

**РОССИЙСКАЯ АКАДЕМИЯ НАУК
ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЦЕНТР
при поддержке
РОССИЙСКОГО ФОНДА ФУНДАМЕНТАЛЬНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ**

МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

(ММРО-9)

Доклады 9-й Всероссийской конференции

**Москва
1999**

Оргкомитет

Председатель: академик РАН Ю.И. Журавлев

Члены оргкомитета:

Рудаков К.В., чл.-корр. РАН

-заместитель председателя оргкомитета

Матросов В.Л., д.ф.-м.н., академик РАО

-председатель программного комитета

Дюкова Е.В., д.ф.-м.н.

-учёный. секретарь конференции

Воронцов К.В.

Горелик А.Л., д.т.н.

Громов А.Н.

Гуревич И.Б., к.ф.-м.н.

Гуров С.И., к.ф.-м.н.

Инякин А. С.

Кондратьев В.В., чл.-корр. РАН

Ларичев О.И., академик РАН

Местецкий Л.М., д.т.н.

Песков Н. В.

Рязанов В.В. д.ф.-м.н.

Сенько О.В. к.ф.-м.н.

Устинин М.А., к.ф.-м.н.

I. Математическая теория распознавания

Об устойчивости алгоритмов групповой классификации

М.Б. Айдарханов, Л.Л. Ла

(Алматы)

Одним из естественных и важных требований предъявляемым к алгоритмам классификации является их устойчивость к изменениям классифицируемого множества объектов. В последнее время, в задачах классификации, широко используются групповые методы, заключающиеся в синтезе результатов, полученных при применении различных алгоритмов к заданной исходной информации, или выбора оптимальных, в некотором смысле, алгоритмов из заданного набора. Данная работа посвящена исследованию вопросов устойчивости алгоритмов групповой классификации. Была исследована приближенная устойчивость алгоритмов групповой классификации относительно уменьшений длины исходного множества объектов, введено понятие (ε, δ) -устойчивости алгоритмов классификации, которое предполагает, что уменьшение длины исходного множества объектов на δ приводит к изменению результатов работы алгоритма классификации не более чем на ε , получена оценка устойчивости алгоритмов групповой классификации.

Существуют различные способы определения групповых классификаций. Для естественно-стандартного представления классификаций мы используем определение в котором групповая классификация является «средней» относительно исходных классификаций: то есть сумма расстояний до них минимальна.

Для структурного подхода к построению групповых классификаций было ведено двоичное представление классификаций и рассмотрена метрика, индуцированная метрикой Хемминга. Нами получена оценка устойчивости алгоритмов групповых классификаций рассмотренных в пространстве классификаций с этой метрикой и зависимость степени этой устойчивости от устойчивости исходных классификаций.

Был также рассмотрен один подход к определению нечетких групповых классификаций. Здесь использовано определение групповой

классификации, для которого сумма квадратов расстояний от нее до исходных классификаций минимальна.

Получена оценка устойчивости алгоритмов нечеткой групповой классификации относительно уменьшений длины исходной выборки объектов. Данная оценка показывает, что алгоритм нечеткой групповой классификации в m раз более устойчив, чем наименее устойчивый из исходных алгоритм классификации.

Об одном методе оценивания числа классов

Н.Н. Апраушева, С.В. Сорокин

(Москва)

Вопрос об оценивании числа классов данного множества наблюдений

$$X^{(n)} = \{X_1, X_2, \dots, X_n\} \quad (1)$$

является самым важным в математической теории классификации.

Одним из надёжных методов решения этой задачи оказался подход, основанный на поведении последовательности значений асимптотических функций правдоподобия множества $X^{(n)}$ при разделении его различным число классов $k, k = k_0 + 1, \dots, t, k_0 \geq 1$.

При фиксированном значении k выражение асимптотической функции правдоподобия имеет следующий вид:

$$L_{ac}(X^{(n)}, k) = \prod_{s=1}^k \pi_s^{n_s} L_s(X^{(n_s)}, \theta_s), \quad (2)$$

где π_s – априорная вероятность, n_s – число объектов, θ_s – неизвестный параметр распределения, $L_s(X^{(n_s)}, \theta_s)$ – функция правдоподобия s -го класса соответственно.

Для оценивания параметров классов неизвестная функция плотности вероятности данной выборки (1) аппроксимируется известными распределениями $f_s(X, \theta_s)$,

$$f(X, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k) = \sum_{s=1}^k \pi_s f_s(X, \theta_s).$$

Затем для каждого фиксированного значения k статистическими методами находятся оптимальные оценки для неизвестных параметров

$\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_k, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k$ по неразделенной выборке (1), которые затем подставляются в выражение (2). Варьируя последовательно значения $k, k = k_0 + 1, \dots, t$, получаем последовательность значений

$$\{L_{ac}(X^{(n)}, k)\}. \quad (3)$$

В этой последовательности выделяется возрастающая подпоследовательность

$$L_{ac}(X^{(n)}, k_0) < L_{ac}(X^{(n)}, k_0 + 1) < \dots < L_{ac}(X^{(n)}, k'), \quad (4a)$$

$$L_{ac}(X^{(n)}, k') > L_{ac}(X^{(n)}, k' + 1). \quad (4b)$$

Тогда за оптимальное значение k k_{opt} принимаем то его наибольшее значение, до которого подпоследовательность в (3) остаётся возрастающей. В силу соотношений (4)

$$k_{opt} = k'.$$

Этот метод оценивает число классов k_{opt} , достаточно удалённых друг от друга. Многочисленные эксперименты, проведённые на выборках из смеси нормальных распределений, подтвердили высокую надёжность рассмотренного метода.

Размытая упорядоченная классификация

Е.В. Бауман

(Москва)

Задачу оценивания множества альтернатив $A = \{a, b, c, x, y, \dots\}$ в некоторой ранговой шкале $V = \{v_1, \dots, v_r\}$, ($v_1 > v_2 > \dots > v_r$) можно рассматривать как задачу построения упорядоченной классификации этого множества, т.е. разбиении множества A на уровни A_1, \dots, A_r , где

$$A_i = \{x \in A | v(x) = v_i\} \quad \left(A_i \subseteq A; A_i \cap A_j = \emptyset, i \neq j; \bigcup_i A_i = A \right).$$

Будем считать, что альтернатива x лучше альтернативы y , если $v(x) > v(y)$. Как известно, введенное таким образом бинарное отношение “лучше” представляет собой слабый порядок (асимметричное, обратно транзитивное бинарное отношение).

В данной работе рассматривается размытая упорядоченная классификация, т.е. предполагается, что ее уровни размыты. Обозначим функцию принадлежности альтернативы x уровню A_i через $\mu(i, x)$ ($i = 1, \dots, r$). Предполагается, что $0 \leq \mu(i, x) \leq 1$, $\sum_i \mu(i, x) = 1$.

Следовательно, функции принадлежности $\mu(i, x)$ данной альтернативы x можно рассматривать, как распределение ее оценок на шкале V .

Таким образом, размытую упорядоченную классификацию можно задавать через вектор-функций принадлежности. Далее и размытая упорядоченная классификация и соответствующий вектор-функция обозначаются через $M(\cdot)$.

Задача сравнения двух альтернатив по размытой упорядоченной классификации сложнее, чем в неразмытом случае. Интуитивно можно предположить, что альтернатива x лучше альтернативы y , если распределение оценок x в некотором смысле лежит выше по шкале V , чем распределение оценок y . Введем следующее определение.

Определение 1. Бинарное отношение $P_{M(\cdot)}$ будем называть отношением “лучше” для размытой упорядоченной классификации, если

$$x P_{M(\cdot)} y \Leftrightarrow \forall k \mid 1 \leq k \leq r, \sum_{i=1}^k \mu(i, x) \geq \sum_{i=1}^k \mu(i, y) \text{ и}$$

$$\exists k^* \mid \sum_{i=1}^{k^*} \mu(i, x) > \sum_{i=1}^{k^*} \mu(i, y).$$

Очевидно, что такое бинарное отношение является транзитивным и асимметричным, т.е. частичным порядком.

Одной из характеристик частичного порядка P является его размерность, т.е. минимальное число m слабых порядков R_1, \dots, R_m , которые в пересечении дают данный частичный порядок P ($P = \bigcap_j R_j$).

Теорема 1. 1) Пусть $M(\cdot)$ - размытая упорядоченная классификация с r уровнями, тогда азмерность $P_{M(\cdot)}$ не более $r - 1$.

2) Пусть m - размерность произвольного частичного порядка P , тогда существует размытая упорядоченная классификация с $m + 1$ уровнями такая, что $P_{M(\cdot)} = P$.

Далее в работе рассматривается два специальных класса размытых упорядоченных классификаций.

Определение 2. *Размытая упорядоченная классификация $M(\cdot)$ называется унимодальным, если для любой альтернативы x функция $\varphi(i) = \mu(i, x)$ является унимодальным.*

Теорема 2. *Пусть m - размерность произвольного частичного порядка P , тогда существует унимодальная размытая упорядоченная классификация с $m + 1$ уровнями такая, что $P_{M(\cdot)} = P$.*

Обозначим через I_n^k интервал чисел $\{n, n + 1, \dots, \min[n + k, r]\}$.

Определение 3. *Размытая упорядоченная классификация $M(\cdot)$ называется k -интервальной если для любой альтернативы x существует интервал $I_n^k(x)$ такой, что функция $\varphi(i) = \mu(i, x)$ равна нулю для любого номера $i \notin I_n^k(x)$.*

Теорема 3. *Пусть $M(\cdot)$ - k -интервальная размытая упорядоченная классификация, тогда размерность $P_{M(\cdot)}$ не более $k - 1$.*

Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований. Грант №99-01-00322.

**Анализ структурированных объектов со случайным числом
подобъектов
В.Б. Бериков
(Новосибирск)**

Рассматривается задача построения решающей функции распознавания образов или регрессионного анализа для объектов, имеющих сложную иерархическую структуру. Указанная задача возникает, например, при компьютерном анализе археологических находок в древних погребальных памятниках [1]. Данные памятники характеризуются наличием большого числа предметов погребального инвентаря различного типа, причем типы этих предметов различаются в разных памятниках. Каждый из этих предметов описывается с помощью набора некоторых характеристик, значения которых часто невозможно точно измерить по причине древности этих предметов.

Задача статистического анализа в случае нечетких или неточных данных рассматривалась в работах [2,3] и др. Использованию логических решающих функций в случае нечетко описанных данных для задачи распознавания образов была посвящена работа [4]. В работе [5] было предложено использовать логические функции в задаче регрессионного анализа для структурированных объектов, имеющих однотипные подобъекты, в случае точно измеренных характеристик объектов и их подобъектов. Аналогичная постановка, для задачи кластер анализа, рассматривалась в [6]. В предлагаемом докладе предлагается использовать логические функции для случая иерархически структурированных объектов различных типов в условиях неточности задания их характеристик, для задачи распознавания образов и регрессионного анализа.

Пусть некоторая область исследований представляется множеством Γ – генеральной совокупностью объектов изучения. Для описания свойств объекта как целого используется набор характеристик X_1, \dots, X_m, Y . Кроме того, пусть каждый объект может состоять из некоторых подобъектов различных типов T_1, \dots, T_L . Каждому типу T_l взаимно однозначно соответствует набор характеристик $X_{l,1}, \dots, X_{l,n_l}$, с помощью которых описываются свойства подобъектов данного типа. Обозначим множество значений характеристики X_j через D_j , $j=1, \dots, n$, множество значений характеристики Y через D_Y , а множество значений характеристики X_{lj} через D_{lj} , $l=1, \dots, L, j=1, \dots, n_l$. Будем полагать, что все характеристики – дискретные с упорядоченным или неупорядоченным множеством значений. В случае, когда некоторое свойство измеряется в количественной шкале, соответствующая характеристика получается разбиением интервала изменения свойства на подынтервалы.

Структуру произвольного объекта a будем задавать в виде дерева A , в котором корневой вершине V соответствует объект в совокупности его подобъектов. Вершине V_l первого уровня соответствует определенный тип T_l подобъектов, $l \in \{1, \dots, L\}$, где L - число данных типов. Каждой вершине V_l^m второго уровня дерева A , смежной с вершиной V_l , где $m=1, \dots, N_l$, соответствует m -й экземпляр подобъекта a_l^m , относящийся к l -му типу.

Статическим назовем такой тип, подобъекты которого всегда присутствуют в каждом объекте из Γ .

Динамическим типом назовем такой тип, подобъекты которого могут как присутствовать, так и отсутствовать в объектах из Γ .

Без ограничения общности можно предположить, что первые по порядку типы T_1, \dots, T_d – динамические, а следующие типы T_{d+1}, \dots, T_L – статические. Рассмотрим также следующее ограничение. Будем полагать, что у каждого

объекта могут присутствовать подобъекты не более чем одного динамического типа. Указателем типа назовем величину $p \in \{0, 1, \dots, d\}$, которая соответствует номеру данного динамического типа ($p=0$, если отсутствуют подобъекты какого-либо динамического типа). Будем полагать, что значение p зависит от $x=X(a)=(X_1(a), \dots, X_n(a))$: $p=p(x)$. Пусть

$$D = \prod_{j=1}^n D_j, \quad U_0, U_1, \dots, U_d - \text{разбиение } D, \text{ (все } U_i \text{ непустые), причем}$$

$$U_i = \prod_{j=1}^n U_{i,j}, \text{ где } U_{i,j} \subseteq D_j - \text{подмножество соседних значений в случае } X_j -$$

упорядоченной, либо любое подмножество значений, если иначе. Тогда положим $p(x)=i$ тогда и только тогда, когда $x \in U_i, i=0, 1, \dots, L$.

Под основной задачей будем понимать построение модели влияния характеристик структурированного объекта на характеристику Y по имеющимся наблюдениям.

Будем полагать, что измерения характеризуются неточностью, связанной либо со свойствами самих объектов, либо с особенностями процесса измерения. Пусть в таблице данных указаны нечеткие множества значений переменных для объектов, а также для их подобъектов (задание данных нечетких множеств проводится путем указания соответствующих функций принадлежности).

Аналогично тому, как это делалось в [4], можно ввести понятие логической решающей функции, с учетом неточности измерений характеристик. Кроме того, аналогично определяется и критерий качества логической решающей функции, который в случае точно определенных данных имеет смысл величины относительной ошибки прогнозирования по обучающей выборке.

Таким образом, исходная задача сводится к нахождению логической решающей функции заданной сложности и оптимизирующей значение критерия качества. Для этой цели можно применять различные приближенные методы дискретного программирования, в частности, описанный в работе [7] алгоритм построения оптимальной логической решающей функции, имеющей вид дерева решений.

Работа поддержана грантом РФФИ № 98-01-00673.

Литература

1. *Дервянко Е.И., Лбов Г.С., Худяков Ю.С., Бериков В.Б. и др.* Компьютерная система анализа данных погребальных памятников эпохи неолита и ранней бронзы. В сборнике: «Интеграционные программы фундаментальных исследований» – Новосибирск: СО РАН, 1998, с. 135 – 143. *Борисов А.Н., Алексеев А.В. и др.* *Обработка нечеткой информации в системах принятия решений* // М: Радио и связь, 1989. – 304 с.
2. *Kruse R., Meier K.D.* *Statistics with Vague Data // Theory and Decision Library. Series B, Mathematical and Statistical Methods.* – Dordrecht-Boston, 1987.
3. *Бериков В.Б., Викентьев А.А.* Анализ неточной экологической информации в классе логических решающих функций. // Труды конференции "Математические проблемы экологии", ИМ СО РАН, Новосибирск, 1994, с.33-38.
4. *Старцева Н.Г., Людвина Н.А.* Регрессионный анализ для структурированного объекта // Докл. РАН. 1996, Т.346. N.5. С. 600-603
5. *Ketterlin A., Gançarski P., Korczak J.* Hierarchical Clustering of Composite Objects with a Variable Number of Components. In: "Learning from Data: AI and Statistics V. Edited by D. Fisher and H.-J. Lenz. Springer – Verlag, 1996. Pp. 229-238.
6. *Lbov G.S., Berikov V.B.* *Recursive Method of Formation of the Recognition Decision Rule in the Class of Logical Functions // Pattern Recognition and Image Analysis, Vol 3, N 4, 1993, pp.428-431.*

О задаче классификации мутационных спектров в генетических последовательностях.

В.Б. Бериков
(Новосибирск)

Проблема изучения мутационных спектров (рядов, содержащих частоты мутаций в определенных позициях генетической последовательности) является достаточно актуальной для биоинформатики [1,2]. Известно, что процессы возникновения мутаций протекают неравномерно. Во многих случаях мутации концентрируются в определённых позициях последовательности – «горячих точках» мутаций. Задача состоит в том, чтобы классифицировать элементы ряда на несколько групп, наиболее близких по частоте мутаций.

Пусть имеется последовательность ДНК, подвергающаяся воздействию факторов окружающей среды, которые вызывают мутацию. Предполагается,

что в одном эксперименте происходит не более одной мутации. Рассмотрим ряд $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$, где x_i – число мутаций для соответствующего элемента последовательности, n – общее число элементов данной последовательности. Обозначим γ_i – вероятность возникновения мутации для i -го элемента последовательности в одном эксперименте. Для i -го элемента N экспериментов представляют последовательность независимых испытаний Бернулли. Предположим, что γ_i могут принимать k различных значений $\theta_1, \dots, \theta_k$, соответствующих определенным классам позиций, в которых происходит мутация, причем k – известно. Пусть p_j – априорная вероятность j -го класса, $j=1, \dots, k$. Таким образом, получим смесь из k биномиальных распределений. Необходимым и достаточным условием идентифицируемости данной смеси при заданном N является: $N \geq 2k-1$ [3].

Общепринятым методом решения задачи расщепления смеси распределений (нахождения наиболее правдоподобных значений θ_j, p_j) является EM-алгоритм [4 и др.]. Для решения поставленной задачи разработана модификация данного алгоритма. Однако результаты работы алгоритма существенно зависят от выбора начальной точки, а найденный экстремум функции правдоподобия является локальным экстремумом. Чтобы улучшить качество решения, предлагается в качестве начальной точки использовать точку, найденную при помощи алгоритма адаптивного случайного поиска глобального экстремума функции [5].

Под *испытанием* будем понимать задание значения вектора параметров в соответствии с некоторым вероятностным распределением, и вычисление соответствующего значения функции правдоподобия. Пусть число испытаний ограничено некоторой величиной. В отличие от равномерного случайного поиска, предлагаемый алгоритм проводит испытания в несколько серий, причем распределение в пространстве параметров зависит от результатов испытаний в предыдущих сериях. Для нахождения этой зависимости используется алгоритм построения дерева регрессии [6].

С использованием разработанного алгоритма проведен анализ нескольких реальных спектров. Результаты показывают, что данный алгоритм позволяет успешно решать задачи классификации мутационных спектров в генетических последовательностях.

Работа поддержана грантом РФФИ № 98-01-00673.

Литература

1. Glazko, G.V., Milanese, L. Rogozin, I.B. *The subclass approach for mutational spectrum analysis: application of the SEM algorithm*. J. Theor. Biol., **192**, 1998, pp. 475-487.

2. *V.B. Berikov, I.B. Rogozin Regression trees for analysis of mutational spectra in nucleotide sequences*. Bioinformatics, 1999, (in press -BIO98N147).
3. *Henry Teicher Identifiability of finite mixtures*. The Annals of Mathematical Statistics, Vol. 34, №4, 1963, 1265-1269.
4. *Шлезингер М.И.* О самопроизвольном различении образов // Читающие автоматы. – Киев: Наукова думка. 1965. – С. 38–45.
5. *Лбов Г.С., Бериков В.Б., Зенкова Н.А.* Экспериментальное сравнение алгоритмов адаптивного поиска глобального экстремума функции. В кн: Труды учредительной конференции международной ассоциации "Нетрадиционные методы оптимизации", Красноярск, 1992, с. 48-52.
6. *Lbov G.S., Berikov V.B. Recursive Method of Formation of the Recognition Decision Rule in the Class of Logical Functions*. Pattern Recognition and Image Analysis, Vol. 3, №4, 1993, pp. 428-431.

Моделирование процесса формирования понятий на основе зрительной информации

М.Н. Вайнцвайг, М.П. Полякова

(Москва)

Целью настоящей работы является построение системы, которая при изначально незнании конкретного смысла сенсорных данных, посредством анализа последовательно наблюдаемых зрительных картин производит формирование понятий и законов, обеспечивающих возможность достаточно полного предсказания дальнейшего хода изменения этих картин и организации на этой основе целенаправленного поведения.

Как и в работе [1], в качестве простейшей модели мира (выбор которой мало влияет на устройство системы), рассматриваются ситуации, подобные игре в бильярд, когда на столе находятся движущиеся шары, тормозящиеся под действием сил трения, отражающиеся от бортов и изменяющие направления и скорости своего движения при соударениях.

Этот мир можно сколь угодно усложнять, вводя другие предметы различного размера, цвета, формы, наделяя их теми или иными функциями взаимодействия и пр. При этом, вводя случайные или какие-либо другие действия, всегда можно сделать так, что процесс изменения картин продолжался бесконечно.

Формирование понятий и законов происходит посредством анализа ситуации - текущей последовательности картин, получаемых при постоянном наблюдении за происходящим.

Вычисление оптического потока (точечных скоростей и ускорений) базируется на установлении поточечного соответствия изображений, отвечающих последовательным моментам времени, и производится в системе на основе предложенного в работах [2,3] пирамидального алгоритма.

Анализ текущих картин основывается на изначально заложенном в систему языке описания понятий и состоит в рекуррентном применении к картинам и другим объектам, получаемым в результате их обработки, набора *операторов*, выполняющих над объектами те или иные преобразования. Каждый оператор применим к объектам определенных типов и приводит к формированию объектов, вообще говоря, других типов.

Типом или *понятием* *A* называется класс объектов, задаваемый какой-либо *характеристикой* (*свойством*). Объекты этого класса называются *представителями понятия A* или *объектами типа A*. На множестве типов определена структура с отношениями: “тип \supset подтип”, причем оператор применимый к типу, применим и к подтипу, но не наоборот. Применение операторов к результатам работы других операторов, т.е. использование суперпозиции операторов, может приводить к построению сколь угодно сложных типов объектов. Примерами типов могут служить характеристики предметов или действий, размерности физических величин и пр.

В системе изначально заложен ряд базовых типов, таких как:

- элемент (объект, точка),
- множество (набор),
- ситуация (последовательность картин с заданным началом отсчета),
- текущая картина,
- точка картины,
- характеристики объектов:
 - числовые переменные (координаты времени и пространства, интенсивность цвета и пр.)
 - логические переменные.

В качестве примеров операторов можно привести следующие.

Преобразование областей:

- выделение границ,
- заполнение контура,
- натягивание выпуклой оболочки,
- гладкая интерполяция линий.
- объединение областей по заданной характеристике,

Измерения:

- расстояние,

- длина,
- площадь,
- направление,
- скорость,
- ускорение,
- координаты,
- среднее значение,
- максимум, минимум,
- число объектов.

Линейная зависимость (регрессия), логарифм, равенство, включение.

Совокупность операторов заложена в системе изначально и в процессе обучения остается неизменной.

Выбор применяемых на каждом шаге операторов зависит как от содержания картины, так и от текущего состояния сформированной на данный момент структуры понятий и определяется рядом промежуточных критериев, управляющих порядком применения операторов в процессе анализа ситуаций.

К таким критериям относятся:

- *мера контраста* (особенности), используемая для выделения мест изображения - границ, точек максимума кривизны и пр., - которые будут подвергаться дальнейшему анализу (частным случаем контраста является *мера сближения (соприкосновение) особенностей*, посредством которой выделяются места взаимодействия объектов).

- *мера рассогласованности предсказания с реальностью*, позволяющая выделять ситуации, в которых построенная на данный момент система законов приводят к ошибкам.

- *оценка качества кластеризации* - разбиения класса объектов на *устойчивые подклассы*. В первую очередь продолжают те ветви дерева анализа, для которых эта оценка максимальна.

- *условная информативность* понятия, т.е. редкость (или уникальность) его представителей внутри области пространства-времени с заданной характеристикой и высокая повторяемость на множестве таких областей (т.е. для различных ситуаций).

Одновременно с анализом ситуаций происходит итеративное накопление статистики выполнения уже построенных к данному моменту понятий, результатами чего является:

- формирование важностей построенных понятий,
- пополнение структуры новыми понятиями,
- формирование законов как понятий, выполняемых во всех наблюдаемых ситуациях.

Работа выполнена при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (код проекта: 99-01-00407)

Литература

1. *Максимов П.В., Вайнцвайг М.Н., Максимов В.В.* Проект системы, обучающейся целесообразному поведению. Математические методы распознавания образов. Тезисы докладов 8-й Всероссийской конференции (ММО-8), Москва. 1997, с. 83-84
2. *Вайнцвайг М.Н., Полякова М.П.* Ассоциативная память и пирамидальный алгоритм установления поточечного соответствия изображений. *Pattern recognition and image analysis*, 1995, 5(2).
3. *Vaintsvaig M.N., Polyakova M.P.* Point-by-Point Correspondence of Images. "Pattern recognition and image analysis", Vol.6, No 4, 1996, pp. 675-681.

Дуальный подход к синтезу алгоритмов распознавания В.И. Васильев, Ю.И. Горелов (Киев, Великие Луки)

Рассматривается проблема адаптивного синтеза распознающего алгоритма в случае, когда исходная обучающая информация предъявляется не сразу, а последовательно по мере ее поступления.

Принцип дуальности был впервые сформулирован в задачах оптимального адаптивного управления. Для задач распознавания образов он формулируется следующим образом: распознающий алгоритм начинает распознавать как только на его входе появляются объекты разных классов, но каждая ошибка распознавания влечет за собой его коррекцию.

Исследуются две постановки задачи дуального распознавания: детерминистская и вероятностная.

Синтез корректного алгоритма дуального распознавания предлагается вести в рамках алгебраического подхода [2], при этом процесс построения алгоритмического оператора сводится к итерационной процедуре, основанной на методах теории редукции [1]. Использование результатов алгебраической теории универсальных и локальных ограничений [3] позволяет выяснить необходимые и достаточные условия разрешимости и регулярности задач дуального распознавания в детерминистской постановке. Показано, что в общем случае (при отсутствии дополнительной априорной

информации о допустимых объектах) задача дуального распознавания в детерминистской постановке неразрешима.

Для случая вероятностной постановки задачи дуального распознавания получены условия останова итерационной процедуры коррекции алгоритма классификации, позволяющие достигать гарантированного уровня ошибки распознавания на любых вновь поступающих на вход алгоритма допустимых объектах при некоторых ограничениях на класс задач.

Литература

1. *Васильев В.И.* Теория редукции в проблемах экстраполяции //Проблемы управления и информатики, 1996, N 1-2, с.239-251.
2. *Журавлев Ю.И.* Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания и классификации/ В кн. Проблемы кибернетики, 1978, вып.33, с.5-86.
3. *Рудаков К.В.* Теория универсальных и локальных ограничений для задач классификации / В кн. Распознавание, классификация, прогноз. М.: Наука, 1988, вып. 1, с.239-251.

О вычислительной сложности получения оценок сходств при распознавании трехмерных разномасштабных объектов

Ю.Г. Васин, Л.И. Лебедев

(Нижний Новгород)

В работе [1] было показано, что вычисление оценок сходств при распознавании трехмерных разномасштабных объектов сводится к решению оптимизационной задачи с параметрами $\alpha, \beta, \gamma, k, \Delta x, \Delta y, \Delta z$, где первые три являются углами Эйлера - Крылова, k - коэффициент масштабирования, а последняя тройка определяет величину смещения $w = (\Delta x, \Delta y, \Delta z)^t$ при совмещении эталона с объектом. Было установлено, что вычислительная сложность нахождения оценок сходств при согласованных описаниях объекта и эталона полностью определяется сложностью решения системы нелинейных уравнений вида

$$M \left[(\xi^o)^t \cdot \frac{\partial A}{\partial \varphi} \cdot \xi \right] = 0, \quad (1)$$

где $\varphi \in \{\alpha, \beta, \gamma\}$, A - матрица размерами 3×3 с ортогональными столбцами и строками, задающая поворот системы координат на углы α, β, γ , а ξ^o, ξ - центрированные координаты точек описаний эталона $w^o = (x^o, y^o, z^o)^t$ и объекта $w = (x, y, z)^t$ соответственно и $\xi = w - Mw$.

В данной работе было установлено, что путем эквивалентных преобразований, система нелинейных уравнений (1) может быть сведена к системе нелинейных уравнений (3), приведенной в [2] и полученной для распознавания трехмерных объектов, выполненных в одном масштабе. В свою очередь в [3] было показано, что последняя система нелинейных уравнений допускает преобразования, позволяющие осуществлять вычисление оценок сходств со сложностью $O(N)$, где N - число узлов сетки по одному из угловых параметров.

Таким образом, сложность вычислений оценок сходств с учетом коэффициента масштабирования форм и без его учета при распознавании трехмерных объектов совпадают с точностью до константы.

Работа выполнена при поддержке РФФИ (проект № 96-15-97220) и ФПЦ «Интеграция» (проект К0392).

Литература

1. Васин Ю.Г., Лебедев Л.И. Распознавание трехмерных разномасштабных фигур. // Проблемы теоретической кибернетики: XII-ая Международная конференция (Нижний Новгород, 17-22 мая 1999 г.): Тез.докл. /М.: Изд-во механико-математического факультета МГУ, 1999, ч.1. С.35.
2. Васин Ю.Г., Лебедев Л.И. Обнаружение и совмещение трехмерных объектов. // Распознавание образов и анализ изображений: новые информационные технологии (РОАИ-3-97): 3-ая Всероссийская конференция: Тез.докл. /Нижний Новгород, НИИ ПМК при ННГУ, 1997, ч.1. С.123-125.
3. Васин Ю.Г., Лебедев Л.И. Оптимизация сложности вычислений оценок сходств при распознавании трехмерных объектов. // Распознавание образов и анализ изображений: новые информационные технологии (РОАИ-4-97): 4-ая Всероссийская конференция с международным участием: Тез.докл. /Новосибирск, Институт автоматизации и электротехники СО АН РФ, 1998, ч.1. С.47-50.

Оптимизация ранговых кодов по метрике в S_N

А.П. Виноградов, И.В. Рязанов

(Москва)

В 1994г. К.Барнер [2] предложил модель фильтрации изображений (set permutation filtering), в основе которой лежит кодирование яркостных форм $S(x)$ в виде подстановок $\pi_x \in S_N$, переводящих упорядочение пикселей окрестности S в вариационный ряд $v_S(r)$, $r=1,2,\dots,N$. Подстановочные фильтры исследовались различными авторами и получили успешные применения в ЦОИ. Известно, что ранговый код π_x неоднозначен, и это вызывает трудности при его использовании. Ниже предлагаются некоторые варианты метрик на группе S_N , позволяющие уменьшить отрицательное влияние неоднозначности кода.

Метрику на S_N введем способом, который используется в нормированных пространствах: $\rho(x-y)=\|x-y\|$. Поскольку S_N невозможно корректно представить в виде линейного пространства над R , построим вспомогательную оценку $\|\pi\|$, $\pi \in S_N$, как подходящий аналог нормы в S_N . При этом удобно пользоваться вещественным унитарным представлением T_N группы S_N : $T^+ = T^T = T^{-1}$, $|\det(T)|=1$, $T(i)=E$ для тождественной подстановки. Положим $\|i\| = \|T(i)\| = 0$, и так определим $\|\pi\|$ для других подстановок $\pi \in S_N$, $\pi \neq i$, чтобы величина $\|\pi\|$ была тем больше, чем сильнее $T(\pi)$ отличается от единичной матрицы E .

В роли $\|\pi\|$ рассматривались выражения:

$$\begin{aligned} & N \times N \\ \|\pi\|_1 &= \sum_{i,j} T_{ij}(\pi)(i-j)^2, & \|\pi\|_2 &= \sum_k C_k(k-1)^2. \end{aligned}$$

Здесь (C_1, C_2, \dots, C_N) - цикловой тип подстановки π , $2(k-1)$ - минимальная длина перемещений в цикле из k элементов. Оценка $\|\pi\|_1$ соответствует "дисперсии" подстановки π , т.е. суммарному квадратичному отклонению элементов $T_{ij}(\pi)$ матрицы $T(\pi)$ от диагонали: $((i,j)-(j,i))^2 = 2(i-j)^2$. Величина $\|\pi\|_2$ зависит только от циклового типа подстановки и может быть выражена через характеры группы S_N .

Оценки вида $\|\pi\|_q$, $q=1,2$ обладают следующими важными свойствами нормы: $\|i\|_q=0$, $\|\pi\|_q > 0$ при $\pi \neq i$, $\|\pi\|_q = \|\pi^{-1}\|_q$. Используя в роли $\|x-y\|$ оценку $\|\pi_{ex}\|$ для связывающей подстановки $\pi_{ex} = \pi_e^{-1} \pi_x$, определим метрику выражением

$$\rho_q(\pi_e, \pi_x) = \min_{\pi_1 \pi_2 \dots \pi_M = \pi_{ex}} \left(\sum_m^M \|\pi_m\|_q \right).$$

Легко проверяется, что величина $\rho_q(\pi_e, \pi_x)$ - настоящая метрика в группе S_N .

Приведем примеры использования метрик $\rho_q, q=1,2$.

Пусть $K^l = \{x_{ml}^j\}_{m=1}^M$ - l -ый класс, состоящий из $M=M(l)$ объектов, представленных в виде векторов $x_m^j = (x_{1m}^j, x_{2m}^j, \dots, x_{pm}^j)$, $P \geq N$ [1]. Требуется выбрать среди C_N^P возможностей подмножество индексов S^* , которому соответствуют наименьшие суммарные различия кодов объектов в пределах класса K^l

$$S^* = \underset{C_N^P}{\operatorname{argmin}} \sum_{x, x' \in K^l} \rho_q(\pi_x, \pi_{x'}).$$

Если объекты x_m^j кластера K^l рассматриваются как искаженные версии некоторого эталона или центрального объекта, то неоднозначность, присущая подстановочным кодам, в коде на основе S^* будет приоритетно использоваться для представления тех искажений, которые проявляются в кластере K^l .

Другой пример связан с построением кодов $\pi_e \in S_N$ для эталонных объектов e^l , представляющих различные классы K^l . В этом случае требуется при заданной конфигурации окрестности S отыскать для каждого $l=1,2,\dots,L$ эталон

$$e^l = (e^l_1, e^l_2, \dots, e^l_N) = \underset{R^N}{\operatorname{argmin}} \sum_{x \in K^l} \rho_q(\pi_e, \pi_x).$$

Вектор e^l выступает в роли центра тяжести кластера K^l , вычисленного в метрике ρ_q . Решение не единственно, поскольку выбор компонент вектора e^l регламентируется только перестановками рангов, допустимыми в S -кодах объектов из K^l . Решение e^l минимизирует общий объем таких перестановок, и в итоге неоднозначность в подстановочном коде $\pi_e \in S_N$, как и в предыдущем примере, в первую очередь используется для представления допустимых в кластере K^l вариаций значений компонент x_{nm}^j .

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, гранты 99-07-90120, 99-01-00433, 97-01-00495, 96-15-96085 и гранта INTAS 96-952.

Литература

1. Журавлев Ю.И. Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания или классификации // Проблемы кибернетики, "Наука", Москва, вып. 33, 5-68 (1978).
2. Barner K.E., Arce G.R. Permutation filters: a class of nonlinear filters based on set permutations // IEEE Transactions on Signal Processing 42 124-136 (1994).
3. Barner K.E., Arce G.R. Design of permutation order statistic filter through

**Взаимодействие оценок в группах S_N и B_N
через индуцированную метрику**

А.П. Виноградов, И.В. Рязанов
(Москва)

Любая N -точечная коса $b \in B_N$ определяет некоторую подстановку $\pi_b \in S_N$ на N -элементном множестве. Тем самым определено естественное отображение $f: B_N \rightarrow S_N$. Если на S_N имеется метрика $\rho_q(\pi_1, \pi_2)$, то посредством f она переносится в B_N : $\rho_q(b_1, b_2) = \rho_q(f(b_1), f(b_2)) = \rho_q(\pi_1, \pi_2)$.

В индуцированной метрике структура B_N оказывается представленной с огрублением, т.к. отображение f игнорирует зацепления, и для любой подстановки $\pi \in S_N$ имеется бесконечно много задающих ее и эквивалентных с этой точки зрения N -точечных кос: $|f^{-1}(\pi)| = \infty$. При этом класс тождественной подстановки $f^{-1}(t)$ - инвариантная подгруппа в B_N , и в действительности отображение f определяет изоморфизм групп S_N и $K_N = B_N / f^{-1}(t)$, инвертирующий порядок сомножителей.

Инверсия в K_N наследуется от "пространственной специализации" группы B_N . Элементы $k \in K_N$ можно рассматривать как подстановки на множестве мест локализации объектов, переставляемых элементами $\pi_k = k^{-1} \in S_N$. В результате любые последовательности трансформаций пространственной шкалы, выраженные в терминах B_N или K_N , переводятся отображением f в обратные последовательности подстановок объектов. Приведем содержательный пример, где эта связь может быть использована непосредственным образом.

Пусть $\rho(\pi_1, \pi_2)$ - метрика на S_N , пригодная для сравнения подстановочных кодов яркостных изображений [1]. Рассмотрим ситуацию, когда элементами B_N описываются траектории световых лучей в неоднородной или текстурированной среде. Система траекторий над областью S размера N может быть представлена в виде случайной последовательности простых компонент $b_w \in B_N$, число компонент W зависит от толщины среды, и полные системы траекторий в среде описываются произведениями $(b_1 b_2 \dots b_W) \in B_N$. Нас интересуют не сами траектории, а те перестановки яркостей пикселей в области S , которые они вызывают. Если индуцированная метрика $\rho(b_1, b_2)$ используется при оценке параметров $b_w \in B_N$, как пространственных искажений, то посредством $f: (b_1 b_2 \dots b_W) \rightarrow \pi_W \dots \pi_2 \pi_1$ эта оценка переносится в S_N , где она может использоваться для описания яркостных искажений (в

терминах рангов), накопившихся при прохождении света через среду. Так, если известна оценка $\rho(i, b) \leq \varepsilon$, $f^l(i) = i \in \mathbf{B}_N$, для единичного пространственного искажения в индуцированной метрике ρ , то для суммарного яркостного искажения автоматически имеем верхнюю оценку $\rho(i, b_1 b_2 \dots b_W) \leq \varepsilon W$. Если при этом b_1, b_2, \dots, b_W нетривиально действуют лишь на непересекающихся фрагментах области S , оценка $\rho(i, b_1 b_2 \dots b_W) \leq \varepsilon W$ является точной и может улучшаться только за счет изменения оценки $\rho(i, b) \leq \varepsilon$. Связь действует и в обратную сторону, если условия для пространственной шкалы, сформулированные выше в терминах $b_w \in \mathbf{B}_N$, заменить аналогичными условиями для вариационного ряда $v_S(r)$.

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, гранты 99-01-00433, 99-07-90120, 97-01-00495, 96-15-96085, и гранта INTAS 96-952.

Литература

1. *Barner K.E., Arce G.R.* Design of permutation order statistic filter through group colourings // IEEE Transactions on Circuits and Systems : Analogous and Digital Image Processing 44 531-548 (1997).

Нечеткие модели распознавания образов в задаче оценивания профессиональной подготовки специалистов

В.Н. Вишняков, В.В. Ланко

(Красноярск)

1. Результативность $S = (S_j, j = \overline{1, M})$ выполнения заданий в социальной и экономической областях обычно не поддается строгой количественной оценке и задается с помощью нечеткого множества $(S_j, \mu(S_j), j = \overline{1, M})$. Пусть (x, z, u, v) - соответственно непрерывные, порядковые, номинальные и нечеткие переменные, характеризующие профессиональную и психологическую подготовку специалистов, а также условия выполнения задания.

Тогда задача оценивания профессиональной и психологической подготовки специалиста сводится к построению модели $S = F(x, z, u, v)$, особенность которой состоит в разнотипности аргументов неизвестного преобразования $F(\cdot)$ и нечеткости его значений.

Для восстановления $F(\cdot)$ существуют исходные данные

$$V = \left\{ (x^i; z^i; u^i; \mu_j(v_j^i), j = \overline{1, N}; \mu_t^i(S_t), t = \overline{1, M}), i = \overline{1, n} \right\}$$

о результатах выполнения n заданий в конкретной области либо об n сценариях описания их реализации в условиях $(x, z, u, \mu_j(v_j))$, $j = \overline{1, N}$. Векторные функции $\mu_j(v_j)$ для N групп нечетких переменных формируются по данным экспертов.

2. Идея синтеза нечеткого алгоритма распознавания профессиональной подготовки специалиста в условиях (x, z, u, v) заключается в непараметрическом оценивании функций принадлежности $\mu_t(S_t / x, z, u, v)$, $t = \overline{1, M}$ по обучающей выборке V . С этих позиций уровень подготовки специалиста, например, “высокий”, если ожидается результативность выполнения задания “высокая” (S_1).

Введем ядерные меры близости $\Phi(x), \Phi(z), \Phi(u), \Phi(\mu_j(v_j))$, $j = \overline{1, N}$ в пространстве признаков (x, z, u) и функций принадлежности $\mu_j(v_j)$, $j = \overline{1, N}$. Номинальные признаки и функции принадлежности нечетким переменным предварительно преобразуются, используя соответственно операции скалярного произведения и среднеквадратического отклонения.

Тогда нечеткая модель оценивания профессиональной подготовки специалистов представляется системой непараметрических статистик

$$\overline{\mu}_t(S_t / x, z, u, v) = \frac{\overline{\mu}_t(S_t / x, z, u, v)}{\sum_{j=1}^M \overline{\mu}_j(S_j / x, z, u, v)}, \quad t = \overline{1, M}, \quad (1)$$

где

$$\overline{\mu}_t(S_t / x, z, u, v) = \sum_{i=1}^n \mu_t^i(S_t) \beta^i(x, z, u, v).$$

Весовые функции $\beta^i(\cdot)$ определяются в виде произведения ядерных мер близости [1]. Причем сумма $\beta^i(\cdot)$, $i = \overline{1, n}$ равна единице.

Оптимизация модели (S) по параметрам мер близости осуществляется в режиме “скользящего экзамена” по исходной выборке V .

В соответствии с моделью (1) каждой ситуации (x, z, u, v) сопоставляется набор нормированных значений непараметрических оценок функций принадлежности ожидаемой результативности выполнения задания.

3. На основе нечетких классификаторов типа (1) рассматривается проблема моделирования процесса обучения. Структуру модели составляют

множества состояний, соответствующих результативности обучения в конкретные интервалы времени его контроля. Взаимосвязь между состояниями процесса смежных уровней структуры восстанавливается с помощью моделей (1). Полученная многоуровневая нечеткая модель позволяет при конкретных условиях обучения формировать наборы временных траекторий результативности обучения.

Литература

1. Ланко А.В., Ченцов С.В., Крохов С.И., Фельдман Л.А. Обучающиеся системы обработки информации и принятия решений.- Новосибирск: Наука, 1996.- 296 с.

Эффективные алгоритмы синтеза монотонных корректирующих операций.

К. В. Воронцов
(Москва)

На предыдущей конференции ММО докладывался метод алгебраического подхода [1], основанный на построении проблемно-ориентированных базисов [2]. Было указано, что в случае монотонной корректирующей операции построение базисного оператора сводится к поиску совместной подсистемы максимального веса в системе неравенств, где каждое неравенство соответствует некоторой паре объектов. Однако ни методы решения этой системы, ни алгоритмы синтеза самой операции не были разработаны. Теперь решение данной проблемы доведено до конца [3].

Напомним, что построение проблемно-ориентированного базиса отличается от классической схемы алгебраического подхода [1] тем, что число базисных операторов наращивается постепенно до достижения заданного качества распознавания, при этом они оптимизируются поочередно с учётом финальной информации и операторов, полученных ранее.

1. Задача построения очередного базисного оператора.

Предложена методика, основанная на сведении системы взвешенных неравенств, соответствующих парам объектов, к оптимизационной задаче, отличающейся от стандартной только значениями весов объектов обучения. Здесь под стандартной понимается задача оптимизации базисного оператора без учёта ранее построенных операторов. Таким образом очередной базисный оператор можно строить любым из уже известных методов, применяемых для выбранной модели алгоритмических операторов. Отметим, что техника такого сведения существенно зависит от природы

множества финальных информаций. В настоящее время она разработана для задач классификации и восстановления регрессии.

2. Задача построения монотонной корректирующей операции ставится как типичная задача аппроксимации: требуется построить монотонную функцию p переменных, проходящую через заданные q точек, где p — число базисных операторов, q — длина обучающей выборки. В случае восстановления регрессии на функцию накладывается дополнительное ограничение непрерывности.

Не всякий набор точек обеспечивает существование монотонной функции. Поэтому на первом шаге к исходным точкам применяется алгоритм монотонизации [3], основанный на исправлении некоторых финальных информаций, при котором минимизируется число дефектных пар точек.

На втором шаге строится собственно монотонная функция. В случае задачи классификации это разрывная ступенчатая функция специального вида (рис. 1). Метод её построения напоминает метод ближайшего соседа и отличается тем, что расстояния вычисляются не до самих точек, а до областей доминирования, связанных с этими точками. Для задачи восстановления регрессии искомая функция определяется в виде суммы $(q-1)$ непрерывных ступенчатых функций аналогичного вида (рис. 2). Доказано, что полученная функция является монотонной и непрерывной. Вычислительные эксперименты показали, что она также является достаточно гладкой (рис. 3). Приводимые здесь иллюстрации получены на тестовой выборке при $p = 2$, $q = 15$.

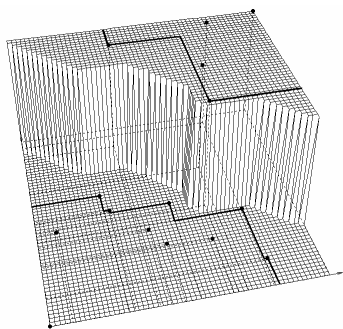


Рис. 1.

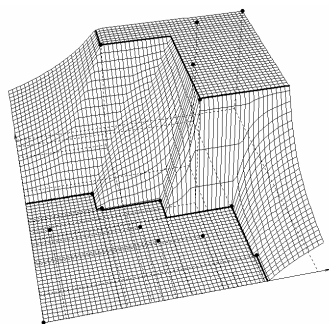


Рис. 2.

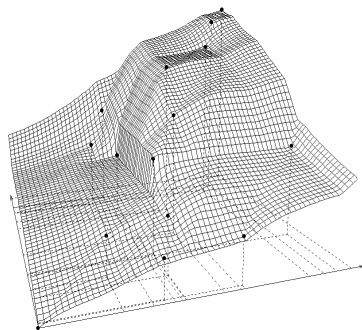


Рис. 3.

Работа выполнена при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (код проекта 96-01-00552).

Литература

1. Журавлёв Ю. И. // Проблемы кибернетики. 1979. Вып. 33.
2. Воронцов К. В. О синтезе проблемно-ориентированных базисов в задачах распознавания // Тезисы конференции ММРО-8. 1997.
3. Воронцов К. В. // ЖВМиМФ. 1998. № 5; 1999. № 12

Об одной задаче анализа многомерных временных рядов

М.К. Герасимов
(Новосибирск-90)

Под временным рядом понимается упорядоченная последовательность наблюдений над каким-либо объектом или явлением. Пусть наблюдения (измерения) проводятся по n переменным – $X_1, \dots, X_j, \dots, X_n$, которые могут быть произвольных типов (бинарные, номинальные, порядковые, вещественные и др.). Пусть из набора $X = \{X_1, \dots, X_j, \dots, X_n\}$ выбрана целевая переменная $Y, Y \in X$. Обозначим ряд наблюдений как $V = \{x_j(t)\}$, где $t = 1, \dots, T$; $j = 1, \dots, n$; $x_j(t)$ – значение переменной X_j в момент времени t ; $y(t)$ – значение переменной Y в момент времени t .

Задача заключается в нахождении на основе анализа временного ряда V закономерностей для оценки значения целевой переменной в некоторый момент времени $T + \Delta T$, где $\Delta T \geq 0$.

Для решения данной задачи наиболее подходящим является класс логических решающих функций. Это следует прежде всего из разнотипности

измеряемых переменных, что не позволяет применять известные методы анализа многомерных временных рядов, использующие в том или ином виде расстояние в пространстве переменных. Кроме того, при нахождении закономерностей из системы $\{X_1, \dots, X_n\}$ выделяется информативная подсистема переменных и выявляются внутренние причинно-следственные связи между различными переменными.

В общем виде логическая решающая функция f представляется в виде пары $\langle \alpha, r(\alpha) \rangle$, где α – разбиение пространства переменных на некоторые множества $E^1, \dots, E^{M(\alpha)}$; $r(\alpha)$ – набор решений о значении целевой переменной, приписываемых соответствующим множествам.

Подробно класс логических решающих функций и способы их построения описаны в работе [1]. Основные принципы алгоритма решения поставленной задачи приведены в [2]. Этот алгоритм использовался для решения ряда прикладных задач.

Пример. Рассматривалась задача выявления зависимостей между засухами на территории Восточно-Европейской равнины и уровнем солнечной активности (среднегодовыми значениями чисел Вольфа). Предполагается, что для успешного прогнозирования достаточно учитывать информацию за предыдущие 11 лет.

Обозначения: $y(t)$ - засухи в год t (запись $y(t)=1$ означает, что засуха в год t была), $x(t-k)$ - среднее значение чисел Вольфа в год $t-k$, $k=1, \dots, 11$.

Всего получено 5 закономерностей:

Если $(x(t-1) > 66.6) \ \& \ (x(t-6) \leq 16.6)$, то $y(t)=1$ с оценкой вероятности 0.82.

Если $(x(t-1) \leq 66.6) \ \& \ (x(t-6) > 66.6) \ \& \ (x(t-2) \leq 30.6)$, то $y(t)=1$ с оценкой вероятности 0.11.

Если $(x(t-1) \leq 66.6) \ \& \ (x(t-6) > 66.6) \ \& \ (x(t-2) > 30.6)$, то $y(t)=1$ с оценкой вероятности 0.71.

Если $(x(t-1) > 66.6) \ \& \ (x(t-6) > 16.6)$, то $y(t)=1$ с оценкой вероятности 0.20.

Если $(x(t-1) \leq 66.6) \ \& \ (x(t-6) \leq 66.6)$, то $y(t)=1$ с оценкой вероятности 0.75.

Для принятия решения можно использовать следующее (естественное) правило: принимается решение, что " $y(t)=1$ " если соответствующая оценка вероятности больше 1/2, и решение " $y(t)=0$ " в противном случае. Проверка показала, что такое решающее правило истинно на 72 процентах контрольной выборки.

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, проект 98-01-00673.

Литература

1. Лбов Г.С. Методы обработки разнотипных экспериментальных данных. Новосибирск: Наука, 1981.
2. Герасимов М.К. Распознавание образов в задачах, связанных с анализом временных рядов. //Труды международной научно-технической конференции (PRIP-99), Минск, 1999.

К синтезу подсемейств корректных алгоритмов распознавания ограниченной емкости

Ю.И. Горелов
(Великие Луки)

Рассматривается задача синтеза подсемейств корректных алгоритмов распознавания ограниченной емкости для некоторого класса регулярных задач в случае, когда пространство допустимых описаний объектов представимо в виде декартова произведения множеств \mathbf{M}_i произвольной природы. Предполагается, что на каждом \mathbf{M}_i может быть задана некоторая структура, используя которую можно определить топологию τ_i . В докладе рассмотрены два случая таких структур: 1) \mathbf{M}_i вложены в некоторые топологические пространства, т.е. τ_i есть относительная топология; 2) \mathbf{M}_i представляет из себя частично упорядоченные множества, тогда на любом конечном подмножестве $\mathbf{M}'_i \subset \mathbf{M}_i$ вводится порядковая топология τ_i путем рассмотрения на \mathbf{M}'_i всех максимальных цепей.

Синтез корректного алгоритма для любой регулярной задачи $\mathbf{Z}(\mathbf{I}_m, \tilde{\mathbf{S}}^q)$ предлагается вести двумя способами. Первый из них является в каком-то смысле аналогом подхода, предложенного В.Л.Матросовым [2], с тем отличием, что в качестве базового семейства алгоритмов может быть использована практически любая полная эвристическая информационная модель, а требование наличия полуметрики на \mathbf{M}_i снимается введением топологии τ_i . Ограниченность емкости подсемейства корректных алгоритмов достигается путем фиксации максимальной степени F -расширения модели.

Второй способ является развитием идей редуционного подхода [1]. На

каждом \mathbf{M}_i рассматривается фундаментальная система окрестностей β_v для каждого $\mathbf{S}^v \in \tilde{\mathbf{S}}^q$. Показано, что если для некоторой $\mathbf{U} \in \beta_v$ справедливы включения: $\tilde{\mathbf{S}}^k \subset \mathbf{U}$; $\tilde{\mathbf{S}}_e \subset \mathbf{U}$ и $|\tilde{\mathbf{S}}^k| > p_0$, где $\tilde{\mathbf{S}}^k \subseteq \tilde{\mathbf{S}}^q$; $\tilde{\mathbf{S}}_e \subseteq \tilde{\mathbf{S}}_m$ и для любого $\mathbf{S} \in \tilde{\mathbf{S}}_e$, $\mathbf{P}_j(\mathbf{S}) = 1$, а p_0 - вычисляемое натуральное число, то существует такое F -расширение конечной степени некоторого подсемейства алгоритмических операторов ограниченной емкости и корректное решающее правило, порождающие корректные алгоритмы распознавания для подкласса регулярных задач, определяемого подмножеством информационных матриц определенной структуры. Показано, что описанная в [1] α -процедура может быть использована для построения таких допустимых описаний объектов распознавания, для которых существуют подсемейства корректных алгоритмов распознавания ограниченной емкости.

Работа выполнена при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований, грант № 99-01-00475.

Литература

1. *Vasilyev V.I.* The Reductional Principle in Pattern Recognition Learning (PRL) Problem// *Pattern Recognition and Image Analysis*, Interperiodica, 1991, vol.1, № 1, pp.23 - 32.
2. *Matrosov V.L., Ivanova E.A.* Classes of Correct Algorithms with Limited Capacity // *Pattern Recognition and Image Analysis*, Interperiodica, 1993, vol.3, № 4, pp.393 - 404.

О создании банка формул в пространстве коэффициентов разложения для решения задач распознавания в широком смысле

Т.А. Горошникова, Ф.Ф. Дедус, Л.И. Куликова

(Пушино)

Обработка данных экспериментов во многих научных дисциплинах содержит такие процедуры, как накопление сигналов, сглаживание высокочастотных помех, получение интегралов или производных от регистрируемых сигналов, умножение сигналов. В связи с этим можно выделить следующие операции с данными экспериментов: суммирование сигналов, их умножение, деление, возведение в степень, дифференцирование и интегрирование, решение на их основе дифференциальных и интегральных уравнений и др.

Обобщенный спектрально-аналитический метод, предлагаемый в работах [1,2], предполагает проводить полную обработку поступающих сигналов (после их аналитического описания) в пространстве коэффициентов Фурье, которые вычисляются в процессе аналитической аппроксимации сигналов при разложении их в ортогональные ряды с использованием модифицированных классических ортогональных полиномов и функций.

Вывод формул, соответствующих типовой обработке сигналов при решении задач распознавания в широком смысле, удобно проводить по следующим направлениям:

- основные операции математического анализа (дифференцирование и интегрирование);
- вывод аналитических зависимостей, позволяющих перемножать, делить, возводить сигнал в степень и извлекать квадратный корень в пространстве коэффициентов разложения, т.е. “алгебра коэффициентов разложения для принятых ортогональных полиномов”;
- получение статистических оценок (корреляционный анализ);
- решение некоторых видов интегральных и дифференциальных уравнений;
- уравнения параметрической идентификации и диагностики исследуемых объектов;
- аналитическое описание одномерных, плоских и пространственных кривых, сжатие объема представления и распознавание изображений.

Расширение областей применения и возможностей ОСАМ требует создание банка формул. Наиболее грамотным способом представления данной информации, по нашему мнению, являются таблицы, к которым предъявляются следующие требования:

- компактность;
- универсальность;
- удобство в использовании при решении различных задач (отсутствие громоздких выводов, наглядность, возможность пользоваться без предварительной соответствующей научной подготовки).

В предлагаемом докладе приведена часть таблиц, в которых охвачены некоторые из вышеупомянутых направлений и показан метод работы с ними.

Выполняемые исследования поддержаны РФФИ, проект № 97-01-00526

Литература

1. Дедус Ф.Ф. Аналитическое представление экспериментальных данных и их обработка. Кибернетика и вычислительная техника. Вып.74, "Наукова думка", Киев, 1987.
2. Дедус Ф.Ф. Комбинированные цифро-аналитические методы обработки данных экспериментов. Материалы III международной школы по автоматизации научных исследований. Пущино, 1990, с.52-77.

Определение поведения динамической системы по траектории ее образа

М.Г. Грибов

(Переславль-Залесский)

В работе предлагается метод, позволяющий решать класс задач, сводимых к задаче определения параметров системы по ее образу в терминах, описанных далее. Дается описание измерительной системы (ИС), программно реализующей этот метод.

Пусть S -наблюдаемая система, для которой существует множество измеряемых признаков, значение которых определяется ее состоянием; I -набор текущих значений признаков, называемых образом системы; P -вектор параметров системы, определяющий ее состояние. Отображение M пространства параметров системы в пространство измеряемых признаков назовем моделью системы. Задачей является определение вектора P по образу I при известной зависимости $I=M(p)$.

Пусть система представляет собой твердое тело в 3D-пространстве, а образ есть его графическое изображение. В этом случае вектор параметров может состоять из трех пространственных и трех угловых координат, задающих состояние системы и ее образ, а задачей является определение координат по изображению объекта.

Вектор P параметров системы может принимать как непрерывные, так и дискретные значения. Если считать, что класс характеризуется вектором параметров, то обсуждаемая задача интерпретируется как задача распознавания образов, в которой требуется отнести образ к одному из классов, то есть найти класс, образ которого наиболее близок к анализируемому. Экстраполируя эту формулировку на нашу задачу, придем к следующему: отнести исследуемый образ к образу системы одного из ее состояний, то есть найти параметры, при которых образ системы наиболее близок к анализируемому. Такой подход позволяет воспользоваться существующими методами распознавания образов, а предлагаемый метод может быть использован для решения классической задачи распознавания.

Предлагается следующий метод решения поставленной задачи. Пусть I_0 – входной образ, по которому требуется определить параметры системы. Известна модель изучаемой системы, то есть функция $I=M(p)$, которая позволяет по вектору параметров найти образ системы. Таким образом, можно построить скалярную функцию $C(I_0, M(p))$, которая будет характеризовать близость образа I_0 к образу системы для параметров p . Задача сводится к поиску глобального минимума построенной функции относительно p . Найденное значение вектора параметров является решением поставленной задачи.

В общем случае при таком подходе к решению возникает ряд сложностей. Так поиск глобального минимума может быть затруднен из-за наличия множества локальных минимумов. Они обуславливаются особенностями самой функции и присутствием шумов на входе ИС. Проблема может быть решена, но ценой больших потерь времени, т.к. для вычисления функции $M(p)$ требуется моделирование системы. Кроме этого могут возникать неоднозначные решения из-за присутствия нескольких минимумов, которые могли бы оказаться ответственными за решение.

Задача значительно упрощается, если производить поиск из определенной точки, для которой известно, что решение лежит в некоторой ее ограниченной окрестности, содержащей только один минимум функции (без учета шумов), являющийся решением. Таким образом, задача сводится к задаче поиска единственного минимума скалярной функции. В настоящее время существует множество алгоритмов для решения этой задачи. При выборе алгоритма поиска минимума следует учесть два главных фактора. Вычисление значения функции и ее производной требует значительных временных затрат. Функция может содержать множество неглубоких локальных минимумов, образованных шумами измерения образа. При реализации данного метода был разработан специальный алгоритм поиска минимума, учитывающий эти особенности.

Отметим две важные характеристики алгоритма. W - область в пространстве параметров системы такая, что, если в ее центре находится точка, с которой начинается поиск, а решение находится внутри этой области, то решение будет найдено с требуемой точностью. Назовем эту область рабочей областью алгоритма. Второй важной характеристикой является время измерения τ , то есть время, за которое решение будет найдено с требуемой точностью. Таким образом, точка, с которой начинается поиск решения, должна находиться в рабочей области (окрестности) решения.

Предложенный подход в большей степени подходит к динамическим системам, состояние которых изменяется во времени непрерывно. Функция

изменения образа системы во времени $I(P(t))$ называется траекторией образа системы. Зная траекторию образа можно определить поведение системы, то есть изменение ее параметров во времени, функцию $P(t)$. Определим условие непрерывности функции изменения состояния системы во времени, то есть функции $P(t)$. Для этого введем понятие интервала измерений Δt как временного промежутка между снятием образов. Непрерывной функцией будет являться функция $P(t)$, которая удовлетворяет условию:

$$P(t) - P(t + \Delta t) \in W.$$

При $\Delta t = \tau$ полученное условие непрерывности является необходимым условием работы алгоритма, т.к. при $\Delta t < \tau$ следующая точка, в которой окажется система, выйдет за пределы рабочей области W , что может привести к некорректной работе ИС.

ИС состоит из отдельных функциональных блоков и модулей. Такое строение значительно упрощает разработку, реализацию и модернизацию системы в целом.

Реализация ИС связана с особенностями конкретного приложения. В Лаборатории Интеллектуального Управления ИЦИИ ИПС РАН¹ решалась задача измерения параметров движущегося 3D-объекта по его графическому изображению в режиме реального времени. Автором на основе разработанного метода была программно реализована ИС² для решения поставленной задачи. Проведенные эксперименты подтвердили состоятельность метода и показали ряд достоинств ИС:

Высокая устойчивость к шумам. Точность определения параметров не падала даже при превышении уровня шума над полезным сигналом.

Устойчивость к размыванию изображения. Система работала нормально при относительно высоком параметре размывания изображения.

Нормальная работа при усечении изображения, то есть при частичном показе изображения объекта. Точность определения параметров не падала при усечении объекта более чем на 50%.

Высокое быстродействие, что позволяет проводить измерения в реальном времени.

Возможность определения нескольких параметров объекта.

В заключение отметим, что в данной работе была сделана попытка описать общий подход к решению определенного круга задач. Предложено

¹ <http://www.botik.ru/~lic/>

² демоверсия программной системы доступна по адресу
<http://www.botik.ru/~lic/demo.zip>

решение конкретной прикладной задачи на основе разработанного метода и программно реализована соответствующая ИС.

Построение алгебр изображений на основе дескриптивного подхода

И. Б. Гуревич, Ю. И. Журавлев, Ю. Г. Сметанин

(Москва)

Рассмотрены истоки, постановки и результаты первого этапа исследований, посвященных формированию алгебраического подхода к анализу и пониманию изображений на основе введенного нового класса алгебр изображений - дескриптивных алгебр изображений [1,2].

Определяемый класс алгебр изображений является одним из последних результатов исследований в области разработки математического аппарата для анализа и оценивания изображений, проводимых в течение ряда лет в лаборатории “Кибернетические методы в информатике” Научного Совета по комплексной проблеме «Кибернетика» Российской академии наук.

Для распространения алгебраической концепции распознавания [3] на случай представления исходной информации в виде изображений необходимо решить задачу построения унифицированной схемы описания изображений, соответствующей алгебраическому подходу. Основная трудность заключается в том, что для изображений нет естественного метода представления в виде набора признаков, используемого в классическом варианте задачи распознавания образов. Задачи построения описаний изображений для применения алгебраического аппарата распознавания формализованы в дескриптивном подходе к анализу изображений [4]. В данной работе дескриптивный подход включен в общую алгебраическую схему с алгебрами над алгоритмами.

Дескриптивная алгебра изображений является специализацией алгебраического подхода к распознаванию образов на случай работы с изображениями. Основное отличие от классического варианта заключается в том, что объектами алгебры являются, наряду с алгоритмами, также и описания входной информации. В общем случае алгебраический формализм должен являться некоторой формальной системой для представления и преобразования изображений, удовлетворяющей следующим условиям:

а) каждый объект является иерархической структурой, построенной с помощью операций алгебры изображений из элементарных объектов;

б) в качестве объектов могут использоваться точки, множества, модели, операции, морфизмы;

в) каждое преобразование является иерархической структурой, построенной с помощью операций алгебры изображений из набора базисных преобразований.

Возникает новый класс алгебр изображений - дескриптивные алгебры изображений. Их алгебраическая специфика определяется тем, что элементами кольца являются и модели изображений, и операции над изображениями. В качестве операций могут использоваться как стандартные алгебраические операции, так и специализированные операции обработки и преобразования изображений, представленные в алгебраической форме.

Определение 1. Пусть задан класс эквивалентных изображений. Моделью изображения называется произвольный элемент этого класса.

Выбор модели должен осуществляться в конкретных ситуациях с учетом специфики решаемых задач. При этом необходимо найти наилучший баланс между сложностью модели и полнотой представления информации, важной для соответствующей прикладной задачи.

Определение 2. Алгебра A называется супералгеброй (или Z_2 -градуированной алгеброй), если она является прямой суммой двух колец, $A = A_0 \oplus A_1$, причем для умножения элементов из разных колец выполняется условие $A_i A_j \subseteq A_{i+j \pmod{2}}$. Под градуированной алгеброй понимается алгебра A , которая представима в виде прямой суммы подпространств $A = \bigoplus_n A_n$ таким образом, что $A_n A_m \subseteq A_{n+m}$. В случае, если сумма \bigoplus_n включает конечное число слагаемых, последнее равенство понимается по модулю P .

Использование супералгебр дает возможность применять алгебраические операции одновременно и к изображениям, и к алгоритмам их обработки и анализа. Возможные варианты дескриптивной алгебры изображений приведены в таблице.

ЭЛЕМЕНТЫ КОЛЬЦА	ОПЕРАЦИИ КОЛЬЦА
Операции алгебры изображений	Стандартные алгебраические операции
Стандартные алгебраические операции	Операции алгебры изображений
Модели изображений	Операции алгебры изображений
Модели изображений	Стандартные алгебраические операции

Табл. Варианты 1 и 2 соответствуют алгебрам алгоритмов, варианты 3 и 4 – алгебрам изображений.

Выбор колец определяет вид дескриптивной алгебры. Для иллюстрации приведем пример дескриптивной градуированной алгебры $A = A_0 + A_1 + A_2 + A_3$ (здесь $P = 4$).

Пусть входными изображениями являются проекции объекта, по которым требуется принять решение о его принадлежности заданным классам. Для распознавания используются алгоритмы преобразования проекций, построения частичных оценок и построения на их основе полной оценки. Пусть кольцо A_0 соответствует операциям алгебры изображений, строящим преобразования входных изображений в некоторые модели, кольцо A_2 соответствует алгоритмам, преобразующим изображения в некоторые векторные оценки, кольцо A_1 соответствует моделям объектов, а кольцо A_3 соответствует числовым оценкам. Тогда полученная дескриптивная алгебра описывает процессы иерархической обработки, в которую включены операции:

- приведения проекций к виду, удобному для дальнейшей обработки (A_0);
- композиции входных проекций с помощью алгебраических операций (A_1);
- построения векторных оценок (A_2) отдельных проекций;
- преобразования этих оценок с целью получения простых числовых оценок (A_3) для всей имеющейся информации.

$$A_0 = \{r^0_1, r^0_2, \dots\}, A_1 = \{r^1_1, r^1_2, \dots\}, A_2 = \{r^2_1, r^2_2, \dots\}, A_3 = \{r^3_1, r^3_2, \dots\},$$

$$r^0_1 r^0_2 \in R_0, r^0_1 r^0_2(I) = r^0_1(r^0_2(I)) = r^0_{12}(I),$$

$$r^0_1 r^1_1 \in R_1, r^0_1 r^1_1(I) = r^0_1(r^1_1(I)) = r^0(m^1_{11}) = m^1_{01}(I),$$

$$r^0_1 r^2_1 \in R_2, r^0_1 r^2_1(I) = r^0_1(r^2_1(I)) = r^2_{11}(I),$$

$$r^0_1 r^3_1 \in R_3, r^0_1 r^3_1(I) = r^0_1(r^3_1(I)) = r^0_1(m^3_{11}) = m^3_{11}(I),$$

$$r^1_1 r^0_1 \in R_1, r^1_1 r^0_1(I) = r^1_1(r^0_1(I)) = r^1_1(I_{(0)}) = m^1_{11}(I),$$

$$r^1_1 r^1_2 \in R_2, r^1_1 r^1_2(I) = m^1_1 m^1_2(I) = r^2_{12}(I) \quad (r^2_{12}: m^1_{11} \rightarrow m^1_{12}),$$

$$r^1_1 r^2_1 \in R_3, r^1_1 r^2_1(I) = r^1_1(r^2_1(I)) = r^1_1(I_{(2)}) = m^3_{11}(I),$$

$$r^1_1 r^3_1 \in R_0, r^1_1 r^3_1(I) = m^1_1 m^3_1(I) = r^0_{11}(I) \quad (r^0_{11}: m^1_{11} \rightarrow m^3_{11}),$$

$$r^2_1 r^0_1 \in R_2, r^2_1 r^0_1(I) = r^2_1(r^0_1(I)) = r^2_{11}(I),$$

$$r^2_1 r^1_1 \in R_3, r^2_1 r^1_1(I) = r^2_1(r^1_1(I)) = r^2_1(m^1_{11}) = m^3_{11}(I),$$

$$r^2_1 r^2_2 \in R_0, r^2_1 r^2_2(I) = r^2_1(r^2_2(I)) = r^0_{12}(I),$$

$$r^2_1 r^3_1 \in R_1, r^2_1 r^3_1(I) = r^2_1(r^3_1(I)) = r^2_1(m^3_{11}) = m^1_{11}(I),$$

$$r^3_1 r^0_1 \in R_3, r^3_1 r^0_1(I) = r^3_1(r^0_1(I)) = r^3_1(I_{(0)}) = m^3_{11}(I),$$

$$r^3_1 r^1_1 \in R_0, r^3_1 r^1_1(I) = m^3_1 m^1_1(I) = r^0_{11}(I) \quad (r^0_{11}: m^3_{11} \rightarrow m^1_{11}),$$

$$r^3_1 r^2_1 \in R_1, r^3_1 r^2_1(I) = r^3_1(r^2_1(I)) = r^3_1(I_{(2)}) = m^1_{11}(I),$$

$$r^3_1 r^3_2 \in R_2, r^3_1 r^3_2(I) = m^3_1 m^3_2(I) = r^2_{12}(I) \quad (r^2_{12}: m^3_{11} \rightarrow m^3_{12}).$$

Использование дескриптивных алгебр изображений повышает эффективность решения таких задач, как построение описаний изображений для их анализа и распознавания, адаптация алгоритмов обработки к специфике прикладных задач, навигация в базах данных и базах знаний, поддерживающих обработку и анализ изображений, распараллеливание обработки и анализа изображений. Они обеспечивают переход от информации в виде изображений к формальным описаниям (моделям), что обеспечивает естественность объединения с алгебраическим аппаратом распознавания образов. Описание изображений на алгебраическом языке дает возможность объединить представления, используемые в алгоритмах распознавания, с представлениями, используемыми в математическом моделировании в тех прикладных областях, к которым относятся обрабатываемые изображения.

Работа выполнена при частичной поддержке Российского фонда фундаментальных исследований, проекты 99-01-00470, 99-07-90411 и 99-01-00433.

