

УДК 519.62

А.А. Гришко, С.Г. Удовенко, Л.Э. Чалая
**ПРИМЕНЕНИЕ ГИБРИДНЫХ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ
В КОМПЬЮТЕРНЫХ ТРЕЙДИНГОВЫХ СИСТЕМАХ**

Аннотация. В работе проведен анализ методов машинного обучения, применимых к компьютерным трейдинговым системам. С учетом принципов электронной торговли на финансовых рынках предложен метод формирования торговых стратегий, основанный на использовании генетических алгоритмов и Q-обучения. Новый подход позволяет пользователю трейдинговой системы непрерывно получать, анализировать и использовать для принятия решений рыночную информацию.

Ключевые слова: трейдинговая система, генетический алгоритм, Q-обучение, технический анализ, индикатор, торговая стратегия.

Введение

Предсказуемость финансовых рынков зависит от развития эффективной стратегии прогнозирования стратегии и соответствующих алгоритмов, которые способны последовательно оценивать финансовые показатели.

Прогресс информационных технологий способствовал развитию компьютерных систем торговли на фондовой бирже (трейдинговых систем). Ещё существуют традиционные трейдеры, иногда получающие положительные результаты при совершении спекулятивных операций на рынке ценных бумаг, но на их торговые решения влияет множество психологических факторов. Альтернативой человеческим эмоциям на бирже могут быть только средства Интернет-трейдинга, к которым относятся, в частности, торговые автоматы (торговые роботы). Торговый робот (автомат) – это программный комплекс, в который заложен алгоритм совершения операций на рынке ценных бумаг. Такие автоматы в составе трейдинговой системы существенно снижают любой элемент риска в биржевой торговле [1]. У компьютерной программы отсутствуют эмоции, присущие человеку, а значит, принятое программой решение является верным в рамках заданного алгоритма. Последние исследования показывают перспективность применения в

© Гришко А.А., Удовенко С.Г., Чалая Л.Э., 2010

электронной биржевой торговле методов машинного обучения [2,3]. Это обусловило направление исследований, представленных в настоящей статье.

Постановка задачи

Целью настоящей работы является исследование возможности увеличения дохода пользователей трейдинговых систем на основе использования методов машинного обучения. В связи с этим были поставлены следующие задачи:

- провести анализ методов машинного обучения, применимых к электронным финансовым рынкам (в частности, генетического метода и метода обучения с подкреплением);
- разработать гибридный метод формирования торговых стратегий, основанных на методах машинного обучения;
- разработать программное обеспечение гибридной трейдинговой системы, позволяющее постоянно загружать данные с сервера, анализировать ситуацию на рынке и обеспечивать формирование рекомендаций по ведению торговли.

Для тестирования оценки эффективности разрабатываемых алгоритмических и программных средств используем данные международного межбанковского валютного рынка FX (Foreign Exchange Market), доступные индивидуальным пользователям.

Статистический подход к техническому анализу

В техническом анализе используется набор доступных индикаторов, помогающих обнаружить тенденции изменения основных показателей биржевого рынка. В настоящее время существует уже более трехсот практически используемых технических индикаторов и количество их постоянно растет. Очевидно, что рассчитать и проанализировать поведение такого количества индикаторов без компьютерных средств невозможно. Поэтому часто анализ графиков цен с помощью индикаторов условно называют компьютерным техническим анализом. Однако совместное рассмотрение показаний большой группы индикаторов мало что дает в практическом смысле, так как их практическая ценность примерно одинакова. Поэтому большинство успешных трейдеров пользуется ограниченным набором инструментов, обычно не превышающим 4-5 индикаторов, которые они выбирают по своему усмотрению.

Индикаторы можно разделить на две большие группы: трендовые индикаторы и осцилляторы. Трендовые индикаторы, как следует из их названия, применяются при анализе трендовых рынков и неэффективны, когда тренд отсутствует. Осцилляторы наоборот плохо работают на трендовых рынках и хорошо, когда тренд отсутствует. Однако следует отметить, что далеко не всегда можно точно оценить состояние рынка в текущий момент времени.

Рассмотрим наиболее распространенные трендовые индикаторы типа скользящих средних (moving average (MA)). При расчете скользящего среднего производится математическое усреднение цены акции за данный период. По мере изменения цены ее среднее значение либо растет, либо падает. Индикатор MA определяется следующей зависимостью:

$$MA = \frac{P_1 + \dots + P_n}{n},$$

где P_i - цена на i -й день прогноза, n - период усреднения.

