

Алгоритмы динамического обучения принятию решений в задаче формирования инвестиционного портфеля

М. Ю. Романов, С. А. Ументаев, А. Е. Кругов, К. В. Воронцов

(Москва)

В последние 10–15 лет многие инвестиционные компании, хэдж-фонды, банки и частные инвесторы переходят на полностью автоматическое управление капиталом. Задача *динамического формирования инвестиционного портфеля* (on-line portfolio selection, PS) заключается в том, чтобы по мере поступления торговых данных автоматически подбирать набор активов (акций, фьючерсов, валют, и т. п.), оптимальный для вложения капитала.

По своей природе задача управления инвестиционным портфелем близка к задачам прогнозирования. В каждый момент времени t становится известно описание ситуации x_t — вектор цен всех рассматриваемых активов. Алгоритм принятия решений по предыстории x_1, \dots, x_t должен выдать решение y_t — вектор долей, в которых капитал распределяется по активам. Качество принятого решения возможно оценить только в следующий момент времени, когда становится известна ситуация x_{t+1} . Задача заключается в том, чтобы построить алгоритм, выдающий решения в среднем приемлемого качества в течение достаточно длительного интервала времени. Критерием качества является либо максимизация суммарной прибыли (спекулятивный портфель), либо обеспечение невысокой, но устойчивой прибыли (нейтральный портфель).

Начиная с конца 50-х годов, когда появилась портфельная теория Марковица [1], усилия исследователей долгое время были сосредоточены на изучении вероятностных моделей PS. К сожалению, даже глубокое понимание свойств стохастических процессов, описывающих биржевую торговлю, оказывается практически бесполезным для регулярного принятия решений. В 90-е годы возникла более прагматичная *сравнительная теория портфелей* (competitive theory of PS), в которой за основу брались конкретные алгоритмы принятия решений, и целью был ответ на вопрос: какой алгоритм лучше? При этом не имеет значения, основан ли алгоритм на какой-либо модели, или это чистая эвристика. Был предложен ряд достаточно удачных алгоритмов: сбалансированный портфель (constant rebalanced portfolio), универсальный портфель, экспоненциальный градиент (EG), DELTA, ANTICOR, и др [2]. Все они неоднократно тестировались на реальных данных многих бирж, в том числе на 22-летней истории NYSE (New-York Stock Exchange). Однако в конце 90-х американский рынок акций претерпел ряд структурных изменений, и в последующие годы все эти стратегии перешли в разряд убыточных.

В настоящей работе задача PS рассматривается с позиций обучения по прецедентам. Сложность данной задачи, по сравнению со стандартными задачами классификации и прогнозирования, состоит в том, что критерии

качества не выражаются в терминах средней ошибки, не дифференцируемы по параметрам и существенно неустойчивы относительно малых изменений параметров. Кроме того, исходные данные — временные ряды цен активов — представляют собой «почти белый шум», на фоне которого едва улавливаются *тренды* — участки более-менее постоянного роста или падения цен. Именно тренды являются основным источником извлечения прибыли при использовании автоматических торговых систем. В этих условиях основной проблемой становится *эффект переобучения*, когда алгоритм неплохо настраивается на исторических данных, но на последующем интервале не обеспечивает требуемого качества.

К настоящему времени сложилось понимание, что качественная автоматическая торговая система должна обладать высочайшим уровнем адаптивности. То есть способностью не только выбирать активы, наиболее прибыльные за последнее время (как это делает алгоритм EG), или наименее коррелированные (как это делают алгоритмы DELTA и ANTICOR, отчасти следуя теории Марковица). Необходим также механизм, обеспечивающий своевременное переключение с одного алгоритма на другой, а в более общем случае — построение адаптивных композиций портфельных алгоритмов. Общая теория и методы синтеза таких композиций глубоко проработаны в алгебраическом подходе к построению корректных процедур обработки информации на основе некорректных эвристических алгоритмов [3].

В докладе рассматривается разработанная авторами система автоматической торговли, обладающая достаточно высокой степенью адаптивности. Система состоит из следующих функциональных блоков.