Литература

1. I.B.Gurevich, Yu.G.Smetanin, Yu.I.Zhuravlev. Algebras of Images: Research and Applied Problems// Pattern Recognition and Image Analysis: Advances in Mathematical Theory and Applications, 1999, V.9, N 1, pp. 46-48.
2. I.B.Gurevich, Yu.G.Smetanin, Yu.I.Zhuravlev. On the Development of an Algebra of Images and Image Analysis Algorithms // Proceedings of the 11th Scandinavian Conference on Image Analysis in 2 volumes, Kangerlussuaq, Greenland, Denmark, June 7 - 11, 1999, vol. 1. Pattern Recognition Society of Denmark, 1999, pp. 479-485.
3. Ю.И.Журавлев. Корректные алгебры над множествами некорректных (эвристических) алгоритмов. // "Кибернетика", 1977, N4, С. 14 -21; N6, С. 21 - 27; 1978, N2, С. 35 - 43.
4. I.B.Gurevitch, The Descriptive Framework for an Image Recognition Problem, In: Proceedings of the 6th Scandinavian Conference on Image Analysis in 2 volumes, Oulu, Finland, June 19 - 22, 1989, vol. 1. (Pattern Recognition Society of Finland, 1989), pp. 220-227.

Решение задач фильтрации, распознавания и прогнозирования с помощью классических ортогональных базисов дискретного аргумента
Ф.Ф. Дедус, С.А. Махортых, М.Н. Устинин, Ф.Ф. Дедус (мл.)
(Пушино)

Обобщенный спектрально-аналитический метод (ОСАМ) [1] длительное время применяется нами для решения многих актуальных задач, связанных с проблемами распознавания в широком смысле. В основе ОСАМ лежит использование классических ортогональных полиномов и функций непрерывного аргумента для адаптивного аналитического описания исходных данных с целью последующей аналитической обработки.

В настоящее время существует необходимость реализации варианта ОСАМ, основанного на использовании классических ортогональных базисов дискретного аргумента [3].

При такой замене базисов наиболее трудоемкая операция численного интегрирования сложных функциональных зависимостей на цифровой ЭВМ, свойственная базисам непрерывного аргумента, сводится к операциям суммирования дискретных значений функций дискретного аргумента, что является естественным в процессе обработки данных на ЭВМ.

Успешное использование ортогональных базисов дискретного аргумента возможно только при тщательном изучении основных свойств конкретных базисных функций, при исследовании влияния постоянных величин (параметров) в формулах, задающих аналитическое выражение базисных функций. Проводится сравнительный анализ и выявление характера изменений ортогональных базисных функций дискретного аргумента и определяются условия оптимальной реализации алгоритмов обработки данных.

В докладе излагаются основные достижения при обработке данных и удобства реализации алгоритмов на ЭВМ при использовании базисов дискретного аргумента.

Приведены недостатки работы с базисами дискретного аргумента и возможные пути их преодоления.

Указаны наиболее перспективные направления использования предлагаемого математического аппарата при решении задач распознавания.

Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований, проект 97-01-00526.

Литература

1. Дедус Ф.Ф., Махортых С.А., Устинин М.Н., Дедус А.Ф. Обобщенный спектрально-аналитический метод в задачах управления, навигации, распознавания: Учебное пособие, ч. 1. - Серпухов, 1998.

2. *Никифоров А.Ф., Сулов С.К., Уваров В.Б.* Классические ортогональные полиномы дискретной переменной. - М.: Наука, 1985.

3. *Дедус Ф.Ф.* Классические ортогональные базисы дискретной переменной. Коэффициенты разложения и спектральные анализаторы базисов Шарлье и Майкснера: Труды семинара "Спектральные методы обработки информации в научных исследованиях".- Пушкино, 1980.

Диагностика сложных динамических объектов на основе обобщенного спектрально-аналитического метода

Ф.Ф. Дедус, А.Н. Панкратов, Ф.Ф. Дедус (мл.)

(Пушино)

Создание методов контроля исправности и диагностики сложных динамических объектов на основе анализа их выходных динамических характеристик при воздействии на эти объекты тестовых или типовых рабочих сигналов является весьма актуальной и важной темой. Специальный анализ динамических характеристик позволяет наиболее полно и объективно проконтролировать исправное состояние исследуемых объектов, а также установить, в большинстве случаев, причину и место неисправности.

В работе предлагается новый подход к решению этой исключительно важной задачи на основе обобщенного спектрально-аналитического метода, который создан и успешно развивается в настоящее время при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (Проект № 94-01-00226 и Проект № 97-01-00526) сотрудниками Института математических проблем биологии РАН.

Предлагаемый метод контроля и диагностики является итерационным и предназначается для динамических систем общего вида, в том числе нелинейных. Уравнения диагностики строятся на основе интегральных преобразований сигналов и предположения малости изменения параметров. Это приводит к рассмотрению локальных и обобщенных функций чувствительности сигнала и его коэффициентов разложения к изменению параметров. Существует несколько способов построения уравнений диагностики. В работе рассматриваются способы, при которых осуществляется переход от независимых параметров системы к независимым параметрам среди коэффициентов разложения. Эта замена переменных позволяет повысить обусловленность и помехозащищенность контроля за отклонением параметров. Метод также позволяет следить за изменением параметров системы, работающей в режиме реального времени, путем численного построения кривой изменения параметров.

Модель обучения распознаванию, основанная на суперпозиции Колмогорова

В. И. Донской, Г. А. Махина, Р. Е. Нуриев
(Симферополь)

В 1957 году А.Н. Колмогоров опубликовал один выдающийся результат в области функционального анализа [1]:

Теорема (А.Н. Колмогорова). *При любом целом $n \geq 2$ существуют такие определенные на единичном отрезке $E^1 = [0;1]$ непрерывные действительные функции $\psi^{pq}(x)$, что каждая определенная на n -мерном единичном кубе E^n непрерывная действительная функция $f(x_1, \dots, x_n)$ представима в виде $f(x_1, \dots, x_n) = \sum_{q=1}^{q=2n+1} \chi_q \left[\sum_{p=1}^n \psi^{pq}(x_p) \right]$, где функции $\chi_q(y)$ действительны и непрерывны.*

Эта теорема служит обоснованием существования конечной нейронной сети, точно решающей задачи распознавания и прогнозирования и устанавливает наличие принципиальной возможности использовать для построения модели конечное и определенное точно число функциональных элементов. В это число входят $n(2n+1)$ функциональных элементов $\psi^{p,q}$, образующих нижний слой, $2n+1$ функциональных элементов χ_q и $2n+2$ сумматоров. Всего получается $(2n+1)(n+2)+1$ функциональных элементов. Конечная система этих функций обладает *структурной полнотой* в классе непрерывных действительных функций, определенных на n мерном единичном кубе, понимаемой как возможность построения при помощи применения операции суперпозиции из этой конечной системы любой функции из рассматриваемого класса. Действительные функции одного аргумента χ_q являются непрерывными, а действительные функции одного аргумента $\psi^{p,q}$ - непрерывными и монотонно возрастающими. Более узкой информации об этих функциях нет, и при практическом использовании суперпозиции необходимо выбирать функциональные элементы, исходя из дополнительных соображений. Тем не менее, указанная в теореме формула определяет структуру, как показано ниже на рисунке, которая обеспечивает принципиальную возможность построения модели нейронного типа для вычисления любой непрерывной функции определенной на n – мерном единичном кубе. В случае задач распознавания

решающие функции имеют вид $F: X \rightarrow \{0, \dots, (l-1)\}$, где X – признаковое пространство, l – число классов. Не теряя общности, возьмем случай $l = 2$. Предварительное нормирование координат векторов таблицы обучения позволяет получить представление начальной информации, удовлетворяющее условиям теоремы Колмогорова и отыскивать непрерывную на единичном n – мерном кубе функцию f такую, что $f(x_1, \dots, x_n) > 0$ при $F(x_1, \dots, x_n) = 1$ и $f(x_1, \dots, x_n) \leq 0$ при $F(x_1, \dots, x_n) = 0$, что равносильно нахождению функции F .

На основе известных из функционального анализа полных систем (теперь используется понятие, отличающееся от структурной полноты относительно суперпозиции, и речь идет о возможности аппроксимации непрерывных функций линейными комбинациями базисных функций) можно решать задачу обучения распознаванию, используя многочлены Лежандра, Лагерра, Эрмита, системы функций Хаара, Радемахера и другие. Однако такой подход связан с аппроксимациями вида

$$F(x) = \sum_{i=1}^{\infty} a_i \varphi_i(x), \text{ где } \{\varphi_1, \varphi_2, \dots\} \text{ – базисные функции, и требует при}$$

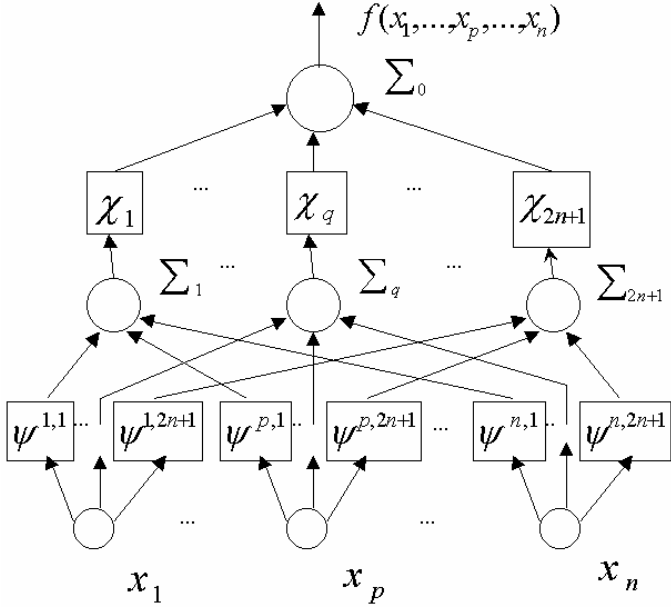
практическом использовании применять конечные суммы, вычисляя

$$\hat{F}(x) = \sum_{i=1}^M a_i \varphi_i(x), \text{ где } M \text{ – число членов разложения. Параметрический}$$

подход к обучению на основе выбранной базисной системы функций связан с необходимостью отыскания значений коэффициентов разложения a_i и оцениванием числа M элементов суммы, достаточных для построения правила распознавания с требуемым качеством.

Сравним модели АВО [2] с суперпозицией Колмогорова с целью интерпретации структуры этой суперпозиции с точки зрения эвристического обоснования элементов модели вычисления оценок. *Опорным множествам* соответствуют следующие классы функций. Например, если опорное множество является тупиковым тестом $\{i_1, \dots, i_r\} \subseteq \{1, \dots, n\}$, то $\psi^{p,q}(x_p) = \gamma_{p,q} x_p$ при условии $p \in \{i_1, \dots, i_r\}$ и $\psi^{p,q}(x_p) = 0$ - в противном случае. Здесь $\gamma_{p,q}$ - вес переменной по q –му опорному множеству. Такое задание не противоречит монотонности. Сумматоры второго слоя вместе с функциями χ_q вычисляют *оценки по опорным множествам*. Эти оценки *должны быть нелинейными*, чтобы класс функций, в котором отыскивается решение, был достаточно содержательным (суперпозиция линейных функций даст линейную функцию). *Функции близости* можно представить

введенными по координатно, взяв $\psi^{p,q}(x_p) = \gamma_p(x_p - \mu_p)$, где μ_p – некоторое эталонное значение координаты. Покоординатная оценка близости является следствием уникальной особенности суперпозиции – построением ее из функций одной переменной (не считая суммирования). Оценки по классам алгебраически суммируются (элемент \sum_0) или сеть строится для каждого класса и применяется мажоритарное решающее правило. Выбор функций χ_q – удел эвристики. Они должны быть непрерывными, но не обязательно монотонными, как функции $\psi^{p,q}$. Например, можно выбрать $\chi_q(z) = A_q \exp(-z^2)$, $\chi_q(z) = A_q z^2 \text{sign}(z)$ и другие функции, где A_q – параметр.



Суперпозиция Колмогорова определяет вычислительную структуру, хорошо согласуемую с эвристическими моделями теории распознавания, не требует оценивания числа функциональных элементов и позволяет обеспечить представление результата – решающей функции – в явном аналитическом виде. Выбор вида функций одной вещественной переменной, необходимый для реализации модели на основе суперпозиции Колмогорова, остается эвристическим элементом. Дополнительная информация о свойствах объектов может служить основой для сужения класса искомых

функций, повысить степень адекватности модели и надежность результатов принятия решений.

Литература

1. Колмогоров А. Н. ДАН СССР, 1957, 114, N5, с. 953-956.
2. Журавлев Ю. И. Проблемы кибернетики, 1978, 33, с.5-68.

Методы коллективной многовариантной экспертизы с использованием алгоритмов кластерного анализа

А.А. Дорофеев, Л. А. Алёшина

(Москва)

В настоящее время экспертные методы широко используются для поддержки принятия управленческих решений в условиях, когда множество оцениваемых альтернатив заранее не определено, критерии оценки носят, в основном, качественный характер, а сами альтернативы описываются данными с пропусками и искажениями как статистического, так и целенаправленного характера.

В докладе предлагается новый метод экспертного оценивания - коллективная многовариантная экспертиза. Была предложена концепция коллективной многовариантной экспертизы [1], базирующаяся на следующих принципах:

- экспертиза проводится в экспертных комиссиях, число которых не меньше числа различных точек зрения на исследуемую проблему;
- в одну и ту же комиссию должны включаться эксперты, имеющие близкие точки зрения на исследуемую проблему;
- в каждой комиссии работают эксперты, не имеющие конфликтных взаимоотношений;
- для коллективной экспертизы отбираются условно компетентные эксперты (это такие эксперты, которые считаются компетентными для экспертов из этой же комиссии);
- организация и проведение экспертизы, обработка экспертных оценок, формирование результатов экспертизы должны проводиться специальной консалтинговой группой, независимой и незаинтересованной в результатах экспертизы.

Концепция была реализована в рамках специальной методики формирования экспертных комиссий. Методика включает 5 основных разделов (этапов): выявление кандидатов для работы в экспертных комиссиях; выявление существенно различных точек зрения; определение

групп неконфликтующих экспертов; оценка условной компетентности экспертов; формирование экспертных комиссий.

Для формирования списка кандидатов-экспертов предлагается использовать стандартные схемы типа "снежный ком". На этапе выявления различных точек зрения все эксперты- кандидаты заполняют специальные анкеты и с ними проводятся интервью. Записи интервью обрабатываются с помощью контент-анализа, результаты его проведения, так же как и ответы на вопросы анкет кодируются в заранее выбранных шкалах (в основном, ранговых). В итоге точка зрения каждого из n кандидатов в эксперты характеризуется набором из k признаков, и все точки зрения определяются в виде набора n векторов в k -мерном пространстве точек зрения X . Если состав и шкалы признаков, характеризующие точки зрения экспертов, выбраны адекватно исследуемой проблеме, то эксперты, имеющие сходные точки зрения будут иметь близкие значения параметров. Таким образом, задача выявления групп экспертов со сходными точками зрения сводится к задаче кластер-анализа n векторов в k -мерном пространстве X на K_l групп A_j . На этапе выявления групп неконфликтующих экспертов каждый эксперт заполняет специальные анкеты, вопросы которых (в основном, косвенные) связаны со взаимоотношениями либо этого эксперта с остальными, либо между другими экспертами. После кодировки ответов в соответствующих шкалах вся информация о взаимоотношениях экспертов представляется в виде n матриц отношений B_j , $j=1, \dots, n$, каждая из которых отражает отношение j -го эксперта к остальным. Каждая из этих матриц обрабатывается независимо. Вначале все строки матрицы разбиваются с помощью алгоритма кластер-анализа на d групп, что соответствует разбиению $n-1$ эксперта в k -мерном пространстве взаимоотношений с j -ым экспертом на d групп. Полученные группы с помощью специально разработанной процедуры упорядочиваются по степени "неконфликтности" с j -ым экспертом. Затем это упорядочение с помощью выбранного порога заменяется на бинарную ранжировку (конфликтный-неконфликтный) и, соответственно все эксперты разбиваются по отношению к j -ому на две части - конфликтные с ним и неконфликтующие. Так обрабатываются все n матриц B_j . Результаты обработки сводятся в матрицу отношений V , каждый элемент которой (равный либо 0, либо 1) характеризует конфликтность взаимоотношений соответствующей пары экспертов. Затем матрица V с помощью алгоритма диагонализации так разбивается на p подматриц (групп) V_1, \dots, V_p , чтобы сумма их элементов (т.е. суммарная оценка конфликтности) была минимальной. Такое разбиение порождает разбиение экспертов на группы неконфликтующих. В рамках этого разбиения проводится оценка условной компетентности экспертов. Для этого каждому эксперту

предлагается оценить компетентность (в баллах) всех экспертов, попавших в одну группу с ним. Для каждого эксперта подсчитывается среднее значение оценок его компетентности и значение нижней границы доверительного интервала для этого среднего. Если оно оказывается меньше заданного порога, то эксперт считается условно некомпетентным. На заключительном этапе производится формирование экспертных комиссий. Для этой цели для каждой группы A_j из разбиения экспертов по точкам зрения строится пересечение со всеми группами $V_i, i=1, \dots, p$ по неконфликтности. В результате получается набор групп E_{i1}, \dots, E_{ip} , среди которых выбирается группа с максимальным числом входящих в нее экспертов. Эксперты входящие в эту группу и составляют i -ую экспертную комиссию и представляют соответствующую точку зрения.

Были разработаны методика и процедуры работы экспертных комиссий на этапах анализа и выработки локальных предложений. В частности разработана методика и процедура перекрестной экспертизы - обсуждение и оценка в каждой комиссии локальных предложений других комиссий.

Разработанная методология мультигрупповой многовариантной экспертизы использовалась при решении ряда прикладных задач, в частности при совершенствовании системы регионального управления пассажирскими перевозками и системы регионального здравоохранения. В рамках этой методологии были разработаны специальные процедуры структуризации и ранжировки информации, базирующиеся на алгоритмах размытого кластерного анализа [2].

Настоящая работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований, грант № 9901-00869

Литература

1. *Дорофеев А.А. Методы мультигрупповой многовариантной экспертизы в задачах поддержки принятия решений.* - Материалы международной научно -практической конференции "Управление большими системами". Москва, СИНТЕГ, 1997.
2. *Bauman E.V., Dorofeyuk A.A. Recursive Fuzzy Clustering.* In: "Intelligent Techniques and Soft Computing". Verlag Mainz, Aachen, 1997.

Методы кластерного анализа многомерных динамических объектов

А.А. Дорофеев, А.Л. Чернявский

(Москва)

При исследовании технических, социально-экономических и медико-биологических систем возникает проблема анализа многопараметрической

информации, изменяющейся во времени. Использование обычных методов кластерного анализа в такой ситуации практически невозможно.

В докладе предложена постановка задачи кластерного анализа динамических объектов, в которой каждый объект по каждому параметру характеризуется не одним его значением в некоторый момент времени, а целым набором таких значений для некоторой последовательности моментов времени (траекторией). В рамках вариационного подхода разработан соответствующий алгоритм кластеризации динамических объектов. Проведен всесторонний теоретический анализ этого алгоритма. Показано, что оптимальную классификацию можно искать в достаточно узком классе так называемых эталонных, причем сама оптимальная классификация определяется градиентом исходного функционала (критерия качества). В достаточно общих предположениях доказана теорема о сходимости алгоритма, обеспечивающая стационарность предельного значения функционала.

Конкретизация общей задачи производится для различных видов функционала качества. Рассмотрены различные варианты моделей траекторий эталонных классификаций, а также три варианта меры близости для них.

Рассмотрены различные схемы порождения данных в подобных задачах, из них наиболее используемым в приложениях является способ увеличения числа объектов за счет использования скользящего "окошка" фиксированной длины для просмотра периода времени куба данных (куб с осями "объект-параметр - время").

Предложенная новая модель анализа реализована в виде специального блока в составе компьютерной информационно-аналитической системы управления широким классом прикладных объектов.

Настоящая работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований, грант № 9901-00869

Решение задачи таксономии на основе построения σ -покрытий.

Е.В. Дюкова, А.С. Инякин

(Москва)

В ряде задач классификации возникает необходимость разделить совокупность объектов на «однородные» группы (классы). Особенность заключается в отсутствии обучающей информации, поэтому полезность получаемого решения напрямую зависит от введённого при решении понятия «однородность» объектов, или, более точно, «мера близости». Задачи такого типа называют задачами таксономии или кластеризации.

Для решения этого класса задач в случае целочисленной информации предлагается использовать алгоритм, основанный на построении (тупиковых) σ -покрытий целочисленной матрицы [1,2].

Пусть T - матрица размера $m \times n$ с элементами из $\{0,1,\dots, k-1\}$, $k \geq 2$ и $\sigma = (\sigma_1, \dots, \sigma_r)$, где $\sigma_i \in \{0,1,\dots, k-1\}$, $r \leq n$.

Набор из r различных столбцов матрицы T назовем σ -покрытием матрицы T , если подматрица T' матрицы T , образованная столбцами этого набора не содержит строку $(\sigma_1, \dots, \sigma_r)$; σ -покрытие назовём тупиковым, если T' содержит строки $(\bar{\sigma}_1, \sigma_2, \sigma_3, \dots, \sigma_{r-1}, \sigma_r)$, $(\sigma_1, \bar{\sigma}_2, \sigma_3, \dots, \sigma_{r-1}, \sigma_r)$, \dots , $(\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \dots, \sigma_{r-1}, \bar{\sigma}_r)$.

Рассмотрим ситуацию, когда определяется степень принадлежности объекта S к группе объектов M . Наличие в описании S и некоторых объектов из M одинакового набора значений признаков не даёт справедливого суждения о принадлежности исследуемого объекта к множеству M . И в то же время, если описание S содержит набор значений признаков, который не присутствует в описании ни у одного объекта из M , то можно сказать что объединение S и M нарушает внутреннюю структуру множества M . Таким образом, рассматривая различные комбинации значений признаков, не содержащихся в описаниях объектов из M (или σ -покрытий соответствующей матрицы), можно оценить близость объекта S к множеству M .

Приводимые выше рассуждения позволяют ввести меру близости объекта к множеству M как число покрытий множества M , не сохраняющихся при добавлении к M объекта S .

В случае, когда множество M состоит из одного объекта S' , то введённая мера близости совпадает с расстоянием Хемминга между парой объектов S и S' .

Отличительной особенностью данного метода является то, что при решении задачи не нужно подбирать функцию расстояния, которая не всегда может быть достаточно простой для вычисления.

При решении задач в которых признаки достаточно сильно отличаются по значности, возможно использование следующей модификации алгоритма:

Семейством тупиковых σ -покрытий образованным столбцами с номерами j_1, \dots, j_r множества M будем называть множество тупиковых σ -покрытий образованных столбцами j_1, \dots, j_r . Тогда введённая мера близости будет определяться как число семейств покрытий множества M не сохраняющихся при добавлении объекта S .

Был построен алгоритм кластеризации который тестировался на информации социологического опроса и сравнивался с алгоритмом основанным на вычислении расстояния Хемминга. Анкета состояла из 100 вопросов - 100 признаков, в опросе приняло участие 800 респондентов. Все респонденты были разбиты на четыре класса по ключевому вопросу анкеты «Ваше отношение к партии А», с четырьмя вариантами ответов: симпатия, равнодушие, неприязнь и трудно сказать. Для каждого теста выбиралась небольшая группа респондентов из каждого класса, затем проводилось новое разбиение на классы. В большинстве случаев построенный алгоритм оказался предпочтительнее алгоритма основанного на вычислении расстояния Хемминга [3].

Работа выполнена при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (проект № 98-01-00596).

Литература

1. Дюкова Е. В. Алгоритмы распознавания типа «Кора»: сложность реализации и метрические свойства // Распознавание, классификация, прогноз (математические методы и их применение). Москва «Наука», 1989 вып. 2, С. 99-125.
2. Djukova E. V., Zhuravlev Yu. I. Discrete Methods of Information Analysis in Recognition and Algorithm Synthesis // Pattern Recognition and Image Analysis. MAIC Nauka / Interperiodika Publishing, Moscow, Vol 7, No 2, 1997, pp. 192-207.
3. Дуда Р. О., Харп П. Е. Распознавание образов и анализ сцен // «Мир» Москва 1976 г.

Эффективные формулы вычисления оценок для алгоритмов распознавания с произвольными системами опорных множеств.

А. Г. Дьяконов
(Москва)

В работе предлагается новый метод вывода формул вычисления оценок в алгоритмах голосования [1]. Формула для вычисления оценки по классу K_i

преобразуется к виду:
$$\Gamma_j(S) = \frac{1}{N} \frac{1}{\mu_j} \sum_{S_i \in K_j \cap \{S_1, \dots, S_m\}} w^i \cdot \Phi_{\Omega_i}(S, S_i),$$
 где

$$\Phi_{\Omega_i}(S, S_j) = \sum_{\{\tilde{\omega}\} \leftrightarrow \Omega_i} (\bar{w} \cdot \tilde{\omega}) \cdot B_{\tilde{\varepsilon}}(\tilde{\omega}S, \tilde{\omega}S_j).$$

Для получения эффективной формулы вычисления $\Phi = \Phi_{\Omega_A}(S, S_y)$, используется описанный впервые в [2] принципиальный способ развертывания формул по д.н.ф. характеристической функции системы опорных множеств :

$$f_{\Omega}^A(\tilde{\omega}) = K_1 \vee \dots \vee K_k, K_i = x_{i_1}^{\sigma_{i_1}} \cdot \dots \cdot x_{i_q}^{\sigma_{i_q}}, x^{\sigma} = \begin{cases} x, \sigma = 1, \\ \bar{x}, \sigma = 0. \end{cases}$$

Тогда система опорных множеств представима в виде объединения k интервалов: $\Omega_A = I_1 \cup I_2 \cup \dots \cup I_k$.

В случае $k=1$, когда система опорных множеств образует интервал в E^n , справедливы следующие утверждения:

Утверждение 1. (о сведении к задаче с единичным вектором)

Пусть S и S_y - допустимые объекты, $\tilde{\delta} = \tilde{\delta}(S, S_y) = (\delta_1, \dots, \delta_n) \neq (1, 1, \dots, 1)$, $\Omega_A = I$ - интервал в E^n ($\tilde{\omega}_I$ -его характеристический вектор), тогда или $\Phi = \Phi_{\Omega_A}(S, S_y) = 0$ (для этого достаточно выполнения неравенства $(\tilde{\omega}_I \cdot \tilde{\delta}) > 0$), или наша задача по нахождению $\Phi = \Phi_{\Omega_A}(S, S_y)$ может быть сведена к решению задачи с интервалом I^* в E^n , $n^* < n$, и с $\tilde{\delta}^* = (1, 1, \dots, 1)$. Причем решение новой задачи $\Phi_{I^*} = \Phi_I$ (с точностью до переименования признаков).

Утверждение 2. Пусть $\tilde{\delta} = (1, 1, \dots, 1)$, I - интервал с характеристическим вектором $\tilde{\omega}_I = (\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n)$ и размерностью t , тогда

$$\Phi_I = 2^m \cdot \sum_{i: \gamma_i=1} w_i + 2^{m-1} \cdot \sum_{i: \gamma_i=2} w_i .$$

В общем случае при построении искомой формулы используется принцип включения- исключения, откуда следует теорема :

Теорема.(основная)

Пусть система опорных множеств Ω_A представима в виде объединения k интервалов: $\Omega_A = I_1 \cup I_2 \cup \dots \cup I_k$, I_i -интервал в E^n ($\tilde{\omega}_{I_i} = (\alpha_1^i, \dots, \alpha_n^i)$ -его характеристический вектор), n - число признаков, w_i - вес i -ого признака ($i=1, 2, \dots, n$); S и S_y - допустимые объекты и $\tilde{\delta} = \tilde{\delta}(S, S_y) = (1, 1, \dots, 1)$. Функция близости $B_{\tilde{\omega}}(S, S_y) = B_{\tilde{\varepsilon}}(\tilde{\omega}S, \tilde{\omega}S_y)$. Тогда

$$\Phi_{\Omega_i}(S, S_y) = \sum_{t=1}^n w_t \left[\sum_{j=1}^k (-1)^{j+1} \left(\sum_{\substack{1 \leq i_1 < \dots < i_j \leq k \\ (\tilde{\omega}_{i_1} \circ \dots \circ \tilde{\omega}_{i_j})_t = 1}} 2^{m_{i_1 \dots i_j}} + \sum_{\substack{1 \leq i_1 < \dots < i_j \leq k \\ (\tilde{\omega}_{i_1} \circ \dots \circ \tilde{\omega}_{i_j})_t = 2}} 2^{m_{i_1 \dots i_j} - 1} \right) \right],$$

где $m_{i_1 i_2 \dots i_j}$ - размерность интервала $I_1 \cap I_2 \cap \dots \cap I_j$.

Отметим, что принципиально формула может быть развернута по любой д.н.ф., но для д.н.ф., составленной из большого числа конъюнкций сложность формулы будет также большой. Не требуется построения кратчайшей или минимальной д.н.ф., что, как известно, является весьма трудной задачей. Однако, при построении д.н.ф. следует использовать методы минимизации.

Литература

1. Ю. И. Журавлев. Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания или классификации // Сб. Проблемы кибернетики, 1978, вып.33, С. 5-68.
2. И. Б. Гуревич, Ю. И. Журавлев. Минимизация булевых функций и эффективные алгоритмы распознавания // Кибернетика, 1974, №3, С. 16-20.

Оценка критерия информативности фишеровского типа в условиях ограниченности ресурсов

М.М. Камиров, А.Х. Нишанов, Б.Б. Акбаралиев

(Ташкент)

В докладе приводится оценка эффективности признаков при ограниченных ресурсах для критерия информативности фишеровского типа [1].

Пусть Λ^ℓ - множество всех ℓ - информативных векторов, т.е.

$$\Lambda^\ell = \left\{ \lambda \in R^N : \lambda^i \in \{0;1\}, i = \overline{1, N}, \sum_{i=1}^N \lambda^i = \ell \right\}$$

Введем функцию $F(\ell) = \max_{\lambda \in \Lambda^\ell} I(\lambda)$ где $I(\lambda)$ критерий информативности

фишеровского типа [1].

Для функции $F(\ell)$ доказана следующая

Теорема 1. Функция $F(\ell)$ не возрастает при увеличении аргумента ℓ .

Пусть $\Lambda^\ell(c_0) = \{\lambda \in \Lambda^\ell : (\lambda, c) \leq c_0\}$ - множество ℓ - информативных векторов при ограниченных ресурсах, где $c = (c^1, c^2, \dots, c^N)$ N - мерный вектор с неотрицательными компонентами, C_0 некоторое число, тогда для функции $F(\ell) = \max_{\lambda \in \Lambda^\ell(c_0)} I(\lambda)$ также верна сформулированная выше теорема.

Литература

1. Камиллов М.М., Нишанов А.Х. Об оценке эффективности критерия информативности фишеровского типа // Известия АН УзССР. 1991, №1, с.3-6.

Об одном методе прогнозирования временных рядов М.М. Камиллов, А.Х. Нишанов, И.Т. Пак (Ташкент)

Пусть $\tilde{x}(t)$ - наблюдаемая на отрезке $t \in [a, b]$ скалярная функция, заданная с некоторой погрешностью и, возможно, с частичной потерей информации. Требуется спрогнозировать поведение функции на отрезке $[b, b + \ell]$, где $0 < \ell \ll b - a$. Пусть D - то подмножество отрезка $[a, b]$, где функция $\tilde{x}(t)$ определена (т.е. наблюдаема). Обозначим: $h = (b - a)/4$, $A = a - h$, $B = b + h$, $T = [A, B]$, $\rho_G(x, y) = \int_G [x(t) - y(t)]^2 dt$, $J_G[x] = \int_G [x'''(t)]^2 dt$.

Рассмотрим переключающееся во времени дифференциальное уравнение 6-го порядка с параметром $\lambda \in (-\infty, \infty)$

$$\begin{cases} x(t) + e^{\lambda} x^{VI}(t) = \tilde{x}(t), & t \in D \\ x^{VI}(t) = 0, & t \in T \setminus D \end{cases} \quad (1)$$

с краевыми условиями:

$$x'(A) = x'''(A) = x^V(A) = 0, \quad x'(B) = x'''(B) = x^V(B) = 0 \quad (2)$$

Доказано [1], что решение данного уравнения $X_\lambda(t)$ является наигладчайшей кривой в смысле функционала гладкости $J_T[x]$ среди всех кривых, находящихся в $\rho_D(\tilde{x}, x_\lambda)$ - окрестности наблюдаемой кривой $\tilde{X}(t)$ и удовлетворяющих краевым условиям (2).

Обозначим через $R_\lambda[\tilde{x}(\cdot), T, D]$ оператор, порождающий решение $x_\lambda(t)$. Он представляет собой параметризуемый сглаживающий фильтр с

параметром сглаживания $\lambda \in (-\infty, \infty)$. При $\lambda \rightarrow -\infty$ решение $x_\lambda \rightarrow \tilde{x}$, при $\lambda \rightarrow \infty$ решение x_λ превращается в плавный тренд.

Для решения задачи прогнозирования предлагается метод разложения исходной кривой на колебательные составляющие. Для некоторой убывающей последовательности $\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2, \dots$ (обычно $\lambda_i = 5 - 0,1 \cdot i$) строятся соответствующие решения x_0, x_1, x_2, \dots , где $x_i = R_{\lambda_i}[\tilde{x}(\cdot), T, D]$.

Обозначим $z_i(t) = x_i(t) - x_{i-1}(t)$, $i = 1, 2, \dots$, $t \in D$. Тогда можно разложить

$$\tilde{x}(t) = x_0(t) + z_1(t) + z_2(t) + \dots, \quad t \in D \quad (3)$$

Соседние кривые $x_i \cap x_{i-1}$ многократно взаимно пересекаются и образуют характерную витую пару. Их разность z_i представляет собой достаточно однородный колебательный процесс в окрестности нуля. Для продолжения составляющей z_i на весь расширенный интервал T находится средний период колебания. Каждый отдельный цикл растягивается или сужается по ширине до среднего периода, затем находится усредненный цикл. После чего, составляющая z_i циклически продолжается на весь интервал T .

Процесс остановки во многом зависит от частотных характеристик шума. Обычно на практике характеристики шума неизвестны. Поэтому в качестве критерия остановки предлагается использовать количество точек перегиба исходной функции \tilde{x} . Процесс следует остановить на шаге, когда количество нулей составляющей z_i достигнет половины количества точек перегиба.

Литература

1. *Камилов М.М., Пак И.Т.* Об одном методе сглаживания без искажений на границах. // Докл. АН РУз, 1997, №9, с.15-17.

Эвристические методы и критерии оценки качества признаков и их наборов

М.М. Камилов, Ш.Х. Фазылов, А.Х. Нишанов
(Ташкент)

При решении большинства практических задач распознавания образов возникает необходимость выбора информативных признаков. В этих случаях часто используется эвристические методы и критерии, которые базируются на основополагающей в распознавании образов гипотезе компактности: с

увеличением расстояния между классами улучшается их разделимость. «Хорошими» считаются те признаки, которые максимизируют это расстояние.

Целесообразность использования подобных критериев обусловлена следующими обстоятельствами.

Известно [1], что наиболее обоснованной и естественной из всех критериев информативности признаков является оценка ошибки классификации, поставленная в соответствие всем наборам признаков, сформированным на основе исходной системы переменных. Преимущество такого определения критерия информативности состоит в том, что основанием служит задача распознавания: в результате выбора какого-либо набора признаков дается непосредственная количественная оценка информативности данного набора, связанная качеством классификации. Однако реализация такого подхода к оцениванию информативности признаков требует выполнения значительного объема сложных вычислений.

Другая группа критериев, используемых для оценки качества признаков или их наборов, основана на статистике и теории информации. Эта группа включает критерии, основанные на мерах расстояния, информационные критерии, а также критерии, основанные на мерах вероятностной зависимости [2]. Результаты подробного анализа этих критериев приведены в [2], поэтому здесь отметим лишь, что все они, за исключением дивергенции, расстояние Бхаттачари, Матуситы и Фукунаги-Криля, имеют сложный аналитический вид. Как отмечено в [2], большинство критериев этой группы в параметрическом случае использовать неудобно (их расчеты требуют многократного интегрирования), а в непараметрическом - оценки вероятности ошибочной классификации получаются смешанными. В виду этого использование для выбора информативных признаков весьма затруднено.

В отличие от критериев, основанных на статистике и теории информации, эвристические критерии являются более простыми. Причем несмотря на простоту, эвристические критерии в ряде случаев могут быть оптимальными [2]. Именно эти особенности обусловили широкое использование их при решении практических задач распознавания.

В докладе рассматриваются математические свойства и особенности эвристических критериев фишеровского и гореликовского типов и приводятся описания методов выбора информативных признаков основанных на использовании этих критериев. Кроме того предлагается комбинированный критерий информативности признаков, базирующийся на совместном использовании критериев фишеровского и гореликовского типов. Для данного критерия также построен соответствующий метод

выбора информативных признаков, который апробирован на ряде практических задач распознавания образов.

Таким образом, предлагаемый нами подход к выбору информативных признаков связан с решением проблемы создания для наиболее соответствующих методов, которые в отличие от существующих методов частичного перебора были бы математическими более обоснованными и строгими.

Литература

1. *Верхагин К. и др.* Распознавание образов: состояние и перспективы. - М.: Радио и связь, 1985, - 104 с.
2. Методы, критерии и алгоритмы, используемые при преобразовании, выделение и выборе признаков в анализе данных. /*К.А.Чепонис и др.*// Сб.статей. - Вильнюс. 1988, -150.

Оптимальное обнаружение заданного числа одинаковых подпоследовательностей в квазипериодической последовательности

А.В. Кельманов, С.А. Хамидуллин

(Новосибирск)

Пусть числовая последовательность u_n , $n = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$, обладает свойствами: $u_n = 0$, при $n < 0$ и $n > q - 1$, причем $0 < \sum_{n=0}^{q-1} u_n^2 < \infty$.

Последовательность компонент вектора $U = (u_0, \dots, u_{q-1})$ назовем эталонной последовательностью, а q - длиной эталонной последовательности. Вектор U будем называть эталонным вектором. Образует вектор $X = (x_0, \dots, x_{N-1})$

из последовательности компонент эталонного вектора U по правилу:

$x_n = \sum_{m=1}^M u_{n-n_m}$, $n = \overline{0, N-1}$, где набор $(n_1, \dots, n_M) = \eta$ - элемент множества

$$\Omega = \left\{ \eta: \begin{aligned} &0 \leq n_1 \leq T_{\max} - q; \\ &0 \leq N - T_{\max} \leq n_M \leq N - q; q \leq T_{\min} \leq n_m - n_{m-1} \leq T_{\max}, \end{aligned} \quad m = \overline{2, M} \right\},$$

зависящего от натуральных чисел N , T_{\max} , T_{\min} и q . Множество Ω объединяет всевозможные наборы η моментов времени начала подпоследовательностей в последовательности компонент вектора $X = X(\eta, U)$. Будем говорить, что компоненты вектора X образуют квазипериодическую последовательность, порожденную эталонным вектором U .

Из определения множества Ω следует, что при фиксированных T_{\max} , T_{\min} , q и N число M подпоследовательностей, образующих последовательность компонент вектора X , ограничено сверху и снизу, то есть $M_{\min} \leq M \leq M_{\max}$. Предположим, что границы M_{\min} и M_{\max} известны. Пусть случайный вектор $Y = (y_0, \dots, y_{N-1})$ есть сумма двух независимых векторов: $Y = X(\eta/U) + E$, $\eta \in \Omega$, где $E = (\varepsilon_0, \dots, \varepsilon_{N-1})$ - гауссовский вектор, компоненты которого независимы, одинаково распределены и имеют нулевое математическое ожидание и известную дисперсию $\sigma^2 < \infty$.

Задача обнаружения состоит в том, чтобы по наблюдаемому вектору Y найти вектор $\eta = (n_1, \dots, n_M)$ заданной размерности $M \in [M_{\min}, M_{\max}]$. Параметры задачи U , N, T_{\min}, T_{\max} , q и σ^2 считаются известными.

В работе предложен апостериорный алгоритм решения задачи, опирающийся на принцип максимального правдоподобия. Показано, что задача обнаружения может интерпретироваться как задача выбора одной из множества гипотез о среднем гауссовского случайного вектора. В данной интерпретации наблюдаемый случайный вектор рассматривается как выборка из семейства нормальных распределений, мощность которого растет экспоненциально с увеличением размерности вектора (или длины последовательности). При этом минимальное и максимальное число подпоследовательностей задается формулами:
 $M_{\min} = \lceil (N + q - 1) / T_{\max} \rceil$, $M_{\max} = \lfloor N - q / T_{\min} \rfloor + 1$.

Доказано, что максимизация функции правдоподобия на множестве проверяемых гипотез сводится к максимизации сепарабельной целевой функции

$$F(n_1, \dots, n_M) = \sum_{m=1}^M d(n_m), \quad (n_1, \dots, n_M) \in \Omega,$$

где

$$d(i) = \sum_{j=0}^{q-1} y_{j+i} u_j, \quad i \in [0, N - q],$$

с ограничениями в виде линейных неравенств, которые входят в определение множества Ω , и, таким образом, рассматриваемая задача обнаружения может эффективно решаться методом динамического программирования за полиномиальное время. Замена максимизации функции правдоподобия эквивалентной экстремальной задачей позволяет избежать лишних вычислений.

Получены рекуррентные формулы пошаговой оптимизации, обеспечивающие нахождение глобального экстремума целевой функции, а также функции правдоподобия, и составляющие сущность конструктивного вычислительного алгоритма обнаружения.

В результате анализа временной и емкостной сложности алгоритма установлено, что трудоемкость алгоритма есть величина $\sim M(T_{\max} - T_{\min} + 1)(N - q + 1)$, а затраты по памяти оцениваются величиной $\sim MN$, где $M \in [M_{\min}, M_{\max}]$.

Алгоритм программно реализован и опробован при обработке зашумленных квазипериодических последовательностей импульсов различной формы. Данные численного моделирования свидетельствуют о высокой помехоустойчивости предложенного алгоритма. Представляется, что разработанный алгоритм найдет свое применение при решении разнообразных прикладных задач обнаружения квазипериодической разладки случайных последовательностей.

Работа выполнена в рамках проекта № 97-01-00866, поддержанного РФФИ.

О способе сравнения формы фигур, основанном на геометрических преобразованиях

В.Н.Козлов
(Москва)

Под изображением здесь понимается конечное (непустое) множество точек на плоскости. Обоснованием этому служит то, что любое реальное черно-белое изображение может быть "аппроксимировано" изображением из точек. Это делается, например, посредством изображения на экране телевизора (черно-белого), которое состоит из конечного множества точек.

Рассмотрим две фигуры из одинакового числа точек. Различие в форме этих фигур - это различие во взаиморасположении этих точек. Если все точки двух фигур можно совместить движениями этих фигур - то это просто одна и та же фигура. В общем случае так совместить фигуры не удастся. Поэтому здесь ставится задача для двух (произвольных) изображений так расположить их движениями (т.е. изометрическими преобразованиями), чтобы взаиморасположение их точек была бы наименьшей из возможных. Ясно, что это нельзя сделать просто перебором - множество взаиморасположений двух изображений континуально по мощности. Задача должна решаться конечной процедурой - под этим понимается здесь

решение геометрическим построением или сведением к решениям некоторых систем уравнений.

Биекцией ψ точкам a_1, \dots, a_n изображения A ставятся в соответствие точки b_1, \dots, b_n изображения B . Взаимоудаленность A и B - длина наибольшего из отрезков $(a_i, b_i) i = 1, \dots, n$. Пусть \tilde{A} и \tilde{B} - все изображения, получаемые из A и B параллельным переносом. Рассматривается бинарное отношение P на декартовом произведении $\tilde{A} \times \tilde{B}$: пары (A_1, B_1) и (A_2, B_2) находятся в отношении P , если (A_1, B_1) как целое переводится параллельным переносом в (A_2, B_2) . Очевидно, что взаиморасположение $r_\psi(P')$ изображений в парах из одного класса эквивалентности P' разбиения P^* на классы эквивалентности, порожденного на $\tilde{A} \times \tilde{B}$ отношением P , одна и та же. Класс, на котором достигается минимум величины $r_\psi(P')$, назовем главным.

Теорема 1. *В P^* существует и единственен главный класс.*

Угол φ между изображениями A и B определим как угол между выделенным отрезком (a_u, a_v) на A и соответствующим отрезком (b_u, b_v) на B . Без ограничения общности можно полагать, что при всех возможных поворотах A и B угол φ меняется от нуля до 2π . Поскольку при фиксированном φ главный класс и соответствующее взаиморасположение для A и B известны, то вопрос сводится к нахождению такого угла φ_0 - назовем его искомым - при котором взаиморасположение изображений наименьшая (искомое взаиморасположение).

Показывается, что искомое взаиморасположение изображений определяется либо парой, либо тройкой, либо четверкой точек из A , и соответствующей парой, тройкой или четверкой точек из B . Наборы возможных углов φ между изображениями, порождаемые этими тремя случаями, обозначаются через U_1, U_2, U_3 . Эти углы определяются либо геометрическим построением (для U_1), либо решением некоторых систем уравнений (для U_2 и U_3).

Теорема 2. *Искомый угол φ_0 находится среди углов множества $U_1 \cup U_2 \cup U_3$.*

Обозначим через r_ψ взаиморасположение изображений A и B , определяемую искомым углом (в соответствующем главном классе). Пусть

$R(A, B)$ - минимальная из величин r_{ψ} , взятых для всех биекций на множествах точек изображений A и B . Возьмем изображение B' , полученное из B преобразованием симметрии и пусть $R'(A, B) = R(A, B')$. Обозначим через $R^* = \min(R(A, B), R'(A, B))$. Содержательно R^* - минимальная величина взаиморасстояния точек изображений A и B при всех возможных их движениях и всех вариантах сопоставлений их точек друг другу.

Литературы

1. *Козлов В.Н.* Математическое моделирование зрительного восприятия. Сб. "Математические вопросы кибернетики", вып.6, М., Наука,- 1996.- С. 321-338.
2. *Kozlov V.N.* Image. Coding and Recognition and Some Problems of Stereovision // Pattern Recognition and Image Analysis, Vol.7, N4, 1997, pp. 448-466.

Экстремальные свойства алгоритмов распознавания на основе оптимальных тупиковых нечетких тестов

И. В. Котельников
(Нижний Новгород)

Нечеткие тесты (НТ) [1] отличаются от двоичных [2] тем, что у последних μ (тестовое значение различимости объектов по отдельному признаку) $\equiv 1$, у НТ $\mu \in (0,1]$; понятие тупикового нечеткого теста (ТНТ) наряду с общим для тупиковых двоичных тестов требованием несжимаемости по числу признаков содержит дополнительное требование невозможности увеличения на сколь угодно малую величину ни одного из элементов ТНТ. Оптимальные ТНТ (ОТНТ) [3,4] отличаются дополнительным условием $\mu \in \{\mu^*\}$, где $\{\mu^*\}$ - множество максимальных значений в строках парной различимости объектов по каждому из n признаков в исходной для построения тестов таблице различимости A . Иными словами, ОТНТ это тесты при условии учета только максимально допустимой на выборке различимости объектов.

В n -мерном пространстве признаков каждому объекту соответствует точка с координатами, равными значениям признаков, а ТНТ - k -мерный прямоугольный параллелепипед P^k , где k - длина теста, а измерения P^k пропорциональны значениям тестовых элементов по соответствующим осям.

При условии совмещения центра P^k с объектом обучающей выборки (ОВ) ТНТ по определению различает объект центра с объектами ОВ, лежащими на поверхности P^k и за ее пределами, и не различает с объектами ОВ, лежащими во внутренней области P^k . Объекты внутренней области, вследствие этого, могут быть объектами только того же класса, что и объект центра P^k . ТНТ, таким образом, является сжатым описанием (синдромом) области пространства признаков, которая может содержать объекты только одного какого-то класса (абсолютный синдром). Для ОТНТ, в отличие от ТНТ, P^k будет иметь максимально допустимые на ОВ измерения, пропорциональные μ^* . В общем случае это приводит к максимально допустимому на ОВ числу m_k^* объектов внутри P^k , минимуму априорной вероятности ошибки классификации $p^* = 1 / (m_k^* + 1)$ [5], возможности построения минимального множества максимально представительных на ОВ P^k , покрывающего ОВ. Наличие такого множества позволяет достоверно утверждать о достаточности (недостаточности) разделяющей способности признаков, о достаточности ОВ для достижения заданных значений достоверности и эффективности решающих правил распознавания. При распознавании динамически изменяющихся объектов [6] упомянутые экстремальные характеристики дополнительно доставляют минимум возможных значений для каждого из вторичных признаков, минимизируя тем самым число равнозначных ОТНТ, и опосредованно уменьшают число вторичных признаков.

В геометрической интерпретации НТ объект центра P^k и объекты чужих классов на его поверхности находятся в отношении наименьшей различимости, или наибольшего сходства. Назовем для краткости такое сходство тестовым. Тестовое сходство существенно отличается от сходства по расстоянию между объектами. Сходство по значению расстояния понятие однозначное, тестовое сходство - k -значно. В вычислении расстояния принимают участие все n признаков объектов. Тестовое сходство базируется на ограниченном числе наиболее информативных признаков. Применение ОТНТ добавляет по сравнению с ТНТ условие учета только максимально допустимой на ОВ различимости объектов, что обеспечивает тестовому сходству четко выраженный экстремальный характер (максимум сходства при условии максимально допустимой различимости). Понятие тестового сходства применяется при разработке алгоритмов прогнозирования и распознавания без учителя (кластерный анализ). В последнем случае

алгоритм апробирован на хорошо известной задаче Фишера об ирисах. Получено 96% правильных классификаций на выборке из 150 объектов.

Важным моментом практического применения ОТНТ представляется малая по сравнению с ТНТ мощность полного множества тестов. Мощность полного множества ОТНТ минимальной длины для ряда апробированных задач классификации, прогнозирования, кластерного анализа лежит в пределах 10, а для отдельных задач вообще не превышает 1.

Как видно, применение ОТНТ позволяет оптимизировать практически все важные характеристики алгоритмов распознавания, включая алгоритмы верификации статистического материала при формировании ОБ.

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, код проекта 99-01-00394.

Литература

1. *Гольдман Р.С.* Вопросы теории нечетких тестов // А и Т . 1980. № 10. С. 146-153.
2. *Чегис И.А., Яблонский С.В.* Логические способы контроля работы электрических схем. - В кн. Труды математического института АН СССР им. В.А.Стеклова. М.: Наука, 1958, т. 51, С. 269-360.
3. *Котельников И.В.* Алгоритм построения оптимальных тупиковых нечетких тестов. Рукопись, деп. в ВИНТИ 24.11.94, № 2693-1394.
4. *Котельников И.В.* Алгоритмы построения тупиковых нечетких тестов. - В кн. Динамика систем, межвузовский сборник научных трудов, / ред. Неймарк Ю.И., Н.Новгород, 1995, С. 71-86.
5. *Неймарк Ю.И.* Априорная вероятность ошибочности некоторых решающих правил распознавания образов, строящихся по ограниченным обучающим выборкам. - В кн. Динамика систем, межвузовский сборник научных трудов, вып. 10, / ред. Ю.И.Неймарк, г. Горький, 1976, С. 118-126.
6. *Котельников И.В.* Алгоритмические модели решения задач распознавания образов. - В кн. Труды 4-ой Всероссийской с международным участием конференции "Распознавание образов и анализ изображений: новые информационные технологии", Новосибирск, 1998, С. 125-129.

О корректности линейных замыканий моделей алгоритмов вычисления оценок
М.В. Куркина
(Москва)

Известно, что алгебраические замыкания семейств распознающих алгоритмов вычисления оценок (АВО), как правило, обладают свойством корректности ([1]). Однако построение корректных алгоритмов в таких замыканиях очень трудоемко. Во-первых, само построение проводится в несколько этапов с привлечением операции возведения матриц большого размера в степень. Во-вторых, приходится варьировать класс параметров, называемых порогами близости, которые сложным нелинейным образом входят в формулы для АВО. Поэтому представляет интерес рассмотреть частный, но часто встречающийся случай задач распознавания - задачи распознавания с двумя непересекающимися классами, и выяснить, при каких условиях корректный алгоритм можно построить уже в линейном замыкании, и в каком случае можно обойтись без вариации порогов близости.

В докладе рассматривается задача распознавания с двумя непересекающимися классами и представляются результаты исследования линейных замыканий двух моделей АВО.

В первой модели АВО фиксирована система одноэлементных опорных множеств, и разрешается варьировать четыре набора параметров, в том числе и пороги близости. Получен критерий корректности линейного замыкания этой модели АВО (как правило, этот критерий выполняется), а также легко проверяемое достаточное условие корректности.

Во второй модели АВО фиксирована произвольная система опорных множеств, фиксированы пороги близости. Разрешается варьировать лишь веса объектов обучения и веса признаков - параметры, линейно входящие в формулы для АВО. Для этой модели АВО также получен критерий корректности линейного замыкания. Оказалось, что для существования корректного алгоритма в линейном замыкании необходимо и достаточно, чтобы определенным образом получаемая система линейных однородных строгих неравенств была совместной. Таким образом, по сути билинейная задача свелась к линейной.

При исследовании обеих моделей АВО существенную роль играло найденное автором наглядное представление задачи распознавания в виде таблицы.

Работа поддержана грантом РФФИ №96-15-96085 по программе «Научные школы».

Литература

1. Журавлев Ю.И. Корректные алгебры над множествами некорректных (эвристических) алгоритмов (II) // К: Кибернетика 1977. №6. С.21-27

Инвариантное представление и эффективное кодирование образов для составления словарного дерева

М.М. Ланге, А.М.Ланге

(Москва)

Проблемно-ориентированные словари образов необходимы для быстрого принятия решений по результатам сопоставления оперативных и эталонных данных, представленных в форме изображений. Большое число эталонных описаний удобно хранить в форме словарного дерева, составленного из кодовых описаний самих эталонов. Древовидная структура словаря позволяет дополнять его новыми эталонами, не меняя кодовых описаний других, и существенно сокращает время поиска.

Построение словарного дерева образов требует решения двух задач: 1- формирования структурированных представлений образов, инвариантных относительно их аффинных преобразований [2], и 2- кодирования этих представлений кодовыми словами, обладающими свойством префикса [1], при котором ни одно из них не является началом другого. Кодовые слова должны формироваться независимо и благодаря свойству префикса объединяться в кодовое дерево. Поиск в словаре образов, представленном их кодовым деревом, эквивалентен нахождению в нем пути, ведущего из корня в один из концевых узлов и совпадающего с кодовым словом идентифицируемого образа. Вычислительная сложность поиска определяется числом ветвей, рассматриваемых на соответствующем пути в дереве. Поэтому для обеспечения наискорейшего поиска средняя длина кодовых слов в словарном дереве должна быть минимальной.

В настоящей работе предлагается решение поставленной задачи на основе рекурсивного представления образов в форме полных бинарных деревьев. Полученные результаты являются развитием изложенных в [2,3,4].

Предлагаемый подход к построению словарного дерева образов базируется на следующих утверждениях и следствии.

Утверждение. *Полные q -ичные деревья, каждый промежуточный узел которых имеет q выходящих ветвей, могут быть независимо описаны кодовыми словами со свойством префикса.*

Следствие. *Любое конечное множество полных деревьев может быть представлено кодовым деревом.*

Примером древовидных представлений изображений, задаваемых $n \times n$ матрицами яркостей, являются квадродеревья ($q=4$), для которых известен способ независимого префиксного кодирования [5]. В настоящей работе рассматриваются древовидные представления образов, задаваемых на двумерной прямоугольной решетке компактными или распределенными твердыми телами. Класс образов включает всевозможные двумерные тела с различными моментами инерции относительно их собственных осей. Представление любого образа из указанного класса строится с помощью его рекурсивной декомпозиции по схеме бинарного дерева ($q=2$) на перекрывающиеся областные сегменты и аппроксимации этих сегментов геометрическими примитивами. Критерий качества аппроксимации определяется мерой различия между сегментом и примитивом, и допустимым уровнем погрешности.

В качестве примитивов используется класс симметричных фигур с коэффициентом формы $0 < \nu < \infty$. При $0 < \nu < 1$ - это невыпуклые, а при $0 < \nu < \infty$ - выпуклые фигуры. Примерами являются ромбы, эллипсы, прямоугольники соответственно при $\nu=1, 2$ и ∞ . В результате рекурсивной сегментации любого образа из рассматриваемого класса формируется его представление в виде полного бинарного дерева аппроксимирующих примитивов. Эффективность представления обеспечивается наилучшим согласованием центров, параметров ориентации, размеров и формы примитивов с аппроксимируемыми сегментами. При малых размерах шага решетки, асимптотическая инвариантность представляющих деревьев к аффинным преобразованиям соответствующих им образов достигается за счет выполнения всех операций в собственных координатах образов и нормирования параметров примитивов.

Каждый узел бинарного дерева $T(X)$, представляющего образ X , описывается символом 0_N , если он промежуточный, и последовательностью символов $1_N(p_1, p_2, \dots, p_m)$, если он концевой. Здесь $N=1, 2, \dots$ - порядковый номер узла, начиная с корневого (отсутствующим узлам также присваиваются номера), а p_1, p_2, \dots, p_m - нормированные параметры примитива. Если диапазон $[0, 1]$ значений параметров $p_i, i = \overline{1, m}$, имеет Q уровней квантования, то любой узел дерева $T(X)$ может быть закодирован одним из $q = Q^m + 1$ чисел с номером N . Считывание этих чисел в порядке возрастания их номеров дает q -ичное кодовое слово $S(X)$ дерева $T(X)$. Длина $L(X)$ слова $S(X)$ равна числу узлов в дереве $T(X)$.

Пусть $X^M = \{X_k, k = \overline{1, M}\}$ - множество эталонных образов, образующих словарь, а $T^M = \{T(X_k), k = \overline{1, M}\}$ и $S^M = \{S(X_k), k = \overline{1, M}\}$ - соответственно множества представляющих эти образы деревьев и их кодовых слов. В соответствии с **Утверждением** полнота деревьев в T^M обеспечивает префиксность кодовых слов в S^M . Лексикографическая сортировка множества S^M согласно **Следствию** дает q -ичное словарное кодовое дерево $T(X^M)$, содержащее M конечных узлов. В общем случае дерево $T(X^M)$ не является полным.

Для оценки средней длины кодового слова в $T(X^M)$, определяемой арифметическим средним $\bar{L} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M L(X_k)$, на множестве X^M вводится функция распределения $P(X_k) = q^{-L(X_k)} / \sum_{k=1}^M q^{-L(X_k)}$. Далее, используя закон больших чисел и оценку сверху для математического ожидания $M(L) = \sum_{k=1}^M L(X_k)P(X_k)$, получаем асимптотическую, при $M \rightarrow \infty$, верхнюю границу $\bar{L} \leq (\log_q M)^{1+\gamma}$, где γ - любая положительная константа. Работа выполнена при поддержке РФФИ, проект 97-01-00627

Литература

1. *Gallager R.G.*, "Information Theory and Reliable Communication", Wiley, N-Y, 1968.
2. *Lange M.M.*, " Hierarchical Representation of Patterns by Successive Approximations with Figures of Given Shape", Pattern Recognition and Image Analysis, Interperiodica Publishing (Russia), 1994, Vol. 4, No. 4, pp. 414-421.
3. *Lange M.M.*, " Fast Pattern Recognition on the Basis of Recursive Representation with Binary Trees", Proceedings of SCIA-97, Lappeenranta, Finland, 1997, Vol. 1, pp. 27-34.
4. *Lange M.M.*, "On the Problem of Fast Tree Recognition by the Maximum-Similarity Criterion", Pattern Recognition and Image Analysis, Interperiodica Publishing (Russia), 1998, Vol.8, No.2, pp.210-213.
5. *Lonsing D.L.*, "Experiments in Encoding Multi-level Images as Quad-trees", NASA Technical Paper, September, 1987, No. 2722.

Непараметрические модели распознавания образов в задаче анализа случайных множеств

А.В. Лапко, С.В. Ченцов

(Красноярск)

1. Пусть состояние исследуемого объекта характеризуется случайными множествами $X \subset R^k$ и $Y \subset R^l$, взаимосвязь между которыми определяется неизвестным преобразованием

$$R : X \rightarrow Y . \quad (1)$$

Априорную информацию составляют n пар множеств $(X^i, Y^i, i = \overline{1, n})$, где множеству X^i соответствует вполне определенное множество Y^i . Подобные условия часто встречаются при исследовании динамики медико-биологических и экологических систем.

2. Традиционные методы построения модели \overline{R} преобразования (1) основываются на использовании аппарата теории случайных множеств. Идея предлагаемого подхода заключается в замене операций над случайными множествами не менее трудоемкие и хорошо разработанные операции над функциями. Определим на элементах множеств X^i, Y^i непараметрические оценки плотностей вероятности $\overline{p}_{ni}(x) \forall x \in X^i$ и $\overline{p}_{ni}(y) \forall y \in Y^i, i = \overline{1, n}$. Тогда два множества X^i, Y^i совпадают, если соответствующие им статистические оценки функций распределения $\overline{F}_{ni}(x), \overline{F}_{nj}(x)$ тождественны с некоторым уровнем доверия β . Это позволяет использовать критерий Смирнова при формировании меры близости между оценками функций распределения случайных функций распределения случайных множеств в предположении независимости параметров их элементов.

В общем случае, за основу построения меры близости между множествами X^i, X^j примем эмпирическую ошибку их распознавания $\overline{\rho}^{ij}$ в пространстве параметров x . С увеличением степени отличия множеств (классов) X^i, X^j значения $\overline{\rho}^{ij}$ уменьшаются до нуля. С этих позиций введем меру близости между X^i, X^j в виде

$$h(X^i, X^j) = \begin{cases} \frac{8c}{(1-2c)^2} \left(\frac{\overline{\rho}^{ij}}{c} - 1 \right), & \text{если } \overline{\rho}^{ij} > c \\ 0, & \text{если } \overline{\rho}^{ij} \leq c \end{cases}, \quad (2)$$

где параметр c определяется эффективностью целевой задачи (1).

3. С учетом (2) запишем непараметрическую модель преобразования (1)

$$\bar{p}(y) = \sum_{i=1}^n \bar{p}_{ni}(y) h(X, X^i) / \sum_{i=1}^n h(X, X^i), \quad (3)$$

$$G: \bar{p}(y) \rightarrow \bar{Y}.$$

Оператор G является датчиком случайных величин, с помощью которого формируется оценка \bar{Y} множества Y , соответствующего X .

При построении статистики (3) n раз решается задача распознавания множеств (X, X^i) , $i = \bar{1}, n$. Выбор порогового значения c осуществляется из условия минимума ошибки оценивания $\bar{p}(y)$ решающим правилом (2) в режиме «скользящего экзамена».

4. Полученные результаты распространяются на задачи анализа интервальных данных. Рассматриваются примеры их применения при прогнозировании метеотропных осложнений заболеваний сердечно-сосудистой системы в экологических условиях Сибири.

Построение решающих функций распознавания для структурированных объектов.

Г.С. Лбов, Е.В. Рыбина

(Новосибирск)

В различных областях исследования часто возникает необходимость анализировать сложные объекты, представляющие собой иерархические структуры типа деревьев. На самом верхнем уровне структуры находится начальный объект, который состоит из нескольких подобъектов, каждый из которых, в свою очередь, может быть представлен набором собственных подобъектов более низкого уровня, и т.д. Предполагается, что каждый подобъект любого уровня иерархии в общем случае описывается своим набором переменных (характеристик). Такого рода объекты будем называть структурированными объектами.

Пусть имеется множество структурированных объектов (генеральная совокупность), каждый из которых представляется в виде древовидной структуры. Каждый элемент генеральной совокупности принадлежит к тому или иному классу (образу). Следует отметить, что для каждого подобъекта известна совокупность переменных, характеризующих этот подобъект, а также состав подобъектов, подчиняющихся ему. Однако количество подобъектов - переменная величина. Под реализацией структурированного объекта будем понимать набор измеренных значений характеристик каждого подобъекта всех уровней. Задача состоит в том, чтобы по реализации определить номер класса данного структурированного объекта. Решающая

функция распознавания строится на основе множества реализаций, принадлежащих разным классам. Сложность задачи определяется следующими факторами: число подобъектов, их характеристик, уровней может быть достаточно велико; характеристики могут быть разнотипными. Кроме того, в некоторых реализациях часть подобъектов может отсутствовать.

Приведем пример из области археологии. При изучении истории дописьменных обществ часто возникает задача выяснения культурной и хронологической принадлежности погребально-поминальных комплексов, оставленных древним населением. Предметом исследования являются группы погребений. Каждое погребение можно охарактеризовать как сложный объект с иерархической структурой.

Объект "погребение" описывается совокупностью некоторых интегральных характеристик (например, "место погребения в могильнике" - в центре или на периферии комплекса) и набором подобъектов. На первом уровне иерархии выделяется три типа подобъектов: "погребальное сооружение", "останки погребенного", "погребальный инвентарь". Подобъект "погребальное сооружение" может отсутствовать, количество подобъектов типа "останки погребенного" и "погребальный инвентарь" может варьировать от 0 до некоторого N.

Подобъект "погребальное сооружение" на следующем уровне иерархии представляется в виде подобъектов двух типов - "надмогильное сооружение" и "могильная яма". Подобъект "могильная яма" описывается с помощью количественных характеристик - длина, ширина, глубина и номинальных - форма, ориентация, заполнение.

Подобъект "останки погребенного" характеризуется признаками "место в погребении", "поза скелета", "ориентация скелета", "пол погребенного", "возраст" и пр. Характеристиками подобъекта "погребальный инвентарь" являются "название группы вещей" (сосуд, нож, и т.п.), "материал", "форма", "месторасположение в погребении" и пр.

Идея решения такого рода задач состоит в следующем. Для построения решающих функций используется класс логических функций от разнотипных переменных. В пространстве переменных, характеризующих каждый подобъект, строится стандартным методом наилучшее разбиение данного пространства на ряд подмножеств. Далее каждая реализация обучающей выборки записывается на языке номеров этих подмножеств. Таким образом, исходной информации ставится в соответствие таблица данных, на основе которой окончательно строится решающая функция распознавания.

С помощью предложенного метода решалась задача определения культурной принадлежности погребений могильника Сопка-2.

Задача предсказание многомерной переменной

Г.С. Лбов, Т.А. Ступина

(Новосибирск)

Рассматриваемая задача состоит в том, чтобы для произвольного объекта a из Γ по известным значениям переменных X_1, X_2, \dots, X_n , предсказать значения переменных Y_1, Y_2, \dots, Y_m на основе анализа выборки $\nu = \{x^i, y^i\}$, $i = 1, \dots, N$; N - объем выборки, $x^i = (x_1^i, \dots, x_n^i)$, $y^i = (y_1^i, \dots, y_m^i)$. Данные переменные могут быть произвольных типов (количественные, целые, порядковые, номинальные, бинарные). Заметим, что в частном случае (при $m = 1$) данная задача совпадает с задачей построения решающей функции распознавания (Y -номинальная) и регрессионной функции (Y -количественная).

Обозначим через D_{X_j} множество допустимых значений переменной X_j , через D_{Y_j} множество допустимых значений переменной Y_j , $D_X \stackrel{\text{def}}{=} \prod_{j=1}^n D_{X_j}$, $D_Y \stackrel{\text{def}}{=} \prod_{j=1}^m D_{Y_j}$. Тогда $x = (x_1, \dots, x_n)$ может рассматриваться как точка в пространстве D_X , $y = (y_1, \dots, y_m)$ точка в пространстве D_Y , $z = (x_1, \dots, x_n; y_1, \dots, y_m)$ - точка в пространстве D . Заметим, что пространство D в общем случае является разнотипным и, не теряя общности, может быть разложено в прямое произведение дискретного D_d и непрерывного D_c подпространств, тогда $z = (z_d, z_c)$, где $z_d \in D_d$, $z_c \in D_c$.

Поскольку значения всех переменных могут быть измерены для любого $a \in \Gamma$, то существует отображение из Γ в D . Существование вероятностной меры $P(\Gamma)$ в пространстве D определяет вероятностную меру $P(D)$. Под задачей предсказания будем понимать восстановление условной плотности $P(y/x)$ на основе выборки ν , то есть построение

некоторой оценки $\bar{P}(y/x)$. Будем полагать условное распределение $P(y/x)$ одним и тем же для всех x , принадлежащих области E_X^t , $t = I, \dots, M$, из некоторого разбиения $\alpha = \{E_X^1, \dots, E_X^t, \dots, E_X^M\}$ пространства D_X , $\alpha \in \Psi_M$, где класс Ψ_M - множество таких разбиений, при которых $E_X^t = \prod_{j=1}^n E_{X_j}^t$, $E_{X_j}^t \subseteq D_{X_j}$, $E_{X_j}^t$ - интервал, если X_j - переменная с упорядоченным множеством значений, и $E_{X_j}^t$ - произвольное подмножество из D_{X_j} , если X_j - номинальная переменная. Распределение $P(y/x)$ для $x \in E_X^t$ обозначим через $P_t(y)$. Для фиксированного разбиения α , условное распределение $P_t(y)$ может быть восстановлено классическими методами. Поэтому главная проблема состоит в эффективном разбиении D_X на подобласти. Эффективность понимается с точки зрения точности предсказания y по известным x . Интуитивно понятно, что эффективность такого предсказания должна зависеть от информативности полученного условного распределения $P_t(y)$. Обычно в качестве меры информативности распределений используют энтропийную меру, однако данная мера не учитывает метрические свойства переменных и не различает переменные с упорядоченным или неупорядоченным набором значений.

Определим критерий меры информативности свободный от указанных недостатков. В дальнейшем любые подмножества $E_X \subseteq D_X$ и $E_Y \subseteq D_Y$ будем представлять следующим образом: $E_X = \prod_{j=1}^n E_{X_j}$,

$E_{X_j} \subseteq D_{X_j}$; $E_Y = \prod_{j=1}^m E_{Y_j}$, $E_{Y_j} \subseteq D_{Y_j}$. Поскольку распределение

$P_t(y)$ неизвестно, используется выборка $v = \{x^i, y^i\}$, $i = I, \dots, N$; $x^i \in D_X$, $y^i \in D_Y$, на основе которой необходимо найти решающую функцию $y = f(x)$, определяющую соответствие точек из D_X в D_Y .

Оценка качества разбиения множества D_X на M подмножеств

представляется следующим образом: $\bar{F}(\alpha) = \sum_{t=1}^M \bar{\rho}_t$. Наилучшим

разбиением α^* будем считать разбиение, при котором

$$\bar{F}(\alpha^*) = \max_{\alpha \in \Psi_M} \sum_{t=1}^M \bar{\rho}_t, \quad \bar{\rho}_t = 1 - d_t, \quad d_t = \nu \frac{\left| \hat{E}_Y(T^t) \right|}{|D_Y|} = \prod_{j=1}^m \nu_j \frac{\left| \hat{E}_{Y_j}(T_j^t) \right|}{|D_{Y_j}|},$$

где T_j^t - проекция множества $T^t = \{y^i / x^i \in E_X^t\}$ на Y_j , а $\hat{E}_{Y_j}(T_j^t)$ - множество минимальной мощности, включающее в себя точки T_j^t , $\hat{E}_{Y_j}(T_j^t) \subseteq D_{Y_j}$, ν_j - коэффициент, определяющий значимость переменной в зависимости от типа. Для фиксированного разбиения α решающая функция $y = f(x)$ представляется следующим образом: если $x \in E_X^t$, то $y \in \hat{E}_Y(T^t)$, $t = 1, \dots, M$. Разбиение α должно удовлетворять следующему ограничению: $|T^t| \geq N^*$, где N^* - некоторый параметр, определяющий надежность предсказания. Данный алгоритм предсказания многомерной разнотипной переменной реализован программно.

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, проект 98-01-00673.

О диагностике и вычислении ценностей информации

В.Д. Мазуров
(Екатеринбург)

Оптимизационный подход в распознавании (который стандартно влечёт возможность использования двойственных моделей для оценки устойчивости решений) предложен в работах Ю.И.Журавлёва [1], И.И.Ерёмина и Вл.Д.Мазурова [2,3,4]. Здесь рассматриваются актуальные схемы двойственности.