Сигналы покупок и продаж в соответствии с текущим анализом MA могут формироваться различными способами. На практике часто используют в качестве сигнала для входа в рынок и выхода из него пересечение двух скользящих средних с разными периодами. Если быстрое (с меньшим периодом) скользящее среднее пересекает медленное (с меньшим периодом) скользящее среднее снизу вверх – это сигнал к покупке, означающей вход в длинную позицию или выход из короткой позиции.

Если же быстрое скользящее среднее пересекает медленное сверху вниз, то это сигнал к продаже, означающей выход из короткой или вход в длинную позицию. Эта техника названа методом двойных пересечений.

Алгоритмы определения оптимальных стратегий в трейдинговых системах

Генетические алгоритмы (ГА) получили широкое распространение для решения прикладных задач оптимизации, в частности, для построения моделей биржевой торговли, содержащих немало трудно формализуемых элементов [2]. В канонической формулировке множество возможных решений (поколение, состоящее из особей) ГА кодируется как набор бинарных строк определенной длины (хромосом). Вычислительный процесс начинается с генерации

исходного поколения. Далее организуется циклический процесс смены поколений: для каждого витка внешнего цикла ГА выполняется внутренний цикл, на котором формируются особи нового поколения. Во внутреннем цикле выполняются операторы выбора родителей, кроссовера родительских хромосом, мутации, оценки приспособленности потомков, селекции хромосом для включения в очередное поколение. Приспособленность каждой хромосомы в популяции (и средняя приспособленность популяции) оценивается с помощью функции пригодности. Такая процедура позволяет последовательно улучшать приспособленность поколений. После останова ГА по заданному критерию полагают, что хромосома финального поколения с максимальным значением функции пригодности соответствует оптимальному решению задачи.

Для применения ГА к задачам рынка FX каждую хромосому можно интерпретировать как возможное решение трейдинговой системы в текущей ситуации (при этом в качестве таких решений принимают обычно выбор короткой, длинной или нейтральной позиций трейдера). Алгоритм принятия текущих решений должен использовать бинарные значения набора индикаторов рынков. Эти значения могут быть объединены в бинарные строки ГА. Например, в случае упомянутого выше метода двойных пересечений формируется сигнал продажи, когда короткие средние движения ниже более длинных. Индикатор «MASell», соответствующий этому сигналу принимает двоичное значение 1, когда условие для сигнала продажи выполнено, и значение 0 в противном случае.

Пример правила продажи, использующего индикатор «MASell», а также индикаторы «MomentumSell» и «StochasticBuy», функции которых описаны в [3], приведен в таблице 1. В этом примере решением является принятие правила принятия короткой позиции при продаже, которое кодируется, как бинарная строка в таблице. Логическое представление этого правила имеет вид: «ЕСЛИ MASell = 1 ИЛИ (MomentumSell = 1 И StochasticBuy = 0) ТОГДА принять короткую позицию». Логические связующие операторы И и ИЛИ имеют в приведенном примере двоичные значения 1 и 0 соответственно.

Таблица 1

Пример бинарной строки правила продажи

MASell	ИЛИ	MomSel	И	StochBuy	Позиция
1	0	1	1	0	0

Отметим, что инструкция по продаже в этом правиле кодируется как «0» в младшем разряде строки. Правило принятия длинной позиции при покупке формирует «1» в этом бите.

Правила для принятия короткой или длинной позиций называют правилами входов, потому что они побуждают трейдера активно участвовать в торговле. Трейдинговая система задает также и другие правила (например, правило возврата к нейтральной позиции).

Длина правил и кодирующих их двоичных строк увеличивается с увеличением количества используемых в трейдинговой системе индикаторов. Совокупность таких правил может рассматриваться как стратегия. Рассмотрим задачу определения с помощью ГА лучшей из таких возможных стратегий для текущих рыночных условий.

