

Русаков В. М.

*аспирант,
Российский экономический университет им. Г.В. Плеханова,
кафедра «Управление рисками и ценные бумаги»
e-mail: VladimirRusakoff@gmail.com*

Применение нейронных сетей для прогнозирования поведения инвесторов на фондовом рынке

Предсказание курса акций является важной и сложной проблемой для изучения финансовых рынков. Нынешние исследования главным образом основаны на временных рядах курса акций. В данной статье я предлагаю предсказывать курс акций на основе торгового поведения инвесторов. Для каждой акции изучаются торговые отношения между инвесторами через торговую сеть. Затем классифицируются узлы торговой сети в трех вариантах согласно их схеме подключения, также мы прогнозируем цену акции путем включения этих показателей в нейронную сеть на основе временных рядов цен на акции.

Ключевые слова: *нейронные сети, фондовый рынок, инвесторы, торговые стратегии.*

Rusakov V. M.

*postgraduate student, Plekhanov Russian University of Economics,
department of the exchange business and security market*

Prediction of stock price is an important and challenging problem for studying financial markets

The present study is mainly based on time series of stock prices. In this article, I propose to predict the stock price based on trading behavior of investors. For each stock, we study the trade relations between the investors through the trading network. Then classified network nodes in three ways, according to their wiring diagram, we projected the stock price by the inclusion of these indicators in a neural network based time series stock prices.

Keywords: *neural networks, stock market investors, trading strategies.*

Введение

Прогнозирование цен на акции является фундаментальной проблемой для анализа финансового рынка и привлекает большое внимание исследователей из академических и промышленных секторов. Прогнозирование цен на акции является определением будущей стоимости акции компании или других производных финансовых инст-

рументов. Ранние исследования главным образом основывались на гипотезе эффективного рынка¹ и теории случайного блуждания². Гипотеза эффективного рынка — это гипотеза, согласно которой вся существенная информация немедленно и в полной мере отражается на рыночной курсовой стоимости ценных бумаг. Различают слабую, среднюю и сильную формы гипотезы эффективного рынка. В результате цена акции следует случайным образом, следовательно, невозможно предсказать ее цену с более чем 50-процентной точностью.

Действительно ли фондовый рынок так непредсказуем? На самом деле гипотеза эффективного рынка оспаривается с тех пор, как была предложена. Ведомые прибылью или другими стимулами, многие инвесторы, фондовые аналитики, биржевые брокеры и даже ученые прилагали немало усилий, чтобы предсказать курс акций. Некоторые исследователи использовали технический анализ или корреляции временных рядов.

В последние годы статистические модели приняты для прогнозирования цен на различных рынках³. Среди них нейронная сеть приобретает успех как перспективный инструмент для анализа и прогноза финансовых временных рядов⁴. Большинство нынешних исследований в основном сосредоточены на прогнозировании индекса. Однако до сих пор имеется проблема с прогнозированием цен на отдельные акции. В основном цена отдельных акций отражает коллективное суждение к стоимости акций и, таким образом, определена предложением и спросом на них. Если быть точным, то цена акции зависит от поведения инвесторов. На фондовом рынке возникает значительное движение рынка от поведения крупных инвесторов. Если крупный инвестор продает свою долю акций, продажа обычно соответствует суточному обороту объема торговли. Это вызвано тем, что большая продажа привлекает большое число трейдеров, покупающих акции. В целом инвесторы собирают всю релевантную информацию, которую они могут получить и затем принимают решение — покупать или продавать отдельные акции. Решение индивидуального инвестора может основываться на неполной информации, но коллективное поведение всех инвесторов может исправить отсутствие информации и определить цену акции.

¹ Fama, E. F. Efficient capital markets II. J. Finance 46, 1575–1617 (1991).

² Cootner, P. The random character of stock market prices, (MIT Press, 1964).

³ Mantegna, R. N. & Stanley, H. E. Scaling behavior in the dynamics of an economic index.

⁴ Walczak, S. An empirical analysis of data requirements for financial forecasting with neural networks. J. Manage. Inform. Syst. 17, 203–222 (2001).

В этой статье мы используем данные о биржевых операциях для анализа потенциальных возможностей торговли. Для каждой акции мы создадим рыночную сеть, характеризующую отношения между инвесторами. Затем мы классифицируем узлы торговой сети на три категории, т.е. узлы центра, узлы периферии и соединяющие узлы. Таким образом, торговые взаимосвязи в торговой сети сгруппированы в 9 типов, с точки зрения ролей ее смежных узлов. При помощи анализа причинной связи Грейнджера можно обнаружить, что курс акций сильно коррелируется с торговыми индексами, куда они входят, т.е. это часть торгового отношения среди различных видов узлов. Кроме того, объединяя эти торговые индексы вместе с временным рядом акций, можно сделать модель предсказания курса акций на основе нейронной сети. Экспериментальные результаты по 50 акциям, входящим в индекс РТС, демонстрируют, что точность прогнозирования цен акций значительно улучшена за счет включения показателей торговых отношений.