К преобразованиям информации относятся её сжатие, структуризация, диагностика, оценка значимости, логический вывод. Если на входе информационной технологии полностью учитывается вся информация как ресурс, то количество информации на выходе не больше, чем на входе. Эта схема нами реализована в виде исходной модели - оптимального

использования ограниченных информационных ресурсов в информационных технологиях, и тогда двойственная задача даёт объективные оценки полезности как информационных ресурсов, так и технологий. Комплексная информационная технология есть комбинация базисных технологий. Известные в распознавании методы линейной корреляции и метод комитетов могут рассматриваться как такие базисные технологии, наряду с другими, и мы используем их комбинирование, что укладывается в рамки нестационарных процессов оптимизации и распознавания.

Можно смотреть на содержание двойственности так: это поиск инвариантных свойств задачи при преобразованиях её постановки, обычно при некоторых симметриях преобразований. К предлагаемой здесь ниже схеме двойственности для многоклассовой задачи дискриминантного анализа приводит рассматриваемая нами [3] модель управления сложным объектом при неформализованном отклике. А именно, пусть мы управляем (по косвенным признакам) объектом, строение которого неизвестно и потому функция отклика неформализована:

$$\begin{array}{l} \text{управление } y \rightarrow \\ \text{вектор признаков } x \rightarrow \end{array} \text{ ОБЪЕКТ} \rightarrow \text{ оценка отклика } F(x, y).$$

Здесь $x = [x_1, \dots, x_n]$ - вектор косвенных признаков состояния объекта.

Если Y - множество допустимых значений y , то возникает задача нахождения $y(x) = \arg \max \{F(x, y) : y \in Y\}$. Так как зависимость F неизвестна, то естественно приближённо находить оптимальное управление $y(x)$ по прецедентам. Для этого введём классы:

$$M(y) = \{x \in D(x) : y(x) = y\}, y \in Y.$$

Классы $M(y)$ неизвестны, но из опыта известны прецедентные множества: $A(y)$ - подмножества множества $M(y)$. Тогда надо решить задачу дискриминантного анализа для множеств $A(y), y \in Y$.

Другой пример: неформализованные задачи прогнозирования, рассматриваемые как задачи вывода следствий из некоторых посылок.

Итак, пусть задано допустимое множество $D \in R^n, (y) \subset D, y \in Y$. Введём оценку $f(x, y)$ принадлежности элемента x классу $A(y)$. Определим комитет максимального отклика $\{f(\cdot, y) : y \in Y\}$:

$$\text{если } x \in A(\tilde{y}), \text{ то } \max(f(x, y) : y \in Y) = f(\tilde{x}, y). \quad (1)$$

И теперь для построения двойственной модели надо только записать условия выполнения требования (1), т.е. условия существования комитета

максимального отклика. Это условие того, что каждое из неравенств $f(x, y) < f(x, \tilde{y})$ является следствием соотношения: $x \in A(\tilde{y})$.

Работа поддержана РФФИ (проект 97-01-00370) и ГНТП/ПИТ.

Литература

1. Журавлёв Ю.И. Корректные алгебры над множествами некорректных (эвристических) алгоритмов, I - II - III - Кибернетика - 1977 - №4, 1977 -№66 1978 - №2.
2. Ерёмин И.И., Мазуров Вл.Д. Нестационарные процессы математического программирования - М. - «Наука» - 1979.
3. Мазуров Вл.Д. Метод комитетов в задачах оптимизации и классификации. - М. - «Наука» - 1990.
4. VI.D.Mazurov. Duality in pattern recognition - PRIA - 1991 - vol.1 - №2.

Хранение и воспроизведение последовательности бинарных векторов сетями из w - нейронов

В.В. Майоров, Г.В. Шабаршина

(Ярославль)

Предлагается конструкция, названная сетью из W - нейронов, которая может запоминать и воспроизводить последовательности бинарных векторов. В режиме воспроизведения сети предъявляется часть последовательности. Элементы сети не обладают собственной авторитмичностью, но вся система может функционировать в колебательном режиме.

W - нейроны функционируют в дискретном времени. Они обладают рядом свойств, присущих биологическим нейронам-детекторам, которые генерируют импульсы в ответ на достаточно сильное воздействие. W - нейроны имеют состояние покоя (ожидания). Если находящийся в покое W -нейрон подвергся воздействию, то он может перейти в состояние возбуждения, в котором генерирует импульс - сигнал, передаваемый другим нейронам. Вслед за возбуждением следует рефрактерное состояние (элемент невосприимчив к внешнему воздействию), которое сменяется состоянием ожидания. Вводится "скрытый" параметр - мембранный потенциал (атрибут биологических нейронов). Он позволяет суммировать поступающие на W - нейрон сигналы, как по пространству, так и по времени.

Приведем описание W -нейрона. В любой дискретный момент времени t W - нейрон находится в одном из трех состояний: $s(t) = 0$ - состояние покоя,

$s(t) = 1$ - состояние возбуждения, $s(t) = -1$ - состояние рефрактерности. Из состояния покоя W - нейрон может перейти в возбужденное состояние под действием синаптических сигналов. Возбуждение длится один такт. Оно сменяется состоянием рефрактерности - длится Γ_0 тактов, за которым наступает состояние ожидания (покоя). В каждый момент времени W - нейрон формирует выходной сигнал $x(t) = \delta_0(s(t) - 1)$, где $\delta_0(v) = 1$ при $v = 0$ и $\delta_0(v) = 0$ при $v \neq 0$. W - нейрон имеет суммирующие синаптические входы. Для W - нейрона в состоянии ожидания определим мембранный потенциал $u(t)$. Пусть $x_i(t)$ - сигнал (равен либо нулю, либо единице), поступающий в момент времени t на i - ый синапс ($i=1, \dots, N$). Тогда положим

$$u(t) = q\delta_0(s(t-1))u(t-1) + \sum_{i=1}^N w_i x_i(t)\delta_0(s(t)), \quad (1)$$

где параметр $0 \leq q \leq 1$, N - число синапсов. Числа w_i в формуле (1) назовем синаптическими весами. Если в момент времени t значение $u(t) \geq u_0$, где u_0 пороговое значение мембранного потенциала, то в следующий момент времени $s(t+1) = 1$, т.е. W - нейрон переходит в возбужденное состояние и формирует выходной сигнал $x(t+1) = 1$.

Ниже рассматриваются сети, состоящие из p нейронных ассоциаций (модулей), каждая из них содержит N элементов. Связи между W - нейронами внутри модулей и между элементами разных модулей осуществляются с помощью суммирующих синапсов.

Опишем интересующие нас колебательные режимы. В начальный момент времени часть W - нейронов одного из модулей переходит в возбужденное состояние и, следовательно, генерирует единичные выходные сигналы. В следующий момент времени единичные выходные сигналы генерируют остальные W - нейроны этого модуля и часть W - нейронов другого модуля. Аналогичным образом формируют ненулевые выходные сигналы все остальные модули. Процесс назовем тактом прохождения волны возбуждения. Следующий такт прохождения волны начинается генерацией единичных выходных сигналов множеством W - нейронов исходного модуля, возбужденных на первом такте. На втором такте волна возбуждения проходит все модули в той же последовательности, что и на первом. В дальнейшем процесс периодически повторяется.

Произвольно пронумеруем модули и W - нейроны внутри модулей. Пусть $U_k(t)$ и $X_k(t)$ - соответственно векторы мембранных потенциалов и

выходных сигналов k -ого модуля в момент времени t . Обозначим через $W_{k,j}$ матрицу, в текущей i -ой ($i = 1, \dots, N$) строке которой расположен вектор, состоящий из синаптических весов воздействия W -нейронов j -ого модуля на i -ый W -нейрон k -ого модуля. Веса суммирующих синапсов можно выбрать так, чтобы на любом такте в каждом модуле в возбужденном состоянии оказались заранее заданные W -нейроны.

Рассмотрим наборы бинарных векторов $X_1, \tilde{X}_1, X_2, \tilde{X}_2, \dots, X_p, \tilde{X}_p$, где $X_k + \tilde{X}_k = (1, 1, \dots, 1)$, $k = 1, \dots, p$. Матрицы синаптических весов выберем по правилам обучения однослойного персептрона так, чтобы

$$X_k = \theta(W_{k,k-2}\tilde{X}_{k-2} + W_{k,k-1}X_{k-1} - U), \quad \tilde{X}_k = \theta(W_{k,k}X_k + W_{k,k-1}\tilde{X}_{k-1} - U) \quad (2)$$

Теорема. Пусть продолжительность рефрактерного состояния W -нейронов $r_0 = p - 2$. Существует периодический режим функционирования сети, в котором в последовательные моменты времени генерируются выходные сигналы: $X_1, \tilde{X}_1, X_2, \tilde{X}_2, \dots, X_p, \tilde{X}_p, X_1, \tilde{X}_1, X_2, \tilde{X}_2, \dots$. Векторы X_k, \tilde{X}_k ($k=1, \dots, p$) формируются k -ым модулем.

Для доказательства теоремы опишем механизм инициализации колебательных режимов. Снабдим каждый W -нейрон внешним входом. Если в момент времени t нейрон находится в состоянии ожидания $s(t=0)$, то внешний сигнал $x_{вн}(t) = -1$ (абсолютно тормозящий) переводит его в следующий момент времени в состояние рефрактерности, которое продлится r_0 тактов. В свою очередь, сигнал $x_{вн}(t) = 1$ (возбуждающий) переводит W -нейрон в следующий момент времени на один такт в возбужденное состояние (генерируется единичный выходной сигнал). Внешний нулевой сигнал не оказывает действия на нейрон.

Пусть в нулевой момент времени все W -нейроны находятся в состоянии ожидания. Используя внешние входы, последовательно в моменты времени $t = k$ ($k=1, \dots, p$) подадим на нейроны k -ого модуля абсолютно тормозящие сигналы. В момент времени $t = p$ нейроны первого модуля уже выйдут из рефрактерного состояния. В этот момент времени подадим на нейроны первого модуля в качестве внешнего воздействия вектор X_1 . В момент времени $t = p + 1$ W -нейроны второго модуля находятся в состоянии ожидания, а модулей с номерами $3, \dots, p$ - в рефрактерном состоянии. Также действуя через внешние входы в момент времени $t = p + 1$, переведем выходы W -нейронов первого модуля в состояние \tilde{X}_1 , а второго модуля - в

состояние X_2 . Согласно (2) в момент времени $t = p + 3$ выходным вектором для второго модуля будет вектор \tilde{X}_2 , для третьего - X_3 . В дальнейшем сеть будет воспроизводить интересующую нас последовательность. В любой момент времени два модуля формируют ненулевые векторы выходных сигналов (\tilde{X}_{k-1} и X_k соответственно), W - нейроны $k+1$ -модуля находятся в состоянии ожидания. Элементы остальных модулей пребывают в рефрактерном состоянии.

Таким образом, сеть, состоящая из W - нейронов играет роль ассоциативной памяти: по фрагменту восстанавливает ассоциативный ряд.

О выборе размерностей евклидовых представлений метрических описаний прецедентов

А.И. Майсурадзе

(Москва)

Существенной особенностью задач распознавания образов является большая размерность и сложная структура исходных описаний прецедентов (объектов или ситуаций распознавания). Поэтому при обработке исходной информации нередко приходится переходить к малоразмерным описаниям. Если на пространстве исходных ситуаций каким-либо образом задана метрика или хотя бы некоторые близости, то можно поставить задачу поиска новых описаний, сохраняющих исходные расстояния. При этом возникает проблема обоснованного выбора размерности такого представления. В докладе рассматривается случай, когда новые описания являются точками конечномерного евклидова пространства.

Постановка задачи выглядит следующим образом. Дана матрица попарных близостей для m объектов. Соблюдение неравенства треугольника необязательно. Требуется найти m точек n -мерного евклидова пространства, представляющие исходные объекты так, чтобы матрица их попарных расстояний давала наименьшую ошибку (наибольшую точность) при сравнении с исходной матрицей попарных близостей. Для сравнения матриц используются различные функционалы уклонения. Таким образом, можно говорить о задаче минимизации функционала уклонения на m -точечных n -мерных конфигурациях.

Не все метрические конфигурации, т.е. матрицы попарных близостей, даже удовлетворяющие аксиомам метрики, могут быть точно представлены в конечномерных евклидовых пространствах. Пусть $\tilde{\chi}$ - множество непрерывно дифференцируемых функционалов уклонения, которые (1)

равны нулю только при совпадении матриц попарных близостей и для которых (2) при изменении некоторого выделенного расстояния и фиксировании всех остальных расстояний единственной точкой экстремума будет точка минимума, которой является соответствующее исходное расстояние. Этим требованиям удовлетворяют, например, функционалы уклонения «вида потенциальной функции», которые определяются как сумма одинаково вычисляемых величин от пар соответствующих элементов сравниваемых матриц. Пусть $P(n) = \min \chi(\tilde{p}^*, \tilde{p}^n)$ - ошибка представления метрической конфигурации \tilde{p}^* точками n-мерного евклидова пространства при использовании функционала уклонения χ . Очевидно, что с ростом n величина ошибки разве что убывает. Для функционалов из $\tilde{\chi}$ верен следующий результат. Если метрическая конфигурация для m объектов точно представима в некотором конечномерном евклидовом пространстве, то последовательность $P(n), n=0,1,2,\dots$, достигает минимального (а именно, нулевого) значения при размерности представления не более m-1, иначе $P(n)$ достигает минимального (причем положительного) значения при размерности не более m-2.

Для анализа качества представления прецедентов можно использовать величину $e(k) = [P(k-1) - P(k)] / [P(k) - P(k+1)]$, называемую эффективностью размерности k. Эффективными размерностями называются размерности, для которых на графике эффективности имеется локальные максимумы, т.е. $e(k) > e(k-1)$ и $e(k) > e(k+1)$. То, какие размерности являются эффективными, является характеристикой метрических свойств заданного набора объектов. При выборе размерности описаний исходных объектов можно обоснованно использовать именно эффективные размерности.

Если исходные описания уже являются точками N-мерного евклидова пространства, для сравнения матриц используется функционал средней разности квадратов соответствующих элементов, а переход к описаниям меньшей размерности производится путем ортогонального проектирования, то в N мерном пространстве исходных описаний можно построить базис, в котором представление исходных объектов является «оптимальным». В этом базисе проекции на пространство любой меньшей размерности n, получающиеся обнулением последних N-n компонент «оптимального» представления исходных точек, дают минимум функционала уклонения на всех ортогональных n-мерных проекциях. Такой базис набирается из собственных векторов выборочной ковариационной матрицы центрированного набора исходных точек.

Работа выполнена при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (код проекта 99-01-00562).

**О проблеме обоснования качества классов алгоритмов с
универсальными ограничениями монотонности**

В.Л. Матросов, А.Н. Сёмочкин
(Москва)

В работе К.В. Рудакова [1] была сформулирована общая постановка задачи построения алгоритмов преобразования информации с так называемыми универсальными и локальными ограничениями. В классе задач **A** с универсальными ограничениями монотонности определены частично упорядоченные множества I и \tilde{I} , задана система локальных ограничений в виде набора пар $((I_1, \tilde{I}_1), \dots, (I_q, \tilde{I}_q))$, где $(I_i, \tilde{I}_i) \in (I \times \tilde{I})^q$, и требуется построить алгоритм A , реализующий монотонное отображение A из I в \tilde{I} такое, что $\forall i \in \{1, \dots, q\}, A(I_i) = \tilde{I}_i$. Универсальные ограничения монотонности будут выражаться категорией Ψ_M , объектами которой являются пространства q -векторов над упорядоченными множествами и все конечные декартовы степени таких пространств, а класс морфизмов содержит отображения объектов друг в друга, порожденные монотонными отображениями соответствующих упорядоченных множеств.

Пусть определены частично упорядоченные множества X и $\Omega = \{0, 1\}$, существует известное на конечном подмножестве множества X отображение $\mathbf{B} : X \rightarrow \Omega$, задано множество $\mathbf{W} = \{(x, \omega) | x \in X, \omega \in \Omega, \mathbf{B}(x) = \omega\}$ с существующей на нем неизвестной вероятностной мерой P . Обозначим через $\mathbf{W}^q = \{(x_1, \omega_1), \dots, (x_q, \omega_q) | (x_i, \omega_i) \in \mathbf{W}, i \in \overline{1, q}\}$ множество случайных и независимых выборов из \mathbf{W} согласно вероятностной мере P . Частоту ошибок алгоритма $A \in \mathbf{A}$ на выборке \bar{S}^q обозначим $\nu(A, \bar{S}^q)$. Рассмотрим

объединенную выборку $\bar{S}^{l+r} \in \mathbf{W}^{l+r}$, составленную из обучающей выборки $\bar{S}^l \in \mathbf{W}^l$ и рабочей выборки $\bar{S}^r \in \mathbf{W}^r$. Тогда функционал качества при фиксированных l и r будет иметь вид

$$Q(\varepsilon) = \mu \left\{ \bar{S}^{l+r} \left| \bar{S}^{l+r} \in \mathbf{W}^{l+r}, \exists_{A \in \mathbf{A}} \nu(A, \bar{S}^l) = 0 \wedge \nu(A, \bar{S}^r) \geq \varepsilon \right. \right\},$$

где ε — заданное неотрицательное число. Таким образом, чем выше качество решения задачи распознавания, тем меньшее значение принимает функционал качества. Ясно, что в связи с предположением о присутствии в задаче распознавания универсальных ограничений монотонности, частота ошибок алгоритмов на произвольной выборке будет зависеть главным образом от системы характеристик частичного порядка, существующего на

множестве X . Случай, когда все элементы множества X попарно несравнимы относительно заданного на нем частичного порядка был подробно изучен в работе [2]. С другой стороны, справедлива **теорема** о том, что достаточным условием решения задачи распознавания с надежностью $\eta < 1$ получения заданного качества $\varepsilon < 1$ является существование на множестве объектов X линейного порядка.

В общем случае задания частичного порядка на множестве X определена вероятностная характеристика этого порядка, фиксирующая вероятность того, что выборка \bar{S}^q не является линейно упорядоченной, и выражающаяся некоторой функцией $g(q)$. Функцию $\rho_q = 1 - g(q)$ назовем характеристикой плотности порядка на множестве X . Для оценки скорости сходимости функционала качества в данном случае вводится понятие линейного достроения частичного порядка на конечном множестве. Число линейных достроений на q -конечном множестве обозначим $h(\rho_q, q)$. Справедливо

неравенство
$$Q(\varepsilon) \leq \left(1 + \frac{l}{r}\right)^{-r\varepsilon} h(\rho_{l+r}, l+r).$$
 Для двух различных

характеристик частичного порядка ρ_q^1, ρ_q^2 , связанных соотношением $\rho_q^1 < \rho_q^2$ для любого q , верно неравенство $h(\rho_q^2, q) < h(\rho_q^1, q)$. Следовательно, скорость сходимости функционала качества больше для частичных порядков с характеристиками более близкими к линейному порядку. Таким образом, при решении конкретной задачи распознавания, для которой имеют место универсальные ограничения монотонности, из анализа характеристик частичного порядка на множестве объектов можно сделать вывод о качестве решения в данном классе алгоритмов.

Литература

1. Рудаков К.В. Об алгебраической теории универсальных и локальных ограничений для задач классификации // Распознавание, классификация, прогноз. М.: Наука, 1989. с. 176-201.
2. Вапник В.Н., Червоненкис А.Я. Теория распознавания образов (статистические проблемы обучения). М.: Наука, 1974. 418с.

Задание порядка в области определения признаков как метод структурированного описания сложных объектов

Н.А. Меркулова

(Новосибирск)

В задачах анализа данных является актуальной проблема разработки структурированного описания объектов, которое позволяло бы объединять эмпирические знания о структурных отношениях между значениями признаков.

Считаем, что структурированные признаки имеют область значений, которая является частично упорядоченным множеством. Ниже описан метод задания порядка в области определения структурированных признаков.

Пусть область определения каждого признака разбита на подобласти. Для некоторого объекта a зададим структуру отношений на множестве значений признаков объекта. Считаем, что на i -м этапе задано разбиение множества измеряемых признаков: $Z^i = \{R_1^i, \dots, R_{l_i}^i\}$, $\hat{Z}^i = \{\hat{R}_1^i, \dots, \hat{R}_{l_i}^i\}$, где $R_k^i = \{X_j^{ik}\}$ и $\hat{R}_k^i = \{X_j^{(i+1)k}\}$, причем указанные подмножества \hat{R}_k^i, R_k^i определяются на основе экспертных высказываний вида: если значения признаков $X_j^{ik}(a)$ принадлежат некоторой подобласти в признаковом пространстве, обозначим ее E_k^i , то вычисляем значения признаков $X_j^{(i+1)k}(a)$.

Пусть после m этапов измерения в описании участвует l^* попарно различных признаков. Обозначим их z_1, \dots, z_{l^*} . На основе разбиений $Z^1, \hat{Z}^1, \dots, Z^m, \hat{Z}^m$ может быть построено иерархическое представление последовательности измерения признаков. Для этого формируется дерево, узлами которого являются наборы признаков R_k^i и отдельные признаки $X_j^{(i+1)k}$. Множество связей между элементами дерева может быть задано отношением $\tau \subseteq \{z_1, \dots, z_{l^*}\} \times \{z_1, \dots, z_{l^*}\}$ таким, что $(z_s, z_t) \in \tau \Leftrightarrow z_s \in R_k^i, z_t \in \hat{R}_k^i$ для некоторых k, i .

На множестве признаков описания z_1, \dots, z_{l^*} определим отношение α_τ , построенное с учетом существующих связей между признаками. Признаки z_s, z_t удовлетворяют отношению α_τ : $(z_s, z_t) \in \alpha_\tau \Leftrightarrow z_t$ является

элементом поддерева с вершиной R_k^i для некоторых k, i таких, что $z_s \in R_k^i$. Отношение α_τ удовлетворяет аксиомам рефлексивности, транзитивности и антисимметричности \Rightarrow отношение α_τ является частичным порядком. Частичный порядок α_τ назовем структурой на множестве признаков.

Зная структуру α_τ , можем определить матрицу T , отражающую структуру множества признаков; T - матрица размера $l^* \times l^*$ с элементами, определенными следующим образом: $t_{ij} = 1 \Leftrightarrow (i, j) \in \alpha_\tau, t_{ij} = 0 \Leftrightarrow (i, j) \notin \alpha_\tau$.

Пусть заданы структурированные описания двух различных объектов a и a' . Расстояние между структурами $\alpha_\tau, \alpha'_\tau$ можно определить по матрицам T и T' , как число поразрядных несовпадений элементов матриц: $d(a_\tau, a'_\tau) = \sum_{i,j=1}^{\bar{l}} |t_{ij} - t'_{ij}|$, где \bar{l} - количество элементов в объединении множества признаков, описывающих объекты a и a' .

Обозначим E множество всех подобластей E_k^i , выделенных экспертами в ходе формирования структуры: $E = \{E_k^i\}$. Пару (E, α_τ) назовем структурированным описанием объекта. Для каждого исследуемого объекта использование структурированного описания (E, α_τ) задает характерный для заданного объекта частичный порядок в признаковом пространстве.

Основными направлениями для дальнейших исследований в рамках проблемы распознавания сложных объектов являются: разработка алгоритма распознавания, включающего методы анализа порядков, а также построение взвешенного (по уровням структуры) коэффициента различия между структурированными описаниями.

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, проект 98-01-00673.

Литература

1. Куперштох, В.Л., Трофимов, В.А. Алгоритм анализа структуры матрицы связи// Автоматика и телемеханика, 1975, № 11, с. 170-180.
2. Лбов, Г.С. Логические решающие функции. – Новосибирск, Изд-во НГТУ, 1998, с.70

3. Kaufman, K.A., Michalski, R.S. A Method for Reasoning with Structured and Continuous Attributes in the INLEN-2 Multistrategy Knowledge Discovery System// Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, Portland, 1996. pp. 232-237.

Древовидные марковские случайные поля в задачах анализа массивов упорядоченных данных

В.В. Моттль, С.Д. Двоенко А.Б. Блинов
(Тула)

В работе рассматривается один достаточно широкий класс прикладных задач анализа данных, решение которых связано с обработкой упорядоченных массивов.

Будем говорить, что массив данных упорядочен, когда его элементы упорядочены вдоль одной или нескольких осей некоторых аргументов. В частности, сигналы естественно рассматривать как такие массивы, упорядоченные вдоль оси дискретного времени.

В данной работе сигнал понимается в более широком смысле как всякий массив чисел, упорядоченных вдоль оси некоторого аргумента, не обязательно времени, например: пространственной координаты, частоты. К упорядоченным массивам мы также отнесем, например, и символьные последовательности аминокислотных остатков, составляющих первичную структуру белка. Отличие от традиционных сигналов состоит лишь в том, что аргументом является порядковый номер элемента полимерной молекулы белка, а значения образованы алфавитом из 21 символа по числу аминокислот.

Типичными примерами двумерных упорядоченных массивов являются изображения на дискретном растре. Другим примером двумерного массива являются сейсмические разрезы подземной толщи, образованные большим числом отраженных сейсмических сигналов, зарегистрированных с равным шагом вдоль прямой на поверхности после искусственного сейсмического импульса. Совокупность отраженных сейсмических сигналов в узлах прямоугольной решетки на некоторой области земной поверхности дает уже трехмерный упорядоченный массив (сейсмический куб). Примеры такого рода можно продолжить.

Рассмотрим массив данных как функцию y_t на множестве элементов массива $t \in T$, принимающую значения из некоторого множества, определенного природой источника данных. На множестве T задано антирефлексивное симметричное бинарное отношение $G \subseteq T \times T$,

определяющее неориентированный граф без петель, ребра которого соединяют смежные элементы массива. Такой граф задает структуру массива данных (рис. 1).

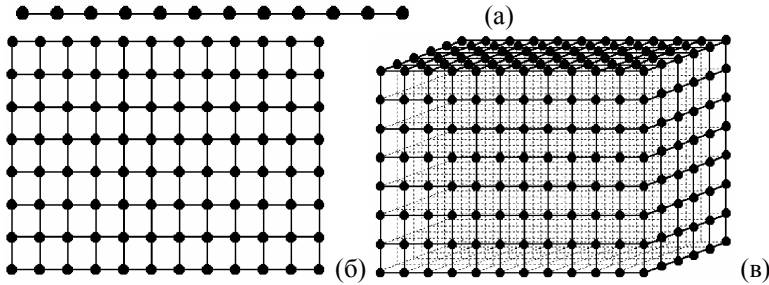


Рис. 1. Графы смежности элементов в упорядоченных массивах: цепь (а), плоская решетка (б) и трехмерная решетка (в) для сигнала, изображения и сейсмического куба

Широкий класс задач анализа массивов упорядоченных данных можно представить как задачу преобразования исходного массива $Y = (y_t, t \in T)$ в другой $X = (x_t, t \in T)$ того же аргумента t с учетом неизменной смежности элементов массивов $(s, t) \in G$. Функция x_t принимает значения из некоторого множества, определенного контекстом задачи. В частности, рассматривая элементы y_t как объекты распознавания, естественно предположить, что областью определения элементов из X является конечное множество классов $x_t \in \{1, \dots, m\}$.

Пусть известны априорные плотности $\zeta(X)$, $f(Y)$ и $\eta(Y|X)$, выражающие вероятностный механизм порождения массива данных. Тогда анализ сводится к поиску апостериорного распределения $\pi(X|Y) \propto \zeta(X)\eta(Y|X)$ и построению решающего правила, например, для массива X в целом $\hat{X}(Y) = \arg \max_{x_t} \pi(X|Y)$.

В случае упорядоченных массивов вероятностные распределения на множестве переменных, связанных некоторым отношением соседства, являются случайными полями. Определение вероятностных свойств случайных полей с произвольным графом смежности представляет трудноразрешимую теоретическую проблему [1]. Обычно предполагается, что такие поля являются марковскими, вероятностные свойства которых в целом полностью выражаются через условные распределения отдельных переменных x_t относительно соседей x_s по графу смежности $(s, t) \in G$. Тем не менее, простые реализации алгоритмов известны только для сигналов, когда

граф G является цепью, а случайное поле X является скрытым марковским случайным процессом, подлежащим восстановлению [2].

Наш опыт показывает, что и в общем случае также возможны простые реализации вычислительных процедур, если предположить, что в графе смежности отсутствуют циклы. В данной работе предполагается, что граф смежности G переменных в скрытом случайном поле X является деревом. Естественно, что типичные графы смежности в виде решеток приходится аппроксимировать. Ранее были предложены способы аппроксимации требуемого отношения соседства комбинациями древовидных отношений [3].

Пусть наблюдаемое случайное поле $Y = (y_t, t \in T)$ образовано переменными, условно независимыми по отношению к скрытому полю $X = (x_t, t \in T)$. Можно показать, что локальные апостериорные распределения $p_t(x_t | y_t)$, $t \in T$ и априорное совместное распределение $\zeta(X)$ полностью определяют апостериорное скрытое поле

$$\pi(X | Y) \propto \frac{\zeta(X)}{\prod_{t \in T} q_t(x_t)} \prod_{t \in T} p_t(x_t | y_t). \quad (1)$$

Отсюда следует, что при анализе упорядоченного массива данных всегда можно сначала определить локальные апостериорные распределения переменных скрытого поля $p_t(x_t | y_t)$, $t \in T$, а затем согласовать их посредством распределения $\zeta(X)$.

В распознавании образов традиционным способом поиска локальных апостериорных вероятностей $p_t(x_t | y_t)$ является обучение с учителем, когда вместе со значениями наблюдаемых переменных y_t указываются и их классы x_t . Из (1) следует, что при известном совместном распределении $\zeta(X)$ от учителя требуется обычная неупорядоченная информация. Тогда задача обучения распознаванию образов в массивах упорядоченных данных не отличается от классической. Изменение традиционной процедуры обучения необходимо лишь при неизвестном распределении $\zeta(X)$. Только в этом случае от учителя потребуются информация о локализации представителей отдельных классов в упорядоченном массиве и, следовательно, возникнет необходимость в новых процедурах обучения. Тем не менее, процедура собственно распознавания скрытого поля X существенно отличается от традиционной из-за необходимости учета совместного распределения $\zeta(X)$.

Утверждение (1) указывает на принципиальную возможность данного способа обучения распознаванию в массивах упорядоченных данных. Очевидно, что сложность алгоритмов распознавания существенно зависит от свойств распределения $\zeta(X)$. Предположение о древовидных марковских

свойствах скрытого случайного поля позволяет построить эффективные алгоритмы распознавания и предложить единую концепцию их построения для широкого класса задач обработки массивов упорядоченных данных.

Литература

1. *Besag J.E.* On the statistical analysis of dirty pictures (with discussions)// J.R. Statist. Soc. 1986. B48. P. 259-302.
2. *Rabiner L.R.* A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition// Proceedings of IEEE. 1989. Vol. 77. No.2. P.257-285.
3. *Muchnik I.B., Mottl V.V., Levyant V.B.* Massive data set analysis in seismic explorations for oil and gas in crystalline basement interval// DIMACS Tech. Report 99-3. January 1999. 35 p.

Процедуры мультиэлайнмента в задачах обучения распознаванию сигналов разной длительности

В.В. Моттль, С.Д. Двоенко, С.В. Лисицын, Ю.С. Ключарева
(Тула)

Сигналы разной длительности представляют собой обширный класс объектов, необходимость в распознавании которых часто возникает в различных задачах обработки. Мы понимаем здесь термин «сигналы» расширительно, распространяя его на любые числовые последовательности, упорядоченные вдоль оси некоторого аргумента, например: по времени, частоте или пространственной координате. Важно отметить, что сигналы, как правило, подвержены специфическим искажениям масштаба вдоль оси аргумента в виде локальных растяжений и сжатий, индивидуальных для каждого сигнала.

Наиболее ярким примером таких сигналов являются речевые команды, в которых локальные искажения вызваны непостоянством темпа произнесения, поэтому их называют темпоральными [1]. Этот же тип искажений характерен и для сигналов, порождаемых в процессе ввода рукописных символов в компьютер с помощью специального пера, если в качестве аргумента используется время. Если же сигнал формируется как функция пути вдоль траектории пера, то изменения локального масштаба по оси аргумента отражают индивидуальные особенности каждого написания символа [2]. В сигналах, образованных числовыми характеристиками аминокислотных остатков, образующих полимерные молекулы белков, локальные искажения масштаба по оси аргумента появляются из-за пропусков, вставок или замен отдельных аминокислот в родственных

белках, разными путями произошедших от общего прародителя в ходе эволюции [3].

Распознавание сигналов такого типа основано на их сравнении с эталонными сигналами. Поэтому распознавание предъявленного сигнала заключается в выборе того класса, расстояние до эталона которого является наименьшим. Сравнение с эталоном выполняется процедурой парного элаймента. Процедура заключается в нахождении при последовательном просмотре для каждого очередного отсчета одного сигнала наиболее соответствующего ему по некоторым характеристикам отсчета другого сигнала из его еще не просмотренных отсчетов и в вычислении некоторой количественной оценки качества полученного соответствия.

Обычно предполагается, что эталонный сигнал является в некотором смысле средним сигналом, который в целом оказывается типичным представителем своего класса [2]. Реально такая характеристика класса оказывается и единственно возможной, т.к. другие предположения о классах сигналов требуют введения признакового пространства.

В то же время в современной теории распознавания образов предпочтение отдается прямому восстановлению решающего правила распознавания как границе в пространстве признаков, которая отделяет области определения разных классов друг от друга [4, 5].

Последовательность дискретных отсчетов сигнала образует естественное линейное пространство его исходного представления. Но размерность такого пространства индивидуальна для каждого сигнала, поскольку определяется его длительностью. Поэтому априори отсутствует то общее пространство, в котором можно было бы сравнивать сигналы между собой и искать решающее правило распознавания. Простое приведение сигналов к общей длительности путем их равномерного сжатия или растяжения с соответствующей интерполяцией не является приемлемым решением в подавляющем числе случаев, поскольку поэлементное сравнение сигналов все равно будет лишено смысла из-за непостоянства локального масштаба, индивидуальным образом изменяющегося вдоль оси аргумента в каждом сигнале. В результате, одни и те же оси линейного пространства, образованного отсчетами сигналов после такого равномерного преобразования, будут связаны с качественно разными элементами информации в разных сигналах.

В данной работе предлагается метод формирования признакового пространства, которое является общим для всех сигналов обучающей выборки. Для формирования такого общего пространства сигналов необходимо выполнить мультиэлаймент, т.е. установить взаимно

согласованные попарные соответствия всех сигналов обучающей выборки между собой.

Задача мультиэлаймента хорошо известна в такой специфической области, как проблема восстановления последовательности аминокислот в составе белковой цепочки, и является новой в распознавании образов. Формальной целью мультиэлаймента является нахождения для всех исходных сигналов множества ссылок, которые указывают, какой отсчет каждого сигнала связывается с текущей позицией аргумента. Фактически, множество ссылок указывает на наличие консенсус-сигнала, который наилучшим образом отражает особенности всех сигналов выборки.

Задача построения консенсус-сигнала при обучении распознаванию сигналов, в отличие от мультиэлаймента белков, требует решения совокупности задач аппроксимации локальной формы сигналов в каждом отсчете при их сопоставлении. Предлагаются две процедуры мультиэлаймента, основанные на линейной и квадратичной аппроксимации локальной формы сигналов.

При наличии общего пространства, куда помещены все сигналы обучающей выборки, становится возможным применение апробированных методов теории распознавания образов. В частности, весьма перспективным оказывается применение метода опорных векторов [5] и различных методов регуляризации решающего правила, например [6], учитывающих специфику сигналов, состоящую в том, что координаты представляющего их пространства естественным образом упорядочены вдоль оси аргумента каждого из сигналов.

Литература

1. *Винцук Т.К.* Анализ, распознавание и интерпретация речевых сигналов. Киев: Наукова думка, 1987. 264 с.
2. *Connel S.D., Jain A.K.* Learning Prototypes for On-Line Handwritten Digits// 14th ICPR'98. August 16–20, 1998, Brisbane, Australia. Vol. 1. P. 182–184.
3. *Durbin R., Eddy S., Krogh A., Mitchison G.* Biological sequence analysis. Probabilistic models of proteins and nucleic acids. Cambridge University Press. 1998. 356 p.
4. *Ванник В.Н., Червоненкис А.Я.* Теория распознавания образов. М.: Наука, 1974. 415 с.
5. *Cortes C., Vapnik V.* Support-vector networks// Machine Learning. 1995. Vol.20. No.3. P. 273–297.
6. Обучение распознаванию сигналов с учетом критерия гладкости решающего правила (в данном сборнике).

Процедуры мультиэлаймента в задачах обучения распознаванию сигналов разной длительности

В.В. Моттль, С.Д. Двоенко, С.В. Лисицын, Ю.С. Ключарева
(Тула)

Сигналы разной длительности представляют собой обширный класс объектов, необходимость в распознавании которых часто возникает в различных задачах обработки. Мы понимаем здесь термин «сигналы» расширительно, распространяя его на любые числовые последовательности, упорядоченные вдоль оси некоторого аргумента, например: по времени, частоте или пространственной координате. Важно отметить, что сигналы, как правило, подвержены специфическим искажениям масштаба вдоль оси аргумента в виде локальных растяжений и сжатий, индивидуальных для каждого сигнала.

Наиболее ярким примером таких сигналов являются речевые команды, в которых локальные искажения вызваны непостоянством темпа произнесения, поэтому их называют темпоральными [1]. Этот же тип искажений характерен и для сигналов, порождаемых в процессе ввода рукописных символов в компьютер с помощью специального пера, если в качестве аргумента используется время. Если же сигнал формируется как функция пути вдоль траектории пера, то изменения локального масштаба по оси аргумента отражают индивидуальные особенности каждого написания символа [2]. В сигналах, образованных числовыми характеристиками аминокислотных остатков, образующих полимерные молекулы белков, локальные искажения масштаба по оси аргумента появляются из-за пропусков, вставок или замен отдельных аминокислот в родственных белках, разными путями произошедших от общего прародителя в ходе эволюции [3].

Распознавание сигналов такого типа основано на их сравнении с эталонными сигналами. Поэтому распознавание предъявленного сигнала заключается в выборе того класса, расстояние до эталона которого является наименьшим. Сравнение с эталоном выполняется процедурой парного элаймента. Процедура заключается в нахождении при последовательном просмотре для каждого очередного отсчета одного сигнала наиболее соответствующего ему по некоторым характеристикам отсчета другого сигнала из его еще не просмотренных отсчетов и в вычислении некоторой количественной оценки качества полученного соответствия.

Обычно предполагается, что эталонный сигнал является в некотором смысле средним сигналом, который в целом оказывается типичным представителем своего класса [2]. Реально такая характеристика класса

оказывается и единственно возможной, т.к. другие предположения о классах сигналов требуют введения признакового пространства.

В то же время в современной теории распознавания образов предпочтение отдается прямому восстановлению решающего правила распознавания как границе в пространстве признаков, которая отделяет области определения разных классов друг от друга [4, 5].

Последовательность дискретных отсчетов сигнала образует естественное линейное пространство его исходного представления. Но размерность такого пространства индивидуальна для каждого сигнала, поскольку определяется его длительностью. Поэтому априори отсутствует то общее пространство, в котором можно было бы сравнивать сигналы между собой и искать решающее правило распознавания. Простое приведение сигналов к общей длительности путем их равномерного сжатия или растяжения с соответствующей интерполяцией не является приемлемым решением в подавляющем числе случаев, поскольку поэлементное сравнение сигналов все равно будет лишено смысла из-за непостоянства локального масштаба, индивидуальным образом изменяющегося вдоль оси аргумента в каждом сигнале. В результате, одни и те же оси линейного пространства, образованного отсчетами сигналов после такого равномерного преобразования, будут связаны с качественно разными элементами информации в разных сигналах.

В данной работе предлагается метод формирования признакового пространства, которое является общим для всех сигналов обучающей выборки. Для формирования такого общего пространства сигналов необходимо выполнить мультиэлаймент, т.е. установить взаимно согласованные попарные соответствия всех сигналов обучающей выборки между собой.

Задача мультиэлаймента хорошо известна в такой специфической области, как проблема восстановления последовательности аминокислот в составе белковой цепочки, и является новой в распознавании образов. Формальной целью мультиэлаймента является нахождения для всех исходных сигналов множества ссылок, которые указывают, какой отсчет каждого сигнала связывается с текущей позицией аргумента. Фактически, множество ссылок указывает на наличие консенсус-сигнала, который наилучшим образом отражает особенности всех сигналов выборки.

Задача построения консенсус-сигнала при обучении распознаванию сигналов, в отличие от мультиэлаймента белков, требует решения совокупности задач аппроксимации локальной формы сигналов в каждом отсчете при их сопоставлении. Предлагаются две процедуры

мультиэлемента, основанные на линейной и квадратичной аппроксимации локальной формы сигналов.

При наличии общего пространства, куда помещены все сигналы обучающей выборки, становится возможным применение апробированных методов теории распознавания образов. В частности, весьма перспективным оказывается применение метода опорных векторов [5] и различных методов регуляризации решающего правила, например [6], учитывающих специфику сигналов, состоящую в том, что координаты представляющего их пространства естественным образом упорядочены вдоль оси аргумента каждого из сигналов.

Литература

1. Винюк Т.К. Анализ, распознавание и интерпретация речевых сигналов. Киев: Наукова думка, 1987. 264 с.
2. Connel S.D., Jain A.K. Learning Prototypes for On-Line Handwritten Digits// 14th ICPR'98. August 16–20, 1998, Brisbane, Australia. Vol. 1. P. 182–184.
3. Durbin R., Eddy S., Krogh A., Mitchison G. Biological sequence analysis. Probabilistic models of proteins and nucleic acids. Cambridge University Press. 1998. 356 p.
4. Ванник В.Н., Червоненкис А.Я. Теория распознавания образов. М.: Наука, 1974. 415 с.
5. Cortes C., Vapnik V. Support-vector networks// Machine Learning. 1995. Vol.20. No.3. P. 273–297.
6. Обучение распознаванию сигналов с учетом критерия гладкости решающего правила (в данном сборнике).

Оценивание доверительного интервала для вероятности ошибки решающей функции распознавания по эмпирическому риску

В. М. Неделько
(Новосибирск)

Пусть задан набор (разнотипный) измеряемых переменных $\{X_1, \dots, X_n\}$ и $Y \in D_Y = \{0,1\}$ – прогнозируемая переменная. Обозначим через D_j – множество возможных значений переменной X_j , и $D_X = \prod_{j=1}^n D_j$.

Предположим, что на $D = D_X \times D_Y$ задано вероятностное пространство, на котором класс всех вероятностных мер (распределений) обозначим \mathcal{C} .

Параметр $c \in C$ будет идентифицировать конкретное распределение $P_c(D)$. Распределение C будем также называть стратегией природы

Задача построения решающей функции распознавания заключается в том, чтобы на основе выборки $v = \{(x^i, y^i) \in D \mid i = \overline{1, N}\}$, где x^i – кортеж значений исходных переменных, а y^i – значение целевой характеристики, построить отображение $\alpha: D_X \rightarrow D_Y$.

Пусть задан некоторый класс решающих функций Ω . Алгоритмом построения решающей функции, минимизирующим эмпирический риск, будет отображение $Q: V \rightarrow \Omega$, где $V = D^N$ – пространство выборок объема N , при котором $\alpha_Q(v) = \arg \min_{\alpha \in \Omega} \tilde{R}(\alpha, v)$, где

$\tilde{R}(\alpha, v) = \frac{1}{N} \left| \{(x^i, y^i) \in v \mid y_\alpha(x^i) \neq y^i\} \right|$ – доля ошибок распознавания на обучающей выборке или эмпирический риск.

Критерием качества решающей функции является вероятность ошибки распознавания $R(\alpha, c) = \int_{D_R} dP_c(D)$, где $D_R = \{(x, y) \in D \mid y_\alpha(x) \neq y\}$.

Задачей данного исследования является оценивание доверительного интервала для вероятности ошибки в зависимости от полученного значения эмпирического риска. Эта задача была решена в [1], однако оценки, получаемые с помощью предложенного в этой работе подхода, весьма завышены [2], поэтому рассмотрим один из путей их уточнения.

Пусть при решении прикладной задачи получено значение эмпирического риска \tilde{R}_0 . Для проверки гипотезы о том, что для построенной при этом решающей функции вероятность ошибки равна R_0 , в [1] предлагается критерий $K_1(R_0) = \sup_{c \in C} P\left(\tilde{R}(\alpha_Q(v), v) - R(\alpha_Q(v), c) \geq \varepsilon\right)$, где $\varepsilon = R_0 - \tilde{R}_0$. Если $K_1(R_0) < \eta$ – заданного уровня значимости, то считаем, что для построенной решающей функции вероятность ошибки не равна R_0 , а значит, меньше этой величины.

Сильной стороной данного подхода является отсутствие предположений о распределениях, поскольку рассматривается худший вариант стратегии природы. Вместе с тем, очевидный недостаток заключается в том, что

указанный критерий не использует как событие тот факт, что получено определенное значение эмпирического риска. Чтобы это учесть, предлагается комбинированный критерий

$$K_2(R_0) = \sup_{c \in C} \min \left(P \left(R(\alpha_Q(v), c) \geq R_0 / \tilde{R}(\alpha_Q(v), v) \leq \tilde{R}_0 \right), P(\tilde{R}(\alpha_Q(v), v) \leq \tilde{R}_0) \right).$$

Данный критерий, с одной стороны, отвергает все стратегии природы, для которых вероятность получить значение эмпирического риска, меньшее или равное фактически полученному, меньше уровня значимости. С другой стороны, критерий контролирует вероятность получения вероятности

$ D_X $	N	\tilde{R}_0	R_0^1	R_0^2
4	30	0,0	0,14	0,1
7	35	0,0	0,17	0,12
14	50	0,02	0,22	0,17
14	100	0,02	0,15	0,09
17	50	0,0	0,23	0,15

ошибки, большей заданного значения.

Методом машинного моделирования было проведено сравнение двух критериев для случая дискретного D_X . Некоторые результаты приведены в таблице, где за R_0^1 и R_0^2 обозначены пороговые значения вероятности ошибки, допускаемые соответственно критерием Вапника–Червоненкиса и предложенным. Как можно заметить, предложенный критерий дает меньшую вероятность ошибки.

Работа выполнена при поддержке РФФИ, проект № 980100673.

Литература

1. Вапник В. Н., Червоненкис А. Я. Теория распознавания образов. М.: Наука, 1974. 415 с.
2. Старцева Н. Г. О статистической устойчивости в задачах классификации. // Докл. РАН, 1992. Том 325. № 5. С.441–444.

Расширенный модифицированный рекуррентный метод наименьших квадратов в распознавании временных рядов

Ю.И. Неймарк, Л.Г. Теклина

(Нижний Новгород)

Существует широкий круг задач распознавания, в которых решение принимается на основании не одномоментных данных о распознаваемом объекте, а на основании наблюдения за его поведением (состоянием) в течение некоторого промежутка времени, т.е. решается задача распознавания многомерных временных рядов. Эффективность применения методов распознавания к решению таких задач подтверждена практикой. Но до настоящего времени большая часть таких задач решается благодаря индивидуальному подходу, с учетом реального содержания задачи и опыта, доступного лишь специалисту в конкретной области знаний (исключения составляют работы новосибирских ученых, ведущих распознавание в классе логических решающих функций [1]). При решении таких задач обычно формируется новое описание, которое отражает как состояние объекта в начальный момент, так и характер возможных изменений, описываемых либо статистическими характеристиками, либо детерминированной математической моделью. Для алгоритмизации процесса распознавания временных рядов предлагается использовать расширенные рекуррентные процедуры метода наименьших квадратов (МНК) и его модификацию применительно к решению задач распознавания, представленные в работах [2,3,4].

Заметим, что многомерный временной ряд можно рассматривать и как единый динамический процесс, и как совокупность одномерных временных рядов, находящихся во взаимосвязи. Для оценки взаимной зависимости можно использовать такие данные, как взаимный спектр, кросскоррелограммы, функции когерентности и другие характеристики, поэтому рассмотрим сначала возможности распознавания на основе МНК одномерных временных рядов, или сигналов, задача кодирования и распознавания которых имеет к тому же и самостоятельный интерес. В качестве метода предварительного анализа временных рядов выбрана авторегрессия. Построение авторегрессионной модели - это способ обнаружения скрытых закономерностей в анализируемых данных.

Решение задачи распознавания временных рядов складывается из трех основных этапов:

1) Авторегрессионный анализ обучающего множества сигналов.

1.1. Определение возможных порядков авторегрессии.

1.2. Разбиение сигналов на квазистационарные отрезки при заданных величинах порядка авторегрессии и точности приближения.

2) Решение задачи кодирования временных рядов.

2.1. Формулировка критерия оптимального кодирования и кодирование символьных элементов (или качественных характеристик) последовательности.

2.2. Выбор и построение моделей, описывающих закономерности связи между отрезками временных рядов.

2.3. Анализ обучающей выборки в пространстве параметров модели.

2.4. Формирование информативных признаков.

3) Построение адаптивных решающих правил распознавания.

Наша цель - решение поставленной задачи на основе минимальных, но достаточных для решения знаний о закономерностях исследуемого процесса. Средство достижения цели - реализация метода последовательных приближений на базе расширенной рекуррентной формы МНК как для построения модели, так и для организации процедуры принятия решения по данной задаче на основе построенной модели. Решение задачи начинается с рассмотрения модели минимально допустимой сложности, далее и модель и конечные выводы корректируются (возрастает сложность модели) вплоть до решения поставленной задачи или доказательства невозможности (или нецелесообразности) ее решения на моделях рассматриваемого вида.

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проект № 99-01-00394) и ФЦП "Интеграция" (проект К0392).

Литература

1. Лбов Г.С. Метод анализа многомерных временных рядов в классе логических решающих функций // Докл. РАН, т. 339, N 6, 1994. С.750-753.
2. Неймарк Ю.И., Теклина Л.Г. Рекуррентная форма метода наименьших квадратов по определяемым параметрам // Докл. РАН, т.349, N 5, 1996. С.608-609.
3. Неймарк Ю.И., Теклина Л.Г. Роль кодирования образов при распознавании.// Докл. РАН, т.363, N 6, 1998. С.751-752.
4. Неймарк Ю.И., Теклина Л.Г. Расширенная рекуррентная форма метода наименьших квадратов в применении к задачам распознавания образов.// Сб. Динамика систем. Нижний Новгород, 1995. С.29-45.

Прогнозирование эффективности алгоритмов формирования искусственного интеллекта в задачах размещения

Г.В. Пендюрина

(С-Петербург)

В данном случае обсуждается вопрос о размещении элементов, отличающихся различной площадью и различной сложной конфигурацией на плоскости ограниченных размеров. Заполнение площади должно быть возможно более плотное, так что критерием качества решения задачи является сумма площадей межэлементных зазоров S , которая должна быть минимальной.

Представляемая площадь часто бывает прямоугольной заданной высоты h . Тогда в качестве критерия решения задачи может выступать минимальная длина l прямоугольника, на котором размещаются элементы.

В качестве примера можно иметь в виду задачу размещения лекал швейных изделий на полотне ткани.

На основании:

- обработки опыта решения задачи раскладчиками в интерактивном режиме;
- выявления общих свойств лекал (деталей) и фрагментов раскладок;
- выявления общих свойств в рисунках раскладок в зависимости от вектора, составными элементами которого являются площади деталей, особенности конфигурации деталей и их граней, в частности сопрягаемости граней деталей или их частей были разработаны:
- алгоритмы предварительной обработки исходных данных по деталям (система обработки конфигурации и размеров деталей – СОКР);
- алгоритмы выбора претендентов на формирование очередного фрагмента раскладки (система формирования фрагментов раскладок – СФФР);
- алгоритмы выбора общего рисунка раскладки (система рисунка раскладки – СРР);
- алгоритмы выбора прямой и обратной схемы формирования раскладки (система СФР).

В системе СОКР формируются последовательности деталей, соответствующие уменьшению их площадей S , уменьшению площади прямоугольников, окаймляющих детали S , и уменьшению площади вписывающихся в деталь прямоугольников S .

Информация S используется для деления элементов на группы крупных, средних и мелких деталей, а разности $S - S$ для оценки сложности очертаний граней деталей.

В системе СОКР применительно к каждой детали и для каждой грани формируется информация о гранях других деталей, с которыми данная или полностью или частично имеет сопрягающиеся участки.

Каждая деталь может иметь несколько сопрягающихся граней с одной или разными деталями.

Вся эта объемная информация используется при формировании фрагментов раскладок, точнее при отборе претендентов на формирование фрагментов раскладок.

В системе СФФР заложены непосредственно алгоритмы компоновки ансамблей претендентов на создание фрагментов раскладок. Так, например, если на очередном этапе формирования раскладки требуется создание вертикальной полосы деталей, то формируются ансамбли претендентов такие, когда их сумма размеров по высоте была бы равна примерно размеру требуемой вертикальной полосы.

Таких фрагментов получается, как правило, несколько. Однако, имея практически равный один показатель, предлагаемые ансамбли, как правило, различаются формой своих боковых граней, представляющих собой линии, прерывистые при переходе от детали к детали.

Форма боковых граней для принятого к использованию ансамбля должна примерно беззастенчиво соответствовать уже сформированной части раскладки, которая предполагается расположенной слева. Возможно, ее расположение справа или может требоваться вообще вписывание формирующейся полосы в готовую часть раскладки.

Для достижения цели может использоваться несколько вариантов разных действий.

Может осуществляться перебор во взаимном следовании деталей в формируемой полосе. Может быть осуществлен переход к другому ансамблю претендентов на фрагмент раскладки, в том числе и для случаев согласования боковых граней с гранями уже сформированных частей раскладки.

Изложенная задача формирования одной полосы раскладки наглядно характеризует сущность создаваемого интеллекта.

Содержание остальных алгоритмов также допускает вариабельность, но в любом случае эффективность алгоритмов обеспечивается выполнением частных проб.

Оценка результатов применения алгоритмов достигается использованием экспертных подходов и увеличением общего объема применяемых алгоритмов искусственного интеллекта при условии, если при этом снижается S.

Применение адаптивного секвентного базиса к задачам прогнозирования.

И.Д. Пономарева

(Киев)

Для обработки случайных процессов используют, как правило, базис Фурье.

Реальные случайные процессы, которые регистрируются при изучении объектов различной физической природы, не содержат четких периодов. Любая периодическая составляющая того или иного случайного процесса является в действительности квазипериодической, т.е. основной период каждой спектральной составляющей варьирует в определенных пределах. Эффект квазипериодичности был положен в основу разработанной теории анализа сигналов в адаптивном секвентном базисе. Такой базис представляется некоторым множеством адаптивных секвент, определяемых самим анализируемым процессом.

Каждая адаптивная секвента состоит из прямоугольных разнополярных импульсов, соответствующих искомому квазиритму, и строится по экстремальным точкам исходного сигнала. Такая секвента имеет с искомым ритмом одинаковое число переходов через нуль. Поэтому при анализе сигнала в адаптивном секвентом базисе получают разложение сигнала на те условные ритмические компоненты, которые имеют место в действительности. Это оказывается чрезвычайно удобным при решении прикладных задач в биологии, медицине, геофизике, сейсмографии, радиолокации, гидролокации и ряде других областей. Несомненные перспективы открываются при использовании адаптивного секвентного базиса для решения задач прогнозирования текущих значений случайных процессов.

Одной из особенностей адаптивного секвентного базиса является простота его получения. А применение базиса для решения задач прогнозирования оказывается чрезвычайно эффективным, поскольку при таком подходе не требуется применения сложных фильтров и решения интегральных уравнений.

Разложением в ряд по адаптивному секвентному базису производной случайного процесса получают формулу, согласно которой определяется наиболее вероятное значение этой производной в текущий момент времени. Тем самым, следовательно, осуществляется прогнозирование на ближайшие точки: если производная положительна

- функция растет, если отрицательна - функция убывает, если нуль
- наблюдаем экстремум процесса, после которого начнется спад или

подъем. Абсолютное значение производной косвенно определяет характер спада или роста.

В самом деле, если производная мала, то можно ожидать появления пика, за которым последует обратный характер процесса, если велика по абсолютной величине, то продолжается нарастание или убывание процесса.

Для более длительного и точного предсказания задача сводится к прогнозированию отдельных базисных функций, что, вообще говоря, является возможным, поскольку каждая базисная функция представляет квазипериодический процесс, соответствующий определенной частоте.

Ноль-схема вычислительного алгоритма в многокритериальной прогнозирующей оптимизации

В.Е. Романов, В.Л. Литвинчук, В.А. Климов, В.Я. Энтин, Д.Н. Клименко
(С-Петербург)

При проектировании машин, при формировании технологических процессов и в других прикладных задачах в настоящее время считается естественной постановка компромиссных требований к значениям критериев, которым они должны удовлетворять. Причем можно считать нежелательным ориентироваться на введение в задачу общего функционала, так как при этом не гарантируется выход на желательные компромиссное сочетание значений критериев, которые в общем случае определяется разработчиком машины, технологического процесса или другого объекта.

Сущность задачи заключается в выборе в пространстве параметров объекта таких значений, которые соответствуют указанному выше компромиссному сочетанию критериев.

Данная общая постановка задачи требует конкретизации. Дело в том, что задача распадается на две части.

Первая часть должна давать ответ на вопрос о том, в каких подобластях общего пространства параметров объекта следует ожидать наличия точек, удовлетворяющих требованию указанного выше компромисса. Такие подобласти удобно представлять некоторыми пробными точками, которые приближенно удовлетворяют требованию компромисса.

Вторая часть задачи состоит в организации движения от пробных точек в искомые и здесь эффективную роль может играть ноль-схема вычислительного алгоритма.

Дело в том, что одна из трудностей решения второй части задачи состоит в том, что закономерности изменения каждого критерия оптимизации могут определяться в общем случае всеми параметрами оптимизации (во всяком

случае многими). В этом случае возникают трудности организации “плавности” траекторий оптимизации.

Применительно к случаю, когда критерии оптимизации в конце формируемой траектории должны стать равными нулю, задача облегчается тем, что можно обеспечить изменение на каждом шаге всех критериев оптимизации по абсолютной величине на одинаковую относительную долю. Для этого требуется составить на численной основе матрицу чувствительности критериев оптимизации по отношению к параметрам оптимизации и при решении систем алгебраических уравнений, соответствующих этой матрице, назначать указанные выше доли изменения критериев.

Особенность предлагаемой расчетной схемы состоит в том, что результат с точки зрения выхода на конечную точку траектории практически не зависит от текущих ошибок в вычислении элементов указанной выше матрицы чувствительности, которую по этой причине можно корректировать постепенно или даже вообще не корректировать. Важно только следить за тем, чтобы после совершения каждого шага критерии оптимизации приближались к нулевым значениям, не обращая внимания на то, что это может происходить с разными относительными долями.

В зависимости от точности матрицы чувствительности выход в конечную точку будет происходить по различным траекториям и значения критериев в конечной точке будут представлять собой значения, являющиеся произведениями некоторых чисел и цифры десять в различных отрицательных степенях, значения которых может задавать проектировщик.

Таким образом ноль-схема вычислительного алгоритма приводит к требуемому результату.

Если один или несколько критериев начинают изменяться нежелательным образом по скорости движения к нулевым значениям, то это может происходить вследствие либо существенных отличий матрицы чувствительности от той, которая на самом деле соответствует критериям оптимизации в полученной точке траектории (сочетания значений измененных параметров объекта), либо вследствие близости определителя матрицы к нулевому значению и эти отличия и близость дают в данной точке траектории существенные ошибки.

Выход может состоять в изменении значений одного или нескольких параметров оптимизации (параметров объекта) и в получении для точки траектории матрицы чувствительности. Далее следует продолжить применение ноль-схемы вычислительного алгоритма.

В задачах технического и технологического характера предполагается активное участие в решении задачи проектировщиков и технологов в связи с тем, что значения критериев оптимизации для конечной точки назначаются как компромиссные. С другой стороны области параметров по критериям оптимизации могут иметь сложные очертания. Тогда целесообразно траекторию оптимизации разбивать на участки с назначением в промежуточных точках своих компромиссных значений критериев оптимизации, а в качестве рабочих критериев оптимизации назначить отличия текущих значений критериев оптимизации от значений в промежуточных точках. Тогда в конце каждого участка (промежуточных точках оптимизации) критерии оптимизации должны принять нулевые значения.

При таком подходе задача сводится к случаю, когда при оптимизации в промежуточных точках критерии оптимизации должны принимать нулевые значения, аналогично тому, как они принимают нулевые значения в конце траектории с нулевыми значениями критериев.

О некоторых достаточных условиях существования комитета большинства

А.И. Рыбин
(Екатеринбург)

Проблема построения решающего правила в распознавании образов связана, прежде всего, с необходимостью выбора элемента из некоторого множества, описываемого системой ограничений. В ряде случаев, как часто происходит в задачах технико-экономической и медицинской диагностики, это множество оказывается пустым- система противоречива. Решению системы, тем не менее, может быть подобрана подходящая замена. Изучением вопросов решения несовместных систем занимается теория комитетов.

Пусть задана несовместная система

$$x \in D_j, j \in N_m. \quad (1)$$

Комитетом (большинства) [1] системы (1) называется конечная последовательность $Q = (q_1, q_2, \dots, q_k)$, такая что для любого $j \in N_m$ выполнено $|\{i \in N_k : q_i \in D_j\}| > \frac{k}{2}$.

В настоящее время достаточно хорошо изучены комитеты систем линейных неравенств: доказаны теоремы существования, получены оценки числа членов минимального (по числу членов в последовательности)

комитета. Интересным представляется получение аналогичных результатов для систем ограничений других типов. Данное сообщение посвящено некоторым достаточным условиям существования комитета большинства для систем включений в R^n .

Пусть система (1) задана в R^n , то есть для любого $j \in N_m D_j \subset R^n$.

Множество $K \subset R^n$ назовём **квазирецессивным** конусом множества $C \subset R^n$, если существует $x \in C$, такой что для любых $y \in K, \lambda \geq 0$ следует $x + \lambda y \in C$.

Определенное таким образом множество K не обязано содержать все направления неограниченности (рецессивные) множества C . В случае выпуклости множества C квазирецессивный конус совпадает с рецессивным.

Утверждение. Пусть $K \subset R^n$ - квазирецессивный конус множества $C \subset R^n$ и $\text{int } K \neq \emptyset$, тогда для любых $y \in \text{int } K, z \in R^n$ найдется $\lambda > 0$, такое что $z + \lambda y \in \text{int } C$.

Наряду с системой (1) рассмотрим систему

$$x \in \text{int } K_j, j \in N_m. \quad (2)$$

На основе данного утверждения может быть доказана следующая

Теорема. Для существования комитета системы (1) достаточно существования комитета системы (2).

Заметим, что существование комитета системы (2) в общем случае не является необходимым условием существования комитета системы (1). Заметим также, что при условии существования комитета системы (2), число членов минимального комитета системы (1) ограничивается числом членов минимального комитета системы (2).

В качестве следствия можно указать теорему, дающую достаточные условия существования комитета для систем многогранных множеств в

R^n . Рассмотрим систему включений:

$$x \in S_j, j \in N_m, \quad (3)$$

где $S_j = \{x \in R^n : A_j x \geq b_j\}$ - многогранное множество. Согласно [2], каждое многогранное множество S_j можно представить в виде $S_j = P_j^\nabla + Q_j^\angle$ - суммы замкнутого выпуклого ограниченного многогранника P_j и замкнутого выпуклого конуса Q_j .

Следствие. Для существования комитета системы (3) достаточно существования комитета системы включений:

$$x \in \text{int} Q_j, j \in N_m.$$

Литература

1. Мазуров Вл.Д. Метод комитетов в задачах оптимизации и классификации. –М.:Наука. –1990.
2. Линейные неравенства и смежные вопросы. Сборник статей под редакцией Г.У. Куна и А.У. Таккера. –М.:ИЛ. –1959.

Об одном подходе к решению задачи прогнозирования состояний или ситуаций

В.В. Рязанов

(Москва)

Постановка задачи. Рассматривается задача прогнозирования состояний или ситуаций в следующей постановке. Заданы множества динамических объектов S , каждый из которых в произвольный момент времени находится в одном из состояний или определяет некоторую ситуацию. Далее мы ограничимся для простоты термином "состояние" и будем предполагать конечным список их возможных значений. Динамическим прецедентом будем называть последовательность величин

$$I(S(t)), \alpha(S(t)), t=1,2,\dots,T, \quad (1)$$

где $I(S(t))=(x_1(S(t)), x_2(S(t)), \dots, x_n(S(t)))$ - признаковое описание объекта S в дискретный момент времени t , $\alpha(S(t)) \in \{1,2,\dots,l\}$ - номер возможного состояния или ситуации.

Пусть дана выборка динамических прецедентов

$$I(S_i(t)), \alpha(S_i(t)), i=1,2,\dots,m, t=1,2,\dots,T_i \quad (2)$$

Задача прогнозирования состояния объекта S на момент $T+\theta$, $\theta=1,2,\dots$ состоит в вычислении по информации (1),(2) значения $\alpha(S(T+\theta))$.

Сведение задачи прогнозирования состояний к стандартной задаче распознавания по прецедентам. Далее будем предполагать, что для решения задачи прогнозирования состояний достаточно ограничиться использованием фрагментов информации (1), (2) фиксированной длины.

Выделим в (2) все пары $\{i,t\}$, а в (1) моменты времени t , для которых $\alpha(S_i(t))=\lambda$ (соответственно $\alpha(S(t))=\lambda$), где $\lambda \in \{1,2,\dots,l\}$. Фиксируем

некоторое $\tau=1,2,\dots$. Для каждой такой пары $\{i,t\}$, $t>\theta$, образуем следующий числовой вектор длины $n\times\tau$:

$$I(S_i(t-\theta-\tau+1)), I(S_i(t-\theta-\tau+2)), \dots, I(S_i(t-\theta)) \quad (3)$$

Соответственно, построим наборы

$$I(S(t-\theta-\tau+1)), I(S(t-\theta-\tau+2)), \dots, I(S(t-\theta)) \quad (4)$$

Объединяя (3),(4) получим начальную информацию для класса K_λ - множества признаков векторов в моменты времени $t-\theta-\tau+1, t-\theta-\tau+2, \dots, t-\theta$, которым соответствует ситуация № λ в момент t . Отметим, что при $t-\theta-\tau+1 < 0$ описания (3),(4) будут неполными. Таким образом, в итоге формируется начальная информация I_0 для стандартной постановки задачи распознавания [1], и задача прогнозирования состояния объекта S на момент $T+\theta$ может быть решена как задача распознавания признакового описания $I(S(T-\theta+1)), I(S(T-\theta+2)), \dots, I(S(T))$.

Данная модель прогнозирования была апробирована с использованием системы ЛОРЕГ [2] для решения задач поиска закономерностей по начальной информации и распознавания.

Настоящая работа выполнена при поддержке Российского Фонда фундаментальных исследований (проекты №99-01-00433, 99-07-90120, 97-01-00495) и ИНТАС №96-952

Литература

1. Журавлев Ю.И. Об алгебраическом подходе для решения задач распознавания или классификации, Проблемы кибернетики, Наука, Москва, 1978, выпуск 33, стр.5-68.
2. Богомолов В.П., Виноградов А.П., Ворончихин В.А., Журавлев Ю.И., Катериночкина Н.Н., Ларин С.Б., Рязанов В.В., Сенько О.В. Программная система ЛОРЕГ - алгоритмы распознавания, основанные на голосовании по множествам логических закономерностей. Москва, ВЦ РАН, 1998, 63 с.

Логический подход к динамической задаче прогнозирования

А.А. Сапоженко, Н.В. Сумкина

(Москва)

В данной работе рассматривается логико-вероятностный подход к задаче прогнозирования динамики изменяющихся во времени величин, значение которых определяется как детерминированными, так и случайными факторами. Предполагается, что влияние детерминированных факторов является доминирующим. К классу таких задач относится, например, задача прогнозирования изменения курса одной валюты относительно другой. Идея

предлагаемого здесь подхода состоит в том, чтобы сначала как можно полнее описать и учесть логические связи между факторами и прогнозируемой величиной, и только в тех случаях, когда это становится невозможным или слишком сильно увеличивает объем вычислений, применять вероятностные методы прогнозирования. Для описания логических связей используется аппарат многозначных функций. На основе данного подхода разработан алгоритм, входом для которого является вектор кода событий, влияющих на изменение рассматриваемой величины, а выходом является предполагаемый интервал ее изменения за заданный период.

Предлагаемый метод решения задачи прогнозирования состоит из предварительного анализа информации и алгоритма прогнозирования. Предполагается, что задана таблица T , состоящая из некоторого числа действительно значных n -мерных векторов $a_i, i = \overline{1, m}$ значений факторов и соответствующих им значений $f(a_i)$ рассматриваемой величины f . Значения $f(a_i)$ являются, вообще говоря, действительными числами из некоторого интервала $[c, d]$. На предварительном этапе осуществляется перекодирование информации в k -значную (с минимально возможным k). При этом интервал $[c, d]$ разбивается на некоторое число r непересекающихся промежутков I_1, \dots, I_r и вводятся r характеристических функций $g_j, j = \overline{1, r}$ таких, что

$$g_i = \begin{cases} 1, & \text{если значение прогнозируемой величины принадлежит интервалу} \\ & \text{с номером неменьше } i; \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}$$

Значения факторов кодируются целыми неотрицательными числами, не превосходящими $k-1$ так, что каждая из характеристических функций g_j оказывается монотонной. Такое кодирование всегда можно осуществить, быть может, за счет введения дополнительных «бессодержательных» факторов. В результате получается новая таблица T' , задающая систему r монотонных k -значных функций. Далее свойство монотонности используется для преобразования и сокращения таблицы T' с целью построения решающего правила. Именно: единицы монотонной функции g_j опускаются вниз, а нули поднимаются вверх насколько это возможно при соблюдении монотонности. Здесь используются идеи известного алгоритма минимизации предложенного Акерсом [1]. При этом часть строк и столбцов

удаляется из таблицы T' , а область неопределенности функции уменьшается. Идея использования свойств монотонности содержится также в работах [2],[3]. Такое преобразование может быть осуществлено многими способами, а целью является минимизация области неопределенности. Полученная таким образом новая таблица (точнее r таблиц) является основой для построения решающего правила следующего типа: если некоторый испытуемый вектор попадает в единичную (нулевую) область, то значение функции g_j определено соответственно 1(0). Если же он попадает в область неопределенности, прибегаем к «бросанию монеты». В этой связи возникает целый ряд задач, касающихся мощности области неопределенности монотонных многозначных функций.

В заключение отметим, что предложенный метод реализован алгоритмом, входом для которого является вектор кода событий, влияющих на изменения курса рубля к доллару США, а выходом является предполагаемый интервал изменения курса за заданный период. Точность прогноза составляет 80-90%.

Литература

1. *А. А. Сапоженко, Л. М. Караханян* Об отрицательных эффектах, связанных с исключением несущественных переменных // Автоматика и вычислительная техника, 1981. № 3. С. 28-35.
2. *Воронцов К.В.* О проблемно-ориентированной оптимизации базисов задач распознавания // ЖВМ и МФ. 1998. Т.38, № 5. С. 870-880.
3. *Рудаков К. В.* Универсальные и локальные ограничения в проблеме коррекции эвристических алгоритмов // Кибернетика. 1987. № 2. С. 30-35.

Об одном методе выбора оптимальной модели аппроксимации

О.В. Сенько
(Москва)

Рассматривается задача аппроксимации возможной стохастической зависимости величины Y от набора параметров X_1, \dots, X_n . Предполагается, что аппроксимация проводится по обучающей информации $\tilde{S}_0 = \{(y_1, \bar{x}_1), \dots, (y_m, \bar{x}_m)\}$, где y_j - значение величины Y , измеренное при векторе значений \bar{x}_j параметров X_1, \dots, X_n . Пусть Ω - множество событий, заключающихся в измерении величины Y в некоторой точке параметрического пространства. Предполагается, что на множестве Ω

заданы σ -алгебра \mathfrak{S} и вероятностная мера P . Обучающая выборка может трактоваться как элемент множества событий $\Omega^m = \Omega \times \dots \times \Omega$ с σ -алгеброй \mathfrak{S}^m и вероятностной мерой $P^m = P \times \dots \times P$. Пусть G - некоторая модель аппроксимирующих функций. Аппроксимация производится путем поиска внутри модели G функции с минимальной суммой квадратов отклонений прогнозируемого значения Y от истинного.