Для создаваемой компьютерной трейдерной системы случайным образом сформируем по 150 возможных правил каждого типа (вход и выход). Затем из этих 300 правил случайным образом комбинируем 150 пар, состоящих из одного правила входа и одного правила выхода. Это позволяет сформировать 150 торговых стратегий, которые сортируются в соответствии со своей прибыльностью и затем участвуют в создании исходного поколения правил. Стратегии с высокой прибыльностью (пригодностью) с большей вероятностью могут быть включены в это поколение. В соответствии с ГА осуществляется пошаговый процесс генерирования новых правил трейдинговой системы. Обмен генетического материала происходит с помощью оператора кроссовера, который комбинирует пару правил и формирует пару новых правил – потомков. В алгоритме используется также оператор мутации, чтобы активизировать смешивание бинарных строк. Число правил в формируемых поколениях остается постоянным.

Процесс продолжается до выполнения заданного условия останова ГА, после выбирается лучшая пара правил (лучшая стратегия) алгоритма, обеспечивающая максимальную прибыльность в текущей биржевой ситуации.

Другая структура машинного обучения, которая является перспективной для создания модели финансового рынка, – обучение с подкреплением (reinforcement learning (RL)). Суть такого обучения сводится к следующему: агент трейдинговой системы (например, торговый робот) должен исследовать текущие биржевые ситуации и принимать решения даже при неполном знании об этих ситуациях. Единственная обратная связь, получаемая агентом от биржевого рынка – скалярный сигнал подкрепления, который является положительным, если его действия выгодны трейдеру и отрицательным в противном случае. Задача агента – выбрать свои действия, чтобы, чтобы увеличить сумму сигналов подкреплений на длительном интервале времени [3]. Кроме сигналов подкрепления агент также получает информацию относительно текущего состояния биржевого рынка (в форме вектора наблюдений).

На рынке FX такая информация является ограниченной и недостаточной для того, чтобы трейдер мог в реальном времени принимать решения, позволяющие максимизировать доход. Для решения поставленных в настоящей статье задач модифицируем RL-метод, основанный на алгоритме Q-обучения, предложенном для частично наблюдаемых марковских процессов в работе [3].

Суть модификации состоит в расширении возможностей исходного алгоритма для его работы в он-лайн режиме на основе данных, получаемых из рынка FX. Опишем работу предлагаемого алгоритма Q-обучения. Пусть состояние s рынка принадлежит к множеству S , а дискретный набор действий a_t принадлежит к набору возможных решений. Как только фиксируются значения $Q(s, a)$, выбираем оптимальное действие для текущего состояния с самым высоким Q-значением. На первом шаге мы инициализируем $Q_0(s_0, a_0)$ с произвольными индексами, и для улучшения оценок Q-значений на основе поступающих сигналов, используем следующую процедуру:

1. Для текущего состояния s_t выбираем действие a_t . Это переводит систему в следующее состояние s_{t+1} и инициирует сигнал подкрепления r_{t+1} .

2. Пересчет $Q_t(s_t, a_t)$ осуществляется следующим образом:

$$Q_{t+1}(s_t, a_t) := Q_t(s_t, a_t) + \alpha(r_{t+1} + \gamma \max_a Q_t(s_{t+1}, a) - Q_t(s_t, a_t)) \quad (1)$$

где $\alpha(0 < \alpha \leq 1)$ – нормированный параметр обучения и $\gamma(0 < \gamma < 1)$ – коэффициент дисконтирования, используемый для придания большего веса сигналам подкрепления, которые были получены недавно.

3. Переход к 1.

Отметим необходимость запоминания каждого значения $Q(s, a)$ для всех $s \in S$ и $a \in A$. Они заносятся в специальную Q-таблицу.

Задача алгоритма – найти оптимальную стратегию $\pi(s) \in A$ для каждого состояния рынка, максимизирующую долгосрочную прибыль. Алгоритм Q-обучения использует оптимальные Q-значения $Q^*(s_t, a_t)$ для состояний s и действий a . Оптимальная функция Q-значения удовлетворяет условию оптимальности Беллмана:

$$Q^*(s_t, a_t) := \sum_{s_{t+1}} P(s_t, a_t, s_{t+1}) [R(s_t, a_t, s_{t+1}) + \gamma \max_{a'} Q^*(s_{t+1}, a')] \quad (2)$$

где $P(s_t, a_t, s_{t+1})$ – вероятность перехода из состояния s_t в состояние s_{t+1} под воздействием a_t ; $R(s_t, a_t, s_{t+1})$ – непосредственный доход, получается от применения действия a_t в состоянии s_t ; $\gamma(0 \leq \gamma \leq 1)$ – коэффициент дисконтирования веса будущих доходов.