Technical Analysis. Блок содержит большое число технических индикаторов рынка. Это базовые торговые стратегии, работающие с отдельными активами. Помимо стандартных индикаторов [4], применяются собственные, основанные на поиске логических закономерностей в бинарных временных рядах [5].

Portfolio Selection. В данном блоке реализованы известные алгоритмы EG, ANTICOR, и несколько оригинальных, основанных на отборе активов в портфель с помощью «полужадных» алгоритмов или генетического поиска.

Risk Management. Реализованы алгоритмы адаптивного блокирования и разблокирования портфельных алгоритмов, основанные на постоянном накоплении данных об их «успешности».

Back Testing. Реализована методика тестирования всей системы на длительных интервалах исторических данных в режиме скользящего контроля. Задача этого блока — контролировать эффект переобучения и формировать структуру портфельных алгоритмов. Разработана инструментальная среда, позволяющая проводить серии вычислительных экспериментов на реальных данных, с возможностью сохранения результатов экспериментов в базе данных.

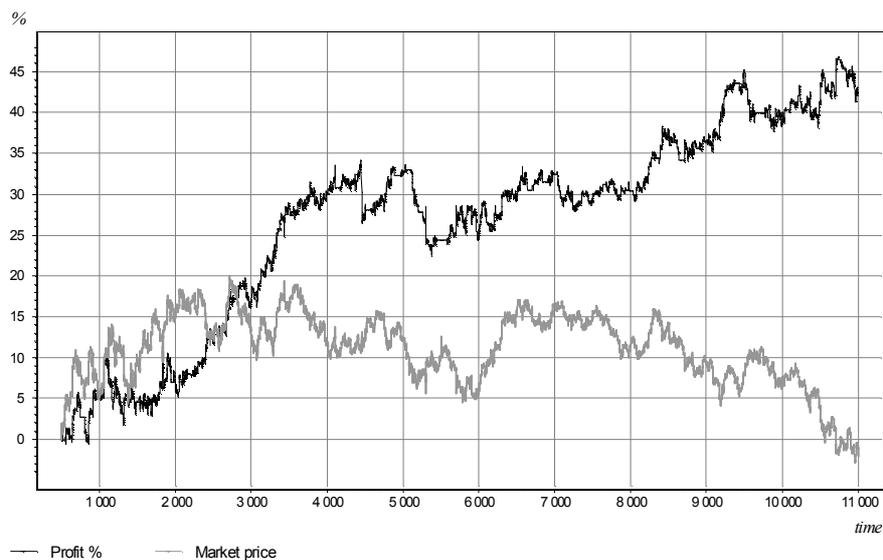


Рис. 1. График среднерыночной цены и доходности в процентах.
Содержит около 160 контрольных интервалов.

Результаты тестирования на реальных данных американских фондовых бирж NYSE и NASDAQ показали, что система способна адаптироваться к рынку и обеспечивать достаточное качество на тех участках, где ни один из известных алгоритмов не даёт стабильных результатов. На Рис 1. показан результат одного из «длинных прогонов»: динамика индекса средней рыночной цены и динамика доходности, даваемой системой. Медленный, но устойчивый рост доходности наблюдается как на восходящем, так и на падающем, и даже на «боковом» рынке.

Литература

1. Markowitz H. Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments. — Wiley, New York, 1959.
2. Borodin A., El-Yaniv R., Gogan V. Can we learn to beat the best stock // Advances in Neural Information Processing Systems 16 / Ed. By S. Thrun, L.Saul, B. Schölkopf. — Cambridge, MA: MIT Press, 2004.
3. Журавлев Ю. И. Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания или классификации // Проблемы кибернетики. — 1978. — Т. 33. — С. 5–68.
4. Колби Р., Мейерс Т. Энциклопедия технических индикаторов рынка. — Издательский дом «Альпина», 1998.
5. Кругов А. Е. Об одном алгоритме динамического обучения принятию решений в дискретных временных рядах // В настоящем сборнике. 2005.