Пусть ω_m - элемент вероятностного пространства $(\Omega^m, \mathfrak{S}^m, P^m)$. Тогда оптимальную для обучающей выборки ω_m функцию из модели G мы обозначим как $f(Y, G, \omega_m)$.

Для решения одной и той же задачи может быть предложено целая совокупность моделей аппроксимирующих функций. Чем сложнее модель, тем более высокая точность аппроксимации может быть достигнута. Однако на самом деле такой рост точности часто является лишь результатом простой подгонки и не ведет к более точному прогнозу для новых объектов. Возникает вопрос о том, какая из моделей является наиболее адекватной. Для ответа на данный вопрос предлагается использовать функционал $L(Y, G)$, представляющий собой математическое ожидание отклонения прогноза от истинного значения на произведении множества всех допустимых объектов Ω и множества всех допустимых обучающих выборок Ω^m .

$$L(Y, G) = \int_{\omega_m} \int_{\omega} [Y(\omega) - f(Y, G, \omega_m)]^2 d\omega_m d\omega$$

Очевидно, что при наличии нескольких возможных моделей аппроксимации различной сложности предпочтительнее выбрать ту, которая доставляет минимум функционалу $L(Y, G)$. Существует несколько возможностей оценки функционала качества аппроксимации.

Одним из них является широкоизвестный метод скользящего контроля.

Наряду с ним может быть использованы также подходы, основанные на технике бутстрэпа. Самостоятельный интерес может представлять оценка составляющих функционала $L(Y, G)$.

Работа была сделана при поддержке РФФИ 99-07-90120, 99-01-00433.

Литература:

1. *Ширяев А.Н.* Вероятность. М., Наука, 1989.
2. *Ванник В.Н.* Восстановление зависимостей по эмпирическим данным. М., Наука, 1979.

Поиск оптимальной разметки вершин помеченных графов в задаче классификации структурных объектов.

А.А. Скворцов, М.И. Кумсков
(Москва)

Приведено решение задачи построения расширенных фрагментов и эффективный алгоритм поиска наиболее прогностичных из них в рамках данной пошаговой модели. Целью работы является продолжение разработки унифицированной методологии для решения задач классификации структурных объектов (на примере QSAR-задачи оценки свойств химических соединений).

Постановка задачи.

Пусть имеется база данных(БД) химических соединений, представленных молекулярными графами, и имеется информация о значениях исследуемого свойства у этих соединений. Требуется построить в заданном классе дескрипторов признаковое пространство и выбрать такое подпространство и модель на нем, которая обладает наибольшей предсказательной силой. При этом задача распознавания и классификации распадается на две взаимосвязанные подзадачи:

На задачу построения признакового пространства, в котором может быть эффективно устроен выбор подпространства в рамках данного типа моделей, и

На задачу выбора хорошей модели, при условии большой размерности пространства.

Методы реализации.

Выберем типом модели простую линейную модель:
$$F(X_1, \dots, X_k) = b_0 + b_1 f_{i_1}(X_1) + \dots + f_{i_k}(X_k), \|Y^N - F^N\| \rightarrow \min,$$
 где X_i - вектор-признак из пространства, $\{f_i\}$ - фиксированный набор функций преобразования вектора признака. Для выбора оптимальной модели будем пользоваться пошаговой групповой моделью: на каждом шаге алгоритма имеется набор фиксированного заранее числа уравнений, далее для каждого уравнения формируется множество новых уравнений путем добавления одного вектора-признака из числа возможных, далее из всех вновь сформированных уравнений отбираются лучшие на основании определенных критериев, эти лучшие уравнения переходят на следующий шаг алгоритма. Критерий отбора - максимальность коэффициента

множественной корреляции. Критерий остановки – плохая устойчивость лучшей модели.

В виду большой размерности пространства признаков для каждого уравнения на данном шаге мы будем добавлять не все возможные признаки, а будем искать в пространстве признаков те, которые будут существенно улучшать данное уравнение. Для такого поиска будем пользоваться генетическим алгоритмом. При этом генетический алгоритм будем запускать не на всем пространстве, а воспользуемся разложением пространства на сумму подпространств, запустим отдельно на каждом подпространстве.

Формирование признакового пространства проводится в два этапа. На первом этапе формируются базовые фрагменты и соответствующие им базовые дескрипторы. На втором формируются все возможные расширения базовых фрагментов, для каждого базового фрагмента множество его расширений разбивается на классы эквивалентности, которые будут расширениями соответствующих дескрипторов. Эти новые дескрипторы образуют наше признаковое пространство.

В качестве базовых фрагментов берем фрагменты первого уровня: все возможные цепочки фиксированной длины. Цепочка - ациклический, связанный фрагмент помеченного графа, где степень любой вершины < 3 . Примитивами описания - метками вершин графа являются строки символов, заранее сформированных на основе каких-либо локальных свойств вершины. Множество различных цепочек (не изоморфных) образует базовые дескрипторы. Вектор-признак для каждого дескриптора есть число вхождений фрагментов в каждый из графов БД, изоморфных данному дескриптору.

Пусть для каждой вершины заданно значение определенного локального свойства $f(v_j)$. Тогда для каждого базового дескриптора на основании

этого свойства можно сформировать его расширение: h^{ext} - пара: $(h, P(h) = \wedge(a_j \leq f(v_j) < b_j))$ $j = 1 \dots n$, n -число вершин в h , $a_j, b_j \in R$. Обозначим $H^h(G) = \bigcup_{a_j, b_j \in R} (h, P(h) = \wedge(a_j \leq f(v_j) < b_j))$ - множество всех

возможных расширений фрагмента h в графе G . Фрагмент h^{ext} входит в граф G , если существует такой подграф $G' \subseteq G$, что $h \equiv G'$ и $P(h) = 1$. Различные расширения одного фрагмента т.е. расширения с различными наборами параметров a_j, b_j могут иметь одних и тех же представителей в данном графе и следовательно несут одинаковую информацию о числе вхождений, такие расширения надо отождествить т.е.

провести факторизацию $H^h(G)$ по отношению $P_1(G') = P_2(G'), \forall G' \subseteq G, h \equiv G'$. Т.к. эти классы образованы для данного конкретного графа, а нам надо иметь дескрипторы для всей базы то в качестве расширенных дескрипторов возьмем классы эквивалентности, полученные факторизацией $HEXT = \bigcup_{G_j} \bigcup_{h_i \in H_k[G_j]} H^h(G_j)$ по отношению

$P_1(G') = P_2(G'), \forall j \forall G' \subseteq G_j, h \equiv G'$. Обозначим $FHEXT$ множество всех расширенных дескрипторов. Чтобы найти число вхождений расширенного дескриптора надо найти число вхождений любого его представителя т.е. любого расширения из этого класса. Более того на основании следующего утверждения (Утв: В любом классе эквивалентности F существует h^{ext} , у которого $[a, b] \subseteq [a_j, b_j] \forall h_j^{ext}$ из того же класса.) в качестве такого представителя мы будем брать минимальный элемент. Для формирования расширенных дескрипторов для данного дескриптора h можно сформировать все возможные минимальные элементы для него.

Для нахождения множества минимальных элементов h сформируем таблицу $Z_h = \{(a_1, \dots, a_i)\}_{G' \equiv h} = \{(f_1(v_1(G')), \dots, f_i(v_i(G')))\}_{G' \equiv h}$ Пусть $\wp(Z_h)$ - множество, элементами которого являются всевозможные подмножества множества Z_h . Тогда любой элемент L из $\wp(Z_h)$ порождает минимальный элемент из $FHEXT(k) : h_k^{ext} = h(a_1^*, b_1^*, \dots, a_i^*, b_i^*), a_j^* = \min_{a_j \in L} (a_j),$

$b_j^* = \max_{a_j \in L} (a_j)$. Каждый элемент L представляется двоичным вектором $(x_1, \dots, x_u), x_i \in \{0, 1\}$, U-число элементов в Z_{h_p} , считаем что элементы Z_{h_p} занумерованы (любым образом). Тогда $x_i = 1$ означает, что H_j включает i -й элемент из Z_{h_p} , а $x_i = 0$ что не включает.

Тоже $FHEXT$ мы получим из $FHEXT = \bigcup_{h \in H(k)} \left\{ \bigcap_{F_1 \in \{F_i^h[G_1]\}} \dots \bigcap_{F_N \in \{F_i^h[G_N]\}} F_i^h \right\}$, где $\{F_i^h[G_i]\}$ - множество классов эквивалентности для h и данного графа G_i . Это разложение по $h \in H(k)$ - множеству базовых фрагментов и дает разложение признаковового пространства на подпространства. Каждое подпространство порождается своим множеством Z т.е. векторами (x_1, \dots, x_u) .

Работа выполнена при поддержке РФФИ, проекты: 98-01-00324 и 97-07-90307.

Оценка информативности признаков и объема обучающей выборки в задаче распознавания образов

А. Ф. Терпугов, С. Н. Колупаева, А. Е. Янковская
(Томск)

Оценка информативности признаков имеет большое значение для проблемы распознавания образов, так как позволяет выбирать для этой цели наиболее информативные признаки и ранжировать их по убыванию их информативности. В работе изучается подход к этой проблеме на основе дивергенции информации Кульбака [1].

Пусть имеется некоторый признак A , который может принимать градации A_1, A_2, \dots, A_k . Пусть для первого образа H_1 эти градации появляются с вероятностями p_1, p_2, \dots, p_k , а для второго образа H_2 – с вероятностями q_1, q_2, \dots, q_k . Тогда дивергенция Кульбака имеет вид [1]:

$$I(H_1 : H_2) = \sum_{i=1}^k (p_i - q_i) \cdot \ln \frac{p_i}{q_i}. \quad \text{Эта величина определяет предельно}$$

достижимую вероятность ошибки при распознавании образов H_1 и H_2 .

Сами вероятности p_1, p_2, \dots, p_k и q_1, q_2, \dots, q_k априори, разумеется, неизвестны. Однако их можно оценить по обучающей выборке. Пусть для обучения предъявлено N образов H_1 и в них признак A в i -й градации встретился n_i раз ($i = \overline{1, k}$). Тогда можно оценить величины p_i по стандартной формуле $p_i = n_i / N$.

Аналогично, если в обучающей выборке было предъявлено M образов H_2 и в них признак A в i -й градации встретился m_i раз ($i = \overline{1, k}$), то можно оценить величины q_i по формуле $q_i = m_i / M$. Тогда можно оценить и дивергенцию информации Кульбака по формуле

$$\hat{I}(H_1 : H_2) = \sum_{i=1}^k (\hat{p}_i - \hat{q}_i) \cdot \ln \frac{\hat{p}_i}{\hat{q}_i} = \sum_{i=1}^k \left(\frac{n_i}{N} - \frac{m_i}{M} \right) \cdot \ln \frac{n_i M}{m_i N}.$$

Показано, что для N и M много больше 1 оценка дивергенции информации является асимптотически несмещённой. Учитывая независимость образов в обучающих выборках, показана сходимость оценки \hat{I} к I в средне квадратичном смысле.

Так как величины $p_i, q_i, i = \overline{1, k}$ нам неизвестны, то для получения оценки $\widehat{D}\{\widehat{I}\}$ можно использовать выражение

$$\widehat{D}\{\widehat{I}\} = \frac{1}{N} \left[\sum_{i=1}^k \widehat{p}_i \left(\ln \frac{\widehat{p}_i}{\widehat{q}_i} + \frac{\widehat{p}_i - \widehat{q}_i}{\widehat{p}_i} \right)^2 - \left(\sum_{i=1}^k \widehat{p}_i \ln \frac{\widehat{p}_i}{\widehat{q}_i} \right)^2 \right] + \frac{1}{M} \left[\sum_{i=1}^k \widehat{p}_i \left(\ln \frac{\widehat{p}_i}{\widehat{q}_i} + \frac{\widehat{p}_i - \widehat{q}_i}{\widehat{q}_i} \right)^2 - \left(\sum_{i=1}^k \widehat{q}_i \ln \frac{\widehat{p}_i}{\widehat{q}_i} \right)^2 \right].$$

Выражения для \widehat{I} и $\widehat{D}\{\widehat{I}\}$ могут быть использованы для следующих целей:

1. Ранжирования признаков по их различающей способности. Как показано в [1], чем больше дивергенция информации, тем меньше вероятность ошибки при распознавании образов. Поэтому наибольшей различающей способностью (информативностью) обладает тот признак, для которого дивергенция информации максимальна, и наименьшей – тот признак, для которого дивергенция информации минимальна.

2. Сравнительной оценки различающей способности двух признаков. Если имеются два признака A и B с различной разрешающей способностью, то их сравнение по различающей способности естественно проводить по отношению их дивергенций информации, то есть по $\widehat{I}_A/\widehat{I}_B$.

3. Проверка гипотезы о том, что два признака A и B обладают различной разрешающей способностью. Речь идёт о проверке гипотезы вида $I_A = I_B$ при альтернативе $I_A \neq I_B$. Для такой проверки естественно использовать статистику $S = \frac{\widehat{I}_A - \widehat{I}_B}{\sqrt{\widehat{D}\{\widehat{I}_A\} + \widehat{D}\{\widehat{I}_B\}}}$ и считать доказанным, что

признаки A и B обладают различной разрешающей способностью, если выполнится условие $|S| \geq g_\alpha$, где g_α – пороговое значение по уровню значимости α для стандартного нормального распределения (то есть g_α равно 1.96 для $\alpha=5\%$, 2.59 для $\alpha=1\%$ и т.д.).

4. Знание $\widehat{D}\{\widehat{I}\}$ позволяет находить доверительный интервал для I по формуле $I = \widehat{I} \pm g_\alpha \sqrt{\widehat{D}\{\widehat{I}\}}$ по доверительному уровню $1 - \alpha$.

5. Иногда величина $\widehat{D}\{\widehat{I}\}$ может оказаться слишком большой для вынесения надёжных выводов. В этом случае может понадобиться дополнительная обучающая выборка, объём которой можно оценить.

Представим $\widehat{D}\{\widehat{I}\}$ в виде $\widehat{D}\{\widehat{I}\} = \frac{P}{N} + \frac{Q}{M}$, где

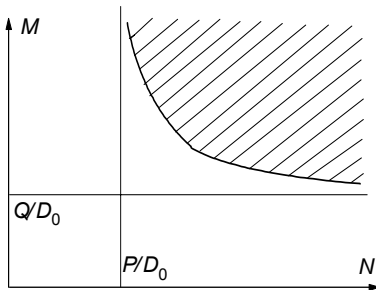
$$P = \sum_{i=1}^k \widehat{p}_i \left(\ln \frac{\widehat{p}_i}{\widehat{q}_i} + \frac{\widehat{p}_i - \widehat{q}_i}{\widehat{p}_i} \right)^2 - \left(\sum_{i=1}^k \widehat{p}_i \ln \frac{\widehat{p}_i}{\widehat{q}_i} \right)^2,$$

$$Q = \sum_{i=1}^k \widehat{q}_i \left(\ln \frac{\widehat{p}_i}{\widehat{q}_i} + \frac{\widehat{p}_i - \widehat{q}_i}{\widehat{q}_i} \right)^2 - \left(\sum_{i=1}^k \widehat{q}_i \ln \frac{\widehat{p}_i}{\widehat{q}_i} \right)^2.$$

Предположим, что мы хотим добиться выполнения условия $\widehat{D}\{\widehat{I}\} \leq D_0$.

Это эквивалентно условию $\frac{P}{N} + \frac{Q}{M} \leq D_0$. Рассмотрим кривую $\frac{P}{N} + \frac{Q}{M} = D_0$.

Записывая её в виде $M = \frac{Q}{D_0} + \frac{Q}{D_0} \cdot \frac{P}{ND_0 - P}$



Мы видим (см. рис. 1), что эта кривая представляет собой гиперболу, лежащую в квадранте $N > P/D_0$, $M > Q/D_0$. Для получения нужной точности в оценке дивергенции информации надо взять объёмы обучающих выборок такими, что изображающая их точка лежит в заштрихованной области.

Рис. 1.

Приведенные формулы для оценки информативности признаков и объема обучающей выборки программно реализуются на языке C++ в среде Windows 95 и будут включены в интеллектуальную систему ИСПРИР [2]

Работа частично поддержана РФФИ, гранты № 95-01-00295 и № 98-01-03019.

Литература

1. С. Кульбак Теория информации и статистика. М.: Наука, 1967, 408 с.
2. Yankovskaya A., Gedike A., Shwarzman E. The First Version of the Intelligent System ISPRIR for Decision Making// IT+ SE' 98. Proceedings of the XXV International Conference. Part I. - Ukraine, Crimea, Yalta-Gurzuf, 1998. - p. 171.

Обучение многозначных нейронных сетей распознавания образов

А.В. Тимофеев, З.М. Шибзухов

(С.-Петербург, Нальчик)

Рассматривается задача обучения нейронных сетей (НС) распознавания образов. На вход НС поступают значения признаков $x_1(\omega), \dots, x_n(\omega)$ объекта распознавания ω из множества объектов-образов Ω . Предполагается, что множество Ω разбито на непересекающиеся классы $\Omega_1, \dots, \Omega_m$. На выходе НС выдает значение функции $y(\omega) = \rho(x_1(\omega), \dots, x_n(\omega))$, сопоставляющей каждому объекту $\omega \in \Omega$ номер k класса Ω_k , которому он относится.

Рассматриваемые НС содержат три скрытых слоя:

- слой элементов вычисляющих значения скалярных функций $v_j = \phi_{i(j)}(x_{i(j)} - d_j)$, $j=1, \dots, L$, L – число элементов, $i(j)$ — индекс входного признака;
- слой полиномиальных элементов, вычисляющих значения произведений вида: $u_k = v_{i(k,1)} \cdot \dots \cdot v_{i(k,Nk)}$, где $i(j,t)$ — номер t -го входного сигнала k -го элемента из предыдущего слоя, $k=1, \dots, N$, N — число элементов в слое;
- слой из одного линейного элемента, вычисляющего линейное выражение $z = u_0 + w_1 u_1 + \dots + w_N u_N$, где w_1, \dots, w_N — весовые коэффициенты.

Таким образом, три слоя в совокупности реализуют полином от элементарных скалярных функций $\phi_{i(j)}$ от любой из переменных x_1, \dots, x_n . Выходное значение НС формирует элемент реализующий функцию выхода $y = \sigma(z)$.

Особенность выбора элементарных функций $\phi_{i(j)}$ состоит в том, чтобы они на своей области определения (включающей множество значений соответствующего признака) удовлетворяли следующему требованию:

$$\phi_{i(j)}(x) \geq 0 \text{ и } \forall x_1, x_2 \exists d \phi_{i(j)}(x_1 - d) = 0 \text{ и } \phi_{i(j)}(x_2 - d) \neq 0.$$

Примерами таких функций могут служить следующие:

$$x, \operatorname{sgn} x, |x|^p \operatorname{sgn} x, \operatorname{sgn} x(1 - e^{-ax}), \operatorname{sgn} x |x|^p e^{-ax},$$

где $p, a > 0$, $\operatorname{sgn} x$ — пороговая функция, равная 1, если $x > 0$ и 0 в противном случае.

В качестве функции выхода выступает функция $\operatorname{sgn} z$ или ее многозначный вариант: $\operatorname{sgn}(z - z_0) + \dots + \operatorname{sgn}(z - z_{m-1})$, который принимает уже значения $0, 1, \dots, m-1$ в зависимости от того, в какой из промежутков $(-\infty, z_0], (z_0, z_1], \dots, (z_{m-1}, +\infty)$ попадет число z .

Обучение НС осуществляется по обучающей выборке, составленной из пар $\langle y(\omega^0), (x_1(\omega^0), \dots, x_n(\omega^0)) \rangle$ на некотором обучающем множестве объектов-образов Ω^0 .

Обучение НС сводится к задаче построения полинома от элементарных функций, для которого на некотором обучающем множестве входных значений переменных x_1, \dots, x_n заданы промежутки, в которые попадают значения полинома. В основе рекурсивного алгоритма построения полинома лежит следующее рассуждение. Пусть значения полинома P , заданного на множестве \mathbf{X} , попадают в промежутки с концами a_i и b_i ($a_i < b_i$), соответственно (допускается, чтобы $a_i = -\infty$ или $b_i = +\infty$), индекс i пробегает номера точек в \mathbf{X} . По предположению относительно элементарных функций, найдется функция ϕ_i , переменная x_i и параметр d , такие, что они разбивают множество \mathbf{X} на два непустых подмножества \mathbf{X}_1 и \mathbf{X}_0 , причем $\phi_i(x_i - d)$ равна 0 на \mathbf{X}_0 и отлична от 0 на \mathbf{X}_1 . Полином P представим в виде:

$$P = P_0 + \phi_i(x_i - d) \cdot P_1.$$

Строим полином P_0 по множеству \mathbf{X}_0 , на котором он тождественно равен P . Потом находим промежутки, в которые попадают значения полинома P_1 на множестве \mathbf{X}_1 по формуле:

$$a_{1y} = (a_y - P_0(\mathbf{x})) / \phi_i(x_i - d), \quad b_{1y} = (b_y - P_0(\mathbf{x})) / \phi_i(x_i - d),$$

где a_y и b_y концы промежутка, в который попадает значение полинома P в точке \mathbf{x} из множества \mathbf{X}_1 , a_{1y} и b_{1y} концы промежутка в который будут попадать значения полинома P_1 , x_i — значение i -ой компоненты $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)$. Поскольку мощности множеств \mathbf{X}_1 и \mathbf{X}_0 , меньше мощности множества \mathbf{X} , то это рассуждение является основой для редукции задачи построения полинома P на \mathbf{X} к двум «более простым» задачам построения полиномов P_1 и P_0 , соответственно на множествах \mathbf{X}_1 и \mathbf{X}_0 . Процедура редукции задачи не производится, если у всех промежутков, в которые попадают значения P на \mathbf{X} есть общая точка пересечения w . Тогда полагаем $P \equiv w$.

В результате применения рекурсивной процедуры редукции задач получаем искомым полином, описывающий НС.

Изложенные результаты являются развитием [1-5].

Работа выполнена при поддержке гранда РФФИ № 98-01-01088.

Литература

1. Тимофеев А.В. Оптимальные полиномиальные алгоритмы опознавания. — В сб. Обнаружение. Распознавание. Планирование экспериментов. М.: Наука. 1970. С.152-167.
2. Тимофеев А.В., Пишибихов В.Х. Алгоритмы обучения и минимизации сложности полиномиальных распознающих систем // Известия АН СССР. Техническая кибернетика. 1974. №7. С.214-217.

3. Тимофеев А.В., Шибзухов З.М. Методы синтеза и минимизации сложности диофантовых нейронных сетей // Доклады АМАН. 1996. Т.2. №1. С.56-60. Нальчик.
4. Тимофеев А.В., Шибзухов З.М. Методы синтеза и минимизации сложности диофантовых нейронных сетей над конечным полем // Автоматика и телемеханика. 1997. №4. С.204-212.
5. Тимофеев А.В., Шибзухов З.М. Адаптивные рекурсивные алгоритмы синтеза и оптимизации многозначных порогово-полиномиальных моделей нейронных сетей // Доклады АМАН. 1997. Т.2. №2. С.41-46. Нальчик.

Системы булевых функций, изменяющихся во времени

Б.З. Угольников, В.Л. Матросов

(Москва)

Пусть B^n – множество булевых наборов длины n , P_2^n – множество булевых функций, зависящих от n переменных, и

$$F(x_1, \dots, x_n) = (f_1(x_1, \dots, x_n), \dots, f_n(x_1, \dots, x_n)), \text{ где } f_i \in P_2^n, i=1, \dots, n.$$

Рассмотрим отображение $F: B^n \rightarrow B^n$, при котором каждый набор $\alpha \in B^n$ переходит в набор

$$\beta \in B^n, \text{ где } \beta = (f_1(\alpha), \dots, f_n(\alpha)).$$

1. Рассматривается задача взаимной однозначности отображения F .

Пусть f_1, \dots, f_n – линейные функции из P_2^n . Тогда $f_i = c_{i1}x_1 + c_{i2}x_2 + \dots + c_{in}x_n + c_{i0} \pmod{2}$, где $c_{ij} \in \{0, 1\}$, $i=1, \dots, n$, $j=1, \dots, n$.

Рассмотрим матрицу C_F

$$C_F = \begin{bmatrix} c_{11} & \dots & c_{1n} \\ \dots & \dots & \dots \\ c_{n1} & \dots & c_{nn} \end{bmatrix}$$

Будем говорить, что матрица C_F обладает свойством четности, если найдется такое множество столбцов j_1, \dots, j_k , что в матрице, состоящей только из этих столбцов, в каждой строке будет четное число единиц (либо равное нулю), т.е.

$$\sum_{s=1}^k c_{ij_s} = 0 \pmod{2} \quad i=1, \dots, n.$$

Утверждение 1. *Отображение F не является взаимно однозначным тогда и только тогда, когда матрица C_F обладает свойством четности.*

Следствие. Если для любого $i, i=1, \dots, n, f_i$ зависит существенно от четного числа переменных, то отображение F не является взаимно однозначным.

Утверждение 2. Пусть f_1, \dots, f_n – монотонные функции из P_2^n и $f_i \neq x_j, i, j=1, \dots, n$. Тогда F не является взаимно-однозначным.

Пусть $E(f), N(f)$ – множества наборов из B^n , на которых функция f обращается в единицу и ноль соответственно.

Утверждение 3. Если F – взаимно однозначное отображение, то

$$|E(f)| = |N(f)| = 2^{n-1}, i=1, \dots, n.$$

Следствие 1. Если найдутся $i, j, 1 \leq i, j \leq n, i \neq j$, такие, что $E(f_i) \supseteq E(f_j)$ то отображение F не является взаимно-однозначным.

Следствие 2. Если функции f_1, \dots, f_n зависят существенно ровно от 2^x переменных, то отображение F не является взаимно однозначным.

2. Пусть задана начальная последовательность $x_1(0), \dots, x_n(0)$, где $x_i(0) \in \{0, 1\}, i=1, \dots, n$. Положим $f_i(t) = f_i(x_1(t), \dots, x_n(t)), x_i(t+1) = f_i(t), F(t) = (f_1(t), \dots, f_n(t)), t \geq 0, i=1, \dots, n$. Тогда последовательность $F(0), \dots, F(t), \dots$ – это последовательность булевых наборов длины n . Очевидно, что найдется $t_0, 0 \leq t_0 \leq 2^n$ такое, что $F(t_0) = F(t)$, где $0 \leq t < t_0$. Если отображение F взаимно однозначно, то $t=0$. Тогда последовательность $F(0), \dots, F(t), \dots$ представляет собой цикл длины $t_0 - 1$.

Обозначим через $l_\alpha(F)$ длину цикла для взаимно однозначного отображения F с начальным набором α .

Утверждение 4. Пусть $f_i \in P_2^n, i = 1, \dots, n$. Тогда для любого $\alpha \in B^n$

$$\max_F l_\alpha(F) = 2^n$$

Утверждение 5. Для любого $l_0, 0 \leq l_0 \leq 2^n$ найдутся отображения F_1, F_2 такие, что

$$\min_\alpha l_\alpha(F_1) = l_0, \min_\alpha l_\alpha(F_2) = l_0$$

Утверждение 6. Пусть $G = (f_1, \dots, f_n)$ такой набор функций, что найдется функция f_{i_0} существенно зависящая от всех своих переменных, и f_i при $1 \leq i < n$ зависит существенно от x_{i+1}, f_n зависит существенно от x_1 ; либо f_i при $1 < i \leq n$ зависит существенно от x_{i-1}, f_1 зависит существенно от x_n . Тогда

$$\max_G l(G) = 2^n.$$

Об одной модели алгоритмов распознавания, основанных на оценке взаимосвязанности признаков

Ш.Х. Фазылов, Н. Мирзаев

(Ташкент)

Анализ литературных источников, показывает, что в настоящее время алгоритмы распознавания, основанные на взаимосвязанности признаков, мало исследованы, хотя они являются весьма эффективными для анализа сложно структурированных данных. Данное обстоятельство и определяет актуальность проблемы разработки и исследования моделей алгоритмов распознавания, основанных на взаимосвязанности признаков.

В данном докладе обсуждается ряд вопросов касающихся разработки и исследования алгоритмов распознавания, основанных на взаимосвязанности признаков, и формируемых на основе теоретических результатов работ Журавлева Ю.И., Камилова М.М. [1,2] и их учеников.

Пусть $\{S\}$ -совокупность допустимых объектов. Каждому объекту $S \in \{S\}$ можно сопоставить вектор $\mathbf{a}=(a_1, \dots, a_i, \dots, a_n)$ в пространстве признаков. $\mathbf{X}=(X_1, \dots, X_i, \dots, X_n)$. Для любого признака X_i определена область его значений M_i ($i=1, \dots, n$).

Построение модели алгоритмов распознавания, основанных на взаимосвязанности признаков состоит из следующих этапов [3]:

1. Задание меры парных связей между признаками.
2. Определение "независимых" групп сильно связанных признаков A_q ($q=1, \dots, k$).
3. Определение моделей функциональной зависимости в каждой группе признаков для класса K_j ($j=1, \dots, l$).
4. Задание функции близости $B_q(S_u, S)$ между объектов S_u и S по группе признаков A_q .
5. Вычисление оценки $G_q(K_j, S)$ степени принадлежности объекта к классу K_j по группе признаков A_q .
6. Вычисление оценки для класса K_j по системе $\{A_1, \dots, A_q, \dots, A_k\}$.
7. Решающее правило $C(c_1, c_2)$ определяется следующим образом:

$$C(\mu_A(K_i, S)) = \begin{cases} 0, & \text{если } \mu_A(K_i, S) < c_1; \\ 1, & \text{если } \mu_A(K_i, S) > c_2; \\ \Delta, & \text{если } c_1 < \mu_A(K_i, S) < c_2; \end{cases}$$

Перечисленные этапы полностью определяют модель алгоритмов распознавания, основанной на взаимосвязанности признаков.

Известно, что существенным недостатком таких эвристических алгоритмов, проверяемых при решении лишь некоторых практических задач, является то, что оптимальные алгоритмы для решения одной задачи из заданного класса не всегда оказываются оптимальными (или приемлемыми) для решения другой задачи того же класса. Поэтому возникают задачи исследования корректности и устойчивости рассмотренных алгоритмов.

Теорема 1. Пусть описание объектов $\{ S \}$ удовлетворяет в пространстве признаков условиям:

а) объекты эталонной и контрольной таблицы не пересекаются;

б) объекты контрольной таблицы изоморфны относительно эталонной таблицы, т.е. для любой $S_u, S_v \in S^q, S_i \in J_0, S^q \cap J_0 = \emptyset$ справедливо соотношение $d_A(S_u, S_i) \neq d_A(S_v, S_i)$.

Тогда в рамках алгебраического замыкания алгоритмов распознавания, основанных на взаимосвязанности признаков, существует корректный алгоритм для задачи Z .

Доказательство теоремы конструктивно: оператор $B(S)$ строится в явном виде.

Теорема 2. Пусть $\{ A \}$ - множество алгоритмов распознавания, основанных на взаимосвязанности признаков. Если A^* корректный алгоритм для задачи Z , то он устойчив на $\sigma_a(S^q)$.

В заключение отметим, что разработанная модель алгоритмов используется при создании различных программных комплексов, ориентированных на решение задач диагностики, классификации и управления объектами.

Литература

1. Журавлев Ю.И., Камилев М.М., Туляганов Ш.Е. Алгоритмы вычисления оценок и их применение. -Ташкент: Фан,1974. - 119 с.
2. Журавлев Ю.И. Корректные алгебры над множествами некорректных (эвристических) алгоритмов. // Кибернетика, 1977. N 4.-С.14-20.
3. Фазылов Ш.Х., Мирзаев Н., Жуманазаров С.С. О корректности алгоритмов распознавания, основанных на взаимосвязанности между признаками //Узб. журнал "Проблемы информатики и энергетики". 1997. - N:1, С. 19-24.

Интеллектуальные эвристические схемы ускорения решения комбинаторных задач большой размерности

И.В. Фоменко, А.В. Архипов, В.А. Климов

Задача построения схем разделения труда (СРТ) является одной из сложных задач комбинаторного типа в организации швейного производства. Содержательно она заключается в компоновке технологически неделимых операций (ТНО) в группы, называемые организационными операциями (ОО). Хотя задача известна давно, но в современных условиях алгоритмы ее решения не удовлетворяют требованиям практики. В связи с этим отметим следующие особенности задачи:

1) Не эффективность полного перебора - основного пути решения комбинаторных задач, как следствия "проклятья размерности", т.е. экспоненциального роста объема перебора с увеличением количества ТНО. Это особенно заметно для расширенных, более актуальных для современной практики, постановок.

Данная особенность привела к появлению различных эвристических алгоритмов. В своем большинстве они строились по принципу имитации обобщающих рассуждений человека, поэтому могут быть отнесены к системам с элементами искусственного интеллекта. Базирующиеся на таком подходе системы позволяют быстро получить решение - достаточно хорошее с точки зрения специалиста-технолога. Однако при этом не используется главное достоинство использования ЭВМ - возможность перебрать большое количество решений и выбрать объективно оптимальное.

Предлагаемый подход относится к классу эвристических, т.е. он построен на сочетании интеллектуальных средств прогнозирования наиболее перспективных направлений поиска и ограниченного перебора решений, в рамках этих направлений, приемлемого с точки зрения приближения к оптимальному.

2) Эффективность поиска решения зависит от последовательности перебора. В данной задаче сложные для компоновки ТНО желательно рассматривать раньше. Сложность, как правило, обусловлена технологическими факторами - использованием специального оборудования или наличием большого количества ограничений для компоновки данной ТНО с другими. Для оценки указанной сложности предлагается использовать специальный параметр - "строптивность". Этот параметр можно рассчитать заранее, на основе анализа набора технологических факторов ТНО. Однако далее, ввиду влияния на сложность компоновки ОО особенностей конкретной задачи, данный параметр желательно корректировать, например, на основе анализа неудачных вариантов. Таким

образом может осуществляться адаптация схемы решения к особенностям задачи непосредственно в процессе решения.

Для ускорения настройки схемы перебора в последующем может быть использована многофакторная модель определения "строптивности" ТНО, которая является своеобразной базой знаний, аккумулирующей предыдущий опыт построения СРТ.

3) Учет "строптивности" ТНО для оптимизация последовательности поиска позволяет получать хорошие решения на первых же этапах перебора, что важно. Если полученные решения полностью устраивают лицо, принимающее решение (ЛПР), процесс поиска может быть прерван. В случае продолжения поиска происходит накопление наилучших решений, улучшение значений их критериальных показателей, снижение разброса значений этих показателей (дисперсии), а значит и повышение достоверности, объективности и оптимальности принимаемых решений.

4) Необходимо учитывать большое количество разнообразных и часто меняющихся особенностей потоков и индивидуальных требований ЛПР (технолога). Данные особенности выражаются прежде всего в технологических ограничениях на компоновку ОО - в возможности совмещения в них оборудования различного типа (класса), учете технологической близости и сложности операций. Так как анализ данных ограничений в процессе решения осуществляется многократно, механизм их учета должен быть не только гибким и удобным, но и эффективным для реализации в ЭВМ.

В докладе предлагается для описания параметров ОО, ТНО, а также вариантов ограничений на их компоновку использовать битовые характеристики (образы) перечисленных объектов. В этом случае процесс распознавания подходящих операций и вариантов может быть сведен к операциям двоичной логики, что облегчает реализацию такого механизма анализа на ЭВМ.

Подготовка указанных битовых характеристик предполагается на предварительных этапах решения задачи в форме двумерных таблиц. Столбцы данной таблицы соответствуют анализируемым технологическим факторам, а строки - различным ТНО, ОО и допустимым вариантам их компоновки. Создание указанных таблиц в среде реляционных систем управления базами данных (СУБД) позволит сделать эту работу максимально удобной для ЛПР. Скорость здесь не так важна, как полнота сервиса современных прикладных пакетов.

Метод проекций на нуль-пространство в проблеме распознавания образов по малому числу наблюдений

В.А. Фурсов

(Самара)

Рассматривается класс задач распознавания образов, в которых обучение осуществляется по малому числу наблюдений. Такая необходимость может быть связана как с нестационарностью распределений образов в признаковом пространстве, требующей частой перенастройки классификатора, так и с объективной невозможностью проведения большого числа наблюдений изучаемого явления. При этом использование априорных параметрических семейств распределений образов не вполне правомерно. В указанной ситуации осуществляют непосредственное оценивание параметров классификатора в классе линейных или обобщенных разделяющих функций [1].

Для каждого класса задается разделяющая функция вида

$$g(x) = \mathbf{a}^T \mathbf{y}(x), \quad (1)$$

где \mathbf{a} - M -мерный вектор искомых весовых коэффициентов, а компоненты $M \times 1$ -вектора $\mathbf{y}(x)$ - заданные функции наблюдаемого вектора признаков \mathbf{x} . В случае линейной разделяющей функции $g(x) = w_0 + \sum w_i x_i, i = \overline{1, d}$ векторы \mathbf{y} и \mathbf{a} в (1) определяются как $[1, \mathbf{x}]^T$, и $[w_0, \mathbf{w}]^T = [w_0, w_1, \dots, w_d]$ соответственно [1]. Существенными факторами, определяющими качество распознавания, являются структура и размерность пространства признаков (или обобщенных функций).

Исчерпывающей характеристикой структуры признакового пространства являются сингулярные числа $N \times M$ -матрицы \mathbf{Y} , строками которой являются векторы $\mathbf{y}_i^T, i = \overline{1, N}$, а столбцы будем обозначать $\mathbf{Y}_j, j = \overline{1, M}$. Поскольку на этапе формирования признакового пространства нет уверенности, что все векторы $\mathbf{Y}_j, j = \overline{1, M}$ линейно-независимы, при вычислении сингулярных чисел и/или соответствующих им собственных значений матрицы $\mathbf{Y}^T \mathbf{Y}$ могут возникнуть серьезные трудности. В настоящей работе для формирования признакового пространства используются показатели, непосредственно характеризующие взаимную ориентацию $N \times 1$ -вектор-столбцов \mathbf{Y}_j , что позволяет избежать указанных проблем.

Наиболее подходящей при малом числе наблюдений представляется мера, основанная на вычислении проекций на нуль-пространство [2]. Для принятия решения о включении какого-либо, например j -го, признака (или j -й функции вектора признаков) вычисляется косинус угла между вектором

\mathbf{Y}_j и нуль-пространством $(M-1) \times N$ -матрицы \mathbf{Y}_{M-1}^T , где \mathbf{Y}_{M-1} - матрица, составленная из $(M-1)$ векторов-столбцов матрицы \mathbf{Y} после исключения вектора \mathbf{Y}_j . Вычисления проводятся по соотношению [2]

$$S_j = (\mathbf{Y}_j \mathbf{T}_0 \mathbf{T}_0^T \mathbf{Y}_j^T)^{1/2} / (\mathbf{Y}_j \mathbf{Y}_j^T)^{1/2}, \quad (2)$$

где $\mathbf{T}_{0,M-1}$ - $N \times (N-M+1)$ - матрица, составленная из $N-M+1$ собственных векторов, соответствующих нулевым собственным значениям матрицы $\mathbf{Y}_{M-1} \mathbf{Y}_{M-1}^T$. Столбец \mathbf{Y}_j матрицы \mathbf{Y} , для которого величина $|S_j|$, $j = \overline{1, M}$ не удовлетворяют заданным пороговым значениям, исключается из рассмотрения.

Процедура формирования признакового пространства может строиться по схеме последовательного исключения или добавления признаков (обобщенных функций). Выбор конкретной процедуры определяется требованием $M-1 < N$, при выполнении которого нуль-пространство матрицы \mathbf{Y}_{M-1}^T существует. Подчеркнем, что для определения показателей (2) не требуется обращать матрицу и вычислять собственные значения. Это не только позволяет избежать серьезных проблем при почти совпадающих или близких к нулю собственных значениях, но также дает заметный вычислительный выигрыш. Эти преимущества особенно ощутимы при малом числе наблюдений, когда размерность базиса нуль-пространства сопоставима с размерностью пространства параметров.

Неявный вычислительный выигрыш достигается также за счет повторного использования уже вычисленного базиса нуль-пространства на этапе оценивания. Ищется разделяющий вектор \mathbf{a} , удовлетворяющий уравнению $\mathbf{Y}\mathbf{a}=\mathbf{b}$, где \mathbf{b} - вектор, формируемый по заданным допускам, определяющим область решений [1]. Схема оценивания строится в виде следующей последовательности шагов.

1. Вычисление начальной МНК-оценки

$$\hat{\mathbf{a}} = [\mathbf{Y}^T \mathbf{Y}]^{-1} \mathbf{Y}^T \mathbf{b}.$$

2. Вычисление вектора невязок

$$\hat{\xi} = \mathbf{X}\hat{\mathbf{a}} - \mathbf{b} \quad (3)$$

и задание M первых (поскольку всегда возможна перенумерация строк) компонент (подвектора $\check{\xi}_M$) вектора $\check{\xi}$. При задании $\check{\xi}_M$ используется свойство близости выделяющихся компонент векторов ошибок и невязок [2], а также учитываются границы допусков.

3. Определение остальных N-M компонент (подвектора $\tilde{\xi}_{N-M}$) по соотношению

$$\tilde{\xi}_{N-M} = \mathbf{T}_{0,N-M}^{-1} \mathbf{t}_{0,M}. \quad (4)$$

Здесь $\mathbf{T}_{0,N-M}$ - матрица, составленная из (последних) N-M столбцов матрицы \mathbf{T}_0^T , вектор-строки которой образуют базис нуль-пространства матрицы \mathbf{Y}^T . Вектор $\mathbf{t}_{0,M}$ определяется как

$$\mathbf{t}_{0,M} = \mathbf{T}_0^T \hat{\xi} - \mathbf{T}_{0,M}^T \tilde{\xi}_M, \quad (5)$$

где (N-M)×M - матрица $\mathbf{T}_{0,M}^T$ составлена из M (первых) столбцов матрицы \mathbf{T}_0^T .

4. Определение весовой матрицы \mathbf{G} и вектора $\Delta \mathbf{b}$ по найденному вектору $\tilde{\xi}$.

5. Вычисление МНК-оценки по преобразованным данным:

$$\hat{\mathbf{a}} = [\mathbf{Y}^T \mathbf{G}^2 \mathbf{Y}]^{-1} \mathbf{Y}^T \mathbf{G}^2 (\mathbf{b} - \Delta \mathbf{b}). \quad (6)$$

В (4), (5) эксплуатируется свойство равенства проекций векторов ошибок и невязок на базис нуль-пространства. Корректировкой $\mathbf{b} - \Delta \mathbf{b}$ достигается настройка допусков, а взвешивание данных с помощью матрицы \mathbf{G} обеспечивает уменьшение влияния грубых просчетов при неправильных предъявлениях объектов в обучающей выборке. Вычисления по соотношениям (3)-(6) при необходимости могут повторяться.

Работа выполнена при поддержке РФФИ (грант 99-01-00079)

Литература

1. Р. Дуда, П. Харп. Распознавание образов и анализ сцен. Пер с англ. М.: Мир, 1976, 512 с.
2. В.А. Фурсов. Идентификация моделей систем формирования изображений. Самара, ИПО СГАУ, 1998, 128 с.

Об оценке емкости класса комитетов линейных разделяющих функций

М.Ю.Хачай

(Екатеринбург)

Известно [1], что класс комитетных кусочно-линейных решающих правил

$$\text{Com}[R^n] = \left\{ f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^k \text{sign}(c_i, x) \right) \mid k = 2s-1 \in N, c_1, c_2, \dots, c_k, x \in R^n \right\}$$

эвристически достаточно эффективен применительно к задаче обучения двухклассовому распознаванию образов. Известно также, что емкость (VC-dimension) этого класса при $n > 1$ бесконечна. Поэтому, как правило, используется то или иное его сужение

$$\text{Com}[R^n, q] = \left\{ f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^k \text{sign}(c_i, x) \right) \mid k \leq q, c_1, c_2, \dots, c_k \in R^n \right\}$$

в рамках общего подхода к структурной минимизации риска (см., например, [2]), поскольку для этого подкласса справедлива верхняя оценка функции роста

$$m_{[n,q]}(l) \leq \frac{1}{q!} \left(3 \frac{(l-1)^{n-1}}{(n-1)!} \right)^q.$$

Однако указанная оценка, по-видимому, завышена, так как она справедлива для более широкого класса разделяющих функций. Поэтому задача получения более точной оценки функции роста класса $\text{Com}[R^n, q]$ (или его емкости $h[R^n, q]$) является актуальной.

В докладе приводятся новая нижняя оценка $h[R^n, q]$ и условия, достаточные для ее совпадения с соответствующей верхней оценкой. Как обычно [2], под емкостью класса разделяющих функций $F \subseteq \{X \rightarrow \{-1, 1\}\}$ понимаем наибольшее целое число h , для которого найдутся такие точки $x^1, x^2, \dots, x^h \in X$, что для любых $y_1, y_2, \dots, y_h \in \{-1, 1\}$ существует функция $f \in F : y_i = f(x^i) \ (i = \overline{1, h})$.

Теорема. *Справедливо неравенство:*

$$h[R^n, q] \geq h_-[R^n, q] = q(n-1) + 1.$$

Заметим, что из результатов [3] следует и более сильное утверждение. Обозначим через $Q = \left\{ \{x^1, x^2, \dots, x^{h_-[R^n, q]}\} \subset R^n \right\}$ а через

$$Q' = \left\{ \{x^1, x^2, \dots, x^{h_-[R^n, q]}\} \subset R^n \mid \begin{array}{l} (\forall y_1, y_2, \dots, y_{h_-[R^n, q]} \in \{-1, 1\}) \exists f \in \text{Com}[R^n, q] \\ y_i = f(x^i) (i = \overline{1, h_-[R^n, q]}) \end{array} \right\}.$$

Утверждается, что множество Q' всюду плотно в Q (например, в метрике Хаусдорфа). Таким образом, полученная выше оценка, вероятно, может быть уточнена.

Через $S_{n-1} = \{x \in R^n \mid \|x\| = 1\}$ обозначим единичную евклидову сферу. Множество $\{a^1, a^2, \dots, a^{2k+n-1}\} \subset S_{n-1}$ для некоторого $k \in N$ называется равномерно распределенным на сфере S_{n-1} по Гейлу [4], если каждая открытая полусфера сферы S_{n-1} содержит не менее k его элементов.

Множество $\{x^1, x^2, \dots, x^{2k+n-1}\} \subset R^n$ назовем почти равномерно распределенным по Гейлу, если найдутся такие числа $\vartheta_1, \vartheta_2, \dots, \vartheta_{2k+n-1} \in \{-1, 1\}$, что множество

$\left\{ \vartheta_1 \frac{x^1}{\|x^1\|}, \vartheta_2 \frac{x^2}{\|x^2\|}, \dots, \vartheta_{2k+n-1} \frac{x^{2k+n-1}}{\|x^{2k+n-1}\|} \right\}$ равномерно распределено на S_{n-1} по

Гейлу. Обозначим через \tilde{X} множество всех $x \in R^n$ таких, что для каждого $\{x^1, x^2, \dots, x^{2k+n-1}\} \subset \tilde{X}$ и $\varepsilon > 0$ найдется почти равномерно распределенное по Гейлу на S_{n-1} множество $\{y^1, y^2, \dots, y^{2k+n-1}\} \subset R^n$ такое, что $\|x^i - y^i\| < \varepsilon$ для всех $i \in \overline{1, 2k+n-1}$. Рассмотрим задачу обучения распознаванию образов над \tilde{X} .

Теорема. *Емкость класса $\text{Com}[\tilde{X}, q]$ равна $q(n-1)+1$.*

В частности, можно показать, что при $n=2$ $\tilde{X} = R^2$, следовательно, $h[R^2, q] = q+1$.

Литература

1. Мазуров Вл.Д. Метод комитетов в задачах оптимизации и классификации. – М.: Наука, 1990. – 248 с.
2. Vapnik V.N. The Nature of Statistical Learning Theory. Springer-Verlag, N.Y., 1995.
3. Khachay M.Yu., Rybin A.I. A New Estimate of the Number of Members in a Minimum Committee of a Linear Inequalities System.// PRIA. 1998. V.8, no. 4. P.491–496
4. Гейл Д. Соседние вершины на выпуклом многограннике. В сборнике «Линейные неравенства и смежные вопросы» под ред. Куна и Таккера. – М.: Изд. ин. лит. 1959.

О линейной разделимости классов в неархимедовых замыканиях дискретных пространств

В.М. Чернов

(Самара)

Значительное число методов обработки цифровой (дискретной!) информации существенно опирается на использование непрерывных моделей ее представления, позволяющих в полной мере использовать хорошо известные методы «непрерывной» математики (но только для анализа этой выбранной модели, к сожалению). Между тем, использование прямых дискретных методов при отсутствии априорных сведений о реальном процессе дискретизации может быть существенно более эффективным именно за счет учета специфических арифметических свойств целочисленных данных.

В основе работы лежат две идеи:

Естественным «пользовательским» допущением является рациональность значений параметров обрабатываемых сигналов (а, следовательно, после соответствующего масштабирования, их целочисленность).

Имеется глубокое различие между высказыванием « x есть целое число» и « x есть целое число из диапазона $0 \leq x \leq N$ ». Во втором случае целое x однозначно (но различными способами) может идентифицироваться конечным набором также целочисленных параметров (например, цифрами представления x в некоторой системе счисления; вычетами, относительно некоторой системы остаточных классов и т.д.). Причем в ряде случаев удается «естественно» линейаризовать задачу именно за счет «автоматического» увеличения числа таких параметров-идентификаторов, понимая, тем не менее целое x как неделимую сущность.

Предложение 1. Пусть $x \in \mathbb{Z}$, p – простое, $x = p^\alpha y$, $(y, p) = 1$. Тогда функция

$$\Phi_p(x) = \|x\|_p = \begin{cases} p^{-\alpha}, & x \neq 0; \\ 0, & x = 0 \end{cases} \quad (1)$$

определяет (p -адическое) нормирование \mathbb{Z} , продолжаемое на \mathbb{Q} .

Определение 1. Пусть $\Omega_1, \Omega_2 \subseteq \mathbb{Z}^k$, N есть некоторое множество нормирований (1). Классы Ω_1 и Ω_2 линейно разделимы относительно N , если существует такая гиперплоскость $L(\mathbf{x})=0$ с целыми коэффициентами, что для всех $\mathbf{x} \in \Omega_1$, $\Phi_p \in \mathbb{N}$, $\Phi_p(L(\mathbf{x})) \leq p^{-1}$, а для $\mathbf{x} \in \Omega_2$ существует нормирование $\Phi_{p^*} \in \mathbb{N}$, такая что $\Phi_{p^*}(L(\mathbf{x})) = 1$.

Теорема. Пусть $\Omega_1, \Omega_2 \subseteq Z^k$ ($\Omega_1 \cap \Omega_2 = \emptyset$) - конечные множества. Тогда существует множество нормирований N , относительно которого Ω_1 и Ω_2 линейно разделимы.

В докладе описывается алгоритм построения разделяющей гиперплоскости $L(x)=0$ (алгоритм «модулярного перцептрона»), анализируются возникающие вычислительные проблемы.

Введенное понятие относительной N -разделимости представляется несколько искусственным в сравнении с привычной «архимедовой», «евклидовой» разделимостью. В действительности введенное определение представляет неархимедову версию локально-линейной разделимости классов. Аналогия с обычной линейной разделимостью становится более прозрачной при погружении кольца Z в топологическое кольцо полиадических чисел (Х.Прюфер, А.Г.Постников, Е.В.Новоселов и др.; см., например [1,2])

Компактность аддитивной группы кольца полиадических чисел (следовательно, существование меры Хаара) приводит к конструкциям позволяющим использовать развитый аппарат теории вероятностей в его полиадической версии.

В докладе рассматривается такая полиадическая версия существующих методов распознавания образов.

Работа выполнена при финансовой поддержке Российского Фонда Фундаментальных Исследований, (Грант № 97-01-00900)

Литература

1. *Постников А.Г.* Введение в аналитическую теорию чисел. М.: Наука, 1971.
2. *Hewitt E., Ross K.* Abstract harmonic analysis, Springer, 1963.

Локально-линейные методы распознавания текстур

М.А. Чичева, В.М. Чернов

(Самара)

Работа базируется на идеях работ [1-3] и анонсирует результаты экспериментальных исследований алгоритмов, предложенных в цитированных работах, в приложении к задачам анализа текстур.

Выбор (синтезированных или реальных) текстурных изображений в качестве тестовых объектов исследования определяется тем, что многие текстурные изображения обладают скрытой периодической линейчатостью,

что позволяет реализовать предложенные в [1-3] методы с приемлемой вычислительной сложностью.

Рассматриваются задачи сегментации текстур, определения и локализации дефектов. В качестве признаков выбираются спектральные коэффициенты дискретного преобразования Фурье, теоретико-числовых преобразований, модульные моменты и пр.

В докладе обосновывается корректность термина «локально-линейные», а также, репрезентативность системы признаков, связанных с p -адическими метриками. Предлагается экстраполяция рассмотренных методов для реализации на параллельных вычислительных устройствах, нейронных сетях.

Работа выполнена при финансовой поддержке Российского Фонда Фундаментальных Исследований, (Грант № 97-01-00900)

Литература

1. *Chernov V.M.* The "modular perceptron": A linear classes separability in the non-Archimedean features spaces // Proc.of the 10th Scandinavian Conference on Image Analysis (SCIA'97).- Lappeenranta, Finland. 1997. V.2. pp.803-808.
2. *Chernov V.M., Shabashev A.V.* Non-Archimedean normalized fields in texture analysis tasks //Proc. of the 7th Intern. Conf. on Comp. Analysis of Images and Pattern (CAIP'97).- Springer. LNCS 1296,. pp.154-161.
3. *Чернов В.М.* О линейной разделимости классов в неархимедовых замыканиях дискретных пространств //Настоящий сборник тезисов.

Робастные нейронные сети и методы регуляризации

В.В. Шакин, В.В. Крепец.

(Москва)

Введение. Задача экстраполяции конечной выборки - это типично некорректная задача. Популярные подходы к распознаванию образов (методы алгебраической коррекции процедур обработки /преобразования/ информации [1], нейронные сети [2-3]) успешны во многом потому, что в обоих методах целенаправленно используется суперпозиция нелинейных функций [4]. Отбирать наилучшие функции можно, используя опыт экспертов предметной области в сочетании с классическими методами регуляризации некорректно поставленных задач. В работе показано, как эти методы позволяет строить нейронные сети, которые обладают повышенной устойчивостью к ошибкам в исходных данных. Следуя терминологии

математической статистики [5,6], назовем такие нейронные сети робастными.

Теоретическая часть. Робастные алгоритмы корректны в предположении, о том, что отношение $p^3/n \rightarrow 0$ при неограниченном росте n , где p – количество дескрипторов, которыми описывается конечная выборка, а n – размер этой выборки, то есть количество наблюдений в ней [5-7]. Самые сильные утверждения могут быть обобщены на случай $p^2/n \rightarrow 0$. К сожалению, такие результаты интересны теоретически, но имеют низкую практическую значимость, поскольку в реальности, ни то, ни другое условие не выполняются. В реальности эксперты обладают незначительным количеством наблюдений и обширным количеством дескрипторов, от которых (возможно) зависит интересующий эксперта результат. Соответственно, опыт экспертов предметной области может дать $p/n \approx c$, где c – константа или, в лучшем случае, $p/n \rightarrow 0$.

Робастные алгоритмы основываются на двух предположениях. Во-первых, реальные наблюдения никогда не описываются законом нормального распределения Гаусса, и, во-вторых, в каждой конечной выборке всегда найдутся наблюдения, имеющие большую ошибку. В связи с этим достаточная (в случае нормального распределения) статистика, состоящая из среднего значения и дисперсии, заменяется робастной статистикой, состоящей из медианы (med – median) и параметра масштаба. Параметр масштаба определяется как медиана абсолютных отклонений (mad – median of absolute deflections) элементов выборки от медианы выборки. Такая статистика робастна в известном смысле понятия робастности [5,6,9,10].

В работе показано, как в существующих предположениях можно строить почти робастные модели. Проводя процедуру скользящего контроля [8] при построении различных моделей, можно оценить параметр масштаба, как в пространстве векторов исходной выборки, так и в пространстве векторов оцениваемых параметров

$$mad(x) = med(|x - med(x)|)$$

$$mad(\beta) = med(|\beta - med(\beta)|)$$

При отбрасывании наиболее чувствительных (к малым изменениям векторов x) компонент вектора β возрастает устойчивость модели (к малым изменениям векторов x). Отношение $mad(\beta)/mad(x)$ можно интерпретировать как степень робастности или эквивалент числа обусловленности матрицы $(X^T X)$ в случае линейного отображения.

Программная реализация. При создании программной реализации наряду с регуляризацией решения была применена функция влияния, показанная на рисунке 1. Такая функция влияния выбиралась, основываясь на правиле X84

[6,7], рекомендуя удалять из рассмотрения все наблюдения, не попадающие в $5.2 \cdot \text{mad}$. Тестирование программной реализации на конечной выборке, взятой из [6] показало отличные результаты, показанные на рисунке 2.

Функция влияния

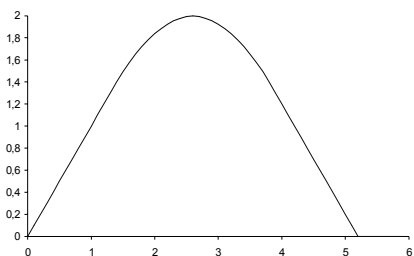


Рис. 1.

Результат моделирования

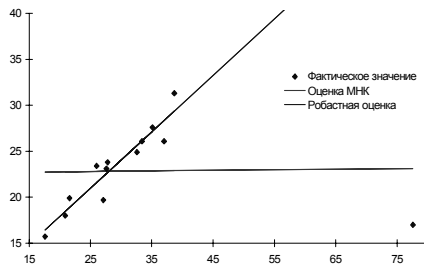


Рис. 2.

Приложения. Робастное оценивание параметров нейронных сетей было успешно применено при прогнозировании констант диссоциации белок-лигандных комплексов; при прогнозировании (возможных) осложнений после беременности и родов; при прогнозировании (возможных) осложнений после пересадки роговицы глаза; для предсказания качества жизни.

Вывод. Предлагаемый подход позволяет строить почти робастные нейронные сети и успешно решать нетривиальные практические задачи в плохо формализованных областях, как-то: медицинская диагностика, оценивание качества жизни и некоторых других.

Литература

1. Журавлев Ю.И., Рудаков К.В. Об алгебраической коррекции процедур обработки (преобразования) информации. // Проблемы прикладной математики и информатики. - М.: Наука, 1987.
2. Bing Cheng, Titterington D.M. Neural networks: a review from a statistical perspective. // Statistical Science, Vol. 9, 1994, pp.2-54.
3. Ciampi A., Lechevallier Y. Statistical models as building blocks of neural networks. INRIA Preprint (Manuscript), 1996, 17 pp.
4. Шакин В.В. Модели порождения некорректных данных и методы регуляризации. - ММРО-8. Тез. докл. конф., - М.: ВЦ РАН, 1997.
5. Хампель Ф., Рончетти Э., Рауссеу П., Штаэль В. Робастность в статистике. Подход на основе функций влияния. - М., Мир, 1989, 512 стр.

6. *Хьюбер П.* Робастность в статистике. - М., Мир, 1984, 304 стр.
7. *Hampel F.R.* The influence curve and its role in robust estimation. // Journal of the American Statistical Association, Vol. 69, 1974, pp. 383-393.
8. *Айвазян С.А., Мхитарян В.С.* Прикладная статистика и основы эконометрики. - М., Юнити, 1998, 1024 стр.
9. *Харин Ю.С.* Робастность в статистической классификации. - Межд. Юбилейная сессия научного семинара «Многомерный статистический анализ и вероятностное моделирование реальных процессов», 31 мая - 4 июня 1999 г. - М.: ЦЭМИ РАН, 1999. Тез. докл., Сс. 201-205.
10. *Шурыгин А.М.* Устойчивость в статистических решениях многомерных задач. - Там же, сс. 206-209.

О сложности диагностики перепутывания соединений в схемах из функциональных элементов

В.И. Шевченко
(Нижний Новгород)

В работе рассматриваются схемы из функциональных элементов (СФЭ) [1], содержащие, возможно, неисправности. Вид неисправностей определяется путем введения в СФЭ функциональных элементов, реализующих функцию $\varphi(x,y)=y$.

Пусть B - конечное множество функциональных элементов (базис), S - схема в базисе B . Выходы функциональных элементов S и входы S иногда будем называть вершинами. Будем говорить, что в схеме S некоторый элемент b_{s_0} соединен с элементом $b_{s_{t+1}}$, если в S существует последовательность элементов $b_{s_0}, b_{s_1}, \dots, b_{s_{t+1}}$ такая, что при $i=1, \dots, t+1$ некоторый вход элемента b_{s_i} соединен с выходом элемента $b_{s_{i-1}}$.

Введение элемента e , реализующего функцию φ , в схему U осуществляется следующим образом. Присоединим входы элемента e к произвольной паре вершин v_1, v_2 схемы U . Если к одной из этих вершин присоединен выход схемы U , то отсоединим его от этой вершины и присоединим к выходу элемента e . Полученную СФЭ обозначим через U' . Далее, возьмем в U' элемент b , отличный от элемента e , и такой, что: а) один вход b присоединен к вершине v_i , $i \in \{1,2\}$; б) ни вершина v_1 , ни

вершина v_2 не являются выходом b и в) элемент b не соединен ни с одним функциональным элементом, выходом которого может быть v_1 или v_2 . Отсоединим от вершины v_i вход b и присоединим его к выходу e . Полученную схему обозначим через U'' . О схемах U' и U'' будем говорить, что они получены из схемы S путем введения элемента e .

Обозначим через $H(S)$ множество схем, состоящее из схемы S и всех схем, которые могут быть получены из S путем введения в нее некоторой последовательности элементов e , реализующих функцию φ . Разобьем множество схем $H(S)$ на подмножества $H_1(S), H_2(S), \dots, H_m(S)$ такие, что все схемы, принадлежащие одному и тому же подмножеству, реализуют одну и ту же булеву функцию.

Рассматривается следующая задача диагностики: известно, что схема $U \in \bigcup_{j=1}^k H_j(S)$, требуется определить, к какому из этих k различных подмножеств принадлежит схема U . Для решения этой задачи используются деревья решений [2]. Минимальную глубину дерева решений, решающего эту задачу, обозначим через $h_{i_1, \dots, i_k}(S)$. Определим функцию $h_B(t, k) = \max h_{i_1, \dots, i_k}(S)$, где максимум берется по всем наборам $\{(i_1, \dots, i_k) : 1 \leq i_1 < \dots < i_k \leq k\}$ и по всем схемам в базисе B , число вершин в которых не превосходит t . Справедлива

Теорема: при любом $t \geq 2$:

1) если элементы базиса B реализуют или только конъюнкции и, возможно, константы, или только дизъюнкции и, возможно, константы, или только линейные булевы функции, то при $1 \leq k \leq t$ справедливы неравенства $0 \leq h_B(t, k) \leq k - 1$, а при $k > t$ - неравенства $0 \leq h_B(t, k) \leq t - 1$;

2) если базис B не удовлетворяет ни одному из свойств, перечисленных в 1), то : а) при $1 \leq k \leq 2^{\lfloor t/6 \rfloor}$ справедливо равенство $h_B(t, k) = k$; б) при $2^{\lfloor t/6 \rfloor} < k \leq 2^{t-1}$ справедливы неравенства $2^{\lfloor t/6 \rfloor} \leq h_B(t, k) \leq k$; в) при $k > 2^{t-1}$ справедливы неравенства $2^{\lfloor t/6 \rfloor} \leq h_B(t, k) \leq 2^{t-1}$

Работа выполнена при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (код проекта 99-01-00948)

Литература

1. *Лупанов О.Б.* Асимптотические оценки сложности управляющих систем. М.: Изд-во МГУ, 1984.
2. *Мошков М.Ю.* Деревья решений. Теория и приложения. Нижний Новгород: Изд-во ННГУ, 1994.

Тестовое распознавание на базе сочетания различных подходов

А.Е. Янковская

(Томск)

Предлагаемое нами тестовое распознавание на базе сочетания различных подходов к построению тестов и принятию решения о принадлежности распознаваемого объекта к классу (образу) включает решение следующих основных задач:

1. Различные способы построения всех или оптимального количества при большом признаковом пространстве условных, безусловных и смешанных (основанных на оптимальном сочетании условных и безусловных составляющих) безызыбыточных диагностических тестов с использованием:

а) глубоких эквивалентных и оптимизирующих логико-комбинаторных преобразований с одновременным выявлением различного рода закономерностей (константные признаки, отрицательный образ, несущественные, обязательные (входящие во все тесты), альтернативные и зависимые признаки и их весовые коэффициенты) [1] как с построением, так и без построения матрицы импликаций, задающей различимость объектов из разных классов по каждому механизму классификации (при этом используется матричная модель представления знаний: матрица описаний объектов в пространстве признаков и матрица различений, задающая различные механизмы разбиения объектов на классы эквивалентности [1]),

б) генетических преобразований на множестве неконстантных и необязательных признаков [2, 3] с одновременным выявлением закономерностей как с построением, так и без построения матрицы импликаций;

2. Различные способы собственно распознавания (принятия решения) на основе решающих правил, полученных по каждому вышеупомянутому безызыбыточному диагностическому тесту по каждому способу построения тестов с использованием:

а) логико-комбинаторного подхода на базе коэффициентов внутриклассового сходства и сходства распознаваемого объекта с каждым из классов [4] с учетом задаваемой пользователем допустимой погрешности принятия решения;

б) логико-вероятностного подхода (значения части признаков распознаваемого объекта могут быть указаны с некоторой вероятностью, интервалом значений вероятностей, степенью принадлежности и др.) на базе частичной ортогонализации некоторых д.н.ф. булевых функций, описывающих класс (образ), и вычисления с использованием весовых коэффициентов признаков [1] вероятности принадлежности к классу (образу) [5];

с) логико-вероятностного подхода на основе парных вероятностей, вычисляемых аналогично [6], но с учетом весовых коэффициентов признаков [1] и коэффициентов сходства, полученных аналогично коэффициентам [4] на признаковом пространстве размерностью, равной числу сочетаний из m_i по 2, где m_i - число признаков в i -ом тесте.

Итоговое решение о принадлежности распознаваемого объекта к каждому из классов (образов) вычисляется как среднеарифметическое на множестве (всех либо оптимальных) безыбыточных тестов (условных, безусловных, смешанных в зависимости от той или иной проблемной области), на множестве способов построения тестов по конкретному способу (2а, 2б, 2с) собственно распознавания и как среднеарифметическое на множестве (подмножестве) способов распознавания с учетом веса способа распознавания, определенным экспериментально для исследуемых проблемных областей.

Отметим, что если значение признака, входящего в тест, безразлично («-»), то при логико-вероятностном распознавании будем подставлять вместо «-» величину $1/2$.

В докладе приводятся формулы для вычисления вышеупомянутых коэффициентов, алгоритмы построения тестов по каждому из подходов, алгоритмы принятия решения по каждому из способов распознавания и итогового решения, а также процедура голосования, иллюстрирующие примеры и области целесообразного практического применения.

Работа частично поддержана РФФИ, проекты № 95-01-00295 и № 98-01-03019.

Литература

1. *Yankovskaya A.Ye., Gedike A.I.* Integrated Intelligent System EXAPRAS and Its Application// Journal of Intelligent Control, Neurocomputing and Fuzzy Logic. - USA, Nova Science Publishers, Inc., 1995. - Vol. 1. - pp. 243-269.
2. *Янковская А.Е.* Тестовое распознавание образов с использованием генетических алгоритмов// Распознавание образов и анализ изображений: новые информационные технологии (РОАИ-4-98). Труды IV Всероссийской с международным участием конференции. Часть I. - Новосибирск, 1998. - С. 195-199.
3. *A.E.Yankovskaya.* The Test Pattern Recognition with Genetic Algorithms Use// The 5th Open German-Russian Workshop on Pattern Recognition and Image Understanding. Collection of Abstracts. - Germany, Herrshing, 1998. (5 стр.)
4. *Yankovskaya A.E.* Minimization of Orthogonal Disjunctive Normal Forms of Boolean Function to be Used as a Basis for Similarity and Difference Coefficients in Pattern Recognition Problems// Pattern Recognition and Image Analysis. - 1996. - Vol. 6, No 1. - pp. 60-61.
5. *Янковская А.Е.* Степень импликации и частичная ортогонализация дизъюнктивных нормальных форм булевых функций в связи с проблемой принятия решений// Всесибирские чтения по математике и механике. Избранные доклады Международной конференции. Том 1. Математика. - Томск: Изд-во ТГУ, 1997. - С. 225-231.
6. *Ivakhnenko A. G. and Ivakhnenko D. A.* An Iterative Probabilistic Algorithm to Test and Correct Expert Decision // Pattern recognition and image analysis, - 1997. - Vol. 7, № 4. - pp. 480-484.

Адаптивное преобразование признаков в задачах распознавания образов

А.Е. Янковская, Е.А. Муратова, О.Г. Берестнева
(Томск)

Предлагается решение задачи адаптивного перекодирования признаков, т. е. преобразование исходного пространства признаков с целью максимального разделения множеств, представляющих распознаваемые классы. В целях дальнейшего изложения опишем предложенное ранее нами нетрадиционное представление знаний с использованием 2-х матриц: тройной матрицы описаний Q и целочисленной матрицы различий R [1].

Строкам матрицы Q сопоставляются описания объектов, столбцам - характеристические признаки. Элемент q_{ij} принимает значение «1», если j -ый признак присущ i -му объекту, «0» – не присущ, «-» – значением признака

может быть как 0, так и 1. Строкам матрицы R сопоставляются строки матрицы Q , столбцам - классификационные признаки, соответствующие различным механизмам классификации, разбивающим изучаемые объекты на классы эквивалентности. Элементы j -го столбца матрицы R задают номера классов, которым принадлежат объекты при j -ом механизме классификации. При этом считается, что объекты, которым соответствуют равные строки матрицы R , принадлежат одному образу, а множество соответствующих им строк матрицы Q задает описание данного образа.

Наличие признаков различного типа (количественных, номинальных, порядковых) в матрице описаний Q усложняет автоматизированный анализ информации, а именно: при использовании ряда методов теории распознавания образов необходим переход от разнотипного представления данных к однотипному. При этом, чаще всего используется равномерное кодирование количественных признаков, что не всегда обоснованно. Происходит закругление признака, что приводит к потере содержащейся в нем информации и снижению качества решения задачи. Поэтому представляется целесообразным осуществлять кодирование признаков с учетом особенностей решаемой задачи.

Задачу адаптивного кодирования признаков рассмотрим для случая разделения двух классов A и B . Для решения задачи распознавания нескольких классов по одному и тому же набору признаков будет получено несколько различных кодировочных таблиц.

За основу адаптивного кодирования признаков взят частотно-эвристический способ выделения информативных подинтервалов изменения признака [2], основанный на предположении о том, что признаки, наиболее полно характеризующие различие классов A и B , по своей физической природе таковы, что можно дискретизировать интервал изменения признака таким образом, чтобы отношение относительных частот встречаемости объектов обучающих выборок этих двух классов в выделенных подинтервалах могло быть аппроксимировано монотонной или одноэкстремальной функцией. Далее, каждому выделенному подинтервалу ставится в соответствие кодовое число, являющееся его порядковым номером в ряду подинтервалов, упорядоченных по монотонному нарастанию величины отношения относительных частот встречаемости объектов обучающих выборок классов A и B .