Результаты

Анализ проводится на данных индекса РТС и состоит из трех этапов, как показано на рисунке 1.

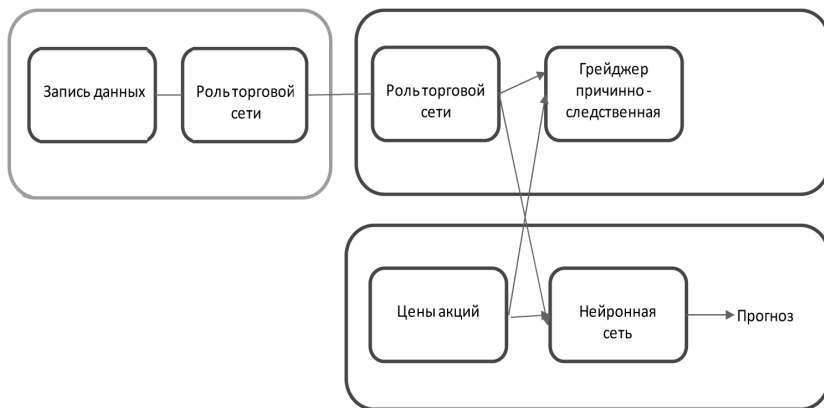


Рисунок 1. Анализ этапов ⁵

Первая стадия — подготовка данных. Для каждой акции мы строим торговую сеть на основе ее ежедневных данных по операциям и даем ролевое описание торговой сети. Таким образом мы получаем 9 временных рядов, соответственно изображающих развитие части типа с течением времени. Также извлекаем временной ряд ежедневных цен

⁵ Рисунок разработан автором.

закрытий акций. Всего у нас есть 10 временных рядов для каждой акции. На втором этапе мы проводим анализ причинной связи (тест Грэнджера) с целью определения, является ли часть ссылок прогнозирующими факторами курса акций. Наконец, мы прогнозируем цены акций путем развертывания трехслойной нейронной сети с вышеупомянутыми 10 временными рядами в качестве входных данных. Мы также проверяем эффект от части ссылок, сравнивая точность прогноза нейронных сетей как с этими факторами, так и без них.

Основанное на ролях описание торговой сети

Трейдера на фондовом рынке решают, когда купить или продать на основе всей информации, которую они могут получить. Курс акций постоянно изменяется, поскольку трейдеры покупают или продают свои акции. Хотя трудно полностью охватить всю информацию, которая лежит в основе решения трейдеров, результат их решения и торгового отношения среди них точно отражен сетью в торговле на рынке акций. Интуитивно трейдеры с различными объемами акций ведут себя по-разному, играют различные роли и оказывают свое собственное влияние на стоимость акций. Например, трейдеры с большой долей предпочитают позиционную торговлю, тогда как трейдеры с меньшим капиталом, как правило, практикуют свинг-трейдинг или даже скальпинг.

В торговой сети для торговли акциями узлы могут показать различные соединительные образцы или играть различные роли при поддержании связности торговой сети. Как показано на рисунке 2, в одной торговой сети акций доминирует несколько центров, которые окружены огромным количеством периферических узлов.

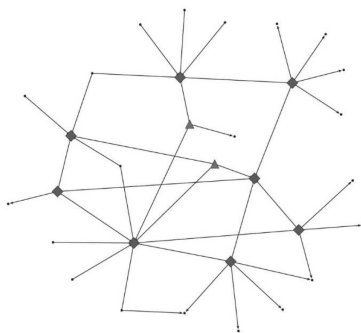


Рисунок 2. Ролевое описание торговой сети по акции на один торговый день⁶

⁶ Рисунок разработан автором.

Между тем несколько подобных узлов соединяют узлы периферии и центры. В сумме сеть торговли акциями составлена из узлов с различными ролями при поддержании связности самой торговой сети. Обозначим эти три типа узлов Н(центр), С(соединитель) и Р(периферия).

Далее классифицируем связи в торговой сети в 9 категорий согласно ролям ее двух смежных узлов. Для каждой связи исходящего узла, от которого отбывает связь, есть три потенциальные роли и поступающий узел. Для удобства обозначим 9 категорий связи как Р-Р, Р-С, Р-Н, С-Р, С-С, С-Н, Н-Р, Н-С и Н-Н. Первая буква обозначает роль исходящего узла, а вторая обозначает роль входящего узла. Таким образом, мы получаем основанное на ролях описание торговой сети с узлами и связями, для которых назначены различные роли.