Получить оптимальные Q-значения $Q^*(s, a)$ можно, выбирая наилучшее действие:

$$a^* = \underset{a}{\operatorname{agr} \max} (Q^*(s, a)). \quad (3)$$

Главным преимуществом использования Q-обучения является отсутствие необходимости знания переходных вероятностей $P(s_t, a_t, s_{t+1})$. Алгоритм может находить $Q^*(s, a)$ по рекурсивной зависимости. Q-значения корректируются в соответствии с уравнением (1). Если уравнение (1) последовательно применяется к каждой паре (s_t, a_t) и при этом параметр обучения α постепенно уменьшается в направлении 0, то $Q(s, a)$ сходится к $Q^*(s, a)$ с вероятностью 1.

Гибридная трейдинговая система

Предлагаемая гибридная система использует комбинацию двух методов машинного обучения, описанных в предыдущем подразделе.

Очевидно, что при большом числе комбинаций значений индикаторов и связующих операторов ГА не в состоянии охватить все пространство стратегий, чтобы найти оптимум. Отметим, что, если m – число индикаторов для правил и N – число индикаторов в целом, то число всех возможных правил составляет $P(N, m) * 2^{m-1}$, где $P(N, m)$ – число перестановок m объектов по N . В предлагаемой системе используются 10 индикаторов как для покупок, так и для продаж, то есть всего 20 индикаторов.

В среднем генерируемые в предлагаемом методе правила используют 8 индикаторов, так что общее число возможных правил составляет $6.5 * 10^{11}$. Исследования возможности применения ГА в трейдинговой системе (в описанной выше схеме) показали возможность оперативного определения для текущей биржевой ситуации наиболее полезных индикаторов и правил.

В соответствии с предлагаемой гибридной схемой выбранные с помощью ГА стратегии поступают в RL-метод, основанный на алгоритме Q-обучения

Рассмотрим теоретическую ситуацию, где модуль ГА идентифицировал индикаторы *RSIBuy* и *CCISell*, как полезные предсказатели. Их комбинациям соответствует следующий набор состояний:

$$\begin{cases} s_1 = RSIBuy = 1, CCISell = 1 \\ s_2 = RSIBuy = 1, CCISell = 0 \\ s_3 = RSIBuy = 0, CCISell = 1 \\ s_4 = RSIBuy = 0, CCISell = 0 \end{cases}$$

Набор индикаторов, состояний и действий позволяет сформировать Q-таблицу, используемую на этапе принятия решений трейдинговой системой.

Программное обеспечение системы ориентировано в основном на работу для торговли на рынке FX.

Результаты тестового моделирования

При тестировании предложенной гибридной трейдинговой системы были, в частности, использованы данные FX-рынка по суточному обменному курсу валют EUR/USD (www.cqg.com). Они состояли из 43700 суточных записей для суточной ведомости, содержащей семь полей. Для оценки эффективности разработанных

алгоритмических и программных средств биржевой торговли был выбран коэффициент, характеризующий (в процентном выражении) отношение торговых операций системы с положительным исходом к общему числу проведенных операций. В результате применения комбинированного ГА/RL – метода получены значения этого коэффициента в пределах 62–64% (для различных серий тестовых экспериментов), что превышает в среднем на 4% значения этого показателя при применении других методов принятия решений в электронной биржевой торговле.

Выводы

Разработанная гибридная компьютерная система, основанная на использовании генетического алгоритма и RL – метода, позволяет принимать эффективные решения по входу в биржевой рынок и выходу из него. Результаты моделирования показывают, что эта система превосходит по качеству другие системы машинного обучения, используемые на финансовых электронных рынках.

ЛИТЕРАТУРА

1. Люггер Д. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем. / Д.Люггер // М.: Издательский дом «Вильямс».– 2003. – 864 с.
2. Hryshko A. An Implementation of Genetic Algorithms as a Basis for a Trading System on the Foreign Exchange Market./ A.Hryshko, T. Downs// Proceedings of the 2003 Congress on Evolutionary Computation. – 2003. – P.1695-1701.
3. Dempster M. Intraday FX trading: An evolutionary reinforcement learning approach. Intelligent data engineering and automated learning./ M.Dempster, Y.Romahi// Proceedings of the IDEAL 2002 International Conference. – 2002.– P. 347-358.