В отличие от предложенного в [2] решения задачи выделения информативных подинтервалов изменения признака, в предлагаемом нами алгоритме, на первом этапе работы, интервал изменения признака разбивается на равные по длине начальные подинтервалы, величина которых определяется по формуле:

$$\lambda = \frac{x_{\max} - x_{\min}}{L}, \quad (1)$$

где λ - величина классового интервала; x_{\max}, x_{\min} - максимальное и минимальное значение признака на имеющихся данных; L - число интервалов, на которые следует разбить вариацию признака. При этом точность величины классового интервала должна соответствовать точности, принятой при измерении разбиваемого признака [3]. Число интервалов L можно определить по формуле Стерджеса [3]:

$$L = 1 + 3.32 \lg N. \quad (2)$$

При наличии большого числа объектов ($N > 100$) обучающей выборки

$$L = 5 \lg N. \quad (3)$$

Преимущество предложенного подхода к решению поставленной задачи заключается в том, что происходит деление размаха варьирования признака на большее число информативных подинтервалов, позволяющее минимизировать потерю информации, содержащейся в обучающей выборке по данному признаку.

Дальнейшее исследование будет направлено на разработку алгоритма «стыковки» (согласованию) кодировочных таблиц, полученных для различных пар классов.

Работа частично поддержана РФФИ, проекты № 95-01-00295 и № 98-01-03019.

Литература

1. *Yankovskaya A.Ye., Gedike A.I.* Integrated Intelligent System EXAPRAS and Its Application// Journal of Intelligent Control, Neurocomputing and Fuzzy Logic. - USA, Nova Science Publishers, Inc., 1995. - Vol. 1. - pp. 243-269.
2. Динамика систем. Межвуз. тематич. сб. научн. тр./ Под ред. *Ю.И.Неймарка*: Нижегород. гос. ун-т. Нижний Новгород. 1995.
3. *Лакин Г.Д.* Биометрия. 3-е изд. перераб. и доп. - М.: Высшая школа, 1980. - 293 с.

Representing size functions by complex polynomials

Massimo Ferri, Claudia Landi

(Bologna, Italy)

1. Introduction.

Size functions are shape descriptors of a geometrical-topological nature. They prove to be particularly useful in the classification of natural images, such as white blood cells [4], letters of the sign language [5], hand-written characters [3], signatures [2], hand-drawn sketches [1] and the like. Whatever the input, their output is always an integer valued function on \mathbf{R}^2 , or rather on the half-plane $x \leq y$. For definitions and general information on the theory of size functions, see [5, 7]; you can also visit the site www.dm.unibo.it/~ferri/vismath/sizesfcts/sf.htm.

Previous research has recognized the special rôle of certain points of the plane (called “cornerpoints”), which condense all information for reconstructing a size function. Therefore, a synthetic representation was proposed, as a formal series of points of the plane [5].

Here we want to present a new representation of size functions, by complex polynomials. The basic idea is fairly simple: Think of points of the plane as of complex numbers, and use a polynomial instead of its solution set. Some necessary adaptations are developed, in order to grant an efficient comparison of size functions by a “natural” comparison of polynomials.

2. Shrinking the diagonal.

The leading comparison principle for size functions, via their cornerpoints, is very simple: Similar shapes correspond to close point sets. However, a very important heuristic correction is needed: Cornerpoints close to the “diagonal” $x=y$ are to be considered close to each other. This agrees with the fact that such cornerpoints are often the result of noise.

Instead of modifying the distance, we have preferred to transform the sets. I.e., we shall codify by polynomials, not the true cornerpoints, but their images through

the following map $f: \mathbf{R}^2 \rightarrow \mathbf{C}$.

$$f(x, y) = (-x + y) \exp(i \cdot \text{atan}(x))$$

3. Polynomials and their comparison.

A further needed feature of a good representation of size functions is the following. Cornerpoints with multiplicity greater than one reveal some sort of symmetry in the original image. This may be unstable, and a similar image might lose that symmetry: In place of a single point with multiplicity s one might find a cluster of several close points, whose multiplicities sum to s .

This suggests the following definition of the *size polynomial* associated to a size function l : let $P_i, i=1, \dots, m$ be the cornerpoints of l , and $s(i)$ be the

respective multiplicity. f is the function defined in the preceding section. Then we define

$$p(x) = \prod_{i=1}^m (x - f(P_i))^{s(i)}.$$

As a distance between size polynomials, we propose the following. Write $p(x)$ as

$$p(x) = x^m + a_{m-1}x^{m-1} + \dots + a_0$$

and order its coefficients in a vector, but by decreasing index and skipping the leading coefficient (always equal to one), i.e.

$$(b_1, \dots, b_m) = (a_{m-1}, \dots, a_0)$$

If another polynomial $q(x)$ is represented by an analogous vector (f_1, \dots, f_n) , then define the distance between $p(x)$ and $q(x)$ as

$$d(p(x), q(x)) = \sum_{i=1}^{\max\{m,n\}} (|b_i - f_i|)^{1/i}$$

so as to reduce the influence of roots near zero, i.e. of cornerpoints near the diagonal. The chosen ordering makes the comparison happen between analogous symmetric functions of the roots, the stress being on the lower order ones. Also breaking of symmetries is dealt with fairly well.

4. Inclusion.

An important issue of size function is inclusion of a particular pattern in the set of cornerpoints: It may reveal the presence of a predefined object in an image, or – more generally – of a queried feature. Now, inclusion translates into divisibility of polynomials, so also this issue can be faced algebraically.

Work performed under the auspices of GNSAGA, of MURST, and of the University of Bologna, funds for selected research topics.

References.

1. *Collina, C., Ferri, M., Frosini, P. and Porcellini, E.*, SketchUp: Towards qualitative shape data management, Proc. ACCV'98, Hong Kong 8-10 Jan. 1998, Springer LNCS 1351, vol. 1 (1998), 338-343.
2. *Donatini, P., Frosini, P. and Lovato, A.*, Size functions for signature recognition, Proc. SPIE Workshop "Vision Geometry VII", 3454 (1998), 178-183.
3. *Ferri, M., Gallina, S., Porcellini, E. and Serena, M.*, On-line character and writer recognition by size functions and fuzzy logic, Proc. ACCV '95, Dec. 5-8, Singapore, vol. 3 (1995), 622-626.

4. *Ferri, M., Lombardini, S. and Pallotti, C.*, Leukocyte classification by size functions, Proc. 2nd IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, Sarasota, 1994 Dec. 5-7 (1994), 223-229.
5. *Frosini, P. and Landi, C.*, Size theory as a topological tool for computer vision, Pattern Recogn. and Image Analysis (to appear).
6. *Uras, C. and Verri, A.*, On the recognition of the alphabet of the sign language through size functions, Proc. XII IAPR Int. Conf. on Pattern Recogn., Jerusalem (Israel) II, IEEE Comp. Soc. Press, Los Alamitos, CA (1994), 334-338.
7. *Verri, A., Uras, C., Frosini, P. and Ferri, M.*, On the use of size functions for shape analysis, Biol. Cybern. 70 (1993), 99-107.

Tests preserving an ordering of alternatives

Edward M. Pogossian

(Armenia)

1. **Tests** in classification and diagnostic problems specify measurements *sufficient* to identify target alternatives. **Minimal tests** specify *necessary* measurements for the same purpose.

In voting and management strategy assessment problems it is required to find minimal tests that preserve an original ordering of the alternatives. This problems, in general, are computationally untractable.

*We specify natural constraint to find computationally acceptable tests that preserve an ordering of alternatives and interpret them for the **Management Skill Assessment** problem.*

2. The **MSA** problem is defined as the following [Pogossian].

Managers are competing in oligopoly markets for the same objectives, or criteria K , e.g. profit, market share, success or not (*01success*) in the market, etc.

Integrative performance of the managers in possible competitions is evaluated by a method M . For example, M like robin- round tournaments can be a procedure of finding a competitor that has the best sum of performances by criteria K in all competitive oligopoly markets. We will name it as the *Maximum Sum (MS) method*.

We suppose that on-the-job performance of managers by $01success$ criterion and maximum sum method is inducing a linear, or «ideal», ordering $O^*(01MS)$ of all managers.

In the **MSA problem** given managers C_1, C_2, \dots, C_m , $m > 0$, it is required to find criteria K and method M of the assessment of a competition such that an ordering $O(K, M)$ of the C_1, C_2, C_m would be isomorphically imbedded into the "ideal" ordering $O^*(01MS)$.

To resolve the MSA problem we need a constructive concept of the on-the-job performance. We obtain it using simulation games assuming that real market simulation games are available and that the corresponding competitions with 01success criterion and MS method of assessment are similar to the original on-the-job performances of managers and are inducing the same ideal ordering $O^*(01MS)$.

3. Given a pair of assessment 01success criterion K and the MS method M , we can play a series of real market simulation games for each competitor against all possible bundles of strategies in oligopoly competitions from any initial situation and then order competitors in accordance with their performances.

The results of such tournaments can be presented by (m, n) matrix – **Matrix of Grades** (01MG) where m and n are the numbers of analyzed competitors and all competitive market situations, correspondingly.

4. Criterion K is independent from irrelevant alternatives if the performance of any strategy in any competitive market has the same value independent from other analyzed strategies. **Method M is independent from irrelevant alternatives** if for any sets of alternative strategies B_1 and B_2 and alternatives a, b from the intersection of B_1 and B_2 we have aO^*b in $B_1 \Leftrightarrow aO^*b$ in B_2 .

It is evident, MS method are independent from irrelevant alternatives for the MG s produced by the 01success criterion

Thus, for any such MGs we can evaluate strategies independently and the problem of a high complexity of MGs resolution is reduced to a cutting of an amount of testing competitive markets.

5. Given MG $(K, M) V$ we name an **ordering preserving test for V** (op-test for V) *any set of competitive markets of V preserving the ordering of its alternatives.*

The following constraint to the ideal ordering O^* induces an estimate m for a length of the op-tests for a (m, n) MG which is rather close to a lower estimate of the op-tests is $\log m$.

5.1. Given that the competitor i is stronger than the competitor j in the $O^*(01KM)$ and a competitor either wins or loses in a competitive market, let us use $B(i, j)$ to denote the set of competitive markets where the competitor i loses to and j wins each sample of the $B(i, j)$ and $\#B(i, j)$ to denote the number of elements in $B(i, j)$.

The **Quasi-Transitivity Constraint (QTC)**. Given competitors P_i and P_j , samples of strategies B_i and B_j losing to P_i and P_j , correspondingly, and the variance function $\#B(i, j)$ it is possible to indicate a constants a and b (small enough compared to the number of all strategies in the ordering $O^*(01MS)$) such that:

- *if j belongs to the segment $[i+a, i-a]$ then $\#B(i, j)$ may exceed zero for no more than b points*

• if j does not belong to the segment $[i+a, i-a]$ then $\#B(i,j)$ is equal to zero and P_i is stronger than P_j with respect to the ordering $O^*(01MS)$ if and only if B_i includes B_j .

Theorem. Given the Quasi-Transitivity Constraint for the ordering $O^*(01MS)$, a class F of competitors and competitors f and g from F , we say that f is stronger than g (i.e. the location of f is better than g in the ideal ordering $O^*(01MS)$) if we find b samples of competitors such that f wins and g loses games against each of them.

The Theorem formulates sufficient conditions to order any two competitors if we can indicate b competitive oligopoly markets such that the performances of one of them is better than the performance of the other in all of these markets.

As consequence we get the op-test of a length m for ordering m programs. They are based on the indication of a representative m competitive markets that does not belong to the «uncertainty» zones, i.e. belongs to the sets of competitors $B_i \setminus B_j$.

5.2. The ordering of the representative competitive markets induced by the ideal ordering of the competitors determines a *scale of the ratings* of management skills. For any competitor its position in the scale and appropriate rating may be found.

The base of the scale construction could be current computer models similar to the approach in [Chussil, Reibstein 94] that generate varieties of competitive markets.

Note, that acceptable op-tests finding approach may be expanded for variety of voting/assessment methods for different criteria [Moulin] as the consequence of the

Theorem [Danielian, Pogossian]. For 01Matrix of Grades the Max Score and Condorcete methods are equivalent.

References

1. Chussil M., Reibstein D. Strategy Analysis with Value War. The SciPress, 1994.
2. Moulin H. Axioms of Cooperative Decision Making, Cambridge, 1988 («MIR» in Russian, 1991)
3. Pogossian E. Management Strategy Search and Assessment Programming, CSIT99. Yerevan, 1999
4. Danielian E., Pogossian E. Voting Model for the Assessment. CSIT99

II. Прикладные задачи и системы распознавания

Обучающая система распознавания графических образов argus-0.1

Е. Н. Амиргалиев, С. С. Нарынов

(Алматы)

В данной работе рассматривается программа Argus-0.1, которая является упрощенной нейронной моделью глаза млекопитающегося и основывается на исследованиях физиологии мозга.

Сравнение биологического и моделируемого зрительного пути.

Зрительный путь это путь, по которому зрительная информация преобразуется из реакции на раздражение рецепторов сетчатки в понятие. Этот путь разделен на уровни, в каждом из которых происходят преобразования зрительной информации, образуя понятия. Каждый уровень обобщает и дифференцирует понятия предыдущего уровня.

Физиологи хорошо изучили начальные уровни зрительного пути. Если не быть очень строгим, то можно заявить что сетчатка образует понятие точек, наружное коленчатое тело понятие линий, слои коры мозга образуют более сложные понятия, соответствующие предметам окружающими нас.

Начальные уровни зрительной системы млекопитающих имеют слоистую организацию, часто встречающуюся в центральной нервной системе. Первые два уровня размещаются в сетчатке, остальные в мозгу – в наружных коленчатых телах и далее в коре мозга.

Была поставлена задача, построить систему, которая смогла бы по демонстрируемой ей картинке, узнавать то, по общим признакам что на ней изображено. Знания о понятиях программа должна была черпать из собственного опыта, то есть само обучатся.

Структура модели зрительного пути. Модель, как и биологический прототип, имеет сетчатку, слой ганглиозных клеток, наружное коленчатое тело, модель коры затылочной части головного мозга.

Модель зрительного пути имеет такую же слоистую структуру как в биологический прототип. Каждый слой производит аналогичное естественным структурам преобразование информации. На пути образования общего понятия информация в модели абстрагируется в три этапа.

Первый этап соответствует уровню ганглиозных клеток, где формируется понятия о точках изображения. Связи со слоем рецепторов распределены не случайно, в отличие от известного всем персептрона, а по правилу открытому нейрофизиологом Стивеном Куффлером. В этом уровне клетки реагируют на точки и выраженные перепады яркости, присутствующие в изображении на сетчатке модели глаза.

Второй этап соответствует уровню простых клеток. Здесь формируется понятия о линиях и краях. Они базируются на уже сформированных понятиях точек и градиентов в предыдущем первом уровне обработки зрительной информации. Данный этап смоделирован на основе работ известного американского нейрофизиолога, лауреата нобелевской премии Дэвида Хьюбела.

Третий этап соответствует уровню сложных клеток. Здесь формируется общее понятие об увиденном изображении. Общее понятие базируются на сформированных понятиях линий и краев в предыдущем втором уровне обработки зрительной информации. В этом уровне реализованы механизмы обучения, позволяющие системе в последствии самостоятельно узнавать демонстрируемые изображения. Данный этап плохо изучен нейрофизиологией. Представленная здесь модель может не соответствовать реальным процессам затылочной области мозга.

К сожалению, ввиду ограничений объема доклада здесь не будут подробно описаны первый и второй этап абстрагирования зрительной информации, мы сразу перейдем к описанию третьего самого важного этапа формирования понятий.

Формирование понятия. Пока нет достаточных сведений о том, как функционируют отдельные нейроны, отвечающие за принятия решений и формированием навыков. Следовательно, о нейронном моделировании задач принятия решений на базе физиологических исследований пока речи быть не может.

В нашей программе за формирования понятия выступает третий последний уровень. Он берет на себя смелость ответить пользователю, что же видит система. Именно этому уровню в процессе обучения пользователь объясняет, что же видит система. В отличие от персептрона пользователь не может наказать систему за неправильный ответ, он может лишь указать какой ответ верный, и система **сама** скорректирует свои знания. Каждое понятие имеет *степень соответствия*, то есть, определяется, на сколько соответствует демонстрируемый образ этому понятию. Степень соответствия понятия есть сумма активности простых клеток с учетом степени их отношения к этому понятию.

Понятие остается им, только если имеет множество атрибутов, которым оно должно соответствовать. В нашем случае этими атрибутами выступают связи с простыми клетками. Понятие с максимальным значением степени соответствия сообщается пользователю. Таким образом, программа формирует мнение об увиденном изображении.

Таким образом, рассмотренный метод успешно может применяться в задачах обработки изображении, а также при построении распознающих систем.

Экспериментальная оценка алгоритма автоматической классификации облачности при идентификации класса «поверхность суши» по данным МИСЗ METEOSAT

Н.Н. Апраушева, И.А. Горлач, А.А. Желнин, М.А. Полунин
(Москва)

Появление новых поколений метеорологических искусственных спутников Земли (МИСЗ) в последнее десятилетие позволило в качестве основного источника информации усваивать цифровую многоспектральную спутниковую информацию. Расширение возможности ее использования в задачах наукастинга, краткосрочного и среднесрочного прогноза погоды, мониторинга полей облачного покрова обусловлено появлением информации с большим пространственным и временным разрешением, приближающимся по точности к наземным контактными измерениям в густонаселенных районах, и существенно восполняющим отсутствие измерений в труднодоступных районах Земного шара.

Задача физической интерпретации цифровой калиброванной информации МИСЗ зависит, в первую очередь, от возможности выделения из общего потока информации изображений подстилающей поверхности и облачности различных типов. Разработанный и опробованный нами на реальных данных с МИСЗ NOAA и METEOSAT статистический алгоритм автоматической классификации облачности и идентификации ее типов и подстилающей поверхности [1] позволил выделить по признакам, измеренным с помощью дистанционных методов, один из классов - класс подстилающей поверхности.

Алгоритм автоматической классификации данных МИСЗ базируется на математической модели смеси нормальных распределений. Оценки параметров смеси находятся по методу максимального правдоподобия, классификация наблюдений (пикселей) проводится по правилу Байеса. При создании эталона одного типа облачности или подстилающей поверхности задается пороговое значение обобщенного расстояния Махаланобиса между

классами - R_0 . Полученные классы объединяются в один класс-эталон, если расстояние между ними меньше R_0 .

Успешность работы алгоритма оценивалась преимущественно по косвенным или качественным дешифровочным критериям и теоретическим оценкам из-за крайне скудного количества данных прямых измерений с помощью аппаратуры наземных наблюдений. Для густонаселенных районов при наличии информации о наземных измерениях температуры и отражающей способности подстилающей поверхности существует относительно простой способ для отделения в спутниковых данных облачности от подстилающей поверхности. Он основан на сравнении данных о температуре и отражающей способности в данном месте, полученных двумя способами - наземным и дистанционным (МИСЗ). В связи с тем, что регулярные прямые измерения свойств подстилающей поверхности производятся на очень малой части территории Земного шара, применение статистического алгоритма автоматической классификации облачности и идентификации ее типов и подстилающей поверхности вполне оправдано, если он позволяет получать физически значимые результаты.

В этой связи нами были проведены сравнения по отделению облачности различных типов от подстилающей поверхности в информации МИСЗ двумя способами над территорией низменных частей Западной Европы. Здесь можно достаточно корректно физически интерпретировать данные прямых измерений свойств подстилающей поверхности.

Проведено 20 экспериментов для различных территорий размерностью 250 x 250 км. Результаты расчетов показали оправдываемость распознавания территории суши при безоблачной погоде для алгоритма автоматической классификации около 70 %.

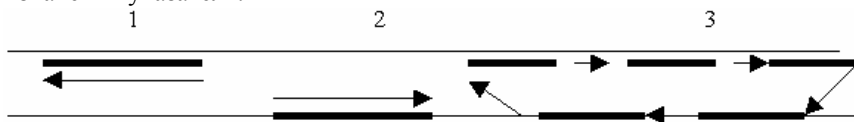
Литература

1. *Апраушева Н.Н., Горлач И.А., Желнин А.А., Сорокин С.В.* Об опыте автоматической статистической классификации типов облачности. Ж. вычисл. матем. и мат. физики. 1998, No 10, с. 1788-1792.

Библиотека функций векторной обработки видеоизображений в реальном времени

*А.В.Бовырин, А.В.Губанов, А.И.Колесов, В.Ф.Курякин, К.В.Родюшкин,
Б.М.Чудинович*
(Нижний Новгород)

В растровой графике используется представление раstra в виде отрезков (run) - групп смежных пикселей раstra в строке, цвет которых задается для всей группы целиком. Два отрезка в смежных горизонтальных строках, задаваемые координатами их концов $\langle xb(i), xe(i) \rangle$ и $\langle xb(i+1), xe(i+1) \rangle$ назовем связными, если $xe(i+1) \geq xb(i)$ и $xe(i) \geq xb(i+1)$. Множество связных отрезков двух строк образует связную компоненту. Контуром связной компоненты является последовательность концов отрезков, такая, что отрезки при обходе контура лежат, например, справа от сторон контура или на сторонах контура. Для построения контуров связных компонент используются поля связи, принадлежащие каждому концу отрезка; в поле связи хранится указатель на конец другого отрезка, связанного с предыдущим отрезком контурной связью. На рисунке показано как строятся контурные связи для двух строк в представлении раstra в виде отрезков. Начала стрелок показывают принадлежность поля указателя отрезку, концы - значения указателя.



Компонента 3 рисунка состоит из произвольного числа отрезков. Алгоритм за один проход раstra формирует контурные связи внешних и внутренних контуров. Решающие правила построения связей легко расширить для получения различных типов сегментации связных компонент. Реализация алгоритма показала его высокое быстродействие: на Pentium II, 300МН, - более 1000 кадров /сек размером 100*100 пикселей. Высокое быстродействие алгоритма позволяет реализовать многослойную обработку видеоизображения на отрезках различных типов (интервальные отрезки - значения пикселей попадают в заданный интервал; отрезки заданной формы, градиентные отрезки, и т.д.). Быстродействие алгоритма позволяет производить многократное сканирование раstra по разным направлениям.

Эффективность решения задач распознавания объектов на изображениях в векторном представлении основывается на том очевидном обстоятельстве, что в векторном представлении ведется обработка «одномерной» информации (контуров, скелетонов, и т.д.), в какой-то мере уже

подготовленной для анализа, тогда как исходное растровое представление предполагает «двумерную» обработку «сырой» информации. Наличие алгоритмов быстрого перехода от растрового к векторному представлению обеспечивает высокую общую производительность программ распознавания. Поэтому напрашивается создание программного инструментария для поддержки такого подхода, поскольку при его отсутствии трудоемкость разработок будет высокой.

Библиотека RVL функций векторной обработки изображений, разработанная авторами, предназначена для решения задач обработки изображений и распознавания образов в реальном времени. Она опирается на описанный выше подход, и включает

- функции манипуляции с различными структурами векторной информации (создание, копирование, уничтожение и пр.),
- функции фильтрации,
- функции получения контуров, скелетонов и других производных векторных структур,
- функции измерения характеристик (например, моментов областей, ограниченных контурами, периметров и других метрических характеристик контуров),
- функции структурного и топологического анализа контурной информации, создания и анализа графов,
- функции сравнения контуров и других структур,
- функции метрик, и другие.

Поддерживается набор из нескольких типов отрезков (интервальные, градиентные, бинарные, цветные), этот набор может расширяться. Программные интерфейсы библиотеки имеют несколько уровней и сочетают гибкость с общностью. Библиотека реализована на ANSI C, но имеет исполнения, оптимизированные под определенные типы процессоров IA-32 (Pentium II, Pentium III). Предполагается создание высокоуровневых интерфейсов типа COM. Библиотека тестирована в среде MS Windows (различных версий).

Вообще говоря, библиотека может использоваться для решения широкого круга задач. Однако особый интерес она представляет в задачах реального времени, по своей сути требующих предельной производительности. К таким задачам относится распознавание жестов, лица, неразрушающая дефектоскопия и контроль качества на поточных линиях, чтение надписей и символов на поверхностях движущихся объектов, поддержка трехмерных технологий, основанных на плоских изображениях, и другие. Успешное решение некоторых из этих задач является

подтверждением эффективности библиотеки и лежащих в ее основе подходов.

Примеры использования библиотеки для решения задач распознавания жестов, структурного анализа фотопортретов для поиска соответствующих областей на стереопаре, задач реконструкции лица по фотопортрету приводятся.

Автоматизированный синтез нейроподобных структур и моделей идентификации нелинейных динамических процессов в internet

С.П. Ботуз

(Москва)

Рассматривается обобщенная структура имитации динамических процессов, происходящих в позиционных системах программного управления (ПСПУ) физико-технологическими процессами (ФТП) в глобальных вычислительных системах (ГВС). Отличительная особенность которой состоит в предоставлении возможности проводить пользователю ГВС не только параметрический, но и структурный синтез исследуемых ПСПУ. Структура идентификации нелинейных динамических процессов образует нейроподобную сеть, которая характеризуется следующими параметрами: K - число слоев сети, J_k - число существенно нелинейных функций (СНФ, в общем случае - нейронов) k -го слоя, связи между СНФ в слое отсутствуют. Выходы СНФ k -го слоя ($k = 1, K-1$) поступают на входы СНФ только следующего $(k+1)$ - го слоя, структура связей между СНФ k -го и $(k+1)$ - го слоя задается матрицей смежности или матрицей нечетких связей. Основная аналогия между подобными многослойными нейронными сетями и живыми нейронными системами состоит в том, что они основаны на использовании большого числа простейших параллельных вычислительных элементов, образующих сеть, которая способна обучаться и решать сложные задачи идентификации нелинейных динамических процессов, например, показано, что можно аппроксимировать любую непрерывную функцию многих переменных с заранее заданной точностью $\Delta e_{\text{дон}}$, используя заданный набор элементарных звеньев САУ или типовых (базисных) функций. В предлагаемой реализации этот процесс осуществляется алгоритмически на основе использования только одной подпрограммы (ПП) имитации СНФ и одной из ПП моделирования транспортного запаздывания. Показано, что введение дополнительных слоев в нейронную сеть сохраняет это свойство сети.

Обучение сети осуществляется в процессе определения

$$\inf_{\forall t \in [t_o, t_h]} \|e(t)\|_2 \leq \Delta e_{don.} \text{ при } \min(j+k) \quad (1)$$

$$\text{и проверки сложности } \tau_{jk}(t) = \{C_i(t), i = \overline{1, S}\}_{jk} \quad (2)$$

устанавливаемой в соответствии с многофакторными шкалами сложности СНФ, исходя из технической сущности решаемых задач. При этом оценка (1) характеризует некоторую усредненную меру близости выходов сети и указаний лиц, принимающих решение (ЛПР). Таким образом, показана возможность с помощью предложенной структуры осуществлять идентификацию динамических процессов, происходящих в ПСПУ ФТП в ГВС на основе типовых нелинейностей, а также осуществлять синтез структур ПСПУ с использованием имеющейся или разрешенной функциональной базы элементов.

На основе предлагаемых средств рассмотрены основные процедуры автоматизированного синтеза нейроподобных моделей пользователей Internet (или ЛПР в ГВС) на основе построения иерархически упорядоченного множества подсистем с перекрестными связями: подсистем интерполирования и экстраполирования, анализа и синтеза; подсистем формирования виртуальных моделей на основе воображения и ассоциаций; подсистем принятия решений; подсистем управления внутренними и внешними органами (например, управления процессом позиционирования органов ЛПР в пространстве и во времени). В синтезируемых моделях ЛПР выделены каналы связи, обеспечивающие позиционирование потоков вещественно-энергетических воздействий (например, физическое перемещение окружающих ЛПР предметов из одного фиксированного состояния - точки или области, в другое, как-то, перемещение указателя курсора на экране монитора с помощью клавиатуры или мыши и фиксация его положения в требуемой точке меню и т.п.); сенсорные каналы; речевые каналы; - внутренней рецепции и др. В синтезируемых моделях интеллектуальные процедуры, происходящие в процессе принятия решений (или вектор состояния ЛПР) можно условно разделить на внутренние и внешние. При этом с позиций системного анализа техническая сущность процесса формирования последовательности принятия решений приобретает единую методологическую основу. Динамика ЛПР в ГВС по каждому каналу приема и обработки данных описывается системами дифференциально-разностных уравнений с отклоняющим аргументом не выше 3-го порядка. Рассматриваются постановки и решение задач, связанных с идентификацией пользователя ГВС на основе применения предлагаемой модели и подвижно

взаимосвязанного координатного базиса, позволяющие повысить защищенность процедур интерактивной навигации ЛПП в Internet.

Литература

1. *Funahashi K.* On the approximate realization of continuous mappings by neural networks // *Neural Networks*. 1989. № 2. P. 183-192.
2. *Ботуз С.П.* Модель пользователя Internet/ Тезисы докладов международного форума информатизации (МФИ-98). “Коммуникационные технологии и сети”. - М.: МАИ, 1998.
3. *Ботуз С.П.* Позиционные системы программного управления подвижными объектами. - М.: ИПРЖ “Радиотехника”, 1998.
4. *Botouz S.* It’s marketing & know-how. CW-MOSCOW. № 27. 1995.

Технология автоматического ввода текстовых документов произвольного формата на основе двухуровневого метода распознавания

Ю.Г. Васин, Л.И. Лебедев, А.В. Плесков, В.П. Игнатьева
(Нижний Новгород)

В связи с быстрым развитием международных компьютерных сетей, необходимостью создания всевозможных электронных энциклопедий, справочников, каталогов, и других банков текстовых данных, большее значение придется разработке эффективных методов, алгоритмов, а также программных технологий и систем автоматического ввода текстовых документов большого объема. К сожалению существующие в настоящее время системы такого типа не обеспечивают достаточно надежное автоматическое распознавание в условиях отсутствия априорной информации о типе и формате входного документа, о типе используемого шрифта и ориентации надписей, а также когда по объективным причинам не удается получить хорошее качество входного документа.

В работе [1] был предложен метод двухуровневого распознавания последовательностей графических изображений, использующий как векторную, так и растровую модели представления исходных документов и позволяющий значительно повышать качество распознавания. Технология распознавания на основе этого метода заключается в следующем. На первом этапе на основе векторной модели осуществляется распознавание изображений символов методами сходства плоских форм. Для каждого распознанного знака на данном этапе определяется его местоположение, размер, ориентация и некоторые другие характеристики. Это дает возможность установить границы области распознавания очередного

символа на графическом документе. На втором этапе происходит формирование сложных изображений, имеющих вид последовательностей символов. Определяются области предполагаемых разрывов на этих последовательностях. В полученной области текущего разрыва последовательности проводится распознавание изображений пропущенных знаков на растровой модели. Для увеличения эффективности процедур векторного и растрового распознавания в рамках предлагаемого метода разработаны схемы параметрической и структурной оптимизации [2]. Были созданы соответствующие программные средства, которые использовались для распознавания различного рода текстовых последовательностей при создании цифровых карт и планов.

В докладе предлагается расширение описанной технологии распознавания с целью создания системы автоматического ввода текстовых документов произвольного формата. Отмечаются особенности реализации процедур распознавания для автоматического ввода таких документов. Перечисляются преимущества использования данного подхода. В частности, отмечается, что данный метод обеспечивает инвариантность распознавания по отношению к типу и формату документа, масштабу и ориентации шрифта, а также позволяет на одном и том же документе распознавать символы различных шрифтов. В случае появления на входном документе нового шрифта, программное обеспечение позволяет быстро добавлять его эталоны путем расширения библиотеки шрифтов и дообучения. Таким образом расширяются возможности системы. Для форматирования введенного текста, а также его экспорта в известные текстовые форматы с целью дальнейшего редактирования и использования в рамках данной технологии разработаны соответствующие алгоритмические и программные средства.

В докладе приводятся результаты вычислительных экспериментов по автоматическому вводу текстового документа, представляющего собой печатный лист формата А4.

Работа выполнена при поддержке РФФИ (проект № 96-15-97220) и ФЦП "Интеграция" (проект КО392).

Литература

1. Васин Ю.Г., Лебедев Л.И., Плесков А.В., Пучкова О.В., Морозов В.А. Двухуровневый алгоритм распознавания последовательностей графических изображений. // Распознавание образов и анализ изображений: 2-я Всероссийская конференция: Тез.докл. Ч.2 / Ульяновск, Ульян.гос.тех.ун-т, 1995. С.67-68.

2. Васин Ю.Г., Плесков А.В., Лебедев Л.И. Параметрическая и структурная оптимизация процедур растрового распознавания символьно-знаковых последовательностей. В кн.:8 Всероссийская конференция. Математические методы распознавания образов./ Тез. докл., Москва, 1997, с.137-138.

К вопросу о расстояниях между формулами, описывающими структурированные объекты

А.А. Викентьев, Л.Н. Коренева

(Новосибирск)

Введение

В распознавании образов большую роль играют структурированные объекты и информация о них, полученная от экспертов. Информация может быть представлена в виде списка логических высказываний экспертов, записанных в виде формул.

При согласовании высказываний возникает вопрос введения метрики на высказываниях экспертов и количественной меры информативности высказываний.

1. Введение расстояний и его свойства

Пусть L - язык первого порядка, состоящий из конечного числа предикатных символов, A_n - непустое множество мощности n , $Mod_n(L)$ - множество всех моделей языка L , определенных на множестве A_n экспертами. Предположим, что на формульных подмножествах множества $Mod_n(L)$ задана вероятностная мера μ .

Расстояние между формульными подмножествами (предикатами) определим следующим образом.

Определение 1. Расстоянием между предикатами P_k и P_j , определенными на множестве $Mod_n(L)$, назовем величину

$$\rho_1(P_k, P_j) = \frac{\sum_{M_i \in Mod_n(L)} \rho_{M_i}(P_k^{M_i}, P_j^{M_i})}{|Mod_n(L)|}, \quad \text{где } \rho_{M_i}(P_k^{M_i}, P_j^{M_i}) = \mu(P_k^{M_i} \Delta P_j^{M_i})$$

(Здесь $P_k^{M_i}$ и $P_j^{M_i}$ обозначают предикаты, определенные в модели M_i).

Рассмотрим способ определения расстояния между предложениями. Обозначим через $Mod(\phi)$ множество моделей из $Mod_n(L)$, на которых истинно предложение ϕ .

Определение 2. Расстоянием между предложениями ϕ и ψ назовем величину

$$\rho_2(\phi, \psi) = \frac{|Mod((\phi \wedge \neg \psi) \vee (\neg \phi \wedge \psi))|}{|Mod_n(L)|}.$$

Доказана теорема, из которой следует, что предложенные расстояния являются метриками. Доказаны и некоторые дополнительные свойства введенных расстояний.

Теорема 1. Для любых формул ϕ, ψ, χ справедливы для любого ρ_i свойства:

1. $0 \leq \rho_i(\phi, \psi) \leq 1$.
2. $\rho_i(\phi, \psi) = \rho_i(\psi, \phi)$.
3. Если $\rho_i(\phi, \psi) = \rho_i(\phi, \psi_1)$ и $\rho_i(\phi_1, \psi_1) = \rho_i(\phi_2, \psi_2)$, то $\rho_i(\phi, \psi) = \rho_i(\phi_2, \psi_2)$.
4. $\rho_i(\phi, \psi) \leq \rho_i(\phi, \chi) + \rho_i(\chi, \psi)$
5. $\phi \equiv \psi \Leftrightarrow \rho_i(\phi, \psi) = 0$.
6. $\phi \equiv \neg \psi \Rightarrow \rho_i(\phi, \psi) = 1$.
7. $\rho_i(\phi, \psi) = 1 - \rho_i(\phi, \neg \psi) = \rho_i(\neg \phi, \neg \psi)$.
8. $\rho_i(\phi, \psi) = \rho_i(\phi \wedge \psi, \phi \vee \psi)$.
9. $\rho_i(\phi, \neg \phi) = \rho_i(\phi, \psi) + \rho_i(\psi, \neg \phi)$.

2. Мера информативности и ее свойства

С точки зрения важности информации, сообщенной экспертом, естественно считать, что информативность высказывания тем выше, чем меньше моделей (или мера), на которых оно выполнимо.

Определение 3. Пусть P - предикат, отражающий знание эксперта, тогда мерой информативности предиката P назовем величину

$$I(P) = \rho(P, 1), \text{ где } 1 - \text{тождественно истинный предикат.}$$

Из теоремы 1 и определений вытекают естественные свойства меры информативности.

3. Расстояние между деревьями решений и мера информативности

Пусть задан набор переменных $X = (X_1, \dots, X_N)$ с областями значений D_1, \dots, D_N и Δ_i^M - дерево решений, разбивающее множество объектов A_n на M образов.

Из определения дерева решений следует, что для любого $j = 1, \dots, N$ $D_j = E_j^1 \cup \dots \cup E_j^{l_j}$; для $i, f = 1, \dots, l_j$ $E_j^i \neq \emptyset$, $E_j^i \cap_{i \neq f} E_j^f = \emptyset$, и дерево решений дает:

1) разбиение множества $D = D_1 \times \dots \times D_N$ на попарно непересекающиеся подмножества (E^1, \dots, E^M) , где $E^s = E_1^{s_1} \times \dots \times E_k^{s_k}$, $s = 1, \dots, M$; $s_j \in \{1, \dots, l_j\}$, $j = 1, \dots, k$; $k \in \{1, \dots, N\}$;

2) значения образов (классов) $(\tilde{y}^1, \dots, \tilde{y}^M)$, $\tilde{y}^i \neq \tilde{y}^f, i \neq f$;

3) каждому пути соответствует формула $\psi^s(x_1, \dots, x_k) = P_1^{s_1}(x_1) \wedge \dots \wedge P_k^{s_k}(x_k)$, где каждый предикат $P_j^{s_j}(x_j)$ определяется заданием множества $E_j^{s_j} \subseteq D_j$;

4) дереву Δ_i^M соответствует набор формул $\{\psi^1, \dots, \psi^M\}$.

Пусть дереву Δ_i^M соответствует набор формул $\{\psi_i^1, \dots, \psi_i^M\}$, а дереву Δ_j^M - набор $\{\psi_j^1, \dots, \psi_j^M\}$. Формулы ψ_i^s и ψ_j^s определяют один образ со значением \tilde{y}^s .

Определение 4. Расстоянием между деревьями Δ_i^M и Δ_j^M назовем

величину
$$\rho(\Delta_i^M, \Delta_j^M) = \frac{\sum_{s=1}^M \rho(\psi_i^s, \psi_j^s)}{M},$$

где $\rho(\psi_i^s, \psi_j^s) = \frac{\sum_{M_f \in \text{Mod}_n(L)} \mu((\psi_i^s)^{M_f} \Delta(\psi_j^s)^{M_f})}{|\text{Mod}_n(L)|}$. Для этого расстояние также справедливы все утверждения теоремы 1.

Определение 5. Пусть Δ_i^M - дерево решений, тогда его мерой информативности назовем величину

$$I(\Delta_i^M) = \frac{\sum_{s=1}^M I(\psi_i^s) + \frac{1}{(M-1)} \sum_{s \neq k=1}^M \rho(\psi_i^s, \psi_i^k)}{2M}.$$

Теорема 2. Для любых деревьев решений Δ_i^M и Δ_j^M верны свойства:

0 \leq $I(\Delta_i^M) \leq$ 1.

2. $I(1) = 0$, (I - дерево решений с одним классом в случае $M \geq 2$).

3. $I(\Delta_i^M) = 1 - I(\neg \Delta_i^M)$, (имеет смысл только для двух классов).

4. Если $\Delta_i^M = \Delta_j^M$ (совпадение деревьев в смысле разбиений и значений образов), то $I(\Delta_i^M) = I(\Delta_j^M)$.

Полученные результаты справедливы для других способов задания расстояний и обобщаются на многозначные формулы и бесконечные измеримые модели.

Работа проделана частично при поддержке гранта РФФИ №980100673.

Литература

1. *Лбов Г.С.* Методы обработки разнотипных экспериментальных данных. Новосибирск: Наука, 1981, 158 с.
2. *Викентьев А.А., Коренева Л.Н.* Три способа задания расстояний на высказываниях экспертов.// Сборник научных статей Международной конференции ”Компьютерный анализ данных и моделирование”. Минск, 1998. С.160-166.

Программная реализация генетического алгоритма в задаче поиска метрик на структурных объектах.

Д.Г. Ворона, М.И. Кумсков
(Москва)

Описаны основные моменты реализации программного комплекса, предназначенного для эволюционной селекции признаков пространств в задаче классификации структурных объектов [1].

Общее описание. Реализованный генетический алгоритм использует представление обучающей структурной базы данных (СБД) с известным внешним признаком, задающим принадлежность каждого из объектов к одному из классов, в виде матрицы “объект-признак” [2]. Признаковые пространства, в которых проводится описание объектов СБД, формируются автоматически под управлением пользователя с последовательным усложнением детализации описания и уровня представления объектов. Для построения функционала оценки признакового пространства, основанного на анализе взаимного расположения объектов обучающей СБД в метрике, определяемой текущим набором признаков, используются инструменты кластерного анализа [3] и механизмы скользящего контроля. В первом случае производится оценка кластерной структуры обучающей СБД на предмет однородности распределения классов объектов по кластерам [4]. Второй вариант основан на сравнении результатов классификации объектов СБД по принципу “ближайших соседей” [5] и их реальной принадлежности к одному из классов.

Программная реализация. Предложенный алгоритм анализа матрицы X “объект-признак” реализован в виде программных комплексов *ASTER* (OS

DOS, Clipper) и *ASTER-Z* (OS Windows, Delphi), предназначенных для обработки структурных баз данных молекулярно-химических графов. В следующей таблице приведены сравнительные функциональные характеристики этих систем.

Функциональная хар-ка	ASTER	ASTER-Z
Ограничения размера обрабатываемой СБД	1000str/250dscr	5000str/5000dscr
Обработка части СБД	Нет	да
Настройка параметров ГА	Да	да
Предварительная нормировка СБД	Да	да
Протоколирование работы в DBASE файлах	Да	нет
Протоколирование работы в текстовых файлах	Нет	да
Обработка базисных генов	Да	да
Контроль за уникальностью генов	Да	нет
Ограничения размера родительского семейства ГА	100gens	5000gens
Распараллеливание процесса исследования	Нет	да
Быстродействие (Pentium 133 MMX 16MB на примере обработки базы 100str/10dscr 4clusters)	17 мин 38 сек	35 сек

Различия в функциональных характеристиках обусловлены различиями программного обеспечения, с помощью которого созданы данные комплексы. Возможности использования оперативной памяти, предоставляемые Delphi, позволяют избежать ограничений на размер исследуемой базы данных, а также реализовать схему распараллеливания процесса. Однако, отсутствие профессиональной библиотеки работы с файлами данных не позволили реализовать хранение информации на уровне, достигнутом в DOS-версии. Существующие драйверы работы с DBASE и Paradox по быстродействию значительно уступают драйверам системы Clipper. Кроме того DBF-ориентированный Clipper, посредством удобной встроенной процедуры индексации файлов работы системы, позволил осуществить контроль за уникальностью обрабатываемых генов, что в свою очередь повышает быстродействие комплекса.

В докладе приводятся результаты применения обоих программных комплексов к анализу реальных баз данных химических соединений.

Работа частично поддержана РФФИ, проекты 97-07-90307, 98-01-00324

Литература

1. *Журавлев Ю.И.* Об алгебраических методах и задачах распознавания и классификации // Распознавание, классификация, прогноз. Математические методы и их применение.- М.:Наука, 1989.-Вып.1.-сс. 9-16.

2. *D.G.Vorona, M.I.Kumskov* Optimization of the Behavior of the Evolution Algorithm of Metrics Choice in the Problem of the Classification of Structural Objects // Pattern Recognition and Image Analysis, Vol 9, No 1, 1999, pp. 115-118.
3. *Айвазян С.А., Бежаева З.И., Староверов О.В.* Классификация Многомерных Наблюдений, М.: Статистика, 1974.
4. *Urchenko A.A., Kumskov M.I., Vorona D.G.*, Metric Selection for Properties of Chemical Compounds Classification with the Help of Genetic Algorithm, Proc. 1-st Int. Conf. Evol. Comp. and Its Appl. (EvCA'96), Moscow, -pp.342-345.
5. *Cover T.M.* Rates of Convergence for Nearest Neighbor Procedures, Proc. Hawaii Int'l Conf. System Sciences, Western Periodicals, Honolulu, 1968, -pp. 413-415.

Применение эволюционно-ориентированного подхода в задаче классификации структурных объектов.

Д.Г. Ворона, М.И. Кумсков
(Москва)

Представлены результаты применения метода классификации структурных объектов с использованием элементов эволюционных вычислений. Проведена классификация реальной базы данных химических соединений, представленных молекулярно-химическими графами, по проявляемой химической активности. Приведены результаты обобщения вычислительных экспериментов по классификации физико-химических свойств молекулярных графов.

Актуальность. Использование алгоритмов классификации, основанных на геометрическом подходе приобретает все большую значимость в свете быстрого роста числа фактографических баз данных (БД), содержащих структурные объекты: пространственные модели, изображения, химические структуры. Для успешного использования необходимо создание на основе СБД информационных приложений анализа данных и принятия решений, включая системы классификации и распознавания структурных объектов [1].

Общая постановка задачи. Пусть задана обучающая выборка (структурная СБД) TS , которая состоит из N объектов и представляет собой список пар $TS = \{(X_1, C_1), (X_2, C_2), \dots, (X_N, C_N)\}$, где i -й объект представлен в виде вектора-строки $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iM})$; C_i - внешний признак, задающий принадлежность i -го объекта к одному из классов (активность). Требуется найти такие признаки, изменение значений которых существенно влияет на

изменение активности [2], т.е. построить информативное признаковое пространство (набор фрагментов) для предсказания вектора С по таблице TS. В настоящей работе рассматривается применение эволюционных вычислений на примере обработки структурной базы данных химических соединений. В качестве объектов выступают молекулярно-химические графы, представленные в виде наборов структурных дескрипторов, в качестве внешнего признака используется активность соответствующих химических соединений.

Общее описание используемого метода. В основе метода используется представление объектов СБД в качестве точек метрического пространства посредством интерпретации дескрипторов объекта как координат в евклидовом пространстве. Каждый выбранный набор дескрипторов порождает систему определенного пространственного взаиморасположения объектов СБД. В качестве оценки взаимного расположения структур БД в пространстве рассматривается качество результата кластеризации СБД в метрическом пространстве, порожденном оцениваемым набором признаков [3]. В данной работе качество кластеризации, проведенной по методу k-средних, оценивалось с помощью функции Шеннона на основе однородности (по активности структур) полученных кластеров. Построение признаковых пространств производится с использованием Генетического Алгоритма (ГА), основанном на понятии гена - бинарного вектора, ненулевые координаты которого и определяют исследуемое подмножество признаков [4].

Таким образом возникает следующая общая схема:

Генетический Алгоритм — Набор признаков — Метрическое пространство — Кластеризация СБД — Оценка результатов кластеризации (качество набора признаков) — Генетический Алгоритм.

Практические результаты. В целях исследования предлагаемого метода, создана программная система, оснащенная средствами протоколирования работы. Проведена обработка реальной базы данных химических соединений, содержащей описание 500 объектов по двенадцати признакам. Размер данной базы позволил провести ее полное исследование. Полученные данные позволили провести анализ предлагаемого метода путем многократной обработки данной СБД с целью обнаружения оптимального гена. В результате экспериментов получены следующие результаты:

-установлена целесообразность использования механизма обработки базисных генов (в отличие от классической схемы ГА, стартовое семейство генов составляют гены-орты, имеющие по одной ненулевой компоненте);

-экспериментальным путем установлены оптимальные сочетания параметров ГА;

-проведено исследование результатов модификации классической схемы ГА путем введения новых методов формирования потомков;

-исследована возможность изменения целевой функции оценки информативности признакового пространства с использованием методов скользящего контроля (Nearest Neighbor [5]) и произведено сравнение полученных результатов;

-предложены методы статистической постобработки данных, полученных в результате работы системы.

Оценка полученных в результате экспериментов данных свидетельствует о целесообразности использования предложенного метода для решения поставленной задачи.

Работа частично поддержана РФФИ, проекты 97-07-90307, 98-01-00324.

Литература

1. *Журавлев Ю.И.* Об алгебраических методах и задачах распознавания и классификации // Распознавание, классификация, прогноз. Математические методы и их применение.- М.:Наука, 1989.-Вып.1.-с.с. 9-16.
2. *Загоруйко Н.Г., Елкина В.Н., Лобов Г.С.* Алгоритмы обнаружения Эмпирических закономерностей // Новосибирск, Наука, 1985.
3. *D.G.Vorona, M.I.Kumskov* Optimization of the Behavior of the Evolution Algorithm of Metrics Choice in the Problem of the Classification of Structural Objects // Pattern Recognition and Image Analysis, Vol 9, No 1, 1999, pp. 115-118.
4. *Urchenko A.A., Kumskov M.I., Vorona D.G.,* Metric Selection for Properties of Chemical Compounds Classification with the Help of Genetic Algorithm, Proc. 1-st Int. Conf. Evol. Comp. and Its Appl. (EvCA '96), Moscow, -pp.342-345.
5. *Cover T.M.* Rates of Convergence for Nearest Neighbor Procedures, Proc. Hawaii Int'l Conf. System Sciences, Western Periodicals, Honolulu, 1968, -pp. 413-415.

Язык описания алгоритмических суперпозиций SDL.

К. В. Воронцов

(Москва)

Решение задач распознавания, классификации и прогнозирования методами алгебраического подхода [1] предполагает построение суперпозиций алгоритмических операторов, корректирующей операции и решающего правила. На практике приходится строить также и более сложные суперпозиции, включающие алгоритмы предварительной

обработки данных, различные вспомогательные преобразования, модели предметной области, а также отдельные компоненты таких алгоритмов, как ABO [1], которые сами являются суперпозициями. Подбор структуры суперпозиции до сих пор остаётся наименее формализованным этапом решения задачи. Как правило суперпозиция формируется с учётом разного рода априорной информации о входных данных, искомой зависимости и предметной области в целом. Поэтому является актуальным создание инструментальной среды для построения и настройки сложных алгоритмических суперпозиций.

Разработано и реализовано ядро инструментальной среды — язык описания алгоритмических суперпозиций SDL (Superposition Description Language). Он позволяет свести в одном компактном описании все структурные особенности конструируемого алгоритма, предоставив исследователю возможность варьировать их в режиме вычислительных экспериментов, постепенно подстраиваясь под решаемую задачу.

В общих чертах модель данных языка SDL состоит в следующем.

Вводится некоторое количество упорядоченных множеств, называемых наборами: набор объектов, набор признаков, набор моментов времени, набор свойств признаков, и т. д. Декартовым произведениям некоторых из этих наборов ставятся в соответствие массивы данных. Массивы могут иметь произвольную размерность, однако на практике обычно используются массивы небольших размерностей: двумерные массивы «объекты–признаки», «признаки–свойства признаков», трёхмерные массивы «объекты–моменты времени–признаки», «признаки–признаки–свойства пар признаков», и т. д. Язык позволяет описывать произвольные подмассивы этих массивов с помощью теоретико-множественных операций.

Алгоритм в терминах SDL — это отображение, принимающее на входе некоторое количество подмассивов и записывающее результаты вычислений в некоторое количество выходных подмассивов. Суперпозиция образуется в том случае, когда выходные подмассивы одних алгоритмов пересекаются с входными подмассивами других алгоритмов. Реализация алгоритмов скрыта от пользователей языка.

Методом в SDL называется совокупность нескольких алгоритмов с общим набором параметров. Например, в текущей реализации языка метод наименьших квадратов имеет 4 алгоритма: алгоритм вычисления линейной комбинации, алгоритм настройки её коэффициентов, и ещё 2 алгоритма для записи и считывания коэффициентов. Обычно методы обучения по прецедентам имеют как минимум два алгоритма: настройку и вычисление.

SDL-программа представляет собой описание последовательности методов, что позволяет хранить суперпозицию вместе с правилом её

настройки. Для визуализации любых промежуточных данных используются команды вывода сообщений, таблиц и графиков.

В рамки этой модели укладывается большое количество известных методов распознавания, таксономии, статистического анализа, аппроксимации и оптимизации. Таким образом язык SDL предоставляет интерфейс, с помощью которого можно объединить в рамках единой технологии большое количество методов, предназначенных для решения самых разных задач. Это позволяет конструировать и исследовать алгоритмические суперпозиции, предназначенные для решения нетривиальных прикладных задач обучения по прецедентам в условиях неполных, неточных, косвенных и разнородных данных.

В настоящее время реализован и апробирован интерпретатор SDL, разработан пошаговый отладчик, идёт работа по созданию библиотеки методов. Ядро SDL имеет открытый интерфейс для добавления новых методов в виде статических или динамических библиотек (DLL).

Литература

1. Журавлёв Ю. И. // Проблемы кибернетики. 1979. Вып. 33.

Метод компрессии изображений в системах оперативного дистанционного зондирования *М.В. Гашиков, Н.И. Глузов, В. В. Сергеев*

(Самара)

В работе предложена информационная технология компрессии изображений, предназначенная для обработки видеоинформации в системах оперативного дистанционного зондирования. Центральное место разработанной технологии занимают метод сжатия на основе иерархической сеточной интерполяции и метод стабилизации скорости формирования кодируемого изображения, которые обеспечивают высокую степень компрессии и стабильную скорость потока выходной информации, малую и контролируемую погрешность восстановления изображений.

Проблема квазиобратимого сжатия (компрессии/декомпрессии) цифровых изображений, формируемых системами сканирующих видеоизмерений земной поверхности и пересылаемых по цифровым каналам передачи данных, была сформулирована очень давно, но до сих пор остается актуальной. Специфику этой проблемы определяют следующие основные требования к используемым алгоритмам обработки информации: высокая степень сжатия изображения, обусловленная большим объемом

передаваемой информации и ограниченной пропускной способностью каналов связи; высокое качество восстановления видеоданных (с контролируемой погрешностью), необходимое для решения сложных задач анализа, измерений, обнаружения и распознавания локальных объектов и т.д.; низкая вычислительная сложность алгоритмов сжатия, предназначенных для работы в системе реального времени, т.е. реализуемых в темпе формирования видеoinформации; стабилизация скорости формирования потока данных на выходе системы сжатия.

К настоящему времени известно несколько классов методов компрессии, удовлетворительно зарекомендовавших себя при решении различных задач формирования, передачи и хранения цифровых изображений. Однако большинство из них не удовлетворяют всем перечисленным выше требованиям. Так, методы дифференциального кодирования (ДИКМ) [1] не обеспечивают необходимую степень сжатия и качество восстановления. Методы кодирования с преобразованием [1], к которым можно отнести алгоритм JPEG [5] и группу методов, основанных на вейвлет-преобразованиях [4] позволяют получить высокий коэффициент сжатия, универсальны и удобны для цифровой реализации, но не позволяют контролировать ошибку восстановления и степень сжатия. Фрактальные методы [2] компрессии/декомпрессии видеоданных обеспечивают очень высокий коэффициент сжатия но требуют выполнения очень большого объема вычислений (особенно на этапе компрессии).

В рамках настоящей работы для сжатия изображения используется метод иерархической сеточной интерполяции (Component Transformation with Pixel Interpolation - СТПИ), прототип которого описан в [3], адаптированный для решения поставленной задачи. С целью возможности контроля качества восстановленной видеoinформации выбран критерий максимальной ошибки

$$\varepsilon_{max} = \max_{n,m} |x(n,m) - \bar{x}(n,m)|, \quad (1)$$

где $x(n,m)$ - отсчеты исходного изображения, а $\bar{x}(n,m)$ - восстановленного. В отличие от обычно используемого критерия среднеквадратичной ошибки, который дает усредненное значение погрешностей и не учитывает локальные особенности поля яркости, критерий максимальной ошибки является более строгим показателем. Его применение оказывается целесообразным в случае формирования уникальных видеоданных при проведении дорогостоящих аэрокосмических экспериментов, наблюдении за экстраординарными событиями, а также при многоцелевом использовании изображений, когда необходимо минимизировать возможные потери информации.

Алгоритм сжатия двумерных данных (изображений) на основе иерархической сеточной интерполяции принадлежит к классу алгоритмов с контролируемой выходной погрешностью восстановления (по критерию максимальной ошибки) и это является его безусловным достоинством. Однако этот же факт порождает основной недостаток алгоритма - переменную скорость создания выходных сообщений, т.е. нестабильный во времени коэффициент сжатия.

В рамках данной работы разработан метод стабилизации выходного объема данных сеточного интерполятора. Для стабилизации объема данных кодирование производится блоками, и для каждого блока задается своя максимальная ошибка, которая выбирается таким образом, чтобы выходной объем данных для блока был близок к требуемому. Для выбора ошибки был разработан алгоритм предсказания выходного объема данных блока на основе максимальной ошибки и статистических параметров блока. Проведенные вычислительные эксперименты показали, что, благодаря такому выбору максимальной ошибки, алгоритм сжатия данных легко адаптируется к любой, самой неблагоприятной (в смысле возможной степени сжатия при приемлемом качестве) ситуации на маршруте съемки, не выходя при этом из ограничений, обусловленных техническими ресурсами.

Кроме того, были проведены экспериментальные исследования предлагаемого метода сжатия с целью его сравнения с известными, упомянутыми выше. Было показано, что разработанная информационная технология, центральное место которой занимают методы сжатия СТPI и стабилизации скорости, является перспективной для применения в высокопроизводительных оптико-цифровых системах оперативного дистанционного зондирования. Она удовлетворяет всем требованиям систем реального времени, обеспечивает высокую степень сжатия и стабильную скорость потока выходной информации, невысокую и, что наиболее важно, контролируемую погрешность восстановления изображений.

Литература

1. Прэнтл У.К. Цифровая обработка изображений. - М.: Мир, 1982. - Кн.2. - 480 с.
2. Barnsley M., *Fractals everywhere.*- Academic Press, Boston, MA, 1988, 396 p.
3. Bockstein I. M. *A method of lossless image compression // Pattern Recognition and image analysis.* - Vol. 3, №2, 1993. - pp. 92-98.
4. Mallat S.G. *A Theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation // IEEE Trans. on Pattern Anal. and Mach. Intell.* - Vol. 11, №7, 1989. - pp. 674-693.

5. Skarbek. *Methods of digital image archivization. Part three: Compressing images // Machine Graphics & Vision. - Vol. 2, №1, 1993. - pp. 53-86.*

Метод распознавания сайтов связывания рибосом у прокариот

М.С. Гельфманд, Н.Н. Назипова, Т.А. Боровина

(Пушино)

Сайтами связывания с рибосомой (RBS) принято называть сегменты длиной 20-40 нуклеотидов, в которых на расстоянии около 12 н.п. от 3' - конца находится иницирующий кодон. Ещё в 1974 году Shine и Dalgarno (Shine&Dalgarno, 1974) просеквенировали 3' -конец 16S-pPHK у *E.coli*. Они предположили, что найденная ими терминальная последовательность «узнаёт» консервативную последовательность *UGGAGG*, находимую в большинстве RBS этого организма. За последние годы было сделано много для понимания механизма инициации трансляции и локализации сайтов связывания с рибосомой (обзор см. Gelfmand, 1995). Однако, до сих пор нет модели для однозначного распознавания RBS. Идеальная модель сайта связывания с рибосомой должна учитывать следующие факторы: 1) элемент Shine-Dalgarno; 2) старт-кодон и нуклеотиды, окружающие его; 3) присутствие множества конкурирующих инициаторных кодонов; 4) расстояние между старт-кодоном и последовательностью Shine-Dalgarno; 5) последовательность нуклеотидов между старт-кодоном и последовательностью Shine-Dalgarno; 6) нуклеотиды до RBS; 8) вторичная структура.

Нами были взяты бактерии, для которых по состоянию на начало 1996 г. было известно более 80 генов. Выборки были выровнены по началам генов (стартовым кодоном соответствуют позиции 0, +1, +2).

В качестве ложных стартов рассматривались ближайшие к истинному *AUG* и *GUG* кодоны, причем отдельно рассматривалось 2 варианта расположения «конкурирующего» старта относительно истинного и 2 варианта положения относительно рамки считывания. Тем самым, для каждого генома было сформировано 8 ложных выборок – для каждого возможного набора параметров (только *AUG*, *AUG* и *GUG*, слева и справа от истинного старта, рамка считывания гена или произвольная рамка). Кроме того, для сравнения различных методов предсказания CCP *E.coli* в качестве ложных стартов были использованы все *AUG*- и *GUG*-кодоны фрагментов этого генома. При этом случайные 2/3 выборки истинных сайтов использовались для обучения, а оставшаяся 1/3 и ложные старты – для экзамена и для тестирования остальных методов.

Выравнивание производилось следующим образом. Из биологических соображений было выбрано окно между позициями (-20) и (-1). Вес нуклеотида b в позиции k определяется как

$$w(b, k) = \log_2 \frac{N(b, k) + 0.5}{N(m_k, k) + 0.5}, \text{ где}$$

$N(b, k)$ - число появления нуклеотида b в позиции k ,

m_k - самый частый в позиции k (консенсуальный) нуклеотид. Такие веса естественны как из термодинамических, так и из чисто статистических соображений. Теперь зададимся максимальным сдвигом $Ampl$ (4 нуклеотида) и будем двигать последовательности влево вправо с тем, чтобы из $2^{*Ampl+1}$ возможных найти позицию, весовая функция имеет максимум:

$$S(b_{-20} \dots b_{-i}) = \max_i \sum_{k=-20}^{-i} w(b_{k+i}, k) = \max_i \sum_{k=-20}^{-i} \log_2 \frac{N(b_{k+i}, k) + 0.5}{N(m_k, k) + 0.5},$$

где $i = -Ampl, -Ampl+1, \dots, -1, 0, 1, \dots, Ampl$.

По новому выравниванию пересчитаем веса, опять сдвинем последовательности и т.д. В различных ситуациях (в частности, для рассмотренных выборок) процесс сходится за несколько итераций.

Теперь уточним позиции участка Шайна-Дальгарно, учтем сигнал в окрестности стартового кодона и распределение. Построим графики позиционного информационного содержания

$$I(k) = \sum_b [-p(b) \log_2 p(b) + f(b, k) \log_2 f(b, k)], \text{ где}$$

$f(b, k)$ - частота появления нуклеотида b в позиции k . Сравнивая позиционные информационные содержания до и после выравнивания, мы установил единые границы сигнала для всех выборок: ШД в области (-16)-(-4), сигнала старта в области (-2)-(+2).

Для того, чтобы найти распределение сдвигов, проводится дополнительный раунд выравнивания, теперь рассматривается вес, зависящий от двух сигналов и сдвига:

$$w(d) = \log_2 \frac{N(d) + 0.5}{N(0) + 0.5}, \text{ где } d = -Ampl, \dots, 0, \dots, Ampl, N(d) - \text{ частота сдвига до}$$

d нуклеотидов, $N(0)$ – частота самого частого (нулевого) сдвига.

С помощью нового метода были посчитаны весовые частотные матрицы для распознавания, а также консенсусные последовательности областей Шайна-Дальгарно для ряда прокариотических организмов. Распознающие матрицы помещены на сайт Internet по адресу <http://www.eirnb.rssi.ru/databases>.

Литература

1. Shine J., Dalgarno L. (1974) Proc. Natl. Acad. Sci. USA, V.71, 1342-1346
2. Gelfmand M.S. (1995) J Comput. Biol., V.2. 87-115/

Применение wavelet-преобразования к задаче выделения и классификации артефактов в цифровых электроэнцефалогических системах.

В.В. Геннер, Д.А. Черниченко
(Санкт-Петербург)

Важным инструментом для диагностирования нарушений работы центральной нервной системы является электроэнцефалограмма (ЭЭГ). Однако энцефалограф как физический прибор регистрирует не только сигнал, исходящий от коры головного мозга, но и любой другой электрический сигнал, так называемый артефакт. Одной из важных задач, связанных с предварительной обработкой ЭЭГ-сигнала, является обнаружение и устранение артефактов, связанных как с нарушением работы аппаратуры, так и с функционированием исследуемого организма.

Так как проявление артефактов на сигнале ЭЭГ очень похоже на некоторые функциональные нарушения мозга, то для решения задачи разметки артефактных участков и удаления артефактных участков и удаления артефактов из записей ЭЭГ необходимо решить задачу классификации артефактов.

Для классификации артефактов предлагается использовать wavelet-разложение сигнала, которое хорошо подходит для анализа нестационарных сигналов. Этот метод показывает хорошие результаты при решении задачи локализации особенностей сигнала и при этом обладает низкой вычислительной сложностью.

Во всём мире проявляют большой интерес к этому недавно появившемуся математическому аппарату, позволяющему раскладывать функцию по компактным, хорошо локализованным по времени и частоте, ортогональным базисам за линейное время. Этот аппарат позволяет описывать, в отличие от преобразования Фурье, нестационарные сигналы. Бурное развитие этой тематики началось в 90-х годах после статьи [1], где был описан способ нахождения таких базисов с заранее заданными свойствами.

В отличие от кратковременного преобразования Фурье, wavelet-преобразование имеет переменное разрешение по времени и частоте. Оно имеет хорошее разрешение по времени и плохое разрешение по частоте в области высоких частот и хорошее разрешение по частоте и плохое

разрешение по времени в области низких частот. Этот подход даёт хорошие результаты, особенно когда компоненты сигнала с высокой частотой имеют небольшую длительность, а низкочастотные компоненты - достаточно большую. Большинство сигналов, встречающихся в практических приложениях, в частности электроэнцефалогический сигнал, чаще всего именно такую структуру.

Весь ЭЭГ - сигнал принято раскладывать на так называемые ритмы. При отсутствии патологии распределение ритмов по частотам достаточно хорошо ложится в схему субполосного кодирования с уменьшением полосы частот на каждом уровне в два раза. Для передачи всех ритмов нам достаточно ограничиться wavelet-преобразованием до уровня 6, т.е. исходное пространство V^0 можно представить как прямую сумму семи ортогональных подпространств.

Так как электроэнцефалогический сигнал хорошо описывается авторегрессионной моделью, поэтому в качестве «хорошего» wavelet-базиса можно взять такой, у которого количество нулевых моментов равно порядку авторегрессионной модели, на практике хорошие результаты показывает базисы семейства 'Db' и 'Coif' с нулевыми моментами порядка 5-7.

Большая проблема состоит в том, что дискретное wavelet-преобразование в отличие от непрерывного не инвариантно относительно временного сдвига. Поэтому предлагается использовать так называемое «стационарное» дискретное wavelet-преобразование, которое состоит из wavelet-преобразований всех сдвигов, и поэтому исправляет указанный недостаток, хотя и обладает избыточностью. В качестве меры различия используется среднее значение плотности энергии wavelet-преобразования по всем временным сдвигам образца для каждого класса артефакта.

Часто оказывается, что расположение сигнала по классической wavelet-схеме не всегда оправдано. Это связано с тем, что сигнал раскладывается в сумму сигналов с шириной спектров равной октаве, но для каждого конкретного сигнала такое разбиение не всегда подходит. В работе [2] предложена схема разложения сигнала по пакету wavelet (Wavelet Packet). Сложность вычисления такой схемы чуть выше, но возрастает количество ортогональных подпространств и часто оказывается так, что признаки в этих подпространствах более информативные, чем те, которые мы получили при стандартной схеме разложения.

В данной работе предлагается метод, который позволяет найти разбиение пространства V^0 на ортогональные пространства таким образом, чтобы при решении задачи классификации максимизировать заданное расстояние между данными классами, т.е. сделать масштабирующую функцию и материнский wavelet адаптивными по отношению к классам.

Работа выполнена при финансовой поддержке Российского Фонда фундаментальных исследований (Проект № 99-01-00578).

Литература

1. *I. Daubechies*, Ten Lectures on Wavelets, SIAM, Philadelphia, PA, 1992/
2. *R. Coifman, Y. Meyer, V. Wickerhauser*. Wavelet Analysis and Signal Processing. Wavelet and their Applications, Jones and Barlett, Boston 1992, p.173-178

Экстремальные алгоритмы обучения распознаванию образов, основанные на принципе структурной минимизации риска

Т.Г. Глазкова, С.Н. Якунин
(Москва)

Экстремальные алгоритмы обучения распознаванию образов актуальны в научных задачах, в частности медицины, для снижения размерности пространства описания объектов. С одной стороны переход к меньшему числу признаков связан с попыткой лучшей интерпретации результатов; однако, более важно выбрать оптимальную совокупность признаков, обеспечивающую минимальную гарантированную оценку вероятности ошибочных классификаций. Нами разработан комплекс алгоритмов обучения распознаванию образов АСТА-98 (версия 1998г. в среде Windows), реализующий методику классификации наблюдений в оптимальном пространстве признаков. В качестве основного метода классификации объектов использован алгоритм «обобщенного портрета», который строит оптимальную разделяющую гиперплоскость. При числе классов $k > 2$ используется алгоритм Байеса, адаптированный к выборкам малого объема. Выбор экстремального пространства признаков осуществлен на основе принципа структурной минимизации риска [1].

Методика обработки данных состоит в следующем.

На основе меры Шеннона [1] вычисляется информативность каждого признака с использованием байесовых оценок вероятностей для выборок малого объема:

$$H(\tau) = - \sum_{j=1}^{\tau} \sum_{i=1}^k \frac{m_j(i)+1}{l(i)+\tau} \times \frac{l(i)+1}{l+k} \cdot \ln \left[\frac{m_j(i)+1}{l(i)+\tau} \cdot \frac{l(i)+1}{\sum_{i=1}^k m_j(i)+1} \cdot \frac{l+\tau}{l+k} \right] - H_{amp},$$

где $l(i)$ - число векторов i -го класса ($i=1, \dots, k$) в выборке объема l , $m_j(i)$ - число векторов i -го класса, у которых значение признака $x=c(j)$, т.е. принимает одно из τ значений $c(1), \dots, c(\tau)$, $H_{анп}$ - априорная энтропия.

Малоинформативные признаки исключаются.

Реализуется процедура количественной оценки зависимости признака от других внутри конкретной совокупности. Алгоритм основан на свойствах коэффициентов разложения обобщенного портрета ψ . Алгоритм последовательно из заданной совокупности исключает признак с номером i , имеющих τ градаций, которому соответствует минимальное значение:

$$K_i = \sum_{j=1}^{\tau} (\psi_i^j)^2, (j=1, \dots, \tau).$$

Критерием остановки процесса минимизации служит оценка среднего риска классификации объектов или оценка качества классификации методом “скользящего контроля”.

Выбор экстремального пространства признаков осуществлен методом структурной минимизации риска, который позволяет для заданного объема выборки найти наилучшее пространство. Для этого на множестве функций $F(x, \alpha)$ с параметром α задана структура вложенных упорядоченных подмножеств функций, построенных сначала во всех одномерных подпространствах ($n=1$) общего n -мерного пространства признаков, затем во всех двумерных подпространствах ($n=2$) и т.д. до n . Показано, что для всякой выборки фикированного объема l существует такое подпространство признаков размерности $n^* \leq n$, в котором разделяющая функция $F(x, \alpha^*)$ обладает наилучшим качеством.

Критерием при выборе экстремального пространства служит минимальное значение функционала:

$$I(\alpha, i) = v(\alpha) + 2 \frac{i(\ln \frac{2l}{i} + 1) + \ln C_n^i - \ln \frac{\eta}{12}}{l} \left(1 + \sqrt{1 - \frac{v(\alpha)l}{i(\ln \frac{2l}{i} + 1) + \ln C_n^i - \ln \frac{\eta}{12}}} \right),$$

где i - максимальное число признаков, которое используют решающие правила $F(x, \alpha)$, образующие определенный класс функций, $v(\alpha)$ - эмпирический риск, $(1-\eta)$ - надежность решения.