Основанное на ролях описание торговой сети может предоставить критические индикаторы для понимания торгового поведения и предсказания курсов акций.

Основанное на ролях предсказание курса акций

Сейчас можно проверить силу прогноза, основанного на ролевых типах ссылок. Возьмем на рассмотрение акцию, далее высчитываем ее фракцию из 9 типов ссылок, а затем используется тест Грейнджера причинной связи, чтобы проверить каждый тип связи прогнозной цены акции. В рисунке 3 приведены значения теста Грейнджера относительно девяти типов связей и запаздываний от 1 до 7 дней.

Лаг по времени	$X^1 P - P$	$X^2 P - C$	$X^3 P - H$	$X^4 C - P$	$X^5 C - C$	$X^6 C - H$	$X^7 H - P$	$X^8 H - C$	$X^9 H - H$
1 день	0.170	0.481	0.302	0.246	0.781	0.035	0.309	0.190	0.963
2 день	0.364	0.746	0.049	0.518	0.412	0.088	0.282	0.108	0.926
3 день	0.502	0.617	0.059	0.568	0.620	0.084	0.234	0.166	0.936
4 день	0.641	0.626	0.111	0.667	0.635	0.129	0.360	0.247	0.978
5 день	0.733	0.730	0.124	0.804	0.800	0.164	0.342	0.358	0.983
6 день	0.850	0.696	0.230	0.925	0.851	0.257	0.597	0.396	0.961
7 день	0.761	0.568	0.278	0.913	0.816	0.256	0.478	0.498	0.885

Рисунок 3. Ролевое описание торговой сети по акции на один торговый день⁷

Тип связи Р-Н имеет значительное отношение причинной связи Грейнджера с курсом акций с лагом в 2 дня (p — значение < 0.05) и лаг в 3 дня (p — значение < 0.1). Тип связи С-Н показывает значительную при-

⁷ Рисунок разработан автором.

чинную связь с курсом акций с лагом в 1–3 дня (p – значение < 0.1). Остальные семь типов связей не обнаруживают причинно-следственных связей с ценой акции. Эти результаты частично отвергают гипотезу о том, что не только причинно-следственные связи вызывают изменения стоимости акции. Кроме того, при проверке временных рядов ссылочного типа и курса акций можно обнаружить, что временной ряд типов связей с Р-Н и С-Н появляется на 3 дня раньше, чем временной ряд на изменяемых ценах акций. На других же связях Р-Н и С-Н никакая причинно-следственная связь не наблюдается. Это означает, что большие заявки на покупку влияют на рыночные цены акций, в то время как большие заявки на продажу – не оказывают особого влияния.

Обсуждение

Проведено исследование проблемы составления прогноза для отдельных акций вместо того, чтобы предсказывать глобальные фондовые индексы, что рассматривается в большинстве традиционных исследований. Проведенное исследование основывается на данных, которые записывают уже исполненную транзакцию, проведенную в торговой системе. Такие данные предоставляет эффективный способ понять торговые отношения между инвесторами и дают возможность понять торговые отношения между инвесторами. На основе полученных данных строится нейронная сеть для торговли. Эта сеть выступает в качестве посредника, обучаясь на поведении инвесторов, и дает прогноз по дальнейшему движению цены.

Далее необходимо классифицировать узлы в нейронных сетях на 3 категории, согласно их ролям, при поддержании связей между ними. Затем связи подразделяются на 9 типов, характеризующих торговое поведение различных типов инвесторов. Используя тест Грейнджера, можно обнаружить, что некоторые типы связей (например, Р-Н и С-Н) могут прогнозировать изменения стоимости акций, а другие нет. Данное исследование означает, что заявки на покупку могут повлиять на будущие цены акций, а большие продажи – нет. Прогнозирование оказывается наиболее эффективным при условии, что рыночные цены акций предсказываются на 2 или 3 дня вперед.

Для дальнейшего исследования была развернута нейронная сеть, которая принимает временные ряды цен и временные ряды типов связей в качестве входных данных. Результаты показали, что включение данных ссылочного типа помогло значительно улучшить точность прогноза курса акций.

Цель состоит в том, чтобы изучить эффекты от исходящей информации торговой сети на прогнозе курса акций. Таким образом,

мы не пытаемся предложить оптимальную модель для курса акций, для этого необходимо более тщательно изучить такие технические проблемы, как определение ролей узлов в системе, определить оптимальный набор данных для обучения. Также необходимо для улучшения прогноза акций рассматривать больше факторов, таких как: время работы инвесторов, объём торговли.