В ВОИЦ РАМН с помощью пакета программ АСТА решаются задачи дифференциальной диагностики и прогноза течения заболеваний, в которых существенная роль отводится выбору оптимальной совокупности признаков. Так, при раке яичников из общего числа 100 удалось выявить всего 5

морфологических признаков, которые определяют степень злокачественности процесса и с высокой достоверностью (свыше 83%) свидетельствуют о развитии метастазов и рецидива после операции. Для больных детей с нефро- и нейробластомами из 200 первоначально оцениваемых признаков удалось выявить 3 (три) биохимических показателя, которые, в основном, отвечают за осложнения после операции. Выбор одного из четырех видов профилактики в зависимости от значений этих показателей позволяет в 10 раз снизить риск развития осложнений.

Литература

1. Алгоритмы и программы восстановления зависимостей/под ред В.Н.Ванника/ М.: Наука, 1984, 814 с.
2. Глазкова Т.Г. Оценка информации в классификации и прогнозировании. Учебное пособие, ГРФ по высшему образованию. М.: РЭА, 1997г., 160с.

Программная среда для анализа и понимания изображений “ЧЕРНЫЙ КВАДРАТ 1.0”

***И.Б. Гуревич, Ю.И. Журавлев, Д.М. Мурашов, Ю.Г. Сметанин,
А.В. Хилков
(Москва)***

Автоматизация извлечения информации из изображений предполагает наличие в распоряжении исследователей и пользователей, обладающих разной квалификацией, не только стандартизированной технологии автоматизации, но и поддерживающей ее системы, накапливающей и использующей знания по анализу и оцениванию изображений и обеспечивающей адекватные структурные и функциональные возможности для поддержки "интеллектуализации" выбора и синтеза методов и алгоритмов обработки и анализа изображений.

Инструментально-программные комплексы разрабатывались как средство труда исследователя для поддержки исследований, посвященных автоматизации извлечения информации из изображений. Эта автоматизация включает автоматизацию выбора метода решения предъявленной задачи, автоматизацию выдачи рекомендаций по выбору метода решения для класса задач, к которой относится предъявленная задача, автоматизацию синтеза алгоритмических процедур решения предъявленной задачи, автоматизацию выдачи рекомендаций по синтезу алгоритмических процедур решения предъявленной задачи.

На протяжении 1990-х годов в лаборатории "Кибернетические методы в информатике" Научного совета по комплексной проблеме "Кибернетика" Российской академии наук была разработана серия инструментально-программных комплексов для анализа и оценивания информации, представленной в виде изображений.

Последней разработкой из этой серии является система "Черный квадрат. Версия 1.0" - инструментально-программный комплекс для автоматизации научных исследований и обучения в области обработки, анализа, распознавания и понимания изображений.

Система представляет собой среду для разработки алгоритмов обработки, анализа, распознавания и понимания изображений со справочными и информационно-поисковыми функциями и предназначена для исследователей, в первую очередь, для исследователей и разработчиков, специализирующихся в области обработки, анализа, распознавания и понимания изображений или сталкивающихся с необходимостью анализировать и оценивать информацию, представленную в виде изображений.

Система включает базу данных, содержащую алгоритмы обработки, анализа, распознавания и понимания изображений, инструментальные средства для их выбора, применения и объединения, комбинирования и слияния в многозадачном режиме, базу знаний, содержащую стандартизированные блоки задач, средства для визуализации и редактирования используемых данных, электронный многоуровневый справочник по системе, архив тестовых и обработанных изображений и оболочку, связывающую все компоненты системы в единый инструментально-программный комплекс. Основными объектами хранения являются алгоритмы, структуры данных - классы объектов, необходимые для анализа и оценивания изображений, и изображения. Функционирование системы обеспечивается единой интегрированной программной средой, построенной на общей информационной и методической базе и обладающей общей навигационной оболочкой.

Минимально необходимые ресурсы:

- операционная система - Windows 95/98/NT;
- оперативная память - 16 Мб;
- память на жестком диске - 20 Мб.

Система предназначена для:

а) автоматизации:

- разработки, исследования и применения алгоритмов обработки, анализа, распознавания и понимания изображений;
- обучения методам обработки и анализа изображений;

б) хранения в хорошо структурированном и удобном для пользователя виде:

- информации о методах обработки, анализа, распознавания и понимания изображений;
- информации об алгоритмах и самих алгоритмах обработки, анализа, распознавания и понимания изображений;
- информации об изображениях и самих изображениях.

Основные области применения:

- а) автоматизация научных исследований и разработок;
- б) разработка информационных технологий;
- в) решение прикладных задач:
 - медицинская диагностика;
 - экологический мониторинг;
 - неразрушающий контроль;
 - техническая диагностика;
 - прогноз и мониторинг чрезвычайных ситуаций.

Основные функциональные характеристики системы.

1. Классы задач, решаемых с помощью системы:

предварительная обработка изображений;

приведение изображений к виду, удобному для распознавания;

обнаружение, выделение и вычисление признаков на изображениях;

распознавание;

получение информации о способе решения задачи;

получение информации о решенных задачах;

получение информации об алгоритмах, включенных в систему;

тестирование и сравнение математических и функциональных характеристик алгоритмов.

2. Базовое алгоритмическое наполнение системы: арифметические и логические операции над матрицами, векторами и изображениями; аффинные преобразования; векторная и матричная алгебра; преобразования Фурье, Габора, вейвлеты; матричная фильтрация, выделение яркостных переходов и контуров; сопоставление фрагментов изображений и текстур - морфологические операции; методы сегментации; методы дискретной оптимизации; вычисление метрик для матриц и векторов; представление изображений в виде бинарных деревьев; алгоритмы принятия решения.

3. Функциональные особенности системы:

открытость по обрабатываемым системой объектам, библиотекам алгоритмов, наполнению лексикографической и экспертной информацией;

стандартная диалоговая оболочка и инструментальная среда разработчика;

функциональная полнота алгоритмического наполнения для задач из области компетентности системы;

наличие набора баз данных, обеспечивающих полное сопровождение всех решаемых задач;

возможность модернизации системы посредством включения новых и исключения устаревших модулей (функционально различные части системы размещены в различных модулях, имеющих легко поддерживаемые связи с остальными частями системы).

По завершении разработки базовой стандартной версии предполагается увеличить степень автоматизации выбора и комплексирования алгоритмов, увеличить число стандартных блоков решения задач, расширить стандартное алгоритмическое наполнение и разработать автономные блоки интеллектуальной поддержки автоматизации.

Первоочередные направления развития системы - создание дополнительных специализированных оконных интерфейсов, включение в базу знаний новых модулей, расширение набора функций работы с базой знаний и соответствующих пользовательских интерфейсов, расширение наборов алгоритмов обработки изображений, создание средств для работы с другими типами данных (например, с видеоизображениями).

При разработке системы была предусмотрена максимальная независимость от аппаратных средств и средств операционной системы. Перенос на другие аппаратные и программные платформы будет производиться по мере возникновения в этом необходимости и появления соответствующих средств у разработчиков.

Использование системы “Черный квадрат. Версия 1.0” и ее последующих версий позволяет стандартизировать и резко увеличить эффективность разработки специализированных систем обработки, анализа и распознавания изображений, отработки методов создания и передачи технологий извлечения информации из изображений, отработки стандартных решений для систем анализа и оценивания изображений, а также качество решений и информационных технологий, закладываемых в эти системы.

Работа выполнена при частичной поддержке Российского фонда фундаментальных исследований, проекты 97-07-90334, 98-07-90180 и 99-07-90411.

Об ортогональных разложениях в электронной картографии
Ф.Ф.Дедус, С.А.Махортых, А.Н.Панкратов, М.Н.Устинин
(Пушино)

Задачи электронной (компьютерной) картографии объединяют несколько общих проблем описания и обработки данных, среди которых можно назвать задачи представления, организацию экономного хранения («сжатие данных»), фильтрацию. Кроме этого системы могут включать подходы, свойственные для задач анализа изображений и распознавания образов. Например, по массиву данных, получаемых в аэрокосмических наблюдениях, требуется идентифицировать географический объект наблюдения. На сложных изображениях возникают также задачи выделения заданного объекта, фрагментации изображений, классификации объектов по типам. И, наконец, в системах электронной картографии возникают свои, специфические для данной области задачи: подсчет длины кривых (дорог, рек, береговых линий), площадей (лесных массивов, водоемов), направлений; построение эквидистантных зон, генерализация картографических изображений.

В работах [1, 2] для решения задач описания изображений, распознавания образов и решения ряда задач обработки данных предлагается использовать адаптивный подход, основанный на разложении цифрового массива $X(t)$ по настраиваемой системе ортогональных полиномов и функций $\{T_i(t)\}$, таких как многочлены Чебышева, Лежандра, Лагерра и т.д. [3]:

$$X(t) = \sum_{i=0}^N A_i T_i(t). \quad (1)$$

При этом исходный массив $X(t_i)$ заменяется набором коэффициентов разложения A_i . Последние используются на всех этапах обработки, распознавания и восстановления изображения (в частности, в качестве признаков). Пример их использования в задачах описания картографических объектов приводится на рис. 1. Здесь показаны границы реального лесного массива (а – в) и участок реки (г). Длина ряда (1) задает точность описания и в рассматриваемых задачах используется для настройки масштаба изображения (задача генерализации). Далее используется тот факт, что члены ряда (1) с разными номерами задают различные характеристики описываемого объекта. Для случая плоской кривой имеем ее параметрическое задание

$$X(t) = \sum_{i=0}^N A_i T_i(t), \quad Y(t) = \sum_{i=0}^N B_i T_i(t), \quad (2)$$

$X(t)$, $Y(t)$ - проекции на оси координат. Коэффициенты A_0 , B_0 определяют положение объекта, A_1 , B_1 используются для замыкания контурных кривых, A_2 , B_2 используются для обеспечения гладкости в выделенных точках объектов.

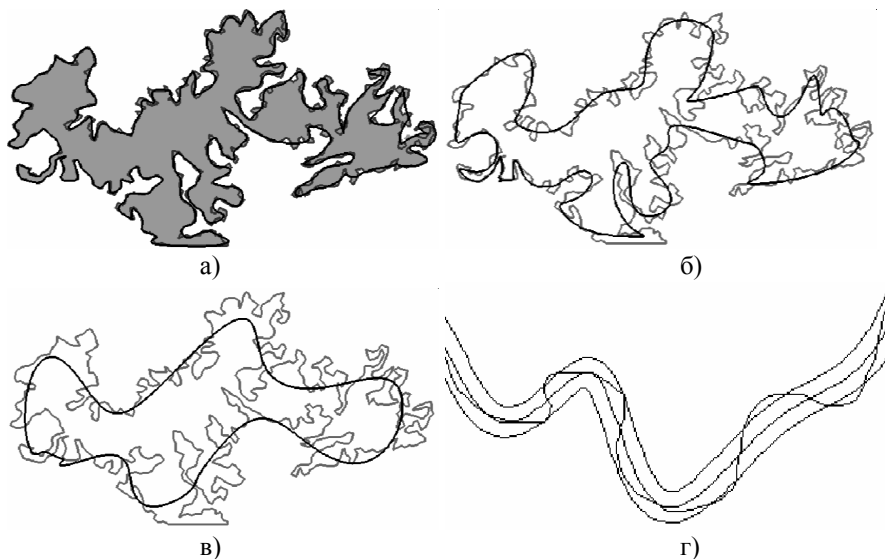


Рис. 1. Пример генерализации картографического изображения (граница лесного массива) путем разложения в ряд по полиномам Чебышева. Параметром является длина ряда: а) $N = 300$, б) $N = 60$, в) $N = 20$; г) построение эквидистантной зоны.

Все математические операции с объектами, представленными в виде (1) или (2), производятся в свернутом виде (т.е. непосредственно с коэффициентами разложения). Набор разработанных процедур включает вычисление производных (направлений), интегрирование и перемножение массивов (вычисление площадей), извлечение корня (вычисление длин) и т.д.. При этом адаптация базиса обеспечивает оптимальное описание и, таким образом, приводит к существенному сокращению объема данных для хранения («сжатие» объема представления).

Унификация описания, в том числе включение в систему процедур распознавания, позволяет существенно упростить задачу построения картографических изображений и идентификации его элементов.

Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований, проект 97-01-00526.

Литература

1. *Dedus A.F., Dedus F.F., Makhortykh S.A., Ustinin M.N.* Analytical description of multidimensional signals for solving problems of pattern recognition and image analysis. *Pattern Recognition and Image Analysis*, vol.3, pp.459-469, 1993.
2. F.F.Dedus, S.A.Makhortykh, M.N.Ustinin. Generalized spectral-analytic method for the problems of signal processing and image analysis. - Proc. The 9th Scandinavian Conf. on Image Analysis, June 1995, Uppsala, Sweden, 1995, pp. 973-980.
3. *Никифоров А.Ф., Уваров В.Б.* Специальные функции математической физики. – М.: Наука, 1978.

Анализ визуализированных полипараметрических образов функциональных состояний человека

Н.В. Дмитриева, Г.И. Дьячкова, В.В. Агафонова, А.Б. Иллерицкий, А.Б. Курочкин
(Москва)

Одним из преимуществ полипараметрического метода диагностики функционального состояния человека (Дмитриева и др. 1989,1995) является использование визуализированных графических методов для анализа многомерных физиологических данных. Визуализированные образы строятся на основе матричного описания функциональных состояний с помощью унифицированного набора 20 параметров комплекса электрофизиологических показателей, регистрируемых у человека одновременно. Значения моды каждого параметра заносятся в ранее разработанную нами графическую модель «идеального функционального состояния». Модель «идеального функционального состояния» представляет интеллектуальную систему с интеллектуальным преобразователем, осуществляющим непрерывный анализ характера поведения абсолютных величин параметров и формирующий в соответствии с этим необходимые классификационные действия. Интеллектуальный преобразователь является комбинированным и обеспечивает дополнительные признаки - соотношения параметров - накладываемых на динамическую характеристику их абсолютных величин.

Концептуальным для полипараметрической статусметрии является определение функционального состояния вновь поступающего индивидуального образа относительно эталона - модели идеального уровня функционального состояния, без использования сложного и

неопределенного понятия «норма» или уровня «среднего человека». Принципиальной новизной является использование общих принципов симметрии для анализа геометрических моделей функционального состояния и инвариантов соотношения параметров как количественной меры сохранности объекта, которые выступают как новые диагностические признаки функционального состояния организма, связанные с балансом взаимодействия физиологических систем и регуляторного влияния симпатического и парасимпатического отделов вегетативной нервной системы. Последние находят свое отражение в сдвиге образа и нарушении его контура (Дмитриева, 1995; Дмитриева, Шевелев, 1998). Аппаратно-программный комплекс, реализующий данную систему позволяет 1) в автоматическом режиме анализировать сложные «образы состояний» в соответствии с тремя стадиями развития адаптационного синдрома; 2) в интерактивном режиме проводить синдромальный анализ образов специалистом с использованием разработанной схемы с текстами, базой знаний и банка эталонов - образов типичных синдромов. Синдромальный анализ - поэтапная интерпретационная процедура, целью которой является установление максимального соответствия имеющейся симптоматики определенному концептуальному образу того или иного функционального состояния. Накопленный опыт полипараметрического обследования студентов, проведенного на базе студенческой поликлиники МГУ позволяет провести математический анализ визуализированных образов с целью оценки качества классификации, осуществляемой на основе образов, а также исследования возможности разработки экспертной системы для расширения синдромального анализа образов, составляющего углубленную диагностику состояния здоровья человека. Анализ состоит из трех частей: 1) - статистическое описание параметров с определением нормальности распределения и сравнением абсолютных величин параметров в разных классах функциональных состояний по критерию χ^2 ; 2) для оценки качества классификации проведен дискриминантный анализ с определением суммарного межкластерного расстояния Махаланобиса (D^2), уровня значимости и вероятности отнесения объекта к этому классу. Для альтернативной классификации полипараметрических синдромов проведен кластерный анализ с использованием нормированной евклидовой метрики и гибкой агломеративной стратегии Уорда; 3) статистически обобщенный полипараметрический образ анализируется как процедуральная система с использованием правил типа «если S, то A» (if S then A) (Newell & Simon, 1972) с целью разработки поддержки принятия решения в синдромальном анализе на основании базы знаний. В качестве концептуальных образов - синдромов для построения систем

информационной поддержки решений врача используются логические «портреты», извлекаемые из знаний экспертов в процессе когнитологического исследования.

Показано статистически значимое различие абсолютных величин параметров в разных классах функционального состояния и по критерию согласия и по критерию однородности выборок. Показано, что расхождение в дискриминации клинических и полипараметрических результатов обследования малозначимы, что свидетельствует о достаточной степени достоверности полипараметрической классификации функциональных состояний. Клинико-физиологическое описание выделенных кластеров полипараметрических образов сопоставлено с логическими портретами вегетативных клинических дисфункций, что позволило выявить 3 типа и 5 основных вариантов полипараметрических синдромов нарушения функционального состояния студентов. Полученные результаты являются основой для дальнейшей разработки экспертной системы для поддержки диагностических заключений врача.

**Математическое прогнозирование параметров внутреннего состояния
гибкой нити в технологических задачах**
А.С. Донской, А.П. Жабко, В.А. Климов
(С-Петербург)

Рассматриваются вопросы математического прогнозирования параметров внутреннего состояния гибкой нити в технологических задачах с использованием предложенных авторами аналитических методов.

Для практических расчетов динамики нити важно получить решения для случаев, когда на концах нити ее параметры изменяются по произвольному закону, который определяется характеристиками соответствующих механизмов.

Классические методы не всегда позволяют получить аналитические решения для таких случаев. При этом, известные решения представляют собой сумму членов бесконечного ряда. На практике же необходимо принимать во внимание конечное число слагаемых этого ряда, которое с требуемой точностью описывает переходный процесс. Однако неизвестно, какое число слагаемых даст заданную точность. В литературе отсутствуют критерии выбора числа слагаемых. Поэтому в каждом конкретном случае необходимо определять число слагаемых, что требует выполнения серии предварительных расчетов.

Разработан метод аналитического решения системы дифференциальных уравнений в частных производных для случаев расчета продольных и поперечных колебаний гибкой нити без учета ее сопротивления по длине, а также методика приближенного расчета динамики нити с учетом влияния указанного сопротивления. Отличительная особенность полученных решений заключается в том, что они представляют собой конечную аналитическую зависимость и справедливы для любого закона изменения параметров на концах нити (координаты, скорости и натяжения).

Суть метода заключается в выявлении закономерностей изменения параметров нити во времени по ее длине при прохождении прямых и отраженных волн. Найденная закономерность изменения этих параметров позволила описать процессы в нити во времени в любой точке по ее длине конечной аналитической зависимостью.

Предложенный метод позволил получить решения для расчета колебаний нити с учетом различных сочетаний граничных и начальных условий:

- при неподвижной и движущейся нити;
- при произвольном законе изменения параметров нити (координаты, скорости и натяжения нити или их сочетаний) на одном или обоих концах заданного участка;

- при наличии сопротивления на концах (опорах) движущейся нити.

В докладе приводятся примеры решения прикладных задач с использованием разработанного метода. В частности, при исследовании высокочастотных колебаний нити обнаружены интересные эффекты возникновения колебаний нити с периодическим скачкообразным изменением амплитуды.

Полученные решения позволили выявить закономерности изменения колебаний параметров нити на концах и дали основание для разработки укрупненно-обобщенного подхода к описанию динамики нити на ее концах обыкновенными дифференциальными уравнениями.

Сравнение алгоритма распознавания типа "Кора" и черно-белой морфологии в задаче распознавания черно-белых изображений.

Е. В. Дюкова, Э. А. Кириос

(Москва)

Предлагаемая параметрическая модель распознающего алгоритма типа "Кора", предложенного в [1], предназначена для решения следующих трех задач распознавания: 1) классификации с обучением; 2) нахождения меры важности каждого признака; 3) нахождения меры важности каждого

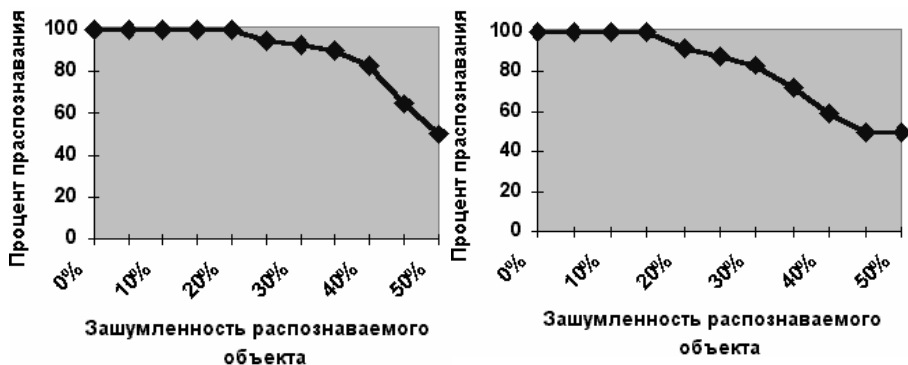
обучающего объекта. Алгоритм основывается на построении информативных фрагментов описаний обучающих объектов — представительных наборов. Множество представительных наборов определяется заданием двух целочисленных параметров q_1 ($q_1 > 1$) и q_2 ($q_2 > 0$).

Варьируя параметры q_1 и q_2 , можно менять множество представительных наборов. Естественно считать представительными те фрагменты описаний обучающих объектов, которые по данному набору признаков достаточно часто встречаются в одном классе и почти не встречаются в остальных классах. Процедуры для случая $q_1 = 1$ и $q_2 = 0$ и для общего случая, определяемого заданием произвольных значений для параметров q_1 и q_2 , были рассмотрены в [2].

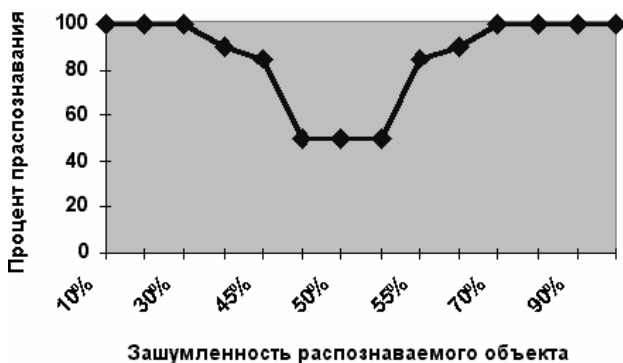
Результаты исследования возможностей метода позволяют сделать следующий вывод — метод доказал возможность своего использования при решении задач распознавания при ограниченной априорной информации. Этот вывод исходит из сравнения этого метода с методом морфологического анализа [3, 4]. При распознавании серии черно-белых изображений алгоритм типа "Кора" устойчиво работает вплоть до 42%-ой зашумленности тестируемого объекта (при 100% шуме изображение инвертировалось). Достигался процент распознавания не ниже 80%. При этом на обучение подавались как чистые изображения, так и с шумом до 35% (Рис 1.). Если на обучение подавались изображения только с шумом и распознавались изображения с тем же процентом шума (например, обучение на 30%-ом шуме и распознавание изображений только с 30%-ым шумом), то алгоритм типа "Кора" устойчиво работает вплоть до 32%-ой зашумленности тестируемого объекта. (Рис 2). При повышении шума выше 32% растут ошибки распознавания. Это связано с тем, что оптимизированная процедура по обучению пока не известна. При ее улучшении возрастет априорная информация об обучающем объекте, следовательно улучшится результат распознавания.

При распознавании серии черно-белых изображений морфологический метод позволяет устойчиво распознавать во всем шумовом интервале от 0% до 100%, исключая отрезок [45%, 55%]. Полученные результаты объясняются тем, что морфологический метод ориентирован на рассматриваемый класс задач.

Работа выполнена при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (проект №98-01-00596).



(Рис. 1, 2)



(Рис. 3)

Литература

1. Дюкова Е.В. - Об одной параметрической модели алгоритмов распознавания типа «Кора», М.: ВЦ АН СССР, сер. Сообщения по прикладной математике.
2. Дюкова Е.В. - О сложности реализации некоторых процедур распознавания, Ж. Вычислительная математика и математическая физика, 1987, Т. 21, № 1, стр 144 - 227.

3. *Пытьев Ю.П.* - Морфологический анализ изображений, Кибернетика и теория регулирования, М: Докл. Акад. Наук СССР, 1983, Т.269, № 5, стр.1061 - 1065

4. *Yu. P. Pyt'ev*, Morphological Image Analysis, Pattern recognition and image analysis, Vol. 3, No. 1, 1993, p. 19-28.

О некоторых подходах к вычислению информативных характеристик обучающей выборки.

Е.В. Дюкова, Н.В. Песков

(Москва)

При решении прикладных задач распознавания часто является важным выделить наиболее значимые признаки, комбинации признаков, наборы значений признаков (фрагменты описаний обучающих объектов) и т.д. Например, целесообразно сразу исключить «шумящие» признаки. Такие признаки имеют слишком много значений, поэтому они хорошо отделяют все объекты из обучающей выборки друг от друга, в том числе и входящие в один класс. Исключение малоинформативных признаков позволяет сократить перебор при дальнейшем более глубоком анализе совокупности подмножеств множества признаков и построении распознающих процедур.

В работе предлагается простая процедура выделения наиболее информативных значений признаков и построения на этой основе информативных зон в таблице обучения. Построение таких зон позволяет выделять наиболее информативные признаки и их наборы, а также наиболее информативные фрагменты описаний обучающих объектов. Эта информация может затем использоваться при построении распознающих процедур логического характера, таких как тестовые алгоритмы, алгоритмы голосования по представительным наборам и т.п.

Фрагмент описания обучающего объекта называется элементарным классификатором (э.к.).

Пусть э.к. P_1 и P_2 образованы одним и тем же набором признаков. M_1 - множество пар (P_1, P_2) таких, что P_1 и P_2 описывают объекты из одного класса. M_2 - множество пар (P_1, P_2) таких, что P_1 и P_2 описывают объекты из разных классов. Через $\Delta(P_1, P_2)$ обозначим число координат, в которых отличны P_1 и P_2 .

Весом э.к. P , описывающего объект из класса K , называется величина

$$V(P) = \frac{\frac{1}{|\bar{K}|} \sum_{(P, P_1) \in M_2} \Delta(P, P_1) - \frac{1}{|\bar{K}|} \sum_{(P, P_2) \in M_1} \Delta(P, P_2)}{r},$$

где \bar{K} - множество всех обучающих объектов не принадлежащих классу K , r - длина P .

Нетрудно видеть, что если $P = (a_{ij_1}, \dots, a_{ij_r})$, то $V(P) = \frac{V(a_{ij_1}) + \dots + V(a_{ij_r})}{r}$.

Вычислив таким образом информативность значений признаков и взяв некоторый порог, определяющий минимальную допустимую информативность, мы получим информативные зоны обучающей выборки. Далее при построении тестов или представительных наборов следует рассматривать только те, которые входят в зону информативности. Такой предварительный анализ позволяет значительно снизить перебор, и, кроме того, правильно подобрав порог минимальной допустимой информативности значения признака, можно практически исключить из зоны информативности «шумящие» признаки.

Приведенная методика была протестирована на основе алгоритма голосования по представительным наборам на результатах социологического опроса предоставленного Информационно Социологическим Центром Российской академии государственной службы при Президенте Российской Федерации. Целью опроса было изучение отношения людей к политической жизни страны.

Анкетирование проводилось в разных регионах страны. Существовало две анкеты одна для обычных людей, другая для государственных служащих, анкеты отличались только несколькими пунктами связанными с родом занятий. Каждая из анкет состояла из 80 вопросов, ответы на которые кодировались целыми числами. В результате кодирования число вопросов возросло до 100 (это связано с тем, что вопросы предполагающие выбор сразу нескольких вариантов ответов разбивались на несколько подвопросов)

В опросе приняло участие 1629 людей и 806 государственных служащих. Таким образом исходная информация представляла собой 2 таблицы размерностью 1629x100 и 806x100, где столбцы таблиц (признаки) - вопросы, а строки (объекты) - респонденты.

Деление на классы осуществлялось следующим образом, выбирался целевой вопрос, например, об отношении респондента к некоторой политической партии, и исходя из ответа на этот вопрос респонденты делились на классы. Задача состояла в том, чтобы для контрольного респондента определить его ответ на целевой вопрос по ответам на остальные вопросы. Кроме того, интерес представляла оценка, насколько

при этом каждый из вопросов важен при определении ответа на целевой вопрос.

В ходе вычислений для наиболее интересных целевых вопросов были выделены группы признаков, оказывающих наибольшее влияние при голосовании. Как правило, среди признаков было небольшое подмножество обладающее наибольшей важностью, их информативность заметно выше, чем у остальных. Остальные же признаки можно было расположить в ряд с плавно уменьшающейся информативностью.

Работа выполнена при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (проект № 98-01-00596).

Литература.

1. *Дюкова Е.В.* Об асимптотически оптимальном алгоритме построения тупиковых тестов для бинарных таблиц // Проблемы кибернетики. М.: Наука, 1978. Вып. 34. С. 169-186.
2. *Дюкова Е.В.* Алгоритмы распознавания типа «Кора»: сложность реализации и метрические свойства ..Распознавание, классификация, прогноз (матем. методы и их применение). М.: Наука, 1989. Вып. 2. С. 99-125
3. *Djukova E.V., Zhuravlev Yu. I.* Discrete Methods of Information Analysis in Recognition and Algorithm Synthesis // Pattern Recognition and Image Analysis. MAIC Nauka / Interperiodika Publishing, Moscow, Vol 7, No 2, 1997, pp. 192-207.

Использование моделей распознавания образов в Internet на основе технологии клиент-сервер

А.В. Ечин, В.В. Рязанов, М.И. Кумсков
(Москва)

В настоящее время накоплено большое число моделей прогнозирования, которые пока доступны узкому кругу людей. Современные Интернет и клиент-сервер технологии позволяют собрать, хранить и предоставить доступ большому числу пользователей к моделям прогнозирования, построенным экспертами в различных областях, таких как медицина, физика, химия и другие. Человек получает возможность, используя обычный Web браузер (Microsoft Internet Explorer или Netscape Navigator), ввести в систему свой вектор признаков и получить ответ, не прибегая к построению собственных моделей.

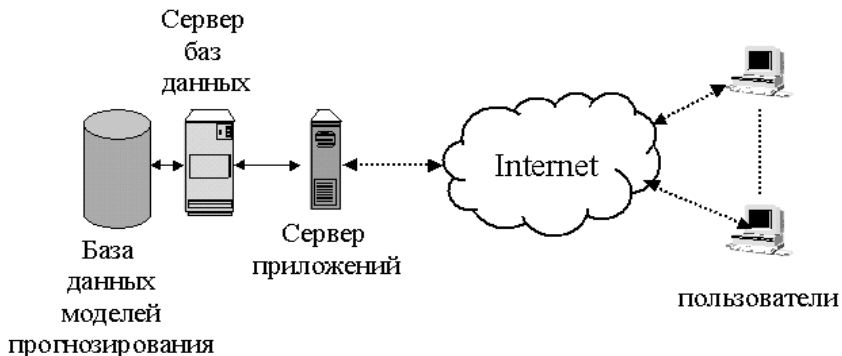


Рис. 1. Доступ к базе моделей прогнозирования

Современные технологии и программные продукты позволяют реализовать такой подход. Система реализуется в трехзвенной архитектуре клиент-сервер (*тонкий клиент - сервер приложений - сервер баз данных*). Пользователь, используя тонкого клиента, обеспечивающего интерфейс с пользователем, обращается к серверу приложений, который реализует бизнес логику, взаимодействие между серверами, формирует SQL запросы и посылает их серверу баз данных. Далее сервер выполняет запросы и процедуры и возвращает результаты серверу приложений, которые передаются клиенту для просмотра.

Сервер, получив вектор признаков для распознавания, проводит его классификацию по выбранной модели и возвращает ответ пользователю.

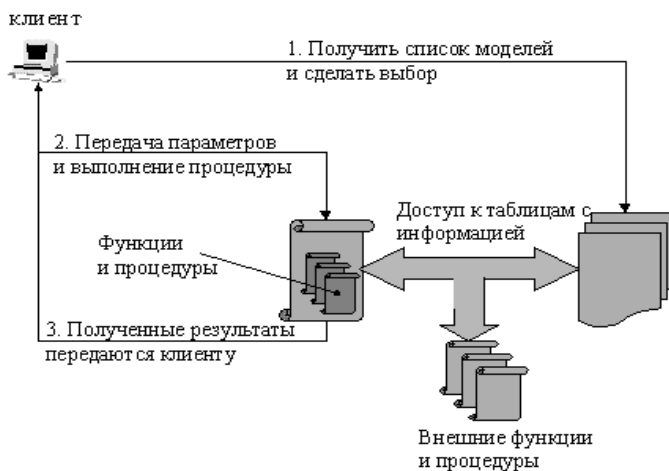


Рис. 2.

Описания моделей хранятся в реляционной базе данных в виде хранимых процедур и реляционных таблиц. Хранимые процедуры реализуют сам алгоритм, а таблицы хранят данные необходимые для работы процедуры. Такое описание позволяет реализовать автоматическое пополнение базы данных новыми алгоритмами и новой информацией.

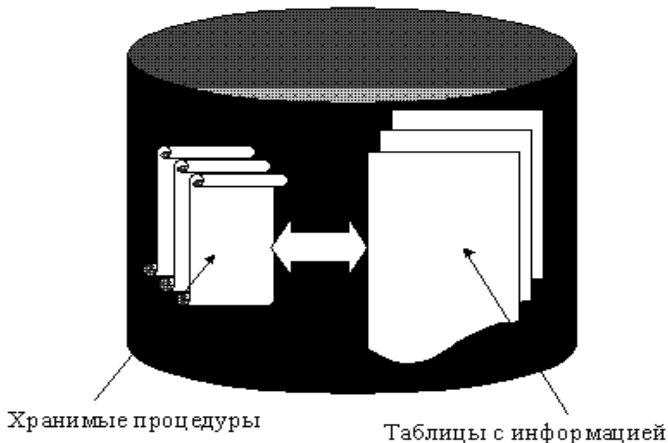


Рис. 3. База моделей прогнозирования

Таблицы содержат описания моделей, перечень необходимых параметров, ссылки на процедуры, реализующие алгоритм. Это позволит реализовать интерактивный доступ к выбору необходимых алгоритмов. Также появляется возможность реализовать методы распознавания, использующие коллективное решение с возможностью интерактивного выбора необходимых алгоритмов и их пополнение.

Использование архитектуры клиент-сервер и промышленных серверов баз данных дает нам дополнительные преимущества. Сервер оптимизирован на хранение и обработку больших объемов информации. Практически все сервера имеют набор математических и агрегирующих функций, которые предназначены для быстрой обработки миллионов строк данных. В дополнении к стандартным функциям, таким как вычисление среднего значения, подсчет суммы, нахождение минимального или максимального значения пользователь может сам определять внешние функции и хранимые процедуры, которые в дальнейшем могут быть использованы как отдельно так и в SQL запросах.

Сервер баз данных обеспечивает быструю группировку данных по признаку. Специальные алгоритмы группировки и объединения дают возможность реализовать процесс вычисления математических функций для

различных групп данных, за один проход. Такой подход позволяет сократить объем вычислений и повысить производительность работы алгоритмов.

В качестве сервера баз данных можно использовать такие промышленные сервера, как Informix Dynamic Server, Oracle, Centura SQLBase. Данные сервера поддерживают стандарт SQL 92 и позволяют использовать триггеры, хранимые процедуры и внешние функции. Все эти сервера обеспечивают доступ к ним через родные драйвера и через ODBC и JDBC.

Среднее звено системы может быть реализовано на основе стандартов Java, ActiveX, ISAOI, NSAPI, CGI с поддержкой мониторов транзакций Tuxedo, DCE и CISC. Здесь возможно использование таких средств разработки и серверов приложений как Centura Web Developer с Centura Application Server, Inprise C++ Builder или Delphi с Visi Broker, Entera или MIDAS.

В настоящее время проведен анализ существующих промышленных серверов баз данных, серверов приложений и средств разработки приложений для подобных систем. Сделан выбор необходимых инструментальных средств, подходящих для реализации данной системы. Разработана структура базы данных и начата работа по ее информационному наполнению. Начата разработка среднего звена системы.

Работа выполнена при поддержке РФФИ, проекты: 98-01-00324, 97-07-90307, 99-07-90370

Теоретические аспекты виброакустической диагностики и прогнозирования свойств химических нитей

Л.Е. Жабко
(С-Петербург)

В технических задачах довольно часто встречаются элементы, которые подпадают под понятие нити, отличающиеся существенными размерами по одной координате трехмерного пространства при малых размерах по другим. В качестве примеров можно указать трос, канат, текстильные нити и химические волокна, в том числе и текстильного назначения.

Хотя нить, если говорить обобщенно, соответственно применению имеет широкое поле изученности свойств, тем не менее, механика нити, работающей часто в динамических режимах, еще нуждается в расширении используемых в исследованиях подходов, приемов, методов и расчетных алгоритмов. В данных тезисах дается краткая характеристика прикладной теории динамики нити, развиваемой на основе ее непосредственного использования при изучении динамики химической нити, имеющей место

при ее продольно-поперечных колебаниях на высокочастотной диагностической установке.

Тем не менее, получающиеся результаты одновременно носят в значительной степени общий характер и могут быть адаптированы к другим объектам.

При использовании прикладной теории имеется в виду предварительная разработка кинематической схемы динамики нити. В кинематической схеме рассматриваемой установки имеются три ограничителя движения, по которым нить может скользить в обоих направлениях, левый конец нити закреплен, а на правом подвешен груз, создающий натяжение.

В первую опору вмонтирован пьезодатчик, создающий ее гармонические колебания. Во вторую опору вмонтирован пьезоприемник, в сигнале которого отражены свойства нити (линейная плотность, модуль упругости, внутренняя структура нити и др.).

Для оценки возможности осуществлять диагностирование нити и прогнозирование ее свойств в тесной связи с особенностями внутренней структуры нити, требуется компьютерное моделирование ее динамики, которое должно осуществляться на базе математической модели динамики нити, протяженной по всей длине кинематической схемы.

В связи с последним при построении математической модели введена параметрическая координата x , соответствующая распределению точек нити по кинематической схеме в исходном положении.

В математической модели рассматриваются четыре участка. Решение ищется для каждого участка по методу Даламбера с учетом начальных и граничных условий при представлении модели таким образом, что как для продольных, так и поперечных движений получаются однородные гиперболические уравнения, и слагаемые, учитывающие взаимовлияние движений и делающие однородные уравнения неоднородными.

Расчетная схема предлагает в качестве основных рассматривать решения однородных уравнений, при этом после получения начальных участков, формируемых по начальным условиям, решения ищутся по малым шагам Δt в связи с изменением длины участков по координате x . Тогда оказывается возможным на каждом участке определять изменения Δx на интервалах Δt и учитывать по специальным алгоритмам влияние неоднородностей.

Пробные исследования показали эффективность расчетной схемы.

Распознавание элементов симметрической группы в задаче криптоанализа

А.А. Жарких
(Мурманск)

Данное сообщение преследует несколько целей. Первая - привлечь внимание специалистов к задачам распознавания образов возникающих в криптографии. Вторая - изложить решение частной задачи, возникающей в криптографии. Третья - обрисовать черты нового научного направления, возникающего на стыке криптографии, высшей алгебры и теории распознавания образов.

Массовое распространение образцов идентичных устройств шифрования предполагает, что несанкционированному пользователю могут быть известны алгоритмы шифрования и неизвестны лишь конкретные параметры этих алгоритмов, называемые ключами.

При массовом распространении идентичных устройств шифрования задача криптоанализа представляет собой задачу различения ключей, которая в каждом конкретном случае может быть сформулирована как задача проверки статистических гипотез, оценивания параметров или распознавания образов.

Для успешного распознавания вводится нумерация элементов группы, основанная на следующих утверждениях.

Лемма 1

$\forall j \in Z_{n!}$ можно представить в виде

$$j = \sum_{m=2}^n j_m (m-1)! \quad (1)$$

где $j_m \in Z_m \forall m = \overline{2, n}$ и представление единственно.

Теорема 1

Пусть $j \in Z_{n!}$, $j = (j_2, j_3, \dots, j_n)$.

Тогда отображение $P : Z_{n!} \rightarrow S_n$, задаваемое формулой

$$P^{(j)} = \prod_{m=2}^n P_m^{j_m} \quad (2)$$

есть биекция. Матрицы циклических перестановок P_m в этом произведении упорядочены по возрастанию индекса m .

Следствие 1

$$S_n = C_n \times S_{n-1} = S_{n-1} \times C_n \quad (3)$$

Здесь C_n циклическая подгруппа циклической перестановки n элементов.

Теорема 2

$S_n = C_2 \times C_3 \times \dots \times C_n$ независимо от порядка следования сомножителей.

Пусть имеется два фрагмента информации - открытый и зашифрованный. И пусть открытый фрагмент информации представляет собой вектор $(\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_{n-1}) \in R^n$. Тогда фрагмент зашифрованной информации представляет собой некоторый другой вектор $(\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{n-1}) \in R^n$, $\beta_k = \alpha_{\pi(k)}$, где $\pi \in S_n$. Предположим также, что фрагмент незашифрованной информации представляет собой многомерную гауссовскую случайную величину с заданными средним значением и корреляционной матрицей. Вследствие этого соответствующий фрагмент зашифрованной информации представляет собой также многомерную гауссовскую случайную величину в общем случае с другими средним значением и корреляционной матрицей. Такие распределения являются типичными при передаче сигналов по каналам связи и в задачах распознавания образов.

Для распознавания элементов симметрической группы R^m , $m = n, n-1, \dots, 3, 2$; рассматриваются как обычные арифметические евклидовы пространства. Строится алгоритм распознавания, в котором элемент симметрической группы определяется последовательно в результате сравнения метрик в пространствах наблюдения $R^n \supset R^{n-1} \supset \dots \supset R^3 \supset R^2$ с принятием решения на каждом шаге. Выводится формула для оценки среднего времени необходимого для определения элемента группы. Выводится формула для оценки вероятностей правильного и неправильного распознавания элементов группы при фиксированном времени анализа.

Обсуждается возможность применения аналогичных подходов в задачах естествознания и техники, требующих распознавания элементов дискретных и непрерывных групп.

О некоторых практических алгоритмах распознавания по прецедентам и методах их коррекции (реализации и результаты сравнения)

**Ю.И. Журавлев, А.С. Бирюков, В.П. Богомолов, В.А. Ворончихин,
Н.Н. Катериночкина, В.В. Рязанов**

(Москва)

Введение.

При решении практических задач распознавания по прецедентам пользователь заинтересован в нахождении алгоритмов, которые обеспечивают близкое к оптимальному решение заданной прикладной задачи. Например, минимум числа ошибок при распознавании контрольных данных. Определенные гарантии успеха могут быть получены при наличии набора разнотипных моделей распознавания и средств построения коллективных решений. Набор разнообразных практических алгоритмов распознавания повышает шансы подобрать среди имеющихся моделей наиболее адекватную заданной информации. Автоматическое нахождение оптимальных коллективных решений повышает их устойчивость и надежность.

В настоящем докладе будут приведены некоторые практические методы для решения задач распознавания и коррекции распознающих алгоритмов, а также результаты практических сравнительных экспериментов на модельных случайных данных

Алгоритмы распознавания по прецедентам.

Рассматривается стандартная задача распознавания по прецедентам [1]. Имеется l непересекающихся классов, начальная информация I_0 о каждом классе задана с помощью некоторой выборки признаков числовых описаний объектов - прецедентов. Для заданной I_0 в рамках некоторой модели находится наилучший для нее алгоритм, который применяется далее при распознавании новых объектов.

Были разработаны следующие практические алгоритмы распознавания.

А) *Алгоритмы распознавания, основанные на голосовании по системам логических закономерностей.* Находятся для каждого класса K_j множества предикатов вида $P^{(\omega, \varepsilon)}(S) = \&(a_{\mu j} - \varepsilon_j \leq b_j \leq a_{\mu j} + \varepsilon_j)$, где S - объект распознавания, ε - вектор числовых параметров, $(a_{\mu 1}, a_{\mu 2}, \dots, a_{\mu m})$ - признаковое описание некоторого эталонного объекта, $\omega = \{i_1, i_2, \dots, i_k\}$ - подмножество признаков. Предикат $P^{(\omega, \varepsilon)}(S)$ принимает значение 1 для "многих" эталонных объектов класса K_j и 0 - для эталонов остальных классов. При распознавании некоторого объекта S вычисляются значения всех предикатов и применяются различные процедуры взвешенного распознавания. Данные алгоритмы

распознавания реализованы в системе Лорег и имеют эффективные возможности адаптации к конкретным практическим данным [2,3].

Б) *Алгоритмы вычисления оценок (АВО)*. В рамках общего подхода модели вычисления оценок [1] с голосованием по опорным множествам мощности $1 \leq k \leq n$, вычисляются оптимальные точности измерения признаков (параметры ε) и параметры линейного решающего правила. Имеются дополнительные возможности выбора различных модификаций модели.

В) *Алгоритм локального голосования (ЛГ)*. Модификация известного алгоритма k ближайших соседей [4]. Имеются возможности выбора различных метрик.

Г) *Линейный дискриминант Фишера (ДФ)* [4].

Сравнение алгоритмов распознавания на случайных выборках.

Обучающие данные формировались как случайные выборки нормально распределенных объектов с независимыми признаками. Рассматривался случай двух классов и семи признаков. Математические ожидания всех признаков первого и второго классов были равны, соответственно, 1 и 2. Дисперсии признаков первого класса принимались равными 1,2,3,4,5,6,7 для первого класса и 7,6,5,4,3,2,1 для второго. Результаты распознавания (процент правильных ответов) контрольной выборки I' в 10000 объектов приведены в таблице. При этом, эксперименты проведены при обучающих выборках различной длины (от $10=5+5$, $20=10+10\dots$, до $1000=500+500$ эталонов).

№	Длина выборки обучения	АВО	ДФ	ЛГ	ЛОРЕГ
1	10	84.6	48.6	74.4	90.65
2	20	93.6	62.6	83.4	87.97
3	40	94.7	62.3	86.9	90.08
4	100	95.5	64.1	87.7	92.49
5	200	95.0	65.3	93.1	92.9
6	400	95.8	65.9	93.1	93.46
7	500	96.3	65.9	94.0	93.48
8	1000	95.8	65.9	95.0	94.17

Результаты демонстрируют преимущество моделей частичной прецедентности относительно статистических методов на обучающих выборках малой длины. Эксперимент показывает также наличие таких "простых" начальных информаций, когда результаты дискриминанта Фишера не могут считаться удовлетворительными.

Применение метода алгебраической коррекции для задачи распознавания образов по прецедентам

Проведены исследования по разработке практических методов алгебраической коррекции [1] алгоритмов распознавания. При этом, степень корректирующего полинома не должна была превышать 2. Поиск новых алгоритмов для заданных I_0 и I' проводился на множествах вида

$$\left\{ A = r \left(\sum_{i,j,i \geq j}^N R^i R^j x_{ij} + \sum_{i=1}^N R^i x_i \right) \right\}, \quad \text{где } R^1, R^2, \dots, R^N - \text{ распознающие}$$

операторы, соответствующие фиксированным стандартным алгоритмам распознавания A^1, A^2, \dots, A^N , r - фиксированное линейное решающее правило, x_{ij}, x_i некоторые неизвестные константы. Основным критерием качества алгоритма считалось число правильных ответов на контрольной выборке. Были исследованы три подхода:

основанный на минимизации специальных квадратичных функционалов при возрастающем числе слагаемых корректирующего полинома;

основанный на решении последовательности одномерных задач поиска максимальных совместных подсистем систем линейных неравенств;

основанный на комбинаторном алгоритме поиска максимальной совместной подсистемы системы линейных неравенств при небольшом числе переменных.

Сравнительные эксперименты на случайных данных с использованием системы ЛОРЕГ показали увеличение точности распознавания (до 5%).

Настоящая работа выполнена при поддержке Российского Фонда фундаментальных исследований (проекты №99-01-00433, 99-07-90120, 97-01-00495) и ИНТАС №96-952

Литература

1. Журавлев Ю.И. Об алгебраическом подходе для решения задач распознавания или классификации, Проблемы кибернетики, Наука, Москва, 1978, выпуск 33, стр.5-68.
2. Larin S.B., and Ryazanov V.V. The Search of Precedent-Based Logical Regularities for Recognition and Data Analysis Problems. Pattern Recognition and Image Analysis. 1997. Vol.7. no.3. , p. 322-333
3. Богомолов В.П., Виноградов А.П., Ворончихин В.А., Журавлев Ю.И., Катериночкина Н.Н., Ларин С.Б., Рязанов В.В., Сенько О.В. Программная система ЛОРЕГ - алгоритмы распознавания, основанные на голосовании по множествам логических закономерностей. Москва, ВЦ РАН, 1998, 63 с..

4. Р.Дуда, П.Харт, Распознавание образов и анализ сцен, Мир, Москва, 1976, 511 с.

Принципы построения алгоритмов идентификации сложных адаптивных систем.

В. И. Злобин, А. М. Вальваков, М. В. Иващенко, С. Г. Данилюк
(Серпухов)

При решении задач идентификации сложных адаптивных систем (САС) одной из центральных проблем является разработка вычислительного алгоритма, позволяющего на основе математического описания эталонного объекта управления (ОУ) и полученных результатов статистической обработки значений информационных параметров контролируемого ОУ оценить степень их сходства и на этой основе получить количественные значения достигнутого уровня качества. В основу этого алгоритма могут быть положены результаты, полученные в теории распознавания образов [2].

В рамках известной концепции близости, в случаях, когда статистические характеристики сравниваемых описаний присутствуют в явном виде, наиболее полезной мерой сходства между описаниями является функция расстояния $e_{и}$. При этом с учётом особенностей построения и функционирования САС могут быть использованы расстояния Махаланобиса $e_{иМ}$, расстояние Хэмминга $e_{иХМ}$, расстояние Хаусдорфа $e_{иХ}[1,3]$.

Расстояние Махаланобиса $e_{иМ}$ целесообразно использовать и в том случае, когда описания каждого объекта управления I_{Oy_i} и эталонной модели $I_{Oy_э}$ представлены множеством информационных параметров в аналоговой форме

$$e_{иМ} = (\mu_э - \mu_i)^T C_k^{-1} (\mu_э - \mu_i),$$

где μ_i и $\mu_э$ - средние значения информационных параметров контролируемого объекта управления Oy_i и статистической эталонной модели $Oy_э$, T - знак транспонирования матрицы, C_k^{-1} - обратная ковариационная матрица информационных параметров.

Расстояние Хэмминга $e_{иХМ}$ может быть использовано в качестве меры сходства в случае, если информационные параметры задаются в дискретной форме

$$e_{иХМ}^B = \frac{2^{k-1} n}{2^{k-1} - 1}, \quad 2^r \geq 1 + \sum_{i=1}^{e_{иХМ}^H - 2} C_{n-1}^i,$$

где В и Н - верхняя и нижняя границы расстояния $e_{иХМ}$; k - число информационных разрядов; n - общее число разрядов; r - число избыточных разрядов.

При сравнении математических описаний САС в некотором метрическом пространстве \mathfrak{Z}^d в качестве функции расстояния, которая характеризует отношение описаний $I_{САС_1}^d$ и $I_{САС_2}^d$ между собой, может быть использовано расстояние Хаусдорфа $e_{иХ}$, инвариантное относительно преобразований подобия

$$e_{иХ}(sI_{САС_1}^d, tI_{САС_2}^d) = e_{иХ}(I_{САС_1}^d, I_{САС_2}^d).$$

Для всех s и $t \in S$ будет справедливо отношение $I_{САС_1}^d$ и $I_{САС_2}^d \in \mathfrak{Z}^d$, где d отображает множество всех преобразований конфигурации $\mathfrak{R}_{САС}$ [1].

На завершающем этапе процесса идентификации необходимо ввести процедуру установления соответствия между ОУ и САС в целом, представленными некоторой совокупностью экспериментальных данных об их свойствах, и моделью системы. В качестве меры этого соответствия могут быть использованы вероятности параметрического $P_{ПС}$ и функционального $P_{ФС}$ соответствия САС заданным требованиям. При этом для оценки вероятностей $P_{ПС}$ и $P_{ФС}$ используются полученные аналитические соотношения для функций расстояния.

Литература

1. Злобин В.И., Данилюк С.Г., Ванюшин В.М. Принципы построения сложных адаптивных систем в связи и управлении. - М.: МО РФ, 1998. - 296 с.
2. Распознавание образов: состояние и перспективы. Пер с англ. /К. Верхаген, Р. Деин, Ф. Грун и др. - М.: Радио и связь, 1985. - 104 с.
3. Симмонс Г.Дж. Обзор методов аутентификации информации /ТИИ ЭР. Т.76, №5, 1998, с. 105-125.

Программное обеспечение задач групповой классификации объектов из дискретных совокупностей

С.В. Каменева, Р.А. Абусев

(Пермь)

Задачи статистической классификации и распознавания образов занимают важное место в кибернетике, физике, экономике, медицине и других отраслях [1]. Дискретные распределения служат математи-ческими

моделями для описания многих реальных задач и процессов [2]. Например, распределение Пуассона является идеальной моделью для описания процесса радиоактивного распада. Радиоактивное вещество испускает α -частицы. Случайная величина - число частиц, достигающих счетчика в течении времени τ , подчинена закону распределения Пуассона. Распределение Пока широко используется при моделировании эпидемий заразных заболеваний, так как полностью описывает процесс заражения при котором каждое заболевание увеличивает вероятность дальнейших заболеваний. Полиномиальное распределение применяется для проверки эффективности новых сывороток и вакцин. Таким образом, существует множество теоретических и практических задач, сводящихся к моделям классификации дискретных распределений.

Известно, что использование автоматизированных методов классификации повышает скорость и качество принимаемых решений. Создание средств программного обеспечения, позволяющих произвести классификацию по измерениям характеристик, описывающих исследуемые объекты, является одним из важных направлений в области автоматизированной обработки информации и анализа данных. Существуют специализированные пакеты для решения задач распознавания образов, которые разработаны в ВЦ РАН, институте математики и кибернетики Литвы, ЦЭМИ РАН, институте математики СО РАН и др. Однако пока не создан единый пакет программного обеспечения задач групповой классификации. Некоторые разработки в этой области, преимущественно для непрерывных распределений, были представлены в работе [3].

Для решения задач статистической классификации был разработан пакет программ, который позволяет автоматизировать процесс решения задач групповой классификации объектов из дискретных совокупностей. Структура и результаты работы данного пакета программ приводятся в настоящем сообщении.

В пакет входит как составляющая часть модуль программ по моделированию основных дискретных распределений: полиномиального, распределения Пуассона, α -обобщенного распределения Пуассона, многомерного распределения Пойа, многомерного отрицательного распределения Пойа. Основные модули программ пакета - методы групповой классификации: оптимальные решающие правила при известных значениях параметров; статистические решающие правила на основе оценок максимального правдоподобия и несмещенных оценок. Конечным результатом работы программного обеспечения является вычисление значения $P_c 1$ - вероятностей ошибок классификации. Очевидно, что вероятности $P_c 1$, полученные при использовании статистических решающих

правил существенно превосходят аналогичные величины, полученные при использовании оптимальных решающих правил. В случае использования оптимальных решающих правил для классификации объектов из дискретных совокупностей наименьшие значения вероятностей P_c были получены для распределения Пуассона. Классификация проводилась только для двумерных и трехмерных аналогов рассмотренных выше дискретных распределений. Однако при сравнении результатов можно констатировать, что трехмерный случай лучше, так как приводит к уменьшению вероятностей ошибок классификации.

Литература

1. Журавлев Ю.И. Математические модели в задачах распознавания и классификации. М.: Наука. 1978. 190 с.
2. Феллер В. Введение в теорию вероятностей и ее приложения. т.1. М.:Мир. 1984. 498 с.
3. R.A.Abusev, E.V.Babushkina, S.L.Denisova, V.V.Ivshin, S.V. Kameneva. "Software for group classification problems". PRIA. 1999. vol.9. no.1. pp. 2-4.

Распознавание квазипериодических последовательностей, составленных из алфавита подпоследовательностей **А.В.Кельманов, Л.В.Окольнишникова** (Новосибирск)

Пусть заданы $K \geq 2$ числовых последовательностей $u_n(k)$, $n = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$, $k = \overline{1, K}$, обладающих свойствами: $u_n(k) = 0$ при $n > q - 1$ и $n < 0$, причем $0 < \sum_{n=0}^{q-1} u_n^2(k) < \infty$ при каждом $k = \overline{1, K}$. Последовательность компонент вектора $U(k) = (u_0(k), \dots, u_{q-1}(k))$ назовем k -ой элементарной эталонной последовательностью, q - длиной этой последовательности, а вектор $U(k)$ - k -ым элементарным эталонным вектором.

Пусть задан словарь $W = \{w_1, \dots, w_j, \dots, w_J\}$ таких эталонных кодовых комбинаций, что: $w_j = (k_1^j, \dots, k_{l_j}^j)$, $k_i^j \in \{1 \dots K\}$, $i = \overline{1, l_j}$ для любого номера $j = \overline{1, J}$. Величину l_j будем называть длиной j -ой эталонной кодовой комбинации. Предположим, что вектор $\eta = (n_1, \dots, n_M)$ с целочисленными компонентами - элемент множества $\Omega = \{\eta : 0 \leq n_1 \leq T_{\max} - q;$

$0 \leq N - T_{\max} \leq n_M \leq N - q$; $q \leq T_{\min} \leq n_i - n_{i-1} \leq T_{\max}$, $i = \overline{2, M}$ }, где T_{\min} и T_{\max} - натуральные числа. Из определения множества Ω следует, что, при фиксированных N , T_{\min} , T_{\max} и q размерность M вектора η ограничена сверху и снизу, то есть $M_{\min} \leq M \leq M_{\max}$.

Для каждого слова $w = (k_1, \dots, k_l) \in W$ словаря определим множество $\Xi_l = \{(M_0, \dots, M_l) : 0 = M_0 < M_1 < \dots < M_l = M, M_{\min} \leq M \leq M_{\max}\}$

допустимых целочисленных наборов и образуем вектор $X = X(w, \eta, \mu) = (x_0, \dots, x_{N-1})$ из элементарных эталонных векторов по правилу: $x_n(w, \eta, \mu) = \sum_{i=1}^l \sum_{j=M_{i-1}+1}^{M_i} u_{n-n_j}(k_i)$, где $\eta = (n_1, \dots, n_M) \in \Omega$, $\mu = (M_0, \dots, M_l) \in \Xi_l$. Будем говорить, что последовательность $x_n(w, \eta, \mu)$, $n = \overline{0, N-1}$ есть квазипериодическая последовательность, порожденная эталонной кодовой комбинацией (эталонным словом) w . Множество Ω содержит всевозможные наборы η моментов времени начала элементарных эталонных подпоследовательностей в последовательности компонент вектора $X = X(w, \eta, \mu)$. Элементы множества Ξ_l характеризуют кратности повторения одинаковых эталонных подпоследовательностей.

Пусть случайный вектор $Y = (y_0, \dots, y_{N-1})$ - сумма двух независимых векторов: $Y = X(w, \eta, \mu) + E$, $w \in W$, $\eta \in \Omega$, $\mu \in \Xi_l$, где $E = (\varepsilon_0, \dots, \varepsilon_{N-1})$ - гауссовский вектор с независимыми, одинаково распределенными компонентами $\varepsilon_i \in \Phi_{0, \sigma^2}$, $i = \overline{0, N-1}$. Задача распознавания состоит в том, чтобы по наблюдаемому вектору Y определить эталонное слово w , породившее ненаблюдаемый вектор X . Параметры задачи $U(k)$, $k = \overline{1, K}$, N, T_{\min}, T_{\max}, q и σ^2 считаются известными, словарь W - заданным, а η и μ подлежат оцениванию.

В работе изложен апостериорный алгоритм решения задачи, опирающийся на принцип максимального правдоподобия. Показано, что задачу распознавания можно трактовать как задачу проверки совокупности гипотез о среднем случайного гауссовского вектора, причем мощность этой совокупности растет экспоненциально с ростом размерности вектора Y . Доказано, что максимизация функции правдоподобия на множестве проверяемых гипотез сводится к вычислению наименьшего из условных, при фиксированном $w = (k_1, \dots, k_l) \in W$, минимумов сепарабельной целевой

функции $S(w, \eta, \mu) = \sum_{i=1}^l \sum_{j=M_{i-1}+1}^{M_i} D(n_j, k_i)$, $\eta \in \Omega$, $\mu \in \Xi_l$, где для всех, $k = \overline{1, K}$, $n = \overline{0, N-1}$: $D(n, k) = \sum_{m=0}^{N-1} u_{m-n}(k) (u_{m-n}(k) - 2y_m)$. Получены рекуррентные формулы пошаговой оптимизации, обеспечивающие нахождение глобального экстремума целевой функции и составляющие сущность вычислительного алгоритма распознавания. Установлено, что трудоемкость алгоритма есть величина $\sim (N - q + 1)(Kq + l_{\max} J(T_{\max} - T_{\min} + 1))$, где l_{\max} - максимальная длина слова в словаре. Затраты по памяти оцениваются величиной $\sim Kq + J_{\max} + (N - q + 1)(J + l_{\max})$.

Алгоритм программно реализован и опробован при распознавании зашумленных квазипериодических последовательностей. Данные численного моделирования свидетельствуют о высокой помехоустойчивости предложенного алгоритма. Представляется, что разработанный алгоритм найдет свое применение при решении разнообразных прикладных задач распознавания случайных последовательностей с квазипериодической разладкой.

Работа выполнена в рамках проекта № 97-01-00866, поддержанного РФФИ.

Алгоритм определения координат и сопровождения подвижных объектов в структуре телевизионного изображения

В.Н. Коришунов, И.В. Илюшин

(Серпухов)

Областью применения разработанного алгоритма является охранное телевидение.

Методологической основой разработанного алгоритма определения координат и сопровождения объектов переменной конфигурации в структуре сложного телевизионного изображения является теория оптимальных правил остановки для случайных процессов марковского типа [1].

Выбор признаков, на основе которых производится построение алгоритмов обнаружения, определения координат и сопровождения объектов, является важнейшей проблемой, без удовлетворительного решения которой никакое усложнение решающих правил обнаружения не может дать положительного результата. В качестве признака обнаружения, определения координат и сопровождения подвижного объекта в наблюдаемых фрагментах видеоизображения предлагается принять

величину оценки функции автокорреляции разностного изображения. В докладе приводится математическое обоснование выбора признака и оценка теоретических и экспериментальных характеристик алгоритма, построенного на его основе.

Основными этапами алгоритма являются:

- обнаружение объекта вторжения и вычисление его координат;
- определение скорости и направления движения объекта;
- прогнозирование направления и скорости перемещения объекта;
- вычисление и передача управляющих сигналов в систему наведения;
- проверка прогнозируемых величин направления и скорости перемещения;
- коррекция и передача управляющих сигналов в систему наведения.

Каждый этап алгоритма обнаружения и сопровождения объекта представляет собой отдельную задачу, но основой всего алгоритма является первый этап, обнаружение и вычисление координат объекта.

Основой составления решающего правила для первого этапа алгоритма - обнаружения и вычисления координат объекта, является предположение о том, что полную группу событий для фиксированной реализации η_n составляют следующие события: $\theta \leq n$; $\theta = n+1$; $\theta > n+1$ [2], где:

η_n - величина оценки функции автокорреляции разностного изображения;

- θ - момент начала воздействия объекта вторжения (случайная величина);
- n - текущий кадр телевизионного изображения процесса наблюдения.

Исходя из этого предположения, получены уравнения статистик для апостериорных вероятностей наличия и отсутствия динамического объекта в поле зрения телевизионной камеры в моменты времени n и $n+1$, которые в случае равномерного распределения момента появления объекта на интервале $[1, N]$ имеют вид:

$$\pi_{n+1}^{(o)} = \frac{\pi_n^{(o)} \varphi_{n+1}}{\pi_n^{(o)} (\varphi_{n+1} - 1) + \varphi_n}, \quad \pi_{n+1} = \frac{\pi_n(N-n) + (1-\pi_n)\varphi_{n+1}}{\pi_n(N-n) + (1-\pi_n)\varphi_{n+1} + (1-\pi_n)[N-(n+1)]}, \quad (1)$$

где π_n , π_{n+1} - апостериорные вероятности наличия объекта в моменты времени n и $n+1$ соответственно;

$\pi_n^{(o)}$, $\pi_{n+1}^{(o)}$ - апостериорные вероятности отсутствия объекта в моменты времени n и $n+1$ соответственно;

$$\varphi_n = \left[\int_{\eta_n}^{+\infty} f_i(\eta_n) d\eta_n \right] / \left[\int_{-\infty}^{\eta_n} f_o(\eta_n) d\eta_n \right] - \text{интегральный коэффициент}$$

правдоподобия, зависимость которого от величины η_n определяется в ходе процедуры обучения;

N - продолжительность воздействия объекта (количество кадров).

Для обнаружения используется статистика вида $R_n = \pi_{n+1}^{(o)} + \pi_n$ с границей $R_0=1$. Тем самым становится возможным оперировать не со всеми прошлыми данными, а только с апостериорными вероятностями отсутствия и наличия подвижного объекта $\pi_n^{(o)}$, π_n в настоящий и предыдущий моменты наблюдений, а решающее правило для синтеза алгоритма обнаружения подвижного объекта выглядит следующим образом:

$$R_n = \pi_{n+m}^{(m)} + \pi_n \geq R_0=1, \text{ при условии } \pi_n^{(m)} \leq \beta \quad (2)$$

где β - допустимая условная вероятность ложной тревоги, а m - количество кадров задержки (запаздывания) в определении функции R_n .

Величина оценки функции автокорреляции разностного изображения η_n , определялась в соответствии с выражениями [3]:

$$\eta_n = \sum_{k=1}^{k=I*J} \eta_k(i,j) = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J s(i,j,n-m) s(i,j,n) \quad (3)$$

$$s(i,j,n) = \begin{cases} |l(i,j,n) - l(i,j,n-m)| \in S_n, & |l(i,j,n) - l(i,j,n-m)| \geq \delta, \\ 0 & \in S_n, & |l(i,j,n) - l(i,j,n-m)| < \delta, \end{cases} \quad (4)$$

где $s(i,j,n)$ - яркость пикселя с координатами i, j в n -ом кадре разностного изображения, а I и J - количество строк и столбцов оцифрованного ТВ кадра;

$l(i,j,n)$ - яркость пикселя с координатами i, j в оцифрованном n -ом кадре ТВ изображения;

S_n - совокупность пикселей разностного изображения;

δ - минимальное отличие яркости пикселей объекта от яркости пикселей фона.

В ходе последовательных поэлементных вычислений величины η_n , производится пространственное дифференцирование η_k в соответствии с выражением

$$|\nabla \eta_k(i,j)| = \left\{ \left[\frac{\partial \eta_k(i,j)}{\partial i} \right]^2 + \left[\frac{\partial \eta_k(i,j)}{\partial j} \right]^2 \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (5)$$

Координаты i, j , для которых модуль градиента переменной η_k принимает максимальное значение, фиксируются как координаты объекта.

Синтез управляющих сигналов системы наведения происходит после второго этапа алгоритма - определения скорости и направления движения объекта. Исходными данными для решения этой задачи являются результаты полученные в ходе определения координат объекта и характеризуются более

простыми математическими зависимостями, так как стремление повысить точность в определении скорости и направления перемещения объекта, значительно увеличивают время выполнения второго этапа алгоритма.

Трудности в решении остальных задач сопровождения объекта, прогнозирование направления и скорости перемещения объекта, вычисление и передача управляющих сигналов в систему наведения, проверка прогнозируемых величин направления и скорости перемещения, коррекция и передача управляющих сигналов в систему наведения, в основном представляют проблемы технического характера, поэтому в докладе они не рассматриваются.

Для предварительной оценки алгоритма на макете телевизионного компьютерного средства наблюдения и обнаружения было проведено моделирование процесса поиска, определения координат и сопровождение подвижного объекта.

В поле зрения телевизионной камеры внедрялся объект, представляющий собой нарушителя, который двигался ортогонально оси визирования на реальном подстилающем фоне. Скорость перемещения объекта изменялась в пределах от 0,1 до 10 м/с. Размер объекта на изображении занимал от 26 до 48 элементов разложения, при формате оцифрованного полного кадра изображения 752x586 пикселей.

Вероятность обнаружения объекта составила не менее 0,98 при уровне ложных тревог не более 0,075. Ошибки в определении координат объекта не превышали 4 элементов разложения по горизонтали и 3 элементов разложения по вертикали. Время обнаружения, вычисление координат не превышало 0,8 с.

Таким образом, можно сделать вывод о том, что в качестве основного признака для обнаружения динамических объектов на сложном подстилающем фоне в реальном масштабе времени целесообразно использовать функцию автокорреляции разностного изображения, так как она обладает удовлетворительными разделительными, информационными свойствами и не требует значительных вычислительных ресурсов.

Литература

1. *Гришин А.И., Коршунов В.Н.* и др. “Разработка методов обнаружения динамических объектов на сложном подстилающем фоне в структуре телевизионных изображений на основе теории оптимальных правил остановки для случайных процессов марковского типа”- Отчет о НИР “Ежедневник”, СВВКИУ РВ, Серпухов, 1996.- 84 с.
2. *Розов А.К.* Алгоритмы последовательного обнаружения сигналов. - Санкт-Петербург.: “Политехника”, 1992.- 235 с.

3. *Ширяев А.Н.* Некоторые точные формулы в задаче о “разладке”. Теория вероятностей и её применение. Т. X. №2. 1965.- 186 с.

Направления разработки систем распознавания космических объектов по разнородной видовой информации

А.В. Корякин
(Санкт-Петербург)

Одной из ключевых проблем в задачах наблюдения за околоземной космической обстановкой является распознавание типа и функционального состояния космических объектов (КО). В качестве исходных данных используется видовой информация (ВИ) о космической фоноцелевой обстановке, являющаяся разнородной по своему разрешению, методам получения, искажениям, спектральным диапазонам, сценариям наблюдения. В качестве ВИ используются цифровые изображения наблюдаемой сцены, содержащей КО и фоны, полученные оптико-электронными средствами (ОЭС) наземного и орбитального базирования. Механизм принятия решения о типе КО может быть реализован посредством последовательной многоуровневой стратегии комплексной обработки разнородной ВИ [1]. Стратегия базируется на использовании принципов комплексирования и структурного представления формы поверхности космических объектов и их изображений. Стратегия комплексного распознавания по разнородной видовой информации может быть представлена последовательностью технологических процессов:

- планирования сеансов наблюдения космических объектов;
- оценки целевой пригодности видовой информации и формирования данных (отбраковка, геометрическая и радиометрическая коррекция, реставрация, архивирование);
- формирования эталонов;
- распознавания или оценки технического состояния;
- окончательного принятия решения по наблюдаемому объекту.

Конкретное содержание каждого технологического процесса определяется конечной целевой задачей (расознавание до типа или оценка технического состояния) и единой формой топологического описания привлекаемых изображений. Комплексирование видовой информации базируется на информационных технологиях совместной обработки ВИ, получаемой

- в течение одного сеанса наблюдения;
- в течение нескольких последовательных сеансов наблюдения;

- путем согласованного наблюдения КО наземными и орбитальными ОЭС в одном диапазоне ЭМС;
- путем согласованного наблюдения орбитальными ОЭС в различных диапазонах оптических длин волн.

Основой структурного описания наблюдаемой поверхности КО по видовой информации является качественное представление гладких однородных участков в виде признака типа формы поверхности. Такой подход позволяет уйти от трудоемких в вычислительном отношении алгоритмов определения количественных параметров локальной кривизны поверхности, а также значительно снизить уровень требований к качеству ВИ. В рассмотрение вводится достаточно полный набор типов поверхностей для изделий «крупногабаритного» машиностроительного производства, к которым относятся КО современных конструкций. Структурное описание наблюдаемой поверхности КО также дополняется признаками типа кривизны выбранных гладких участков. Описание наблюдаемой поверхности КО представляется в виде взвешенного графа, в котором вершинами являются различные участки наблюдаемой поверхности КО, а дуги определяют характер их соседства. Вершины графа имеют веса, определяющие тип формы либо тип кривизны конкретной поверхности.

Единая вычислительная модель реализации стратегии комплексного распознавания КО по разнородной ВИ представлена также в виде графа. Вершинами графа стратегии распознавания являются конечные этапы обработки, а дуги определяют последовательность выполнения вычислительных процедур конкретного технологического процесса. Вершины графа имеют веса, определяющие эффективность этапов обработки разнородной ВИ. Таким образом поиск оптимальной стратегии распознавания состоит в выборе маршрута обхода графа в соответствии с заданной величиной целевой функции, определяющей эффективность решения конечной задачи.

Основой для программной реализации технологических процессов совместной обработки ВИ являются, получившие в последнее время принципы объектно-ориентированного программирования. Как показал опыт создания подобных программных средств обработки эти принципы более всего отражают особенности форм описания разнородной ВИ и уникальных процедур обработки. В докладе представлен вариант реализации структуры программных средств системы автоматизированного распознавания космических объектов по разнородной видовой информации, построенной на принципах объектно-ориентированного программирования.

Литература

1. *Корякин А.В., Лутов И.О.* Двухуровневая стратегия комплексной обработки разнородной видовой информации о КО; Тезисы док. 8-й Всероссийской конференции "Математические методы распознавания образов". -М.: ОНТИ ПНЦ РАН, 1997: с.174-175.

Восстановление структуры наблюдаемой сцены по полутоновым изображениям

А.В. Корякин, И.О. Лутов
(Санкт-Петербург)

Все более широкое применение находят системы дистанционного зондирования, позволяющие получать детальные изображения, характеризующиеся таким пространственным разрешением, при котором на линейный размер объектов, входящих в состав наблюдаемой сцены, приходится не менее десяти элементов разрешения. При решении прямой задачи распознавания наблюдаемой сцены, так и при решении обратной задачи маскировки, приходится иметь дело с демаскирующими признаками в виде детальной структуры наблюдаемой сцены. С этой целью предлагается использовать нетрадиционный подход, связанный с выделением структуры наблюдаемой сцены посредством анализа топологической структуры видовых данных. Предлагаемый в докладе подход зачастую оказывается единственно реализуемым, особенно в тех случаях, когда объекты имеют принципиально трехмерный характер и наблюдаются под произвольными ракурсами и на различных дальностях.

Объекты наблюдаемых сцен представляются системой иерархической структуры в виде совокупности функционально-конструктивных характеристик (ФКХ), которые однозначно определяют функциональное назначение объекта. ФКХ включают сведения о наборе функционально-конструктивных элементов (ФКЭ), составляющих внешний облик объекта. Под ФКЭ понимается всякий элемент конструкции с заданным материалом покрытия, имеющий самостоятельное функциональное значение. В свою очередь каждый ФКЭ составляется из набора компонентов ФКЭ (КФКЭ), представляющих собой простейшие гладкие поверхности машиностроительного производства (плоские, сферические, цилиндрические, конические, эллиптические, параболические), стыкующиеся вдоль «ребер» – линий излома поверхности.

Наблюдаемость объекта в основном определяется кривизной поверхности. Различие в характере изменения кривизны поверхности ведет к

изменению характера отражения от образующих поверхностей. В том случае, когда имеет место некоторый закон изменения кривизны поверхности, характер отражения подвержен частичной пространственной однородности. Экспериментальные исследования поведения светотени на перечисленных типах поверхностей выявили в этом поведении ярко выраженные особенности, связанные с однородностью яркости в топографии изображения. Непрерывное, плавное изменение свойств изображения оптически однородного объекта свидетельствует о неоднородности освещенности на поверхности объекта, порожденной либо неоднородностью падающего света, либо кривизной отражающей поверхности. Естественно поэтому основными чертами изображения, несущими информацию о форме изображенных на нем объектов, принято считать области со сходными, однородными, непрерывными оптическими свойствами. Из вышеизложенного следует необходимость предварительного разбиения изображения поверхности объекта на связные области, в которых яркость изменяется незначительно и укладывается в определенный интервал интенсивности.

Исследования закономерностей поведения вектора градиента яркости на изображениях гладких поверхностей моделей объектов наблюдения с реальными покрытиями позволили сформировать набор правил, которые служат основой для разработки алгоритмов определения типа формы участка поверхности объекта и вида кривизны в пределах связной области на изображении (выпуклость, вогнутость, седло, хребет). Выделение связных областей на изображении, в которых проводится анализ поведения градиента яркости, осуществляется с помощью операции сегментации. С этой целью предварительно проводится разбиение исследуемых изображений на однородные по яркости элементарные области в пределах классов эквивалентности. Применение к элементам изображения в заданных классах эквивалентности операций топологического замыкания дает возможность выделить области однородные по яркости - фрагменты. После предварительно произведенных вычислений параметров, характеризующих отражательные и излучательные свойства участка поверхности объекта наблюдения, проекцией которого является рассматриваемый фрагмент на анализируемом изображении, осуществляется процесс вторичного замыкания, в результате которого формируется массивы описания структурных областей - сегментов. В итоге формируется иерархия однородных структурных образований анализируемого изображения: области (после формирования функции эквивалентности), фрагменты (после первичного этапа сегментации), сегменты (на конечном этапе сегментации).

Сформированная в результате операций сегментации динамическая база

данных изображения (ДБДИ) служит основой для последующего формирования структурного описания наблюдаемой сцены. ДБДИ содержит информацию по каждому однородному структурному образованию изображения, в которой однородной области ставится в соответствии запись с соответствующими атрибутами. Один из таких атрибутов - признак замкнутости краевых пикселей является основой для построения связного силуэта изображения объекта. Схема построения ДБДИ позволяет реализовать весь перечень возможных запросов, применяемых для формирования описания изображения. ДБДИ содержит как позиционные, так и структурные атрибуты, описывающие однородные структурные элементы изображения.

Оптимизация описания структурных объектов в задаче классификации молекул на основе кластеризации локальных свойств атомов

А.Н. Кулаков, М.И. Кумсков
(Москва)

Предложен новый метод локальной классификации вершин помеченных графов, предназначенный для поиска оптимальных описаний структурных объектов в виде структурных символьных спектров графов [1]. Метод программно реализован -

разработан набор дополнительных программных модулей ChPro(ChemicalProject), который предназначен для подготовки промежуточные данные для системы БИБИГОН.

Система БИБИГОН – классифицирует свойства молекул на основе их структуры, описанной в виде помеченных графов.

Система БИБИГОН использует метод описания молекулярных структур в виде перечисления всех неэквивалентных "цепочек маркированных атомов".[2]

Маркер - это символ, классифицирующий локальное или глобальное свойство вершины графа (положение в графе, заряд, валентность и т.д.).

Маркированная вершина (МВ) имеет вид:

"ИМЯ_АТОМА"+"1маркер"+"2маркер"+"3маркер"

Цепочка маркированных атомов - это конкатенация маркированных вершин:

МВ1"+"МВ2"+...+"МВn"

Непосредственно в системе БИБИГОН реализованы три простых (базовых) маркера:

- d - число соседних атомов (кроме атомов водорода);

- b - кратные химические связи атома;
- г - положение атома в кольцах.

В программной системе ChPro реализованы следующие возможности:

1. Вычисление на атомах шести новых локальных функций, по значениям которых происходит дальнейшая кластеризация вершин графов (Рис.1).
2. Поведение визуальной (одномерной) и/или полуавтоматической(двумерной) кластеризации атомов по значению этих локальных функций (Рис.2).
3. Маркирование атомов на основе результатов кластеризации, т.е. атому присваивается маркер в зависимости от принадлежности его к тому или иному кластеру. Значения маркеров задает пользователь.
4. Поиск цепочек атомов определенной длины.
5. Сборка данных для передачи в систему БИБИГОН. Т.е. поиск всех неэквивалентных "цепочек маркированных атомов".

Одномерная визуализация представляет гистограмму, где по оси X отложены значения (выбранной пользователем) функции на атомах, а по оси Y количество атомов, имеющих значение функции в данном интервале значений. Двумерное представление описывает точки, где каждой точке соответствует атом, у которого значения заранее выбранных функций равны соответственно X и Y координатам.

Поскольку в системе БИБИГОН есть возможность учета только трех маркеров на атом, то применение новых маркеров позволяет учитывать не три, а все шесть функций, причем в разных комбинациях, как одну функцию на маркер (одномерное маркирование), так и две (двумерное маркирование).

В докладе приведены результаты анализа конкретных обучающих выборок.

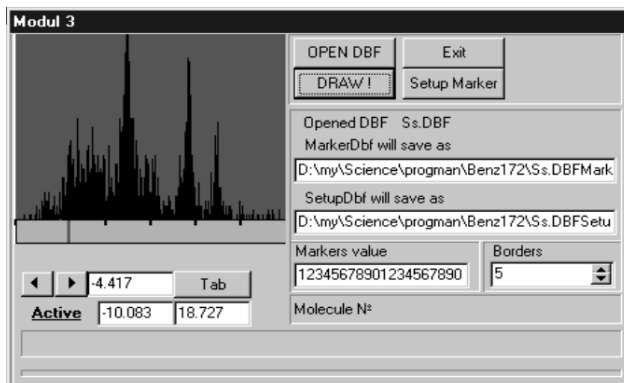


Рис.1 Одномерная визуальная кластеризация

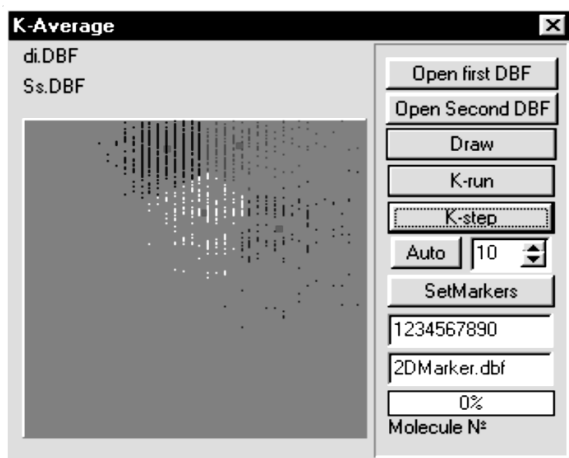


Рис.2. Двумерная полуавтоматическая кластеризация

Работа поддержана РФФИ по проектам 97-07-90307 и 98-01-00324.

Литература.

1. *Kumskov M.I.* Structural symbolic spectra as a tool for adaptive classification of structural objects. / *Pattern Rec. Image Anal*, 1998, v.8, n.2, p.130-132
2. *Mityushev D.F., Kumskov M.I.* An Integrated Software System to Predict Properties of Chemical Compounds on a Personal Computer./ *Pattern Rec. Image Anal.*, 1996, v.6, n.4. p.809-822.

Распознавание качества гидродинамических прогнозов

И.А. Куликова, А.В. Муравьев

(Москва)

Методы распознавания образов широко используются в метеорологии. Одним из возможных приложений теории распознавания является априорная оценка качества гидродинамических прогнозов. Последнее сильно колеблется и в пространстве, и во времени, а за пределами 5 - 7 дней, обычно, является неудовлетворительным. Одним из возможных путей удлинения срока действия прогноза является статистическая коррекция гидродинамических среднесрочных прогнозов с учетом априорной оценки их качества и соответствующего информативного интервала.

Развернутая в Гидрометцентре России на суперЭВМ CRAY Y-MP схема гидродинамико-статистического долгосрочного прогноза погоды в качестве

составного блока включает «априорную оценку качества прогноза». Эксперименты проводились на базе глобальной модели общей циркуляции атмосферы класса T41L15 [3]. В качестве начальных условий были выбраны метеорологические поля за период с декабря 1996 г. по август 1998 г. Гидродинамические прогнозы составлялись на период до 30 суток через каждые 10 дней на протяжении всего выбранного промежутка времени.

Важной характеристикой, от которой во многом зависит качество прогнозов, является величина амплитуды или аномалии полей геопотенциала на уровне 500 мб поверхности (АН). Временные ряды АН формировались на основе расчетов трехдневных средних значений геопотенциала за три предшествующих начальной дате прогноза месяца для всего северного полушария и трех отдельно взятых регионов. С помощью среднего квадратического отклонения были выделены три основные градации. Для прогноза АН использовался непараметрический дискриминантный анализ, а именно: метод k -ближайших точек [2]. Расстоянием между объектами служила Эвклидова метрика.

Решающее правило формулируется следующим образом. Пусть p_i - априорная вероятность появления i -го класса ($i=1,2, 3$ и $\sum_{i=1}^3 P_i = 1$), рассчитываемая по обучающей выборке. Каждый объект характеризуется набором информативных признаков, представленных в виде m -мерного вектора - предсказателя: $x=(x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{mj})$. В качестве вектора - предсказателя используются АН за два предшествующих срока наблюдений ($m=2$). Для каждого объекта определяется число ближайших к нему точек в группе i - k_i . Апостериорная вероятность, определяющая принадлежность данного объекта к i -му классу, представляется в виде:

$$\bar{P}_i = \frac{k_i P_i / n_i}{\sum_{j=1}^3 k_j P_j / n_j}$$

Номер искомого класса (i) соответствует максимальному значению \bar{P}_i .

На независимой выборке (около 30 случаев) качество распознавания аномалии второй пентады оказалось вполне удовлетворительным и составило для всего северного полушария 86%.

Для определения информативности параметра АН с точки зрения качества гидродинамических прогнозов, а именно: их средней квадратической ошибки строились таблицы сопряженности признаков и рассчитывался соответствующие статистики χ_0^2 и χ^2 [1]. Анализ полученных результатов показывает, что параметр АН содержит весьма

значительную долю полезной информации. Результаты прогнозов параметра АН уже используются в процессе оперативных испытаний комплексного гидродинамико-статистического метода долгосрочного прогноза, разработанного в отделе гидродинамических методов долгосрочных прогнозов Росгидрометцентра.

Литература

1. *Афифи А., Эйзен С.* Статистический анализ. Подход с использованием ЭВМ. М., Мир, 1982, с. 488.
2. *Айвазян С.А., Бухштабер В.М., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д.* Прикладная статистика. Классификация и снижение размерности. - М.: Финансы и статистика, 1989.
3. *Курбаткин Г.П.б Дегтярев А.Н., Фролов А.В.* Спектральная модель атмосферы, инициализация и база данных для численного прогноза погоды. С.-Петербург, Гидрометеиздат, 1994, 183 с.

Искусственный интеллект и статистические испытания в задачах размещения сложных конфигураций с прогнозированием потерь площади

Е.Г. Маежов

(С-Петербург)

Задача размещения набора сложных конфигураций на плоскости при минимальной ее площади является достаточно общей с точки зрения следующих двух особенностей:

1. Каждый элемент набора имеет определенную свою площадь;
2. Элементы набора имеют сложную конфигурацию граней.

В качестве примера можно указать на задачу размещения на полотне ткани лекал швейных изделий, разнообразие конфигураций которых потребовало в практике работы швейных предприятий привлечения эвристических подходов в решении потребных задач на уровне интерактивных компьютерных процедур с применением некоторого первоначального набора регламентирующих правил, представляющих собой простейшее обобщение практики работы раскладчиков.

Глубокое изучение задачи позволило разработать ряд следующих рекомендаций, которые следует учитывать при полной автоматизации решения задачи.

1. Нецелесообразно ориентироваться на прямой перебор в формировании раскладок, например, в виде перебора последовательности размещения деталей, так как этот перебор требует практически нереализуемого машинного времени, и к тому же здесь не будут учитываться в требуемой мере взаимные компоновки

2. В первоначальный набор регламентирующих правил входят, например, следующие положения:

- осуществляется деление деталей одежды на крупные, средние и мелкие;
- выделяются, особенно среди крупных, детали, близкие к прямоугольной форме или имеющие прямые грани: детали с указанными особенностями формы размещаются по углам раскладки или у краев поля полотна;
- в последовательности размещения деталей делается следующая ориентация: сначала размещаются крупные, потом средние и, наконец, мелкие детали;
- в особую категорию выделяются детали, вытянутые по высоте, т.е. высота которых существенно больше ширины.

3. Как в любой технологической, технической или даже информационной задаче здесь существуют факторы, которые переводят задачи из категории формулируемых в общем виде и, следовательно, трудно реализуемых, в категорию прикладных с учетом указанных выше факторов, имеющихся в каждой конкретной задаче. Применительно к формированию раскладок швейных изделий задачу целесообразно, в первую очередь, рассмотреть для случая, когда фасон готового изделия в целом соответствует антропометрическим характеристикам человека.

4. В соответствии с ограничением, которое дает пункт 3, оказывается возможным найти общие свойства деталей одежды и формируемых раскладок, которые потребовалось заложить в содержание алгоритмов, реализующих задачу в автоматическом режиме; были выявлены, например, следующие общие свойства:

- Для деталей, хотя и с некоторым приближением, оказывается возможным назначить так называемые калибры по ширине и высоте, что позволяет, например, для вертикального ряда (фрагмента) раскладок, брать детали с одинаковым числом калибров по ширине. Можно привести и другие примеры использования этого общего свойства;

- Детали, особенно мелкие, размещающиеся на некоторой площади, могут иметь множество вариантов практически беззастенчивых перестановок в размещении, что может использоваться для поиска вариантов их размещения, согласующихся по внешним границам получающегося ансамбля с другими смежными деталями.
5. Имея в виду сказанное, и при его дополнении другими рекомендациями в решении задачи полной автоматизации формирования раскладок швейных лекал следует ориентироваться на следующее:
- Первоначальный набор регламентирующих правил должен быть дополнен с учетом изложенных выше рекомендаций, по крайней мере, до уровня, соответствующего интеллектуальной деятельности раскладчиков. Тем самым будет создан в решении задачи как бы искусственный интеллект;
 - В практическом смысле соответствующие алгоритмы должны определять очередной шаг в выборе очередной детали (деталей) на размещение с учетом уже размещенных деталей и ожидающих своего места и с учетом свойств последних;
 - Разрабатываемые алгоритмы, как выше и сказано, не должны ориентировать на полный перебор в размещении деталей. Тем не менее, алгоритм не должен быть жестким и должен допускать статистические испытания.

Динамика взаимодействия гибкой нити с механической системой
Е.Г. Маежов, А.С. Донской, В.В. Сизачева
(С-Петербург)

Задача взаимодействия гибкой нити с перемещающимися направляющими является достаточно распространенной и особенно актуальна для текстильной промышленности.

Направляющие совершают принудительное вращательное (поворот на заданный угол), возвратно-поступательное движение или колеблются под действием натяжения нитей. Поскольку каждой механической системе присущи свои динамические характеристики: существенные по амплитудному уровню частоты, демпфирование, различный характер возмущающих сил, то они при взаимодействии с нитью возбуждают в ней колебания. Возмущение носит, как правило, полигармонический (периодический) характер, реже формируются импульсные или скачкообразные возмущения.

Динамические параметры механических систем получены как результат математического моделирования и экспериментального исследования.

Более подробно в работе исследовано движение гибкой нити, сматывающейся с поворачивающегося на определенный угол вала и поступающей на направляющий цилиндр, подвешенный на пружинах и колеблющийся под действием натяжения нитей. Цилиндр играет роль датчика натяжения нити и компенсатора.

Движение нити исследуется на основе аналитического решения дифференциального уравнения гибкой нити гиперболического типа в частных производных. Решение получено для нитей, внутренним демпфированием колебаний которых можно пренебречь. Демпфирование колебаний за счет сил трения, возникающих при движении нитей по направляющему валу, учитывается при формировании возмущающего сигнала, действующего со стороны опоры на нить.

Основным источником возмущения колебания нити является вал, с которого за малый временной интервал подается нить. В исследовании учтены два типа возмущающего сигнала: полигармонический и ступенчатый.

В результате решения сформированы требования, которым должна удовлетворять упругая подвеска компенсатора, чтобы возникающие колебания нити гасились на компенсаторе и не оказывали воздействия на дальнейшее движение нити.

Поиск ключевых слов в рукописном контексте

Л.М. Местецкий, И.А.Рейер

(Тверь, Москва)

Задача распознавания сканированного рукописного текста в зависимости от приложения имеет различные постановки. Наиболее проработанным направлением в настоящее время является распознавание рукописных слов из конечного достаточно ограниченного словаря, что находит применение в обработке почтовых адресов, финансовых документов и т.п. Существует, однако, большой массив рукописных документов, хранящихся в архивах, словарь которых весьма велик. Эти документы переводятся в электронную форму путем сканирования и становятся доступными для визуального анализа через телекоммуникационные каналы. Соответствующие базы данных нуждаются в средствах автоматизации поиска нужных документов по контексту. Для этого необходимо осуществить поиск в рукописных документах ключевых слов, задаваемых оператором.

Предлагаемый в докладе подход к решению этой задачи включает в себя сегментацию исходного текста на основе гранично-скелетного представления, построение эталонных рукописных вариантов заданных ключевых слов и распознавание близких к эталонам образов в исходном тексте.

Непрерывное гранично-скелетное представление растрового бинарного изображения включает в себя границу и скелет с множеством пустых кругов. Граница строится в виде многоугольной фигуры, внутри которой находятся все черные точки растра и вне – все белые точки [1]. Скелет представляет из себя множество центров всех пустых кругов, касающихся границы не менее чем в двух точках и не содержащих точек границы внутри себя [2].

На основе построения и анализа гранично-скелетного представления текста решаются следующие задачи.

1. Очистка изображения от помех как случайного, так и неслучайного происхождения. К последним относятся, например, линейки на бумаге. Эта задача решается на основе анализа внутреннего скелета.
2. Выделение связных компонент.
3. Сегментация текста на отдельные слова. Слова могут состоять из нескольких связных компонент. В основе решения этой задачи лежит анализ внешнего скелета. О близости связных компонент между собой свидетельствует обнаружение пустых кругов малого размера, касающихся разных компонент связности многоугольной фигуры.
4. Сегментация слов на отдельные штрихи. Выделение штрихов осуществляется также на основе анализа внутреннего скелета изображения, представляющего из себя плоский граф, вершины которого имеют степени от 1 до 3. Выделение штрихов сводится к разрезанию этого графа на подграфы, имеющие степень вершин не более 2. Распознавание сопряжения штрихов при этом осуществляется методом, описанным в [3].
5. Классификация штрихов. Выделяются заранее определенные типы штрихов (циклические, вертикальные, горизонтальные, выступающие, свисающие и т.д.). Конкретный набор типов штрихов задается в зависимости от типа рукописного текста, языка, на котором он написан. В частности, имеет значение время, когда писался текст, и соответствующие ему правила рукописного начертания символов.

Таким образом, каждое слово исходного текста представляется в виде кортежа символов в некотором алфавите, описывающем возможные типы штрихов.

Искомые ключевые слова также представляются в этом же алфавите на основе вариантов эталонного рукописного представления отдельных букв. Поиск слов в рукописном контексте осуществляется путем сравнения их с полученными начертаниями ключевых слов. В качестве меры близости сравниваемых коротежей используется максимальное число совпадающих штрихов. Для этого строится соответствие между одинаковыми символами сравниваемых слов такое, при котором сохраняется упорядочение их в словах и обеспечивается наибольшее число совпадений. Эта задача решается методом динамического программирования.

Предлагаемый подход позволяет ввести элементы обучения применительно к большим объемам информации, написанной одной и той же рукой. Результатом обучения является набор эталонных рукописных букв, используемый для формирования рукописного представления ключевых слов.

Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (проект 99-01-00829).

Литература

1. *Местецкий Л.М.* Непрерывный скелет бинарного растрового изображения. Труды межд. конф. "Графикон-98", Москва, 1998.
2. *Местецкий Л.М.* Скелетизация многоугольной фигуры на основе обобщенной триангуляции Делоне. Программирование, №3, 1999.
3. *Рейер И.А.* Сегментация штрихов и их соединений при распознавания рукописного текста. Труды межд. конф. "Графикон-99", Москва, 1999.

Прогнозирование риска развития рецидивов у оперированных больных эутиреоидным зобом методами распознавания *А.Н. Лисенков, О.В. Сенько, В.В. Воскобойников* (Москва)

Проведен анализ данных трех групп прооперированных больных многоузловым эутериоидным зобом (МЭЗ) щитовидной железы (75 человек с благоприятным исходом, 35 человек с наличием зубных изменений, 35 человек с рецидивами) из Научного центра эндокринологии РАМН с целью

построения модели их распознавания по следующим 10 исходным признакам: пол, возраст больного, форма гистологии, объем операции, количество и локализация узлов в тиреоидной ткани, наличие зубных изменений в окружающей узлы ткани и лимфоидного инфильтрата до операции, проведении тиреоидной терапии, времени после операции.

На первом этапе анализа методом статистически взвешенных синдромов (СВС)[1] не было выявлено статистически значимого отличия группы 2 от группы 3 и обнаружено существенное различие их объединенной группы от группы 1 больных с благоприятным исходом. Указанное различие обнаружено в пространстве следующих наиболее информативных признаков: X_1 -наличие зубных изменений до операции; X_2 -объем операции; X_3 -наличие послеоперационной терапии.

Результаты анализа в режиме скользящего контроля по данным обучающей выборки из 145 человек дали 77% правильных прогнозов и 23% ошибок при решающем правиле с одним порогом. При введении более осторожного решающего правила, включающего два пороговых значения и полосу отказов содержащую 32 больных получили ошибочные прогнозы в первом классе для 9 человек из 61 (15%), а во втором классе ошибочные прогнозы 8 человек из 52 (15%). Таким образом точность распознавания достигла 85% с числом ошибочных прогнозов 17 (15%) и числом отказом 32(22%).

Исходная выборка из 145 больных была сгруппирована по уровням указанных трех факторов по схеме факторного плана $2^3 // 8$ из 8 опытов (групп), для которого была получена следующая адекватная модель зависимости частоты рецидивов $y(\%)$ от указанных факторов

$$y = 58.1 + 21.9x_1 - 16.8x_2 - 13.8x_3 + 9.6x_1x_3 \quad (1)$$

Полученное уравнение в компактной форме хорошо объясняет имеющиеся (порой взаимоисключающие) представления хирургов относительно влияния объема оперативного вмешательства при МЭЗ и роли послеоперационной терапии при наличии зубных изменений и без них на вероятность возникновения рецидивов.

Для дальнейшего повышения точности модели «группового» прогноза (1) была сделана попытка построения зависимости частоты рецидивов от объема операции x_2 - шкалирования 9 существующих градаций объема через значения y вместо первоначально использованного крупненного шкалирования на малые и большие объемы. При этом выявлена слабовыраженная линейная зависимость y от объема операции X_2 для градаций 7, 8, 9 и значительный разброс значений y для градаций 1-6 с возможным выравниванием их полиномом 5го порядка. Полученная

информация была далее использована для учета этих градаций с целью повышения точности индивидуального прогноза рецидива на основе модели (1).

Модель группового прогноза $y = f(x_1, x_2, x_3)$, задающая в явном виде количественную связь исходных факторов x_1, x_2, x_3 с конечным результатом - частотой рецидивов y удобна для практического врача. Она позволяет осуществить также индивидуальный прогноз возможностей развития рецидива, используя наряду с вышеуказанными градациями объема операции x_2 информацию о гистологической форме новообразования x_4 (в данном случае 4 отдельных формы: рак(Р), аденома (А), коллоидная (К), Хаит (Х) и 5 их возможных парных сочетаний типа РА и т.д.). Этот признак x_4 на первом этапе анализа оказался малозначимым из-за малого объема обучающей выборки. Указанный индивидуальный прогноз можно реализовать с помощью метода Байеса для малых выборок. Другой вариант - использовать упрощенный критерий относительной частоты p_i появления этого признака x_4 в сочетании с наиболее важными из исходных признаков - в данном случае с градациями объема операции Γ_{x_2} в i -ом классе ($i=1$ - благополучный исход, $i=2$ -рецидив). Таким образом для нового больного, отнесенного по значениям x_1, x_2, x_3 с помощью модели $y = f(x_1, x_2, x_3)$ в соответствующую группу с вероятностью рецидивов $y_u = y_u(\%), u = 1, \dots, 8$, ожидаемый прогноз благоприятен, если $p_1 > p_2$ и следует ожидать рецидивов при $p_1 < p_2$. При этом можно также осуществить и прогноз времени наступления рецидива по значениям среднего времени для индивидов в подгруппе обучающей выборки с соответствующими значениями признаков x_4 и Γ_{x_2} .

Предлагаемая двухэтапная процедура позволяет получить точность классификации 97% при доле отказов 15% на новой контрольной группе из 41 больного.

Проведенный анализ данных и полученные результаты прогнозирования вероятности развития рецидивов у больных с МЭЗ позволяют сделать вывод о целесообразности создания базы данных, аккумулирующей информацию о всех больных МЭЗ, прооперированных в НЦЭ РАМН, а также больных с другими локализациями поражения эндокринной системы. Наличие такой базы позволит разработать соответствующие математические модели для обоснованного прогноза результатов выбранной схемы лечения с учетом гистологической формы МЭЗ.

Работа сделана при поддержке INTAS 96-952 и гранта для молодых ученых РАН N5.

Литература

1. *Богомолов В.П. и др.* Программная система распознавания ЛОРЕГ, М. ВЦ РАН 1998г.
2. *Лисенков А.Н.* Математические методы планирования многофакторных медико-биологических экспериментов. М. Медицина, 1979 г., 346 с.
3. *Лисенков А.Н. и др.* в кн. Применение математических методов в медико-биологических исследованиях. Труды ин-та Полиомиелита и вирусных энцефалитов АМН СССР. Вып. 20 М., 1972 с. 197-211.

Комитетные методы синтезирования спектрально-анализных изображений

А.Ф. Мухамедалиев, И.А. Мухамедалиев, Б.К. Оразов

(Казахстан)

Использование метода комитетов для обработки данных дистанционного зондирования основано на существующей близости формализованных описаний классификаций и цифровой модели изображения земной поверхности.

Рассмотрим применение методов комитетов для получения синтезированных изображений. Сформулируем задачу комитетного синтеза алгоритмов классификации в следующей постановке.

Пусть $\|b_{ij}^k\|_{q \times q}$, $k=1, \dots, m$ - набор матриц смежности алгоритмов комитета $A = \{A_1, \dots, A_m\}$. Тогда матрица групповых решений алгоритмов комитета $\|t_{ij}\|_{q \times q}$ может быть сформирована, как:

$$t_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{если } \sum_{k=1}^m b_{ij}^k \geq G \\ 0, & \text{в противном случае.} \end{cases}$$

При выполнении на матрице групповых решений отношения транзитивности она единственным образом порождает результирующее разбиение исследуемого множества объектов на непересекающиеся классы. Дальнейшая задача состоит в коррекции объектной структуры матрицы групповых решений до вида, удовлетворяющего отношению транзитивности. Методы и алгоритмы коррекции матрицы $\|t_{ij}\|_{q \times q}$ рассмотрены в [1].

Пусть: G_1, \dots, G_t - набор изображений исследуемого участка земной поверхности, снятого в t спектральных диапазонах:

Пусть $G_v = \|p_{ij}^v\|_{m \times n}$; $v=1, \dots, t$; $i=1, \dots, m$; $j=1, \dots, n$ - целочисленная матрица изображения, элементы которой равны значениям уровней яркости соответствующих пикселей (элементов изображения). Область значений предполагается дискретной (целочисленная):

$p_{ij} \in \{0, 1, \dots, k\}$; $i=1, 2, \dots, m$; $j=1, \dots, n$, - пиксели полутонового изображения.

Снимки спектральных каналов, полученные аппаратурой дистанционного зондирования представляют собой полутоновые изображения с числовыми значениями от 0 до 255.

Введем некоторый порог ε , $0 \leq \varepsilon \leq 255$ и определим решающее правило для выделения однородных областей на изображении:

$$F(p_{ij}, p_{uv}) = F_{ij}^{uv} = \begin{cases} 1, & \text{если } |p_{ij} - p_{uv}| \leq \varepsilon, \quad i = 1, \dots, m; \quad j = 1, \dots, n \\ & u = 1, \dots, m; \quad v = 1, \dots, n \\ \text{причем, если } & i = u, \text{ тт } j \neq v \text{ и } i \neq u, \text{ при } j = v \\ 0, & \text{в остальных случаях,} \end{cases}$$

Т.е., определяется принадлежность пары пикселей (p_{ij}, p_{uv}) , одному или разным классам.

Применив указанное решающее правило к каждому спектральному каналу изображения G_1, \dots, G_t получим набор матриц смежности $\|b_{ij}^k\|_{q \times q}$, $k=1, \dots, t$, которые легко сводятся в матрицу групповых решений $\|t_{ij}\|_{q \times q}$, для которой в дальнейшем применяются методы коррекции с целью приведения ее объектной структуры к виду, удовлетворяющему отношению транзитивности.

Учитывая достаточно большой объем информации, необходимый для обработки ДДЗ, предложенным методом обрабатываются только локальные участки матрицы, соответствующие отдельным областям синтезированного изображения

Заметим, что при таком методе синтеза можно обрабатывать неограниченное число спектральных каналов, т.к. матрица смежности строится для каждого изображения отдельно.

Литература

1. *Мухамедгалиев А.Ф.* Методы коррекции разбиений в задачах синтеза алгоритмов классификации (таксономии).- Алма-Ата, Наука, 1991г, 141 стр.

Диагностика остеопороза по цифровым снимкам в компьютерной рентгеновской системе

И.А. Никонов, М.Н. Устинин

(Пушино)

В Пушкинском научном центре РАН разработана медицинская компьютерная система для получения рентгенограмм без применения рентгеновской пленки. В рамках проекта была создана компьютерная программа получения, просмотра, обработки, хранения и распечатки цифровых рентгеновских изображений, включающая базовые функции обработки изображений.

В состав программы входит также методика определения реальной плотности снимаемых объектов при помощи денситометрии цифровых рентгеновских снимков. Методика предназначена для диагностики таких распространенных заболеваний, как остеопороз, проявляющийся, в частности, в изменении плотности костной ткани. Для этого в поле съемки наряду с диагностируемым объектом (запястьем пациента) включается эталонный объект – ступенчатый металлический клин. Положение клина на цифровом снимке определяется полуавтоматически. Оператор указывает на самую светлую ступеньку, а программа затем определяет ориентацию, размеры клина, расположение и плотность ступеней. Сравнивая яркости диагностического и эталонного объектов и зная реальную плотность ступенек клина, можно определить плотность ткани.

Для адекватного сравнения перед процедурой определения плотности проводится предобработка изображения, целью которой является удаление шума и выравнивание фона. Яркость изображений ровного поля, получаемых в данной системе, снижается по мере удаления от центра изображения. Этот эффект обусловлен свойствами используемой оптической системы, а также неоднородностью рентгеновского пучка, и является серьезной помехой при автоматической обработке снимков, основанной на яркостных измерениях. Для выравнивания яркости использовались различные алгоритмы аппроксимации «эталонного» рентгеновского снимка ровного поля без объектов. Затем производилось выравнивание яркости с использованием аналитических выражений для эталонного снимка.

Работа выполнена при частичной поддержке РФФИ, проект № 97-01-00526.

Использование wavelet-базисов в задачах обработки цифровых рентгеновских изображений

М.М. Ольшовец, М.Н. Устинин

(Пушино.)

Wavelet-базисы представляют собой специфические системы ортогональных функций. При таком подходе иерархический ортонормированный базис (или пара биортогональных базисов) пространства L_2 строится на основе сдвигов и растяжений в целое число раз двух (двух пар) начальных функций. Элементы такого базиса финитны, самоподобны и связаны между собой рекуррентными формулами. Финитны (или быстро стремятся к нулю вне некоторого отрезка) также и Фурье-образы базисных функций, поэтому при разложении функций (сигналов) по wavelet-базису обеспечивается высокая чувствительность к локальным изменениям исследуемой функции. Существуют эффективные алгоритмы быстрого преобразования исходного сигнала в пространство коэффициентов разложения. Дальнейшая обработка цифровых массивов с использованием wavelet-базисов ведется в пространстве коэффициентов.

Для решения задачи сжатия информации в полученном разложении сигнала (изображения) по выбранному wavelet-базису сохраняют только коэффициенты с амплитудой, превышающей некоторый порог. При этом в определенной степени решается и задача шумоподавления. Развиваются алгоритмы выбора порога, специально ориентированные на подавление шумов. В этом случае значение порога получается через интегральные характеристики изображения, вычисляемые по коэффициентам разложения, и свойства шума. В случае белого шума достаточно знать его дисперсию. Фактически, с выбором порога решается задача нелинейной аппроксимации по элементам базиса, вносящим наибольший вклад в разложение.

Модификации описанных методов были использованы в применении к задачам медицинской бесплёночной рентгенографии, при этом проводилось сравнение различных семейств базисов. Удается достигнуть значительной степени сжатия хранимых цифровых рентгеновских снимков при сохранении приемлемого качества изображения. Также удается заметно повысить соотношение сигнал/шум при сохранении детальности.

Работа выполнена при частичной поддержке РФФИ (проект № 97-01-00526).

Распознавание формы объектов с использованием морфинга контуров границы *И.А.Рейер* (Москва)

Морфинг - непрерывное преобразование одной формы в другую широко используется в компьютерной графике и дизайне. В [1] был предложен эффективный алгоритм нахождения подобной трансформации для полигональных замкнутых контуров. Считалось, что начальный и конечный контуры изготовлены из проволоки. Методом динамического программирования определялось преобразование с минимальной механической работой по растяжению и изгибу проволочных контуров.

Величину этой работы можно рассматривать в качестве меры сходства между контурами. Исследовалась возможность использования такой меры сходства при решении задачи сравнения бинарных изображений, а именно, односвязных фигур, имеющих простую замкнутую границу. В качестве контура границы использовалась многоугольная фигура, аппроксимирующая границу области, алгоритм построения которой описан в [2].

Проводились эксперименты с рукописными и печатными изображениями букв русского алфавита. Использовались несколько эталонных алфавитов. Сравнивались только внешние контуры изображений. Контур каждого предъявляемого изображения поочередно сравнивался со всеми эталонными контурами, и эталонные контуры упорядочивались по степени сходства.

В ходе исследования установлены следующие особенности использования минимальной работы по преобразованию контуров в качестве меры сходства.

Перед вычислением работы контуры необходимо масштабировать, так как работа по преобразованию зависит от линейных размеров контуров. Рассмотрено несколько вариантов масштабирования.

Вершины должны быть равномерно распределены по контуру. Для выполнения этого условия на сторонах, чья длина превышала определенную величину, вводились новые вершины.

Работа по преобразованию зависит от выбора начальных вершин в исходном и конечном контурах. Для букв русского алфавита было предложено правило выбора таких вершин.

В сам алгоритм морфинга [1] был внесен ряд изменений, позволивших существенно сократить число анализируемых вариантов.

При соблюдении указанных рекомендаций использование минимальной работы как меры сходства контуров границ представляется достаточно эффективным.

Литература

1. *T.W.Sederberg, E. Greenwood.* A physically based approach to 2-D shape blending. *Computer Graphics* 26(2), 25-34, 1992.
2. *Местецкий Л.М.* Непрерывный скелет бинарного растрового изображения. Труды межд. конф. "Графикон-98", Москва, 1998.

Обобщенная математическая модель динамики нити в прикладных исследованиях

В.Е. Романов, Н.М. Ашнин, А.С. Донской, А.П. Жабко, Е.Г. Маежов, Б.С. Михайлов, В.С. Сизачева

Предполагается, что динамика нити описывается по каждой координате гиперболическими уравнениями с неоднородностями.

Принято, что для исследования динамики нити наиболее предпочтительным следует считать применения решения по Даламберу.

При этом предполагается, в первую очередь, что нить совершает продольно-поперечные колебания.

Одна из основных трудностей при поиске решения по динамике нити (колебаниям) состоит в определении граничных условий. Дело в том, что нить при движении характеризуется не только отклонением линейных координат, но и испытывает натяжение и характеризуется направленной скоростью движения ее частиц.

Все это имеет место и в точках задания граничных условий. В то же время обычно динамика нити рассматривается в первую очередь относительно линейных координат, которые будем считать основными.

Желательно все, что имеется в граничных условиях (скорость, натяжение нити и смещения) представить через одну основную координату по каждому движению (продольному или поперечному).

Однако физически легче задать условия по каждой переменной самостоятельно (координата, натяжение, скорость), тем более что это приходится делать на полуэвристическом уровне.

Тогда оказывается возможным строить решение следующим образом.

Рассматривать в качестве основного по каждой линейной координате решения гиперболического уравнения, но однородного, это будет для него общее решение. Затем рассматривать неоднородности, учитывающие взаимовлияние координат движения и другие неоднородности, например, внутреннее трение. Скорость и натяжение нити рассчитываются по координатам, так как функции натяжения и скорости фигурируют в

составляемой математической модели для координаты. На этой же основе осуществляется указанный выше расчет неоднородностей, данные которых используются для поиска частного решения по всем неоднородностям.

Для представления совокупности граничных условий (координата, скорость, натяжение) в виде обобщенного граничного условия требуется решать на каждом шаге дополнительную систему уравнений.

При этом в случае наличия экспериментальных данных можно по отношению к обобщенному граничному условию решать задачу индефикации с целью уточнения содержания дополнительной системы уравнений, обобщающей граничные условия.

Аналогичным образом может быть введен в расчет и учет не только линейных координат, но и, например, координаты кручения нити.

В практике реализация технологий встречаются случаи, когда нить совершает сложные “устойчивые” траектории, например, траектории баллонирования в технологии прядения текстильной промышленности. В этом случае описанные выше приемы рассматриваются по отношению к отклонениям от указанных выше “устойчивых” траекторий.

Перспективность виброакустических методов в прогнозировании свойств химических нитей

*В.Е. Романов, Ф.Ф. Дедус, А.С. Донской, А.П. Жабко, В.В. Червяков,
Р.Р. Саакян, Л.Е. Жабко*
(С-Петербург)

Химические волокна и нити (далее будем говорить нити), их внутренняя структура, взаимодействие элементов структуры, технологические аспекты их изготовления - развивающаяся область науки и технологической практики.

Обращает на себя внимание то обстоятельство, что одни и те же свойства нитей могут быть получены различными на них воздействиями (влажностными, тепловыми или нагрузочными).

Упомянутые воздействия на нить могут осуществляться в ходе технологических обработок или в ходе эксплуатации.

С другой стороны, эффект от указанных воздействий есть результат их влияния на межмалекулярные связи, на взаимодействие элементов структуры объектов рассмотрения.

Желательно иметь общие показатели и общие характеристики, по которым можно было бы проводить сравнение - прогнозирование проявляющихся общих свойств нитей, которые характеризовали бы “способность объектов вести себя определенным образом при различных

воздействиях. Будем такие показатели и характеристики называть прогнозными.

К числу таких общих показателей и прогнозных общих характеристик следует отнести виброакустические характеристики, т.е. характеристики, которые получаются при высокочастотных механических воздействиях на объекты.

Имеется специальная испытательная установка, на которой оказывается возможным создавать такие воздействия малых амплитуд, которые таким образом не приводят к механическим повреждениям нитей или к нарушению их структуры.

К числу прогнозных показателей следует отнести коэффициенты математической модели нитей, которые получаются в практике зависимыми от частоты и амплитуды высокочастотных сигналов, свойств и структуры исследуемых объектов.

Для определения этих показателей предлагается метод задания формы решений, при использовании которого будет достигаться совпадение процессов колебаний, получаемых теоретически по математической модели и экспериментально на испытательной установке.

Испытательная установка имеет три опоры (ограничителя движения) и соответственно четыре участка общей нити, которая натягивается подвешенным грузом.

В математической модели и соответствующих алгоритмах решения предусмотрена параметризация X по длине нити, учет движения нити по опорам и учет взаимовлияния продольных и поперечных колебаний нити.

К числу прогнозных характеристик следует отнести частотные характеристики. При этом кроме частоты в качестве переменной будет использоваться и амплитуда возбуждаемых колебаний.

Для аналитического описания характеристик может использоваться прикладная теория ортогональных базисов. По рассматриваемой проблеме имеются пробные результаты.

Использование аппарата ограниченных ts-сетей петри в системах обработки медицинской видеoinформации

Е.И. Смирнова, Г.М. Емельянов

(Новгород)

Широкое распространение и доступность средств компьютерной обработки изображений дали мощный толчок к развитию систем по обработке медицинской видеoinформации. Это особенно касается

различных информационно-поисковых систем, связанных с хранением микробиологических изображений, таких как, срезы тканей, результаты гематологических исследований и многое другое. При этом, часто помещению изображения в базу данных предшествует его анализ и классификация в автоматическом или полуавтоматическом режиме.

Для задач классификации и для визуализации классифицированной информации наиболее предпочтительной является гиперсегментная модель представления информационной структуры, поскольку такое представление является наиболее естественным и наглядным для определения связей между классами объектов и связей внутри класса. Характерной особенностью гиперсегментной структуры является ее динамичность: в процессе функционирования система переходит от одного состояния к другому, каждое из которых определяется набором активных (например, визуализированных на экране) элементов. Переход к другому состоянию определяется выбором определенного системного события, разрешенного в рамках данного набора.

Для организации базы данных и задач хранения информации более предпочтительной является реляционная модель данных, использующая в качестве аппарата моделирования хорошо формализованную реляционную алгебру, что позволяет обращаться к данным в более абстрактной логической форме, обеспечивая легкость и гибкость при разработке кода приложения.

Для разрешения указанного противоречия авторами данной работы на базе гипертекстовой технологии была предложена новая концептуальная модель динамической информационной структуры [1], позволяющая разработать математический аппарат моделирования, подобный реляционной алгебре:

гиперсегмент A есть совокупность множеств $A = \{V, S, B, F, H\}$, где V – множество информационных элементов, объединяющее разные множества элементов разного типа $V = V_1 \cup V_2 \cup \dots \cup V_n$, $\forall i, j = \overline{1, n}, i \neq j : V_i \cap V_j = \emptyset$; B – множество разрешенных переходов; S – множество активных наборов; F и H – отображения $F : S \rightarrow B; H : B \rightarrow S$.

Информационное наполнение сосредоточено в информационных элементах множества V . Совокупность одновременно активных элементов названа авторами сценарием S_i . При наступлении какого-либо системного события (при срабатывании одного из переходов) или сразу после запуска приложения подмножество активных информационных элементов $S_i \subset V$, названное сценарием, вызывает определенную реакцию пользователя, выражающуюся в инициализации одного из равновероятно разрешенных

(для данного подмножества S_i) переходов. Разрешенное подмножество переходов из всего множества вычлняет функция F . Наконец, каждый переход, в свою очередь, посредством отображения H , определяет свое подмножество активных (видимых) элементов, определенное как сценарий.

Предложенная концептуальная модель предполагает естественную реализацию на основе классического аппарата сетей Петри с некоторыми ограничениями. Введенные ограничения, позволили решить задачу достижимости в ограниченной сети Петри, что, в свою очередь, позволило выделить из класса ограниченных сетей Петри подкласс ограниченных TS-сетей, который одновременно является и подклассом классических сетей Петри. Исследование свойств ограниченных TS-сетей Петри говорит о возможности использования их в качестве адекватного аппарата моделирования гиперсегментных информационных структур. Определение набора операций над классом ограниченных TS-сетей Петри с доказательством полноты информационного пространства, относительно введенных операций, завершает процесс построения формального аппарата моделирования гиперсегментных информационных структур и манипулирования данными в подобных структурах. Для реализации данной концепции в виде алгоритмов и программ был построен символьный язык ограниченных TS-сетей.

Изложенные принципы были использованы коллективом НИВЦ НовГУ при создании программных продуктов, названных СУБД «РЕФЕР» и медицинский электронный атлас «Схема кроветворения».

Литература

1. *G.M. Emelyanov, E.I. Smirnova* Logical Model Of Hypertext Image Database //Pattern Recognition and Image Analysis.-1999.-Vol.9, № 3.

Программное обеспечение для исследования фазовых траекторий

В.В. Стрижов, В.В. Шакин

(Москва)

Разработано программное обеспечение для приближенного описания траектории автономной динамической системы в N -мерном фазовом пространстве параметров. Исследуется гипотеза о том, что отдельные участки траектории могут лежать в подпространстве размерности существенно меньшей, чем N . Описание системы отыскивается в виде последовательности областей объемлющего конечномерного вещественного пространства, содержащих в некотором приближении траекторию системы.

Такие модельные предположения справедливы для многих реальных физических систем. Можно предположить, что каждый параметр лежит в заданных пределах измерений $\mathbf{x}_{j, \min} \leq \mathbf{x}_j \leq \mathbf{x}_{j, \max}$. Например, в клинической медицине минимальные и максимальные значения могут быть связаны с состояниями исследуемой системы: не имеет смысла измерять температуру тела человека, если ее значения выходят за пределы 34...42°C.

Один из предлагаемых алгоритмов описания системы состоит в том, чтобы вначале аппроксимировать часть исходной фазовой траектории линейным сплайном, а затем найти размерность и границы области фазового пространства, например, с помощью сингулярного разложения соответствующей подматрицы данных.

Пусть траектория системы известна на равномерной временной решетке $t = 0, \tau, 2\tau, 3\tau, \dots, T=(M-1)\tau$, причем координаты системы известны с точностью до аддитивного гауссова шума. Обозначим N измеряемых фазовых параметров через x_1, x_2, \dots, x_N , так что исходные данные образуют матрицу данных вида

$$X = (x_{i,j})_{i,j=1}^{N,M} = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} & \cdots & x_{1N} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} & \cdots & x_{1N} \\ x_{31} & x_{32} & x_{33} & \cdots & x_{1N} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{M1} & x_{M2} & x_{M3} & \cdots & x_{MN} \end{pmatrix}$$

В столбцах матрицы находятся значения данного параметра в течение промежутка времени T . В строках матрицы находятся все измеряемые параметры в данный момент времени $t \in T$.

Пусть исходные сигналы содержат в себе белый гауссов шум, среднее значение которого равно нулю, а дисперсия постоянна и известно, что она равна σ^2 . Аппроксимируем векторы \mathbf{x}_j линейными сплайнами. Узлы сплайнов находятся при помощи критерия Фишера для дисперсионного отношения между сигналом и шумом [1]. Для нахождения узлов сплайна выберем подмножество длиной m_0 . Предполагая, что элементы подмножества изменяются линейно, можно утверждать, что на любом участке этого подмножества дисперсия неизменна и равна σ^2 .

$$\sigma_{m_0}^2 = \frac{1}{m_0 - 1} \sum_{i=1}^{m_0} (\bar{x} - x_i)^2$$

где \bar{x} – среднее арифметическое выбранного подмножества, x_i – i -й элемент подмножества ($i = 1..m_0$). Сравним дисперсию двух подмножеств длиной m_0 и m_0+1 с началом одной точке.

$$F = \frac{\sigma_{m_0}^2}{\sigma_{m_0+1}^2}$$

Если значение статистики F будет значимо больше единицы, то гипотеза о линейности нарушается. Следовательно в данной точке с номером m_0+1 можно поставить новый узел линейного сплайна. После интерполяции каждому вектору x_j можно поставить в соответствие множество, состоящее из L элементов (x_{jl}, m_{jl}) , m может принимать любые целочисленные значения от 1 до M , $l=1..L$. Для того, чтобы новые значения векторов можно было хранить в матрице, где в каждой строке хранится информация о состоянии системы в определенный момент времени, выбираем все значения m_j и экстраполируем сплайны так, чтобы все вектор-столбцы x_j имели общие точки m_j . Обозначим полученную матрицу $A = (x_{i,j})_{i,j=1}^{N,L}$. Матрица A имеет N столбцов и L строк ($L < M$).

Чтобы определить размерность матрицы, найдем сингулярное разложение A . Любую матрицу A размерности $L \times N$, в которой число строк L больше числа столбцов N можно представить в виде произведения ортогональной матрицы U размерности $L \times N$, диагональной матрицы W (размерности $N \times N$) и транспонированной ортогональной матрицы V (размерности $N \times N$).

$$A = UWV^T$$

Здесь диагональная матрица W имеет на диагонали сингулярные числа $w_1 \dots w_r \dots w_n$, причем $w_1 \geq w_2 \geq \dots \geq w_r > w_{r+1} \geq \dots \geq w_n \geq 0$. То есть элементы начиная с номера r могут быть равными нулю или близки к нему. Число r можно назвать статистически значимым рангом матрицы. В данной задаче оно принимается равным искомой размерности фазового пространства наблюдаемой системы.

Развитые методы иллюстрируются на тестовых и реальных данных.

В качестве тестовой фазовой траектории взята кривая Лоренца, повернутая и отображенная в шестимерное пространство с добавленным шумом в восьми измерениях. Кривая преобразуется в матрицу данным с восемью векторами-столбцами. Матрица центрируется и нормируется, затем фазовая траектория аппроксимируется линейными сплайнами. Находятся сингулярные числа аппроксимированной матрицы, по сингулярному разложению восстанавливается трехмерная матрица и сравнивается с

матрицей, полученной из исходной траектории. Реальные данные взяты из медицины и экологии.

Литература

1. *Шакин В.В.* Вычислительная электрокардиография. М.: Наука, 1981. Опознавание и описание линий. М.: Наука, 1972.
2. Тезисы докладов ММРО-6, с.113-115.

Рекуррентная грамматика для описания и распознавания некоторых классов объектов.

Е.Р. Сулейменов

(Алма-Ата)

В работах по синтаксическому распознаванию образов, равно как и в работах по прикладной лингвистике предлагается целый ряд расширений и модификаций стандартных формальных грамматик с целью наиболее адекватного описания исследуемых классов объектов - от символьных цепочек до текстов на естественном языке и сложных визуальных образов.

В докладе предлагается новый подход к расширению стандартных грамматик путем введения переменного символа в нетерминальные элементы, а также применения правил специального вида, по форме соответствующих рекуррентным формулам. По этой причине данный тип грамматик назван рекуррентной грамматикой.

Переменный параметр t принимает только целые значения и концептуально соответствует моментам времени. Таким образом, можно говорить о введении в правила грамматики понятий порядка и параллельности. В результате грамматика по виду соответствующая регулярной или контекстно - свободной форме описывает в простом и наглядном виде контекстно - зависимые языки.

Так например, рассмотрим КЗ-язык $\{a^n b^n c^n\}$. Написание грамматики в стандартном стиле для данного языка дело достаточно нетривиальное, хотя очевидно, что каждую из трех частей можно легко описать правилами типа $A \rightarrow Aa$. Однако при выводе правильных цепочек такие правила должны применяться как бы параллельно. Рекуррентная грамматика для данного языка выглядела бы следующим образом:

$$\begin{aligned}
 A(1) &\rightarrow a, \\
 B(1) &\rightarrow b, \\
 C(1) &\rightarrow c, \\
 A(t+1) &\rightarrow A(t)a, \\
 B(t+1) &\rightarrow B(t)b, \\
 C(t+1) &\rightarrow C(t)c, \\
 S &\rightarrow A(t)B(t)C(t),
 \end{aligned}$$

где $t = 1, 2, 3, \dots$;
 S – начальный символ ;
 $A(t), B(t), C(t)$ – специальные нетерминалы,
 a, b, c – терминалы.

Далее показаны деревья выводов для рекуррентной грамматики, а также подробно рассматривается класс языков с так называемыми полиномиальными рекурсивными структурами.

К таким языкам можно отнести, например языки $\{a^{n^2}\}, \dots, \{a^{f(n)}\}$, где $f(n)$ – целочисленный полином произвольной степени.

Доказано, что в случае многоэлементного алфавита в классе языков типа $\{a^n b^n c^n\}$ при количестве элементов более двух язык становится контекстно-зависимым. Такие языки используются при описании масштабируемых изображений, например, многоугольников, что создает основу для практического использования рекуррентных грамматик.

Исследован вопрос о выводимости грамматики из множества примеров.

Применение диофантовых нейронных сетей для генетического анализа и диагностики

А.В. Тимофеев, З.М. Шибзухов

(С.-Петербург, Нальчик)

Рассматривается применение диофантовых нейронных сетей (НС) [1-3] для анализа генетической информации и диагностики генетических изменений (в том числе заболеваний).

На вход диофантовой НС поступает вектор генетической информации $x=(x_1, \dots, x_n)$ (например фрагмент генетического кода). Все компоненты вектора принимают целочисленные значения (например, кодируют аминокислоты). На выходе получается целочисленное значение y (например, код свойства организма, который кодирует входной вектор).

Архитектура диофантовой НС включает в себя три слоя:

– слой элементов вычисляющих значения целочисленной скалярной функции: $v_j = \phi(x_{i(j)} - d_j)$, $j=1, \dots, L$, L – число элементов, $i(j)$ – индекс входного признака;

– слой полиномиальных элементов, вычисляющих значения произведений вида: $u_k = v_{d(k,1)} \cdot \dots \cdot v_{d(k,Nk)}$, где $d(j,t)$ — номер t -го входного сигнала k -го элемента из предыдущего слоя, $k=1, \dots, N$, N — число элементов в слое;

– слой из одного линейного элемента, вычисляющего линейное выражение $z = u_0 + w_1 u_1 + \dots + w_N u_N$, где w_1, \dots, w_N — целочисленные весовые коэффициенты.

Выходное значение НС формирует элемент реализующий функцию выхода $y = \sigma(z)$.

Для избежания переполнений, связанных с большими целочисленными значениями в произведениях все арифметические операции осуществляются в поле вычетов \mathbf{Z}_Q , где Q — некоторое относительно «большое» простое число, много большее «значности» выходного значения НС.

В качестве функции выхода выступает функция $\text{sgn } z$ или ее многозначный вариант: $\text{sgn}(z - z_0) + \dots + \text{sgn}(z - z_{m-1})$, который принимает уже значения $0, 1, \dots, m-1$ в зависимости от того, в какой из промежутков $[0, z_0)$, $[z_0, z_1)$, ..., $[z_{m-1}, Q)$ попадет число z .

В качестве элементарной функции используются следующие: $\text{sgn } x$, $|x|^p$ $\text{sgn } x$, где p — натуральное число, $\text{sgn } x$ — пороговая функция, равная 1, если $x > 0$ и 0 в противном случае.

Обучение НС осуществляется по обучающей выборке, составленной из пар $\langle y_k, (x_{k1}, \dots, x_{kn}) \rangle$, $k=1, \dots, N$. Оно сводится к задаче построения диофантового полинома в поле \mathbf{Z}_Q , значения которого на обучающей выборке попадают в известные промежутки.

Особенность выбора элементарной функции позволяет упорядочить пары обучающей выборки по \mathbf{x} в лексикографическом порядке таким образом, чтобы выполнялось следующее условие:

$$\forall i < j \Phi(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = 0 \text{ и } \Phi(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_i) \neq 0,$$

где $\Phi(\mathbf{x}, \mathbf{d}) = \phi(x_1 - d_1) \cdot \dots \cdot \phi(x_n - d_n)$. В этом случае можно применить процедуру рекуррентного обучения диофантового полинома, предложенную в [4].

Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ № 98-01-01088.

Литература

1. Тимофеев А.В. Методы синтеза диофантовых нейросетей минимальной сложности // ДАН. 1995. Т.345. №2. С.180-183.
2. Тимофеев А.В., Шибзухов З.М. Методы синтеза и минимизации сложности диофантовых нейронных сетей // Доклады АМАН. 1996. Т.2. №1. С.56-60. Нальчик.

3. Тимофеев А.В., Шибзухов З.М. Методы синтеза и минимизации сложности диофантовых нейронных сетей над конечным полем // Автоматика и телемеханика. 1997. №4. С.204-212.

4. Шибзухов З.М. Рекуррентная схема построения кортежей многозначных функций и обучения нейронных сетей // Доклады АМАН. 1998. Т.3. №2. С.45-51.

Распознавание закономерностей по информации наблюдений.

В.Л. Токарев

(Тула)

В задачах компьютерной поддержки решений сложных неофициальных задач часто требуется приближенная формализация исследуемой системы, относительно которой принимается решение. Однако известные методы восстановления зависимостей ориентированы на формализации процессов или систем, функционирующих в среде количественных переменных, кроме того, пригодность таких моделей для решения поставленной задачи, например, прогнозирования, управления и диагностики, оценивается по одному или нескольким статистическим критериям адекватности (критерий Фишера, тест Бокса-Пирса, тест Дарбина и др.). Однако информация о проведении сложных процессов или систем заключается не только в измерениях количественных переменных, но и в значениях качественных переменных, оцениваемых в некоторой нечеткой метрике. Кроме того, успешная реализация и поддержка решения возможна только в том случае, когда полученная формальная модель исследуемой системы обладает достойной устойчивостью к погрешностям измерений или оценок.

Это заставляет использовать для приближенной формализации критерии не адекватности, а сходства - отношение толерантности. Сходство в отличие от статистической адекватности оценивается информационным критерием вида:

$$J(y, s) = -\ln(\rho(y - y^*)) - \ln(s)$$

где ρ - метрика в заданном пространстве критериев качества решения, s - параметр сложности модели, y - реализации реального процесса в заданной нечеткой метрике и при заданном алгоритме выбора решения, а y^* - тоже, получаемое с помощью модели.

В зависимости от типа шкал, в которых измеряются значения переменных исследуемой системы, приближенная модель может состоять из функциональной части, логической части и лингвистической (процедурной)

части. Процедуры синтеза таких моделей приведены в [1]. Каждая часть модели ищется в среде данных. В качестве учителя системы распознавания моделей используется обучающая выборка данных.

Определены условия, которым должна отвечать приближенная модель, чтобы поддержка решения, производимая с её помощью, обеспечивала рациональность решения, то есть, отвечала заданному ограничению на значения критериев качества решения.

Литература

1. *Токарев В.Л.* Математическое моделирование физических систем по выборке данных.// Вестник новых медицинских технологий, 1997, т.4., №4. С. 119-123

Информационно-геометрическая модель зрительного пространства

В. А. Утробин

(Н. Новгород)

Общепринятой геометрической моделью зрительного пространства является конус зрения Евклида с осевой линией по лучу зрения наблюдателя N . Необходимость такой модели следует из возможности описания отношений объектов, вложенных в евклидово пространство с прямоугольной декартовой системой координат. Однако, достаточность модели проблематична, поскольку не обеспечивает решение ряда стратегически важных (с позиций зрительного восприятия) задач: выделение наблюдателя из среды и его привязка к этой среде; восстановление трехмерной картины среды по её плоской, картинной проекции на сетчатке и такого восстановления, при котором сохраняется отношение между объектами с учетом перспективы.

Проблематично использование для модели зрительного пространства и известной концепции риманова физического пространства, как аморфного трехмерного многообразия, геометрия которого определяется зависимостью метрики от распределения наполняющих его тел. Последнее означает необходимость построения такого метрического поля, которое, с одной стороны, представлено только квадратичной формой ds^2 , а с другой стороны, необходимо зависит от всего полного множества вложенных объектов с их состояниями, скоплениями и движениями, порождая тем самым такую многомерную задачу, что её решение известными методами (особо в условиях реального масштаба времени) не возможно в принципе.

В работах [1, 2] доказана необходимость и достаточность применения пятнадцати двумерных дифференциальных преобразований (повторяемых необходимое, с позиции узнавания, число раз) к изображению, как объекту исследования, отображенному с помощью Q-преобразования (преобразования ортогонального проектирования по всей области определения) на абсолютно гладкое многообразие. Определим это множество преобразований с учетом Q-преобразований множеством (и системой) U-преобразований, где каждое есть группа. В силу принадлежности системы U-преобразований полю Киллинга с пятнадцатью векторных направлений получаем модель зрительного пространства, как евклидова пространства (пространства без времени) размерности пять (E^5); введение времени необходимо порождает модель вида (E^5, t).

В соответствии с Эрлангенской программой (по Клейну; принята в 1872г.) выделяют три класса пространств и геометрий: Евклида, Лобачевского и Римана, объединенных проективной геометрией. Поскольку окружающая среда для зрительной системы представлена на двумерной поверхности сетчатки и ограничена полем зрения, то эта среда в соответствии с законами проективной геометрии (как геометрии с базовыми группами преобразований) необходимо "развертывается во внутреннем" зрительном пространстве E^5 наблюдателя. Так как U-преобразования определены на геометрическом поле матрицы визуальных масс размера четыре на четыре, то, определяя это поле планигоном, получаем: 1) N видит только то что видит через планигон, как окно в окружающую среду. Тем самым N выделяет себя из пространства и порождает свою, внутреннюю систему координат; 2) окружающая среда погружена во внешнее пространство, имеющее свою, внешнюю систему координат, а N - точка внешнего пространства и позиция наблюдателя. Тем самым N привязывает две системы координат - внутреннюю и внешнюю. Отсюда следует, во-первых, что зрительное восприятие (и узнавание) есть процесс восстановления информационно-геометрических (исходное определение информации есть смысловое её определение) свойств окружающей среды во внутреннем зрительном пространстве. Во-вторых, процесс восстановления реализуется через процесс взаимодействия двух систем координат - внутреннюю и внешнюю; в частности, ориентация первой не обязана совпадать с ориентацией внешней системы координат (либо наоборот), что мы и наблюдаем на практике (ребёнок при рождении видит среду перевернутой).

Используя тройственную классификацию геометрий можно показать, что геометрия зрительного пространства E^5 есть геометрия трех пространств, где: каждое вложенное тело, как оболочка, принадлежит и описывается

геометрией Римана; отношение между оболочками определено геометрией Лобачевского с несобственной точкой - точкой горизонта по лучу зрения N , с несобственной линией - линией горизонта на множестве лучей, с несобственной "плоскостью" - поверхностью орисферы, наделенной геометрией Римана; оболочки и пространство с этими телами, как пространство внутреннего N (т.е. пространство с позиции N), вложено в евклидово пространство E^3 внешнего наблюдателя (либо пространство N , но с его внешней позиции).

Используя в качестве модели геометрии (куска) пространства псевдосферу с осью по лучу зрения, получаем модель "касательного" к псевдосфере обратного евклидова конуса, как аппроксимацию модели зрительного пространства с направлениями x^i , где $i=1,2,3,4$. В данной системе координат (косоугольной) допустимо определить относительную метрику пространства, для которого пятое направление - направление по лучу зрения N . Модель на базе псевдосферы позволяет объяснить такой эффект зрительной системы, как кажущееся, "почти экспоненциальное" увеличение меры при приближении объектов к "планигону-окну".

В докладе приводится модель пространства E^5 (дискретного и непрерывного); обосновывается важность участия в формировании геометрии пространства периферийного зрения; показывается необходимое участие системы U -преобразований в выявлении проективных свойств среды, представленной на планигоне картинной плоскости.

Литература

1. *Утробин В. А.* Методы обработки изображений в условиях априорной неопределенности // Дис. ... д.т.н. -Н. Новгород, 1997.
2. *Кондратьев В. В., Утробин В. А.* Основы теории активного восприятия изображений. -Н. Новгород: НГТУ, 1997.

Определение геометрических параметров подвижных объектов по телевизионным изображениям

Хачумов В.М., Кольчев А.В., Бреус В.В.

(Переславль-Залесский)

Рассматривается задача автоматического определения геометрических параметров объекта по снимкам, полученным с телевизионной камеры. Данная задача возникает, например в пилотируемых космических аппаратах при оценке параметров цели с различных расстояний. Решение требует распознавания характерных образов цели (отрезков линий, дуг) и их измерения

с заданной точностью для последующей коррекции действий при ограничении на время.

Растровое изображение, полученное в результате предварительной обработки телевизионного кадра (оцифровка, фильтрация, оконтуривание) сканируется окном прямоугольной формы. В предположении, что в окне находится объект - отрезок линии, осуществляется подбор ее параметров. Способы подбора прямой линии, аппроксимирующей множество точек предложены в работах [1,2]. Для дискретных изображений, точки (x,y) которых имеют интенсивность m_{xy} , в простейшем случае полагаем, $m_{xy}=1$, если точка подсвечена и $m_{xy}=0$ в противном случае. Аппроксимирующая линия $y=kx$ проходит через «центр тяжести» объекта (X,Y) , причем положение точки центра тяжести, инвариантно относительно операций масштабирования и поворота. Обозначим через σ - среднеквадратичное расстояние точек до линии. Угол $\varphi = \arctg(k)$, при котором значение σ минимально, будем считать углом наклона линии положения. Решая задачу на экстремум: $\partial\sigma / \partial\varphi = 0$ и введя обозначения:

$$s_0 = \sum_i \sum_j m_{ij} \cdot (j - Y) \cdot (i - X), \quad s_1 = \sum_i \sum_j m_{ij} \cdot (i - X)^2, \quad s_2 = \sum_i \sum_j m_{ij} \cdot (j - Y)^2$$

получим уравнение: $(s_1 - s_2) \cdot \sin(\varphi) \cdot \cos(\varphi) - s_0 (\sin^2(\varphi) - \cos^2(\varphi)) = 0$.

Откуда: $\sin(\varphi) = k_1^2 / (k_1^2 + k_2^2), \quad \cos(\varphi) = k_2^2 / (k_1^2 + k_2^2), \quad \text{где}$

$k_1 = s_1 - s_2 \pm \sqrt{(s_1 - s_2)^2 + 1}, \quad k_2 = 2 \cdot s_0$. Можно показать, что минимум значения σ обеспечивается при взятии результата извлечения корня со знаком плюс. Полученными формулами можно непосредственно пользоваться для вычисления параметров линии наилучшего приближения. Значение σ позволяет оценивать степень приближения и принимать решение о наличии или отсутствии искомого отрезка.

Выделение кривых линий на растровом изображении рассмотрим на примере распознавания дуг окружностей. Были исследованы различные подходы для наилучшего приближения группы точек в сканирующем окне. Простейший из них - построение дуги окружности по трем взвешенным точкам. Пусть взвешенные точки $[x_1, y_1], [x_2, y_2], [x_3, y_3]$ принадлежат трем участкам (уровням) окна. Тогда окружность, проходящая через данные точки определяется тройкой $\{a, b, R\}$, где a, b - координаты центра, а R - радиус искомой окружности. Решая систему уравнений получим: $b = (c_2 - c_1) / c_3, \quad a = c_1 \cdot b \cdot (y_2 - y_1) / (x_2 - x_1)$, где:

$$c_1 = (x_2^2 - x_1^2) + (y_2^2 - y_1^2) / (2(x_2 - x_1)), \quad c_2 = (x_3^2 - x_2^2) + (y_3^2 - y_2^2) / (2(x_3 - x_2)),$$

$c_3 = (y_3 - y_2) / (x_3 - x_2) - (y_2 - y_1) / (x_2 - x_1)$. Величина радиуса R определяется непосредственно из уравнения окружности Условия принадлежности

искомых точек окружности с параметрами $\{a,b,R\}$: $(x_2-x_1) \neq 0$, $(x_3-x_2) \neq 0$, $c_3 \neq 0$. Вопросы оценки точности приближения решаются, например следующим образом. Для каждой точки с координатами (x_i, y_i) , принадлежащей окну сканирования будем определять величину квадрата разности $(R-d_i)^2$, где d_i - расстояние i -ой точки до центра окружности с координатами (a,b) . Тогда величина $\sum_i (R-d_i)^2$, ($i=1, \dots, N$; N - число точек) может служить одним из критериев качества приближения.