Нейронная сеть

Нейронная сеть предоставляет нам мощный математический инструмент, чтобы изучить сложные взаимодействия среди акций. Связи же дают возможность понять взаимодействие среди трейдеров. Как правило, нейронные сети для биржевой торговли могут быть взвешены такими факторами, как объем сделок или частота сделок между трейдерами. В данной статье я сконцентрировался на структурных характеристиках нейронной сети для фондового рынка, а не весов для каждой отдельной акции. Вследствие чего нейронная сеть получилась направленной.

Следует отметить, что нейронная сеть строится на основе данных транзакций, которые генерируются с помощью электронной торговой системы фондовой биржи. В результате торговая нейронная сеть привязана к торговым условиям биржи. В данной статье мы классифицировали узлы на 3 категории в соответствии с их связанностью, измеренное с Z-показателем (Рисунок 4):

$$z_i = \frac{k_i - \langle k \rangle}{\sqrt{\langle k^2 \rangle - \langle k \rangle^2}}$$

Рисунок 4. Расчет Z-показателя⁸

где k_i — степень i -ого узла, который является суммой входящих и выходящих блоков, $\langle k \rangle$ — средняя степень всех узлов, k^2 — второй изначальный момент.

Степень большинства узлов имеет значение 1, и она меньше, чем средняя степень сети, поэтому z -показатель этих узлов меньше 0. В то же время небольшая часть узлов имеют большую степень и их z -показатель больше. На основании наблюдений узлы с z -показателем, где лаг больше чем 0.5, принимаются в качестве концентраторов, обозначим их через Н. Узлов с z -показателем меньше чем -0.05 рассматрива-

⁸ Рисунок разработан автором.

ются как периферийные узлы, обозначаемые Р. Другие узлы, с z-показателем, находящимся между -0.05 и 0.5, называются соединительными узлами, обозначим их через С.

Для обучения нейронной сети разделим все данные на 2 равные по размеру части: обучающий набор и тестовый набор. Для акций в обучающем наборе будущая цена акций используется для обучения нейронной сети. Для акций в тестовом наборе только прошлые данные временных рядов цен на акции и типы их ссылок на них известны. Для оценки вклада типов ссылок сравним производительность нейронных сетей с двумя различными наборами входов: (1) временных рядов котировок акций и (2) временного ряда котировок акций в сочетании с одним из девяти временных рядов. Выходом для нейронной сети является скорость изменения цен, которая определяется как (Рисунок 5):

$$r_t = \frac{p_t - p_{t-n}}{p_t}$$

Рисунок 5. Формула изменения скорости цен ⁹

где p_t — цена закрытия в день t .

Кроме того, для увеличения предсказательной силы типов ссылки без анализа Грейнджера по отношению к цене акции необходимо сочетать временные ряды данных ссылочного типа.

Заключение

В данной статье описывается исследовательский проект по созданию нейронной сети, которая может прогнозировать поведение инвесторов и выдавать торговые рекомендации для акций, входящий в индекс РТС. В данной работе основная часть посвящена разработке модели, которая представлена тремя узлами, где каждый узел играет свою роль. В нашем варианте они обозначены узлами типа — центр (Н), соединителями (С) и периферией (Р). Далее мы классифицировали связи в торговой сети в 9 категорий. Это необходимо для более глубокого понимания торгового поведения и предсказания курса акций. Благодаря проведению теста Грейнджера на данных типах связи было выявлено, что некоторые из них могут прогнозировать изменения стоимости акций. Далее была построена направленная нейронная сеть, она была обучена как на временных рядах котировок акций, так и на ряде котировок акций в сочетании с одним из девяти временных рядов.

⁹ Рисунок разработан автором.

Данное исследование дало понять, что прогнозирование поведения инвесторов является интересной и актуальной задачей, но необходимо учитывать на порядок больше факторов, например, такие, как время работы инвесторов, объём торговли.

Используемые источники

1. Fama, E. F. Efficient capital markets II. J. Finance 46, 1575–1617 (1991).
2. Cootner, P. The random character of stock market prices, (MIT Press, 1964).
3. Mantegna, R. N. & Stanley, H. E. Scaling behavior in the dynamics of an economic index.
4. Walczak, S. An empirical analysis of data requirements for financial forecasting with neural networks. J. Manage. Inform. Syst. 17, 203–222 (2001).
5. Cai, S.-M., Zhou, Y.-B., Zhou, T. & Zhou, P.-L. Hierarchical organization and disassortative mixing of correlation-based weighted financial networks. Int. J. Mod. Phys. C 21, 433–441 (2010).