Рассмотрим выделение дуги окружности с использованием приближающего полинома. Представим уравнение приближающей окружности в виде:

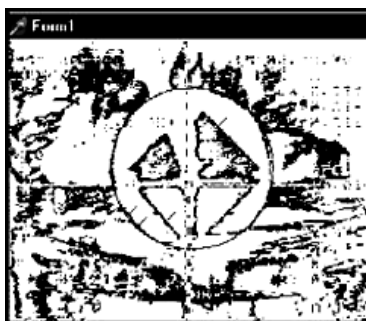
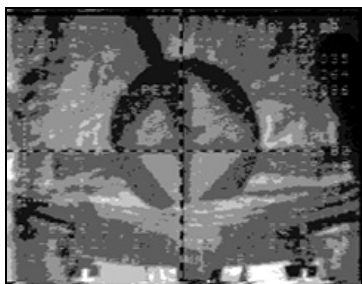
$$y = \sqrt{R^2 - (x-a)^2} + b = R \sqrt{1 - \frac{(x-a)^2}{R^2}} + b = R \sqrt{1 - z^2} + b, \quad z = (x-a)/R.$$

Выполнив разложение в ряд Тейлора и необходимые преобразования получим для приближающего полинома третьей степени $y = a_0 + a_1x + a_2x^2 + a_3x^3$ следующие коэффициенты:

$$a_0 = (R+b) - \frac{a^2}{2R} - \frac{a^4}{8R^3}, \quad a_1 = \left(\frac{a}{R} + \frac{a^3}{2R^3}\right), \quad a_2 = \left(-\frac{1}{2R} - \frac{3a^2}{4R^3}\right), \quad a_3 = \frac{a}{2R^3}.$$

С другой стороны значения неопределенных коэффициентов $\{a_0, a_1, a_2, a_3\}$ могут быть найдены по методу наименьших квадратов из решения системы уравнений для всех точек окна. Приравнивая выражения для значений неопределенных коэффициентов получаем искомые параметры $\{a,b,R\}$ приближения.

Экспериментальные исследования проводились для специальных приложений на примере стыковочного узла станции «Мир». По телевизионным кадрам распознавались и определялись параметры цели, содержащей изображение круга и характерных линий, на участке сближения с 15 метров. Ниже показаны соответственно исходный и прошедший обработку кадры.



На рисунке справа распознаны окружность и две линии (выделены штрихами) с определенным углом наклона. Время поиска составило 2-3 с. Возможные ошибки измерений устраняются программными средствами и настройкой системы. Предложенные алгоритмы определения параметров цели отличается простотой, что важно для приложений реального времени.

Литература

1. *Лагиева М.М., Хачумов В.М., Шабалов Д.В.* Метод построения линий положения для идентификации полутоновых изображений. - Автометрия, 1991, №6, с.7-12.
2. *Алибеков А.Г., Лагиева М.М., Хачумов В.М.* Определение ориентации трехмерных графических объектов.//Изв. вузов. Приборостроение, №3-4, 1995, с.35-37.

Модели сетчатки глаза для быстрого анализа изображений.

Г.В. Ценков
(Киев)

Успешное решение проблем распознавания образов нуждается в выяснении информационных механизмов сенсорных систем для их последующего использования в математических и технических моделях. В настоящее время данные нейрофизиологии о принципах обработки, например, изображений элементами и сетями зрительной системы слишком скудны для добротного копирования, но определенный прогресс достигается и при использовании фрагментарных сведений. Так, обнаружение в опытах с сетчаткой глаза тормозных связей между рецепторными клетками позволило синтезировать и использовать известные модели глаза голубя и лягушки, в которых весьма просто решаются задачи выделения контура изображения и определения его перемещения.

Рассматриваются модели, отличающиеся от известных тем, что в них более полно учтены сведения о сетчатке: многослойность, неодинаковость весов ее элементов и сложность связей между ними.

У модели, содержащей прямоугольную матрицу светочувствительных элементов типа off, имеется 6 слоев обработки изображений. Элементы слоев 1,2 имеют одинаковый вес и разную полярность, определяемую местоположением их на матрице. Суммирование весов возбужденных элементов в горизонтальном и вертикальном направлениях позволяет центрировать изображение.

После центрирования возбуждаются затемненные "клетки" слоя 3, где вес каждого последующего элемента любой строки больше предыдущего на постоянную величину А. По вертикали веса между соседними элементами изменяются на величину В. Такая организация матрицы имитирует временную развертку телевизионного устройства.

Элементы слоев 3-6 имеют тормозные связи, соответственно, горизонтальные, вертикальные и диагональные. В результате послойной обработки (вычисления разности весов между элементами) изображение оказывается разбитым на отрезки, где признаком горизонталей служит весовое приращение А, вертикалей - В, диагоналей вправо - С, а влево - D.

Кроме того, такая модель глаза в процессе функционирования автоматически выделяет контур изображения, указывает местоположение отрезков и координаты точек их пересечения. Тем самым появляется набор признаков, пригодных не только для распознавания, но и выявления перемещений объекта, а также измерения скоростей. Данные о перемещениях можно получить введением покадровой обработки, запоминанием и сравнением полученных в каждом кадре результатов.

Рассматривается также модель, где вместо привычной прямоугольной применена матрица иной формы (круглая - подобная рецептивному полю сетчатки глаза) с аналогичной организацией весов и связей между "клетками".

При решении конкретной задачи можно использовать несколько матриц, организовав взаимодействие между ними. Описанные модели пригодны для предварительной обработки изображений в распознающих устройствах цифровых, гибридных или аналоговых (напомним, что у биобъектов в начальных слоях сетчатки обработка сигналов аналоговая, дискретизация данных происходит позже - в ганглиозных клетках, связанных по выходу со зрительным нервом). Высокое быстродействие обработки очевидно: аналитические операции примитивны.

Использование фильтров гейбора и самоорганизующейся карты признаков кохонена для текстурной сегментации

Д.А. Цымбал, Г.М. Емельянов

(Новгород)

В настоящей статье мы представим комбинированный подход для выделения микробиологических объектов на изображениях гистологических препаратов. Такие микробиологические объекты (МБ объекты) могут характеризоваться цветом и текстурной поверхностью:

$$МБ \text{ Объект} = \langle \text{цвет}, (\text{текстура}) \rangle \quad (1)$$

Используя информацию о цвете и текстуре можно добиться более качественной сегментации, нежели работая только с какой-либо одной составляющей МБО. Исследования, подтверждающие это, подробно рассмотрены в [1].

Модернизируя схему обработки изображения, предложенную в [2], путем введения модуля классификатора на карте Кохонена и дополнительного канала фильтрации для цветовой составляющей МБ объекта, получим следующие шаги обработки изображения:

1) На первом шаге мы вычисляем свертку входного изображения с импульсным откликом

$$i_h(x, y) = h(x, y) * i(x, y) \quad (2)$$

Где * обозначает операцию 2-х мерной свертки и функция $h(x, y)$

$$h(x, y) = g(x, y) e^{-j2\pi(Ux+Vy)} \quad (3)$$

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_g^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma_g^2}} \quad (4)$$

Функция Гейбора $h(x, y)$ представляет собой комплексную синусоиду, центрированную в частоте (U, V) и модулированной Гауссовой огибающей $g(x, y)$. Далее, 2-мерное преобразование функции $h(x, y)$ есть

$$H(u, v) = G(u - U, v - V) \quad (5)$$

Где

$$G(u, v) = e^{-2\pi^2\sigma_g^2(u^2+v^2)} \quad (6)$$

есть ничто иное, как преобразование Фурье функции $g(x, y)$. Из формул (5), (6) мы видим, что функция Гейбора является по существу полосным пропускающим фильтром, отцентрированным относительно частоты (U, V) , с шириной полосы σ_g .

2) Модуль полученного результата вычисляется на втором шаге как

$$m(x, y) = |i_h(x, y)| = |h(x, y) * i(x, y)| \quad (7)$$

3) На третьем шаге обработке мы используем низкочастотный фильтр Гаусса $g_p(x, y)$ для сглаживания перепадов в $m(x, y)$. [2][3]

4) Цветовой фильтр $C(x, y)$ настраивается на определенные цветовые тона, характерные для каждого МБ объекта.

Таким образом, мы получили сформированный вектор признаков МБ объекта, который подается на вход карты Кохонена, с выхода которой собственно мы и получаем сегментированное изображение. До начала

обработки изображения мы проводим обучение сети векторами откликов фильтров, отцентрированными вокруг некоторых, случайным образом выбранных, точек.

Литература

1. *Neill W. Campbell, Barry T. Thomas, Tom Troscianko* "Segmentation of Natural images using Self Organizing Feature Maps"
2. *Thomas P. Weldon, William E. Higgins, Dennis F. Dunn* "Efficient Gabor filter design for texture segmentation"
3. *Thomas P. Weldon, William E. Higgins* "Algorithm for designing multiple Gabor filters for segmenting multi-textured images"

Анализ структурных объектов в задачах распознавания с использованием библиотеки классов AGraph для работы с помеченными графами

А.А. Чернобаев, М.И. Кумсков

(Москва)

При распознавании сложных структурных объектов (молекул, изображений, временных рядов) они вначале могут быть описаны как помеченные графы, для которых затем строится векторное представление, адаптированное к текущей задаче классификации [1]. Компонентами вектора, описывающего граф, являются его инварианты различной сложности. Их вычисление должно основываться на высокоуровневой библиотеке алгоритмов на помеченных графах.

Задача разработки универсальных библиотек алгоритмов решения задач на графах ставилась и решалась неоднократно [2]. С развитием объектно-ориентированного (ОО) программирования стала актуальной разработка ОО-библиотек для работы с графами. Использование ОО-подхода при решении задач на графах имеет ряд преимуществ перед традиционным структурным подходом, поскольку сам граф, его вершины и ребра являются «готовыми» объектами. При этом:

легко решается задача вычисления и динамической "привязки" произвольных атрибутов (данных) к вершинам и ребрам графа;

при реализации алгоритмов можно абстрагироваться от деталей внутреннего представления графа;

внутреннее представление графа можно менять в широких пределах без влияния на "высокоуровневые" составляющие библиотеки.

В настоящее время существует несколько объектно-ориентированных библиотек для работы с графами. Среди них можно отметить LEDA (Library

of Efficient Data types and Algorithms), GTL (Graph Template Library, University of Passau), GTL (Graph Template Library, Е.Цыпнятов). Все эти библиотеки написаны на языке C++. Библиотека AGraph [3] реализована на языке Object Pascal (в среде Delphi) и является единственной развитой библиотекой для работы с графами на Object Pascal. Основным отличием библиотеки AGraph от других ОО-библиотек является способ «привязки» данных (атрибутов) к вершинам и ребрам графа. Библиотека AGraph позволяет динамически создавать и уничтожать атрибуты вершин и ребер графа. Атрибуты фактически являются переменными, определенными на элементах графа. Можно создавать как общие для всех вершин (ребер) графа атрибуты, так и локальные, определенные только для отдельных вершин (ребер). Реализованный в Object Pascal механизм свойств (property) предоставляет удобный синтаксический механизм доступа к атрибутам. Для поддержки атрибутов в библиотеке используется собственный механизм распределения памяти, который обеспечивает высокую эффективность и минимальный расход памяти. Реализованный в библиотеке AGraph механизм атрибутов является естественным и эффективным средством поддержки помеченных графов для решения задач и анализа в задаче распознавания.

В AGraph реализованы алгоритмы решения многих задач на графах, в том числе:

- поиск путей с минимальным количеством промежуточных вершин между заданными вершинами графа,
- поиск путей минимальной длины во взвешенном графе,
- определение связности графа,
- определение отношения ребра к кольцевым системам,
- построение матрицы связности и обобщенной матрицы связности графа,
- построение матрицы достижимости графа,
- построение матрицы расстояний графа,
- поиск максимальных независимых множеств вершин графа,
- построение графа, дополнительного к заданному графу,
- построение реберного графа для заданного графа,
- построение кратчайшего остовного дерева заданного взвешенного графа,
- поиск максимального потока в транспортной сети,
- поиск хроматического числа и оптимальной раскраски графа,
- поиск эйлера цикла в графе,
- поиск гамильтоновых циклов в орграфе,
- решение задачи почтальона для взвешенного графа с неотрицательными весами ребер,
- распознавание изоморфизма графов с учетом атрибутов.

Одной из проблем при создании средств работы с помеченными графами является выбор внешнего файлового формата для хранения графов. До последнего времени каждая программная система использовала свой собственный, уникальный формат, что приводило к большим сложностям при организации обмена данных. Относительно недавно разработчики системы Graphlet предложили универсальный переносимый формат файла для представления помеченных графов — GML (Graph Modelling Language) [4]. Важным достоинством GML-формата является его открытость и расширяемость, благодаря чему этот формат сейчас поддерживается многими прикладными программами и библиотеками для работы с графами. В библиотеке AGraph также реализована возможность записи и чтения помеченных графов в GML-формате.

При необходимости библиотека AGraph может быть переписана с использованием других ОО-языков программирования, таких, например, как C++, JAVA или Eiffel.

Работа поддержана РФФИ по проектам 97-07-90307 и 98-01-00324.

Литература

1. *Kumskov M.I.* Structural symbolic spectra as a tool for adaptive classification of structural objects. /Pattern Rec. Image Anal., v.8, n.2, 1998, p.130-132
2. *М.И.Нечепуренко, В.К.Попков, С.М.Майнагашев* и др. Алгоритмы и программы решения задач на графах и сетях. — Новосибирск, "Наука", 1990.
3. Библиотека AGraph в Интернет: <http://attend.to/alexch> (<http://www.caravan.ru/~alexch>).
4. *M.Himsolt*: "GML: A portable Graph File Format". Technical Report, Universität Passau, 1997, cf. (<http://www.fmi.uni-passau.de/himsolt/Graphlet/GML>)

Эволюционная генерация молекулярных графов для решения обратной задачи прогнозирования свойств химических соединений

А.А. Чернобаев, М.И. Кумсков

(Москва)

Одним из быстро развивающихся научных направлений математической химии является разработка методов поиска количественных корреляций "структура-свойство" — ККСС-моделирование (или QSAR-моделирование). Известны программные системы, позволяющие автоматизировать построение ККСС-моделей. Возникает задача нахождения химических структур, которые можно было бы назвать "активными в рамках

построенной модели прогноза" (т.е. необходимо решить обратную задачу прогнозирования свойств химических соединений). ККСС-модель, получив на входе такую структуру, должна выдать высокое значение ее активности. Поскольку построенная модель прогноза, как правило, является нелинейной многопараметрической функциональной зависимостью (либо объединением нескольких функциональных зависимостей), то практическое решение обратной задачи осуществляется путем скрининга ("просеивания" через математическую модель) молекулярных графов — "кандидатов" на активные структуры. Если нужно найти новые активные структуры, то можно их программно генерировать. Программа-генератор должна удовлетворять противоречивым условиям. С одной стороны, ограниченные вычислительные ресурсы заставляют сужать множество структур, подаваемых на вход ККСС-модели. С другой стороны, желательно получать соединения не только известных классов, но и принципиально новые.

Задачу генерации можно сформулировать следующим образом. Пусть задано обучающее множество структур. Для каждой структуры известно значение некоторого свойства, т.е. структуры классифицированы как *активные* или *неактивные*. Допустим, что уже построена ККСС-модель прогноза. Требуется сгенерировать на основе обучающего множества новые "потенциально активные" структуры, среди которых путем скрининга будут найдены активные структуры.

В работе [1] был предложен новый метод генерации молекулярных графов, основанный на построении цепочки графов в метрическом пространстве между стартовым и притягивающим графами с использованием эволюционного алгоритма. На пространстве молекулярных графов вводится метрика $d(\cdot, \cdot)$. Затем из обучающего множества выбираются две активные структуры G_S (стартовая) и G_T (притягивающая) и строится последовательность структур $\{G_i\}$ такая, что $G_1=G_S$, $d(G_T, G_N)=0$, $d(G_{i+1}, G_T)<d(G_i, G_T)$; $i=1..N$.

Эта последовательность $\{G_i\}$ будет результатом генерации. Поскольку структуры последовательности $\{G_i\}$ занимают "промежуточное" положение между двумя активными структурами, можно ожидать, что они также будут активны. Для построения искомой последовательности графов $\{G_i\}$ используется эволюционный алгоритм, состоящий в систематической модификации молекулярных графов с помощью элементарных операций и отборе "лучших" потомков (критерием качества является близость к притягивающей структуре).

На основе данного метода была создана программная система генерации молекулярных графов [2]. Программная система состоит из программы-генератора и программы просмотра результатов генерации. Разработанное

программное обеспечение (ПО) функционирует в среде операционных систем Microsoft Windows 95/98/NT (Win32) и обладает развитым графическим интерфейсом. ПО разработано с использованием объектно-ориентированного языка программирования Object Pascal и системы программирования Borland Delphi 3.0.

В ходе опытной эксплуатации данной программной системы была проведена серия генераций структур с различными параметрами. Результаты одной из таких генераций приведены на рис.1. Видно, что структура G_N не является изоморфной притягивающей структуре G_T , однако в заданной метрике она совпадает с G_T ($d(G_N, G_T)=0$).

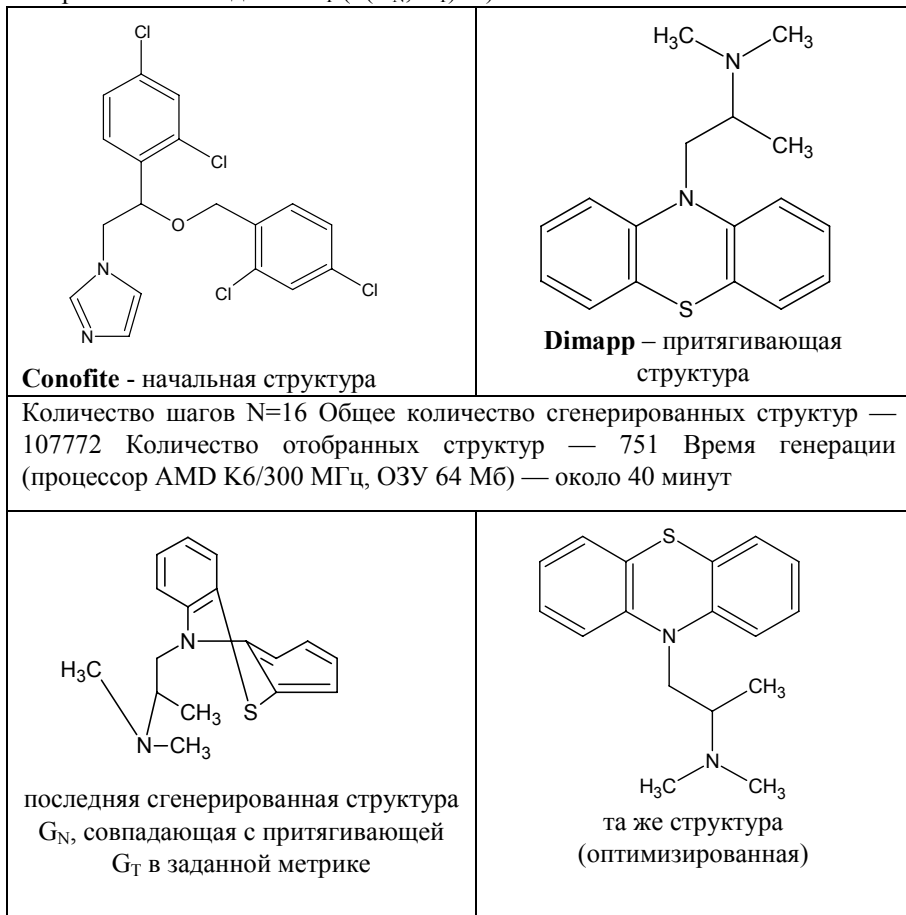


Рис. 1.

Литература

1. *Kumskov M.I., Chernobaev A.A., Mityushev D.F. The Generation of Marked Molecular Graphs Using Evolutionary Programming and Graph's Metrics / Proc. 1st Intern. Conf. on Evolutionary Computation and Its Application (EvCA'96), Moscow, 1996, p.321-329.*
2. *Чернобаев А.А., Кумсков М.И. Программа-генератор для решения обратной задачи распознавания молекулярных графов /Proc. Fourth International Conf. "Pattern Recognition and Information Processing" (PRIP'97), Minsk, Belarus, 1997, v.2, p.311-315.*

Обучаемые алгоритмы выделения трендов

Ю.В. Чехович

(Москва)

Рассматривается действительная функция одной переменной, определенная на конечном множестве точек. Такого рода функциям, как правило, соответствуют изменяющиеся во времени характеристики исследуемых процессов. Это могут быть температурные или скоростные параметры физических явлений, ценовые или объемные характеристики торгов финансовыми инструментами, количественные результаты социологических исследований и тому подобное.

В таких случаях исходные данные представляют собой множество точек в R^2 , далее называемое конечной плоской конфигурацией (КПК), разнесенных по координате, соответствующей времени. Не исключено, что такого рода множества обладают «плохой», в некотором смысле, структурой. Например, точки могут быть равномерно распределены в некоторой прямоугольной области и не подтверждать наличия какой-либо зависимости исследуемой величины от времени даже при экспертном анализе. Но, как правило, при решении прикладных задач существует уверенность в том, что положение точек соответствует некой достаточно «просто устроенной» кривой. Под простотой при этом подразумевается малое относительно числа точек КПК количество экстремумов. Более того, именно количество и положения экстремумов на аппроксимирующей кривой будет являться основным результатом изучения исходного множества. Поведение же кривой на участках монотонности не представляет существенного интереса. Итак, множество всех возможных аппроксимирующих кривых факторизуется по положению экстремальных точек.

Тенденцией изменения или трендом исследуемого процесса называется промежуток монотонности на аппроксимирующей кривой и соответствующий этому промежутку фрагмент КПК.

Очевидно, что задача выделения трендов в исходных множествах такого рода не имеет, вообще говоря, единственного решения. При содержательном анализе КПК границы трендов могут выбираться экспертом достаточно произвольно. Более того, для одной и той же выборки в зависимости от собственных представлений, типа анализа или какой-либо внешней информации выделенные экспертом тренды могут быть существенно различными. Этим обстоятельством определяется целесообразность изучения задачи синтеза алгоритмов выделения трендов, настраиваемых на определенный тип анализа. В докладе представлены результаты разработки и исследования корректности методики синтеза таких алгоритмов.

Непрерывным фрагментом КПК будем называть подмножество исходной конфигурации, соответствующее какому-либо отрезку времени. Тогда трендами в ответе алгоритма являются непрерывные фрагменты КПК состоящие из точек, отнесенных алгоритмом к классу точек монотонности, вместе с их границами.

В докладе проблема адаптации алгоритмов выделения трендов к различным типам анализа рассматривается как задача обучения по прецедентам. В качестве обучающей информации используются полученные путем экспертной оценки или каким-то другим образом результаты разбиения на тренды, вообще говоря, определенной части наперед заданной КПК. Синтезированный алгоритм должен разбивать на тренды ту же конфигурацию так, чтобы это не противоречило обучающей информации. Разбиение на тренды подаваемых на вход алгоритма конфигураций осуществляется путем решения задачи классификации - каждой точке исходного множества сопоставляется номер определенного класса, интерпретируемого, скажем, как «класс максимумов», «класс минимумов», «класс точек монотонности».

Поставленная задача обучения по прецедентам решается в рамках алгебраического подхода к проблеме распознавания. В докладе исследуется разрешимость этой задачи при использовании в качестве эвристической информационной модели семейства модифицированных алгоритмов сглаживания и монотонных корректирующих операций.

Работа выполнялась при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (код проекта 99-01-00562).

Программное обеспечение для распознавания речевого сигнала из телефонной сети

В.Я. Чучупал, К.А. Маковкин, А.С. Чичагов
(Москва)

Цель работы заключалась в создании программного обеспечения для системы распознавания речи в среде Windows NT, которая использует ресурсы персонального компьютера и работает с речевым сигналом, поступающим из телефонной сети. Областью применения программы является реализация функций удаленного доступа к пользовательским базам данных, речевой почте или организация номеронабирателя с использованием произносимых имен (вместо нажатия кнопок).

Программная часть системы состоит из четырех модулей - модуля ввода-вывода, процессора для предобработки речевого сигнала, модуля обслуживания словаря и модуля, который реализует собственно функцию распознавания речи.

Модуль ввода-вывода реализует интерфейс с телефонной линией, включая отслеживание текущего состояния линии а также операции ввода-вывода речевого сигнала. В качестве аппаратной базы для работы с телефонной линией использована карта телефонного интерфейса Dialogic D41/ESC.

Процессор предобработки речевого сигнала выполняет нормализацию сигнала по отношению к каналу и вычисление параметров сигнала. В качестве параметрического описания использованы кепстр и дельта-кепстр, а также энергия и дельта-энергия сигнала. После вычисления все четыре набора параметров сигнала кодируются с помощью самоорганизующихся карт признаков.

Для моделирования и распознавания речевого сигнала используются дискретные марковские модели контекстно-зависимых единиц речевого сигнала - фонов. Обучение моделей фонов выполнено на универсальной базе данных, собранной в телефонной сети. Вычисление параметров моделей фонов делается с помощью итерационной процедуры переоценки. Универсальность базы данных дает основания считать, что построенные модели фонов являются дикторнезависимыми и система может работать с любым диктором.

Модуль распознавания на основе словаря строит произносительную сеть и выполняет процедуру Витерби с ограничением на количество активных фонов в сети. Модель языка – биграммы.

Модуль работы со словарем включает в себя базу данных словаря (орфографическую запись слов словаря, их произносительные транскрипции

в виде последовательностей моделей фонов), матрицу вероятностей пар слов (биграммную модель языка), а также массив, содержащий параметры дискретных марковских моделей фонов. Поддерживаются сервисные функции по корректировке и обновлению словаря системы.

Программное обеспечение работает под управлением Windows NT. Основные программные решения основаны на интерфейсах TAPI и SAPI, что позволяет надеяться, что программное обеспечение может использоваться не только с Dialogic D41, но и с другими совместимыми картами.

Единая параметрическая область свойств двигателей переменного тока и прогнозирование их характеристик

*А.Л. Шапошников, А.П. Жабко, В.А. Климов, В.Г. Роот, Д.С. Низяев,
Д.Н. Клименко
(С-Петербург)*

Одна из наиболее важных задач при проектировании электроприводов переменного тока состоит в прогнозировании их свойств (характеристик) на основе математических моделей.

В данном случае речь идет о приводах, построенных на основе асинхронных и синхронно-реактивных двигателей (соответственно АД и СРД). При этом подчеркнем следующие моменты: 1). Любой электрический привод совместно с исполнительным органом представляет собой систему «двигатель-исполнительный орган» (Д-ИО). Причем исполнительный орган может иметь переменную структуру и другие особенности, проявляющиеся в движении. Однако в первом приближении в теоретических исследованиях можно считать момент инерции исполнительного органа постоянной величиной, а изменения момента нагрузки в функции скорости ротора. В этом случае оценка свойств привода связана с оценкой свойств собственно двигателя. Полученные в первом приближении параметры двигателя могут корректироваться в последующем в зависимости от полноты учета свойств исполнительного органа.

2). Прогнозирование свойств различных проектируемых объектов связано с выполнением оптимизационных процедур с тем, чтобы выйти на варианты характеристик (критериев оптимизации), удовлетворяющих компромиссному сочетанию их значений, в данном случае компромиссному сочетанию критериев, характеризующих привод. В этом случае является важным назначение исходных (базовых) точек оптимизации, удовлетворяющих или почти удовлетворяющих хотя бы по некоторым критериям конечной точке оптимизации (компромиссному решению). Если

эти точки сразу указать трудно, то желательно упростить выход на эти точки, от первоначально назначаемых.

3). В рассматриваемых приводах наиболее трудной задачей является прогнозирование свойств СРД в связи с тем, что этот двигатель имеет в общем случае гораздо более сложную динамику. Так, например, в этом двигателе возможны режимы поддержания несинхронных скоростей вращения при гармонических колебаниях потокосцеплений. Возможны и более сложные формы колебательных процессов.

При формировании траектории оптимизации желательно в области выбираемых параметров привода эти режимы обходить и при этом с запасами по удаленности от этих режимов.

4). С другой стороны асинхронный двигатель является более благоприятным с точки зрения методов оценки (прогнозирования) его динамических свойств, а также оценки его КПД, режимов пуска и др. Вместе с тем АД можно считать частным случаем СРД и математическая модель СРД переходит в математическую модель АД при равенстве параметров по продольной и поперечной осям ротора. Из сказанного следует, что двигатели СРД и АД имеют смежные области параметров.

5). Одновременно получается так, что область значений параметров АД является менее объемной по числу параметров (например, для ротора АД имеется два параметра в математической модели, а для СРД - четыре) и более простой по сложности определения критериев качества. В связи с этим в этой области легче выбрать указанные выше базовые точки.

В заключении отметим, что задача в значительной степени облегчается тем, что почти для всех показателей качества двигателей (критериев оптимизации) получены аналитические зависимости.

Применение генетических алгоритмов для построения оценок свойств молекулярных графов на основе анализа их структурных спектров

А. А. Шаркин, И. А. Копьев, М. И. Кумсков

(Москва)

Работа посвящена решению задачи классификации структурных объектов - молекулярных графов (на примере задачи оценки свойств химических соединений) на основе поиска адекватного их описания в виде структурных символьных спектров [1]

В работе решены *следующие задачи*:

Разработаны алгоритмы для поиска дополнительной символьной разметки вершин молекулярных графов, анализа и поиска элементов

структурных спектров, адекватных для описания исследуемого химического свойства.

Проведены вычислительные эксперименты по построению моделей «структура-свойство» для различных химических классов веществ и различных свойств,

Проведена оценка прогнозирующего качество построенных моделей с известными литературными данными.

Предложен способ построения зависимостей «структура-свойство» на основе генерации и оценки признаков пространств молекулярных графов, адекватных для описания заданного свойства молекул. Поиск адекватных признаков пространств ведется с помощью генетического алгоритма и эволюционных алгоритмов построения семейств моделей - метода группового учета аргументов (МГУА), - для оценки каждого гена[1].

Задача прогнозирования свойств молекулярных графов рассматривается как задача распознавания образов с учителем. Обучающая структурная БД (СБД) содержит N объектов и представляет собой список пар $TS = \{(X_1, C_1), (X_2, C_2), \dots, (X_N, C_N)\}$, где i -й объект представлен в виде вектора-строки $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iM})$; C_i - внешний признак, задающий принадлежность i -го объекта к одному из классов. Требуется построить классифицирующую функцию F такую, что на объектах обучающей СБД ее значения приближают внешнюю классификацию, заданную учителем:

$$F(X_i) = C_i + e_i; \quad \sum e_i^2 \rightarrow \min; \quad i = 1, \dots, N; \quad (1)$$

Уравнение (1) используется для классификации новых объектов, не принадлежащих обучающей СБД. Особенности химической интерпретации общей постановки задачи распознавания состоят в следующем:

внешний признак C , задающий классы обучающей СБД, может быть действительным числом, определяющим свойство химического соединения;

объекты обучающей СБД представляют собой простые графы, имеющие метки на ребрах и вершинах (молекулярно-химические графы);

заранее не задано векторное представление молекулярных структур;

классифицирующая функция $F(X_1, X_2, \dots, X_K)$ традиционно имеет линейный вид: $F(X_1, X_2, \dots, X_K) = b_0 + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots + b_K X_K$; (2), где X_i - элементы вектора описания объекта.

Векторное представление молекулярных структур:

1 Шаг

Определяется и вычисляется некоторое локальное свойство P на вершинах (атомах) молекулярного графа.

Определяется способ дискретизации P - вводится разбиение на интервалы. При этом каждой такой дискретизации взаимно однозначно соответствует ген.

Качество гена определяет некая классифицирующая функция. В нашей работе эту задачу выполняет метода группового учета аргументов.

В ходе работы генетического алгоритма определяется наилучшая дискретизация P на атомах. Таким образом, определяется разметка вершин, наиболее адекватно характеризующая данное свойство.

2 Шаг

Определяется и вычисляется дистанция D_1 между вершинами молекулярного графа.

Определяется способ дискретизации D_1 - вводится разбиение на интервалы. При этом каждой такой дискретизации взаимно однозначно соответствует ген.

Пункты c и d аналогичны пунктам c и d в шаге 1.

3 - n Шаг

Определяется и вычисляется дистанция D_{n-1} между фрагментами сложности $(n-1)$ и вершинами молекулярного графа.

Дальнейшее аналогично пунктам b , c и d в шаге 1.

Последний Шаг

После проведения маркировки формирование матрицы «молекула-фрагмент» осуществляется *полным перечислением* всех фрагментов заданной сложности. Построение уравнений (1) осуществляется методом группового учета аргументов с использованием функциональных преобразований дескрипторов, найденных в ходе работы генетического алгоритма. Проверка моделей «структура-свойство» на устойчивость проводится методом скользящего контроля (cross-validation).

В докладе приведены примеры конкретных расчетов.

Работа поддержана РФФИ по проектам 97-07-90307 и 98-01-00324.

Литература

1. *Kumskov M.I.* Structural symbolic spectra as a tool for adaptive classification of structural objects / Pattern Recogn. Image Analysis, v.8, n.2, 1998, p.130-132
2. *Макеев Г.М., Сенько О.В., Кумсков М.И.* Оценка устойчивости моделей предсказания биологических свойств гибких молекул/ Труды 4-ой Конф. "Распознавание Образов и Анализ Изображений: Новые Информационные Технологии". Новосибирск, Институт Математики СО РАН, 1998, т.1, с.143-147

Рекуррентные алгоритмы синтеза нейросетевых моделей визуальных образов в алгебраических исчислениях с наибольшим числом

З.М. Шибзухов, Л.З. Шауцкова

(Нальчик)

Рассматривается задача обучения нейронных сетей (НС) для представления моделей визуальных образов в алгебраических исчислениях с наибольшим числом. На вход НС поступают значения признаков $x_1(\omega), \dots, x_n(\omega)$ объекта-образа ω из множества объектов Ω . На выходе НС выдает значение функции $y(\omega) = f(x_1(\omega), \dots, x_n(\omega))$, сопоставляющей каждому объекту-образу $\omega \in \Omega$ искомую его характеристику, $y(\omega)$ может принимать целочисленные значения из набора $\{0, 1, \dots, m-1\}$ или вещественные значения.

Рассматриваемые НС содержат три слоя:

- слой Φ -элементов, вычисляющих значения скалярной функции $v_j = \Phi(x_{i(j)} - d_j), j=1, \dots, L, L$ – число элементов, $i(j)$ — индекс входного признака;
- слой полиномиальных Π -элементов, вычисляющих значения произведений вида: $u_k = v_{i(k,1)} \times \dots \times v_{i(k,Nk)}$, где $i(k,t)$ — номер t -го входного сигнала k -го элемента из предыдущего слоя, $k=1, \dots, N, N$ — число элементов в слое;
- слой из одного линейного Σ -элемента, вычисляющего линейное выражение $z = u_0 + \mu w_1 u_1 + \dots + \mu w_N u_N$, где w_1, \dots, w_N — весовые коэффициенты.

Все арифметические операции интерпретируются в алгебраическом исчислении с наибольшим числом, задаваемом аксиомой-функцией $\mu: (-C, C) \rightarrow \mathbf{R}$, где $(-C, C)$ – интервал изменения величин, \mathbf{R} – поле вещественных чисел. Так

$$x +_{\mu} y = \mu^{-1}(\mu(x) + \mu(y)), \quad x -_{\mu} y = \mu^{-1}(\mu(x) - \mu(y)), \\ x \times_{\mu} y = \mu^{-1}(\mu(x) \cdot \mu(y)), \quad x /_{\mu} y = \mu^{-1}(\mu(x) / \mu(y)).$$

В этом случае $(-C, C)$, наделенное такими операциями, превращается в алгебраическое поле \mathbf{R}_C .

Три слоя НС в совокупности реализуют полином от элементарных скалярных функций Φ от любой из переменных x_1, \dots, x_n в алгебраическом исчислении с аксиомой μ (в обычном алгебраическом исчислении это может быть не полиномиальная функция). Выходное значение НС формирует элемент, реализующий функцию выхода $y = \sigma(z)$.

Особенность выбора элементарной функции ϕ состоит в том, чтобы она была неотрицательной функцией и на своей области определения (включающей множества значений признаков) удовлетворяла следующему требованию:

$$\forall x_1, x_2 \exists d \phi(x_1 - d) = 0 \text{ и } \phi(x_2 - d) \neq 0.$$

Приведем примеры таких функций:

$$\begin{array}{lll} \phi(x) = x & \phi(x) = \text{sgn } x & \phi(x) = |x|^p \text{sgn } x \\ \phi(x) = 1 - e^{-ax} & \phi(x) = \text{sgn } x (1 - e^{-ax}) & \phi(x) = \text{sgn } x |x|^p e^{-ax} \\ \phi(x) = \sin qx & \phi(x) = \text{sgn } x \sin qx & \phi(x) = \text{sgn } x |x|^p \sin qx \end{array}$$

где $p, q, a > 0$, $\text{sgn } x$ — пороговая функция, равная 1, если $x > 0$ и 0 в противном случае.

В случае, когда характеристика y объекта-образа принимает целочисленные значения, в качестве функции выхода выступает функция $\text{sgn } z$ или ее многозначный вариант: $\text{sgn}(z - z_1) + \dots + \text{sgn}(z - z_{m-1})$, который принимает уже значения $0, 1, \dots, m-1$ в зависимости от того, в какой из промежутков $(-C, z_1], (z_1, z_2], \dots, (z_{m-1}, C)$ попадет число z .

$$\sigma(z) = \begin{cases} 0, & \text{Если } z \in (-C, z_1] \\ 1, & \text{Если } z \in (z_1, z_2] \\ \dots & \dots \dots \dots \\ m-2, & \text{Если } z \in (z_{m-2}, z_{m-1}] \\ m-1, & \text{Если } z \in (z_{m-1}, +C) \end{cases}$$

В случае, когда y принимает вещественные значения, будем считать, что $\sigma(z) \equiv 1$.

Обучение НС осуществляется по обучающему множеству, составленному из пар $\langle y(\omega), (x_1(\omega), \dots, x_n(\omega)) \rangle$ на некотором обучающем множестве объектов Ω .

Обучение НС сводится к задаче построения полинома от элементарных функций вида:

$$P(\mathbf{x}) = P(x_1, \dots, x_n) = w_0 + \mu w_1 \times \mu \phi(x_{i(1,1)} - d_{11}) \times \mu \dots \times \mu \phi(x_{i(1,n(1))} - d_{1n(1)}) + \mu \dots + \mu w_N \times \mu \phi(x_{i(N,1)} - d_{N1}) \times \mu \dots \times \mu \phi(x_{i(N,n(N))} - d_{Nn(1)}),$$

для которого на некотором обучающем множестве входных значений переменных x_1, \dots, x_n заданы множества, в которые попадают значения полинома ($1 \leq i(j, t) \leq n$, $n(j)$ – количество сомножителей в j -ом слагаемом). Так в случае, когда y принимает целочисленные значения, значению 0

сопоставляется промежутку $(-C, z_1]$, значению $1 - (z_1, z_2], \dots$, значению $m-2 - (z_{m-2}, z_{m-1}]$, значению $m-1 - (z_{m-1}, +C)$.

Задача построения НС сводится к задаче построения полинома $P(x)$ в алгебраическом исчислении с аксиомой μ , значения которого на обучающей выборке попадают в известные промежутки.

Особенность выбора элементарной функции позволяет упорядочить пары обучающей выборки по x в лексикографическом порядке таким образом, чтобы выполнялось следующее условие:

$$\forall i < j \Phi(x_i, x_j) = 0 \text{ и } \Phi(x_j, x_i) \neq 0,$$

где $\Phi(x, d) = \phi(x_1 - d_1) \times_{\mu} \dots \times_{\mu} \phi(x_n - d_n)$. В этом случае можно применить процедуру рекуррентного обучения полинома:

$$P_0(x) \equiv 0$$

$$P_k(x) \equiv \begin{cases} P_{k-1}(x), & \text{Если } \sigma(P_{k-1}(x_k)) = \sigma(P(x_k)), \\ P_{k-1}(x) + w_k \times_{\mu} \Phi(x, x_k), & \text{Если } \sigma(P_{k-1}(x_k)) \neq \sigma(P(x_k)), \end{cases}$$

$$w_k = (Y_k -_{\mu} P_{k-1}(x_k)) \times_{\mu} (\Phi(x_k, x_k))^{-1},$$

где $k=1, 2, \dots, N$, Y_k – любое число из множества $\sigma^{-1}(P(x_k))$, в который попадает $P(x_k)$, все арифметические операции вычисляются и интерпретируются в поле R_C .

После N шагов получаем искомым полином $P(x) \equiv P_N(x)$, по которому однозначно восстанавливается архитектура и веса синтезируемой НС.

Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований, грант №98-01-00851.

Аналитическое обеспечение оценки динамики приводов переменного тока по математическим моделям высокого порядка

А.Л Шапошников

Наиболее достоверный анализ свойств физического объекта на теоретическом уровне возможен, во-первых, если имеется его полное математическое описание и, во-вторых, если для анализа используется весь спектр качественной оценки и, тем самым, обеспечивается прогнозирование его поведения в различных режимах функционирования.

В содержании данного материала в качестве объекта анализа рассматривается электропривод переменного тока на базе синхронно-реактивного двигателя (СРД). В синхронно-реактивном электродвигателе ввиду особенностей его конструкции происходят сложные взаимодействия электромагнитных и электромеханических процессов. Входные воздействия в виде сложной формы питающего напряжения (питание от тиристорного преобразователя частоты) и особенности нагрузки (например, в приемно-намоточных механизмах производства химических волокон) усиливают актуальность проблемы аналитической оценки динамики его работы.

Рассматривается динамическое поведение системы “СРД - исполнительный орган” (СРД-ИО) в районе установившегося синхронного режима в малых отклонениях. Вначале исследуется динамика системы на уровне механических уравнений. Затем в качестве исходной рассматривается линеаризованная система уравнений шестого порядка записанная относительно потокосцеплений [1].

Получено свернутое уравнение системы относительно отклонения скорости вращения при возмущениях ΔU (отклонение амплитуды напряжения питания) и ΔM_n (отклонение момента нагрузки) при представлении коэффициентов уравнения в виде аналитических зависимостей от параметров математической модели двигателя.

Для получения полинома левой части (характеристического уравнения) системы применялись: матричный метод, метод исключения координат и метод, использующий правило Мэйсона и граф системы. В результате получено характеристическое уравнение системы СРД-ИО шестого порядка, коэффициенты которого на первом этапе позволяют установить предварительные области значений конструктивных параметров СРД, удовлетворяющие основным требованиям функционирования двигателя.

Далее на первом этапе для качественной оценки динамики используются укороченная форма критерия Рауса-Гурвица и метод эффективных полюсов и нулей.

Укороченная форма критерия устойчивости Рауса-Гурвица позволяет дать оценку устойчивости системы с использованием определителей четвертого порядка, рассматривая в характеристическом уравнении все варианты пяти рядом расположенных коэффициентов. Удаленность от границы устойчивости оценивается показателем q_i , для которых получены аналитические выражения.

По методу эффективных полюсов и нулей оцениваются запасы устойчивости с применением показателей m_i , для которых тоже получены аналитические выражения.

На втором этапе определяются полиномы правой части свернутого уравнения (используется метод исключения координат) и проводится анализ влияния возмущающих воздействий на работу системы. Здесь представлены алгоритмы приближенной оценки максимальных отклонений координат путем вычисления по аналитическим зависимостям отношений соответственных коэффициентов правых и левой частей уравнений и выбора из этих отношений наибольшего.

Вычисляемые по аналитическим зависимостям показатели несут характер критерия и поэтому на основе полученного методологического обеспечения можно строить процедуры многокритериальной многопараметрической оптимизации.

Литература

1. Математическое моделирование динамики электрических машин переменного тока/ В.А.Климов, С.М.Лаврентьев, А.Л.Шапошников и др. - СПб.: изд-во С.-Петербургского университета, 1995, 380 с.

Реализация методов распознавания и прогнозирования для решения задач в области экологии, социологии, технической и медицинской диагностики

А.Е. Янковская, А.И. Гедике, Р.В. Аметов, М.А. Стрижов, В.Ю. Панов
(Томск)

Решение широкого круга задач в таких проблемных областях, как экономика, социология, медицинская диагностика и ряде других, как правило, связано с необходимостью обработки больших объемов слабо структурированной и плохо формализованной информации.

Эффективность применения методов распознавания и прогнозирования для этих целей существенным образом зависит от модели представления знаний об изучаемых объектах, математического аппарата выявления закономерностей в знаниях и принятия решений, а также от программой реализации разработанных алгоритмов.

Предлагаемая для решения задач в области экономики, социологии, технической и медицинской диагностики интеллектуальная распознающая система ИСПРИР [1] базируется на нетрадиционной матричной модели представления знаний, сочетании логико-комбинаторного и логико-вероятностного подходов к распознаванию образов, тестовых методах принятия решений, использовании разнообразных средств графической визуализации, ориентированных на пользователей различной квалификации.

Модель представления знаний включает три матрицы: описаний, различений и переходов [2]. Матрица описаний задает описания объектов (условий или ситуаций) в пространстве двоичных (троичных, четверичных, целочисленных признаков). Матрица различений задает различные механизмы разбиения изучаемых объектов на классы эквивалентности. Матрица переходов задает динамику изменения знаний в зависимости от времени или каких-либо условий.

Реализованный в системе ИСПРИР подход к распознаванию образов основан на: применении глубоких оптимизирующих логико-комбинаторных преобразований в пространстве признаков [2] для выявления закономерностей в знаниях, влияющих на различимость объектов из разных образов; вычислении весовых коэффициентов признаков и построении минимальных безусловных диагностических тестов при логико-комбинаторном выводе [2,3]; построении оптимальных смешанных (представляющих собой сочетание условных и безусловных составляющих) диагностических тестов и вычислении вероятностей принятия решений при логико-вероятностном выводе [4,5]; организации голосования на множестве диагностических тестов.

Графические средства предназначены для визуализации информационных структур, выявленных закономерностей в знаниях и принимаемых решений, а также для принятия и обоснования решений [2].

Система ИСПРИР реализована в операционной среде Windows 95 с использованием инструментального средства C++Builder и занимает порядка 3 Мб дискового пространства.

В состав системы ИСПРИР входят база знаний и три подсистемы: управление базой знаний, оптимизация базы знаний, принятие решений.

Взаимодействие пользователя с системой организовано в форме многооконого диалогового интеллектуального интерфейса, удовлетворяющего стандарту GUI (Graphic User Interface), с развитой системой экранной помощи и надежной защитой от ошибочных действий пользователя. Выполнение команд пользователя осуществляется по его выбору: из главного меню, посредством панелей инструментов, с использованием «горячих» клавиш, контекстных меню, а также специальных «форм», содержащих контролируемые поля ввода.

Использование матричной модели при решении задач распознавания образов предопределило целесообразность создания базы знаний реляционного типа. База знаний организована по модульному принципу. С каждым модулем базы знаний связывается некоторая обучающая выборка. В системе предусмотрена защита информации от несанкционированного

доступа и от случайной порчи при вызове функций, изменяющих состояние базы знаний.

Часть функций системы ИСПРИР реализована посредством так называемых «Мастеров». Например, Мастер создания модуля знаний, Мастер оптимизации модуля знаний, Мастер принятия решений, и пр. Работа с Мастером заключается в последовательном выполнении ряда шагов. На каждом шаге пользователь отвечает на «вопросы» путем заполнения полей ввода, выбора из списков и т.д.

Система ИСПРИР является открытой и инвариантной к различным проблемным областям. С ее помощью решались такие практические задачи, как оптимизация распределения фондов финансирования по регионам области, оценка влияния психологической готовности ребенка к школьному обучению, оценка сложности печатных плат, выработка рекомендаций по оказанию медицинской помощи пострадавшим от СДЯВ и лучевых поражений, и ряд других.

Работа частично поддержана РФФИ, проекты № 95-01-00295 и № 98-01-03019.

Литература

1. *Гедике А.И., Меньшикова Е.А., Шварцман Е.М., Янковская А.Е.* Оценка влияния психологической готовности ребенка к школьному обучению на базе интеллектуальной системы ИСПРИР// КИИ'98. Сб. научных трудов VI национальной конф. с международным участием по искусственному интеллекту. Том II. - Пушкино, 1998. - С. 536-542.
2. *Yankovskaya A.Ye., Gedike A.I.* Theoretical Base, Realization and Application of the Intelligent System EXAPRAS// Proceeding East-West Conference On Artificial Intelligence "EWAIC'93 From Theory to Practice". - Moscow, 1993. - pp. 248-252.
3. *A.Yankovskaya and A.Gedike.* Construction and Evaluation of Compressed Descriptions of Patterns in an Intrlligent Recognizing System// Pattern Recognition and Image Analysis. - 1999. - Vol. 9, No. 1. - pp. 124-127.
4. *Янковская А.Е.* Степень импликации и частичная ортогонализация дизъюнктивных нормальных форм булевых функций в связи с проблемой принятия решений// Всесибирские чтения по математике и механике. Избранные доклады Международной конференции. Том 1. Математика. - Томск: Изд-во ТГУ, 1997. - С. 225-231.
5. *A.E.Yankovskaya.* An Automaton Model, Fuzzy Logic, and Means of Cognitiv Graphics in the Solution of Forecast Problems// Pattern Recognition and Image Analysis. - 1998. - Vol. 8, No. 2. - pp. 154-156.

Measurement of redundancy of a genetic text by calculation of high-frequency component of L-gramm graph

T. A. Borovina, N. N. Nazipova, O. S. Kislyuk
(Moscow)

There are some methods of estimation of genetic text complexity (or redundancy). Most common approaches are based on Shannon entropy and Kolmogorov complexity (algorithmic complexity, in most cases based on compression algorithms). Redundancy R for a text Q is defined by a particular measure of informational content F as $R(Q)=1-(F-F_{\min})/(F_{\max}-F_{\min})$, F_{\max} and F_{\min} are maximum and minimum of F on the set of all possible realizations of text Q . Our method is based on calculation of the high-frequency component of l-gramm graph.

Let us consider an L-gramm decomposition of a DNA sequence Q of length $L \gg 1$. An L-gramm graph is a form of representation of the sequence dictionary:

1. Every vertex represents a word of length l . Two vertices are connected if the corresponding l-gramms may be reached one from another by one substitution. There are $3l+1$ neighbours (connected vertices) for each vertex.
2. Each vertex is assigned a weight $w(i)$ that shows how many times the word of length l occurs in any possible position in our sequence Q .

Thus, we have a weight function defined on graph. We can also calculate smoothed weight $u(i)$ for every vertex by averaging weights at the vertex and its neighbours (vertices that are connected with the vertex i) and difference $h(i)=w(l)-u(i)$. This difference is an analog of Laplace's filter. Following the analogy, let us

- 1) discriminate set A of vertices with $h(i)>0$;
- 2) calculate the sum $H(l;Q)$ of $h(i)$ for vertices from set A and the sum $W(l,Q)$ of all $w(i)$;
- 3) define high-frequency component for our graph as a ratio $HF(l,Q)=H(l,Q)/W(l,Q)$;
- 4) define low-frequency component as $LF(l,Q)=1-HF(l,Q)$.

The introduced characteristic $LF(l,Q)$ has some important properties, including concavity, and can be used as a measure of informational content of a genetic text Q . Redundancy derived from $LF(l,Q)$ is directly proportional to $HF(l,Q)$. Therefore we call the redundancy HF-based.

Because detection of simple sequence one of the promising applications of complexity measurements, numerical experiments were performed to compare the ability of $HF(l,Q)$ method and two classic methods to discriminate the sequences with different degrees of deterioration of initial tandem repeats.

Sensitivity of this new method is comparable with one for Shannon-based redundancy and is much higher than for LZW-compression-based redundancy

(data for L-gramm graph and Shannon-based redundancy for l varies from 2 to 5). This fact allows us to use HF(l,Q) method for highlighting areas rich in approximate direct repeats in complete genomes by using the slide frame technique. We have detected some unknown sets of repeats in noncoding regions of Epstein-Barr virus genome.

Comparison of the average values of HF-based redundancy for various species is shown below (Lframe=1300, l=3). Despite minimal size of M.genitalium genome, its average HF-based redundancy is not minimal, (possible explanation is unequal A/T/G/C composition):

	Average redundancy R(3,Q)	St. Deviation
M. genitalium	0.200	0.021
M.pneumoniae	0.174	0.020
Epstein-Barr virus	0.205	0.064(*)
Bacteriophage T7	0.166	0.023
Bacteriophage Lambda	0.170	0.021

(*) Mostly due to repeats 12*3062 after Short Unique Region.

In some areas of complete genomes, our algorithm and a complexity algorithm based on Shannon entropy do display significant discrepancy in output data. For the genomes of both M.genitalium and M.pneumoniae, this discrepancy reaches its maximum in the surface structure sequence (MgPa repeats and a family of cytdherence accessory proteins). Mapping other inconsistent areas demands further research.

Fast and Numerically Stable Algorithm of two-parametric Sequence Comparison for recognizing of sequence similarity

V. Panjukov
(Moscow)

The convex hull of points is one of the central problem of computational geometry, Aurenhammer 1991. It appears, that biologists are also concerned with convex hull problem. It is emerged when studying two sequences one wishes finding all the optimal alignments and their optimal regions as well, provided that the cost of mismatches evaluated with fixed scoring matrix (like Dayhoff's matrix) and weights for indels and gaps are positive, Waterman et al 1992. Such a weight restriction and extracting the alignments by sequence alignment procedure does not allow one to use the ordinary algorithms of computational geometry immediately. Recently, Pevzner & Waterman 1995 have raised the task to develop a fast two-parametric algorithm.

Zimmer & Lengauer 1997 showed that incremental algorithms more effective than the technique used by Waterman et al 1992 and by Guesfeld & Stelling 1996, because the latter requires more sequence comparisons and preventing numerical instability is an effort. In computational geometry incremental schemes was used by Motzskin et al. 1953, Clarkson & Shor 1989, Fernandez-Baca & Srinivasan 1991, Barber et al 1996.

Notice that the incremental algorithms in use guarantee neither minimum sequence comparisons nor minimum geometrical operations nor numerical stability. Here, in the paper, the simply algorithm *FastProc* is described. *FastProc* carries out almost minimum number of sequence comparisons, small number of geometrical operations and implements with integer arithmetic if every entry of scoring matrix is integer. The latter in not a restriction, since the rational matrix is transformed into integer form by proper scaling. To sum up, *FastProc* is a solution to the problem raised by Waterman & Pevzner.

Let we are given a polygon Δ with k vertices in two-parametric weight space. A subpolygon of Δ is called the *optimal region* if the given alignment is optimal throughout and the polygon is maximal for this property. Given two sequences, *FastProc* finds all the optimal alignments and their optimal regions.

The resulting optimal regions subdivides Δ into polygons. Let v be the number of vertices and r be the number of optimal regions (polygons). Denote by n the number of sequence comparisons implemented by *FastProc* and by m the minimum number of sequence comparisons for solving problem.

THEOREM. *We have $v+r \geq n \geq m \geq v+r -k$. If Δ is a rectangle then $n-m \leq 4$. Also, *FastProc* fulfils at most $(v+r -1)r$ geometrical operations those are the intersections of straight lines in plane.*

Note that Zimmer & Lengauer 1997 requires $O(r^4)$ geometrical operations.

ОГЛАВЛЕНИЕ

I. МАТЕМАТИЧЕСКАЯ ТЕОРИЯ РАСПОЗНАВАНИЯ.

Айдарханов М.Б., Ла Л.Л. Об устойчивости алгоритмов групповой классификации.....	3
Апраушева Н.Н., Сорокин С.В. Об одном методе оценивания числа классов 4	
Бауман Е.В. Размытая упорядоченная классификация	5
Бериков В.Б. Анализ структурированных объектов со случайным числом подобъектов	7
Бериков В.Б. О задаче классификации мутационных спектров в генетических последовательностях.....	10
Вайнцвайг М.Н., Полякова М.П. Моделирование процесса формирования понятий на основе зрительной информации.....	12
Васильев В.И., Горелов Ю.И. Дуальный подход к синтезу алгоритмов распознавания.....	15
Васин Ю.Г., Лебедев Л.И. О вычислительной сложности получения оценок сходств при распознавании трехмерных разномасштабных объектов.....	16
Виноградов А.П., Рязанов И.В. Оптимизация ранговых кодов по метрике в SN.....	18
Виноградов А.П., Рязанов И.В. Взаимодействие оценок в группах SN и BN через индуцированную метрику	20
Вишняков В.Н., Лапко В.В. Нечеткие модели распознавания образов в задаче оценивания профессиональной подготовки специалистов.....	21
Воронцов К. В. Эффективные алгоритмы синтеза монотонных корректирующих операций.	23
Герасимов М.К. Об одной задаче анализа многомерных временных рядов ..	25
Горелов Ю.И. К синтезу подсемейств корректных алгоритмов распознавания ограниченной емкости	27
Горошников Т.А., Дедус Ф.Ф., Куликова Л.И. О создании банка формул в пространстве коэффициентов разложения для решения задач распознавания в широком смысле	28
Грибов М.Г. Определение поведения динамической системы по траектории ее образа	30
Гуревич И. Б., Журавлев Ю. И., Сметанин Ю. Г. Построение алгебр изображений на основе дескриптивного подхода	33
Дедус Ф.Ф., Махортых С.А., Устинин М.Н., Дедус Ф.Ф. (мл.) Решение задач фильтрации, распознавания и прогнозирования с помощью классических ортогональных базисов дискретного аргумента.....	37

Дедус Ф.Ф., Панкратов А.Н., Дедус Ф.Ф. (мл.) Диагностика сложных динамических объектов на основе обобщенного спектрально-аналитического метода	38
Донской В.И., Махина Г.А., Нуриев Р. Е. Модель обучения распознаванию, основанная на суперпозиции Колмогорова	39
Дорофеюк А.А., Алёшина Л. А. Методы коллективной многовариантной экспертизы с использованием алгоритмов кластерного анализа	42
Дорофеюк А.А., Чернявский А.Л. Методы кластерного анализа многомерных динамических объектов	44
Дюкова Е.В., Инякин А.С. Решение задачи таксономии на основе построения -покрытий	45
Дьяконов А. Г. Эффективные формулы вычисления оценок для алгоритмов распознавания с произвольными системами опорных множеств	47
Камилов М.М., Нишанов А.Х., Акбаралиев Б.Б. Оценка критерия информативности фишерского типа в условиях ограниченности ресурсов	49
Камилов М.М., Нишанов А.Х., Пак И.Т. Об одном методе прогнозирования временных рядов	50
Камилов М.М., Фазылов Ш.Х., Нишанов А.Х. Эвристические методы и критерии оценки качества признаков и их наборов	51
Кельманов А.В., Хамидуллин С.А. Оптимальное обнаружение заданного числа одинаковых подпоследовательностей в квазипериодической последовательности	53
Козлов В.Н. О способе сравнения формы фигур, основанном на геометрических преобразованиях	55
Котельников И. В. Экстремальные свойства алгоритмов распознавания на основе оптимальных тупиковых нечетких тестов	57
Куркина М.В. О корректности линейных замыканий моделей алгоритмов вычисления оценок	60
Ланге М.М., Ланге А.М. Инвариантное представление и эффективное кодирование образов для составления словарного дерева	61
Лапко А.В., Ченцов С.В. Непараметрические модели распознавания образов в задаче анализа случайных множеств	64
Лбов Г.С., Рыбина Е.В. Построение решающих функций распознавания для структурированных объектов	65
Лбов Г.С., Ступина Т.А. Задача предсказания многомерной переменной	67
Мазуров В.Д. О диагностике и вычислении ценностей информации	69
Майоров В.В., Шабаршина Г.В. Хранение и воспроизведение последовательности бинарных векторов сетями из w - нейронов	71
Майсурадза А.И. О выборе размерностей евклидовых представлений метрических описаний прецедентов	74
Матросов В.Л., Семочкин А.Н. О проблеме обоснования качества классов алгоритмов с универсальными ограничениями монотонности	76

Меркулова Н.А. Задание порядка в области определения признаков как метод структурированного описания сложных объектов.....	78
Моттль В.В., Двоенко С.Д. Блинов А.Б. Древовидные марковские случайные поля в задачах анализа массивов упорядоченных данных	80
Моттль В.В., Двоенко С.Д., Лисицын С.В., Ключарева Ю.С. Процедуры мультиэлаймента в задачах обучения распознаванию сигналов разной длительности.....	83
Моттль В.В., Двоенко С.Д., Лисицын С.В., Ключарева Ю.С. Процедуры мультиэлаймента в задачах обучения распознаванию сигналов разной длительности.....	86
Неделько В. М. Оценивание доверительного интервала для вероятности ошибки решающей функции распознавания по эмпирическому риску	88
Неймарк Ю.И., Теклина Л.Г. Расширенный модифицированный рекуррентный метод наименьших квадратов в распознавании временных рядов	91
Пендюрина Г.В. Прогнозирование эффективности алгоритмов формирования искусственного интеллекта в задачах размещения	93
Пономарева И.Д. Применение адаптивного секвентного базиса к задачам прогнозирования.....	95
Романов В.Е., Литвинчук В.Л., Климов В.А., Энтин В.Я., Клименко Д.Н. Ноль-схема вычислительного алгоритма в многокритериальной прогнозирующей оптимизации	96
Рыбин А.И. О некоторых достаточных условиях существования комитета большинства.....	98
Рязанов В.В. Об одном подходе к решению задачи прогнозирования состояний или ситуаций	100
Сапоженко А.А., Сумкина Н.В. Логический подход к динамической задаче прогнозирования.....	101
Сенько О.В. Об одном методе выбора оптимальной модели аппроксимации	103
Скворцов А.А., Кумсков М.И. Поиск оптимальной разметки вершин помеченных графов в задаче классификации структурных объектов	105
Терпугов А. Ф., Колупаева С. Н., Янковская А. Е. Оценка информативности признаков и объема обучающей выборки в задаче распознавания образов	108
Тимофеев А.В., Шибзухов З.М. Обучение многозначных нейронных сетей распознавания образов.....	111
Угольников Б.З., Матросов В.Л. Системы булевых функций, изменяющихся во времени.....	113
Фазылов Ш.Х., Мирзаев Н. Об одной модели алгоритмов распознавания, основанных на оценке взаимосвязанности признаков	115
Фоменко И.В., Архипов А.В., Климов В.А. Интеллектуальные эвристические схемы ускорения решения комбинаторных задач большой размерности.....	117

Фурсов В.А. Метод проекций на нуль-пространство в проблеме распознавания образов по малому числу наблюдений	119
Хачай М.Ю. Об оценке емкости класса комитетов линейных разделяющих функций.....	121
Чернов В.М. О линейной разделимости классов в неархимедовых замыканиях дискретных пространств.....	124
Чичева М.А., Чернов В.М. Локально-линейные методы распознавания текстур.....	125
Шакин В.В., Крепец В.В. Робастные нейронные сети и методы регуляризации.....	126
Шевченко В.И. О сложности диагностики перепутывания соединений в схемах из функциональных элементов.....	129
Янковская А.Е. Тестовое распознавание на базе сочетания различных подходов.....	131
Янковская А.Е., Муратова Е.А., Берестнева О.Г. Адаптивное преобразование признаков в задачах распознавания образов.....	133
Massimo Ferri, Claudia Landi. Representing size functions by complex polynomials	136
Edward M. Pogossian. Tests preserving an ordering of alternatives.....	138

II. ПРИКЛАДНЫЕ ЗАДАЧИ И СИСТЕМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ.

Амиргалиев Е. Н. Нарынов С. С. Обучающая система распознавания графических образов argus-0.1	141
Апраушева Н.Н., Горлач И.А., Желнин А.А., Полунин М.А. Экспериментальная оценка алгоритма автоматической классификации облачности при идентификации класса "поверхность суши" по данным МИСЗ МЕТЕОСАТ	143
Бовырин А.В., Губанов А.В., Колесов А.И., Курякин В.Ф., Родюшкин К.В., Чудинович Б.М. Библиотека функций векторной обработки видеоизображений в реальном времени.....	145
Ботуз С.П. Автоматизированный синтез нейроподобных структур и моделей идентификации нелинейных динамических процессов в internet.....	147
Васин Ю.Г., Лебедев Л.И., Плесков А.В., Игнатьева В.П. Технология автоматического ввода текстовых документов произвольного формата на основе двухуровневого метода распознавания.....	149
Викентьев А.А., Коренева Л.Н. К вопросу о расстояниях между формулами, описывающими структурированные объекты	151
Ворона Д.Г., Кумсков М.И. Программная реализация генетического алгоритма в задаче поиска метрик на структурных объектах	154
Ворона Д.Г., Кумсков М.И. Применение эволюционно-ориентированного подхода в задаче классификации структурных объектов.....	156

Воронцов К. В. Язык описания алгоритмических суперпозиций SDL.....	158
Гашников М.В., Глумов Н.И., Сергеев В. В. Метод компрессии изображений в системах оперативного дистанционного зондирования	160
Гельфманд М.С., Назипова Н.Н., Боровина Т.А. Метод распознавания сайтов связывания рибосом у прокариот	163
Геппенер В.В., Черниченко Д.А. Применение wavelet-преобразования к задаче выделения и классификации артефактов в цифровых электроэнцефалогических системах.	165
Глазкова Т.Г., Якунин С.Н. Экстремальные алгоритмы обучения распознаванию образов, основанные на принципе структурной минимизации риска	167
Гуревич И.Б., Журавлев Ю.И., Мурашов Д.М., Сметанин Ю.Г., Хилков А.В. Программная среда для анализа и понимания изображений "ЧЕРНЫЙ КВАДРАТ 1.0"	169
Дедус Ф.Ф., Махортых С.А., Панкратов А.Н., Устинин М.Н. Об ортогональных разложениях в электронной картографии	173
Дмитриева Н.В., Дьячкова Г.И., Агафонова В.В., Иллерицкий А.Б., Курочкин А.Б. Анализ визуализированных полипараметрических образов функциональных состояний человека	175
Донской А.С., Жабко А.П., Климов В.А. Математическое прогнозирование параметров внутреннего состояния гибкой нити в технологических задачах	177
Дюкова Е. В., Кирнос Э. А. Сравнение алгоритма распознавания типа "Кора" и черно-белой морфологии в задаче распознавания черно-белых изображений.	178
Дюкова Е.В., Песков Н.В. О некоторых подходах к вычислению информативных характеристик обучающей выборки.	181
Ечин А.В., Рязанов В.В., Кумсков М.И. Использование моделей распознавания образов в Internet на основе технологии клиент-сервер.....	183
Жабко Л.Е. Теоретические аспекты виброакустической диагностики и прогнозирования свойств химических нитей	186
Жарких А.А. Распознавание элементов симметрической группы в задаче криптоанализа.....	188
Журавлев Ю.И., Бирюков А.С., Богомоллов В.П., Ворончихин В.А., Катериночкина Н.Н., Рязанов В.В. О некоторых практических алгоритмах распознавания по прецедентам и методах их коррекции (реализации и результаты сравнения)	190
Злобин В. И., Вальваков А. М., Иващенко М. В., Данилюк С. Г. Принципы построения алгоритмов идентификации сложных адаптивных систем.	193
Каменева С.В., Абусев Р.А. Программное обеспечение задач групповой классификации объектов из дискретных совокупностей	194

Кельманов А.В., Окольнішнікова Л.В. Распознавание квазипериодических последовательностей, составленных из алфавита подпоследовательностей.....	196
Коршунов В.Н., Илюшин И.В. Алгоритм определения координат и сопровождения подвижных объектов в структуре телевизионного изображения.....	198
Корякин А.В. Направления разработки систем распознавания космических объектов по разнородной видовой информации.....	202
Корякин А.В., Лутов И.О. Восстановление структуры наблюдаемой сцены по полутоновым изображениям.....	204
Кулаков А.Н., Кумсков М.И. Оптимизация описания структурных объектов в задаче классификации молекул на основе кластеризации локальных свойств атомов.....	206
Куликова И.А., Муравьев А.В. Распознавание качества гидродинамических прогнозов.....	208
Маежов Е.Г. Искусственный интеллект и статистические испытания в задачах размещения сложных конфигураций с прогнозированием потерь площади.....	210
Маежов Е.Г., Донской А.С., Сигачева В.В. Динамика взаимодействия гибкой нити с механической системой.....	212
Местецкий Л.М., Рейер И.А. Поиск ключевых слов в рукописном контексте.....	213
Лисенков А.Н., Сенько О.В., Воскобойников В.В. Прогнозирование риска развития рецидивов у оперированных больных эутиреоидным зобом методами распознавания.....	215
Мухамедгалиев А.Ф., Мухамедгалиев И.А., Оразов Б.К. Комитетные методы синтеза спектров зональных изображений.....	218
Никонов И.А., Устинин М.Н. Диагностика остеопороза по цифровым снимкам в компьютерной рентгеновской системе.....	220
Ольшевец М.М., Устинин М.Н. Использование wavelet-базисов в задачах обработки цифровых рентгеновских изображений.....	221
Рейер И.А. Распознавание формы объектов с использованием морфинга контуров границы.....	222
Романов В.Е., Ашнин Н.М., Донской А.С., Жабко А.П., Маежов Е.Г., Михайлов Б.С., Сигачева В.С. Обобщенная математическая модель динамики нити в прикладных исследованиях.....	223
Романов В.Е., Дедус Ф.Ф., Донской А.С., Жабко А.П., Червяков В.В., Саакян Р.Р., Жабко Л.Е. Перспективность виброакустических методов в прогнозировании свойств химических нитей.....	224
Смирнова Е.И., Емельянов Г.М. Использование аппарата ограниченных ts-сетей петри в системах обработки медицинской видеoinформации.....	225
Стрижов В.В., Шакин В.В. Программное обеспечение для исследования фазовых траекторий.....	227

Сулейменов Е.Р. Рекуррентная грамматика для описания и распознавания некоторых классов объектов	230
Тимофеев А.В., Шибзухов З.М. Применение диофантовых нейронных сетей для генетического анализа и диагностики	231
Токарев В.Л. Распознавание закономерностей по информации наблюдений	233
Утробин В. А. Информационно-геометрическая модель зрительного пространства	234
Хачумов В.М., Колычев А.В., Бреус В.В. Определение геометрических параметров подвижных объектов по телевизионным изображениям	236
Цепков Г.В. Модели сетчатки глаза для быстрого анализа изображений. .	239
Цымбал Д.А., Емельянов Г.М. Использование фильтров гейбора и самоорганизующейся карты признаков кохонена для текстурной сегментации	240
Чернобаев А.А., Кумсков М.И. Анализ структурных объектов в задачах распознавания с использованием библиотеки классов AGraph для работы с помеченными графами	242
Чернобаев А.А., Кумсков М.И. Эволюционная генерация молекулярных графов для решения обратной задачи прогнозирования свойств химических соединений	244
Чехович Ю.В. Обучаемые алгоритмы выделения трендов	247
Чучупал В.Я., Маковкин К.А., Чичагов А.С. Программное обеспечение для распознавания речевого сигнала из телефонной сети	249
Шапошников А.Л., Жабко А.П., Климов В.А., Роот В.Г., Низяев Д.С., Клименко Д.Н. Единая параметрическая область свойств двигателей переменного тока и прогнозирование их характеристик	250
Шаркин А. А., Копьев И. А., Кумсков М. И. Применение генетических алгоритмов для построения оценок свойств молекулярных графов на основе анализа их структурных спектров	251
Шибзухов З.М., Шауцукова Л.З. Рекуррентные алгоритмы синтеза нейросетевых моделей визуальных образов в алгебраических исчислениях с наибольшим числом	254
Шапошников А.Л. Аналитическое обеспечение оценки динамики приводов переменного тока по математическим моделям высокого порядка	256
Янковская А.Е., Гедике А.И., Аметов Р.В., Стрижов М.А., Панов В.Ю. Реализация методов распознавания и прогнозирования для решения задач в области экологии, социологии, технической и медицинской диагностики	258
Borovina T.A., Nazipova N.N., Kislyuk O. S. Measurement of redundancy of a genetic text by calculation of high-frequency component of L-gramm graph.....	261
V. Panjukov. Fast and Numerically Stable Algorithm of two-parametric Sequence Comparison for recognizing of sequence similarity	262

Научное издание

ДОКЛАДЫ IX ВСЕРОССИЙСКОЙ КОНФЕРЕНЦИИ
**МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ РАСПОЗНАВАНИЯ
ОБРАЗОВ**

Подписано в печать 7.10.99 г. Формат 60х90/16.
Бумага офсетная. Печать офсетная.
Усл.печ.л. 17. Тираж 1000 экз. Заказ 4815. Изд. № 94

107066, Москва, 1-ый Басманный пер., 12.
Издательство «АЛЕВ-В»