

УДК 336.761

**Ефремов Александр Маркович***Студент,**кафедра финансов и финансовых институтов,
Байкальский государственный университет, Иркутск, Россия**e-mail: slipknotdoos@gmail.com*

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СТОИМОСТИ АКЦИЙ НА ФОНДОВОЙ БИРЖЕ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Аннотация. В работе проведено исследование применимости инновационного инструмента искусственной нейронной сети прогнозировать спекулятивное направление движения цен акций на фондовой бирже на тиковом таймфрейме. С учётом открытых библиотек разработана искусственная нейронная сеть, анализирующая информационные факторы влияния на стоимость ценных бумаг. Для изучения использовалась нейронная сеть с архитектурой многослойного персептрона, в качестве обучения использовался алгоритм обратного распространения. В ходе работы проведено прототипирование машинного обучения на языке Python с учебным набором скомпилированных данных. Кроме того, в статье описаны перспективы дальнейшего использования инструмента.

Ключевые слова: рынок ценных бумаг, информационные факторы влияния, фундаментальный анализ, искусственные нейронные сети, нейросети, спекулятивная торговля, инновационные инструменты прогнозирования, финансовые технологии, финтех, финансовое программирование.

Aleksandr M. Efremov*Student,**Department of Finance and Financial Institutions,
Baikal State University, Irkutsk, Russia**e-mail: slipknotdoos@gmail.com*

PREDICTION OF COST OF SHARES ON THE STOCK EXCHANGE USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Abstract. In this paper, a study was conducted of the applicability of an innovative tool of an artificial neural network to predict the speculative direction of movement of stock prices on the stock exchange on a tick time frame. Taking into account open libraries, an artificial neural network has been developed that analyzes informational factors influencing the value of securities. For the study, a neural network with a multi-layer perceptron architecture was used, and the back propagation algorithm was used as training. In the course of the work, prototyping of machine

learning in Python with an educational set of compiled data was carried out. In addition, the article describes the prospects for future use of the tool.

Keywords: securities market, informational factors of influence, fundamental analysis, artificial neural networks, neural networks, speculative trading, innovative forecasting tools, financial technologies, fintech, financial programming.

Традиционно экономисты для работы с массивами данных полагались на эконометрические модели в связи с их акцентом на параметрические структуры [11, 12]. В экономическом анализе, мы зачастую используем алгебраические структуры, такие как:

$$y_t = \alpha + \sum_{i=1}^I \beta_i X_{i,t} + \varepsilon_t$$

Несмотря на такие достоинства как афелеия вычислительных алгоритмов, остенсивность и интерпретируемость результатов (для линейной модели). Существуют и ряд значительных недостатков. Не столь высокая точность прогноза (в большинстве случаев - интерполяция данных); субъективный характер выбора вида конкретной зависимости (формальная подгонка модели под эмпирический материал) и прочее. [9, с. 13]. Кроме того, когда целью является прогнозирование, а не решение, эконометрические модели могут отбрасывать важные переменные. Это особенно справедливо в случае наличия сложных наборов данных или наборов данных с многоколлинеарными объясняющими переменными или отсутствием переменных [2, с. 30].

В том числе для преодоления данных недостатков, со второй половины нулевых годов в прикладных областях знаний для обработки данных используют искусственные нейронные сети. «Нейронная сеть представляет собой машину, моделирующую способ обработки мозгом конкретной задачи» [6, с. 1104]. Особенности нейронных сетей, как работа с внушительными массивами зашумленных данных, способность аппроксимировать непрерывную, а значит нелинейную функцию, выявление неочевидных зависимостей в данных дают возможность применять их для создания эффективных нелинейных моделей, позволяющих решать задачи прогнозирования финансовых временных рядов и, таким образом, обеспечить более точные прогнозы.

Используя данные преимущества нейронных сетей, разработаем на основе открытых библиотек, таких как keras [5], request (для вызова get запроса) и на языке программирования высокого уровня Python (3.7) [7] показательную нейронную сеть, с целью обработки массива данных новостных заголовков и распознавания типа контента, отображенного в нем.

В качестве данных для обучения и тестирования мы используем выборку из заголовков новостей по компании ПАО «Русал». Все данные получены из свободных новостных агрегаторов. В качестве драфта используем небольшой набор данных в 100 строк, в реальных проектах набор данных должен быть минимум из нескольких тысяч строк. Каждую строку в представленном наборе

данных классифицируем на три категории: «положительная новость», «нейтральная новость», «негативная новость».

За основу нейронной сети была выбрана модель многослойного персептрона, эффективность которой подтверждается теоремой Цыбенко [8, с. 303], которая утверждает, что искусственная нейронная сеть прямой связи (англ. feed-forward; в которых связи не образуют циклов) с одним скрытым слоем способна аппроксимировать энскую непрерывную функцию с большим числом переменных с различной величиной точности. В теореме не утверждается, что для оптимального решения необходим один скрытый слой, тем не менее, используем один скрытый слой. Для обучения использовался алгоритм обратного распространения ошибки [3, с. 37]. В качестве функций перехода на нейронах скрытых слоев использовалась функция Leaky ReLu [4].

Обучающий набор данных крайне нерепрезентативен в связи с этим производить прототипирование будем на самостоятельно сгенерированных новостных заголовках.

Итак, после обучения сети мы введем запрос на определения типа контента: «новые санкции одобрены конгрессом США», нейронная сеть, как и следовало, выдала результат: «негативная новость». Стоит учесть, что в обучающем наборе данных были похожие заголовки, однако абсолютно идентичного заголовка не было.

Использование усложнённых алгоритмов при построении нейронной сети. Применение данного метода. Использование нейронной сети позволяет оперативно получать сигнал на произведение определенных действий при спекулятивных сделках на фондовой бирже, тем самым опережая других участников торгов, что позволит извлечь дополнительную прибыль.

Однако существует ряд уязвимостей, которые присутствуют при использовании данной нейронной сети. Например, в случае появления заведомо ложного новостного заголовка или заголовка, содержащего лексические обороты или средства выразительности. Эти данные могут быть неправильно классифицированы нейронной сетью, тем самым дав ложный сигнал на совершение сделок.

Для устранения данной уязвимости необходимо разрабатывать усложненные нейронные сети, с более продвинутыми технологиями, в том числе глубокого машинного обучения, использовать более сложную структуру самого кода. Применив данные рекомендации, новая нейронная сеть будет способна анализировать не только новостные заголовки, но и содержание самой статьи, снизив риск недопонимания истинного заложенного смысла.

Кроме того, необходимо использовать алгоритмы случайной выборки и консенсуса – RANSAC или Theil-Sen (см. рис. 1.), представляющие собой методы машинного обучения. Данные методы позволяют избавляться от шума в данных.

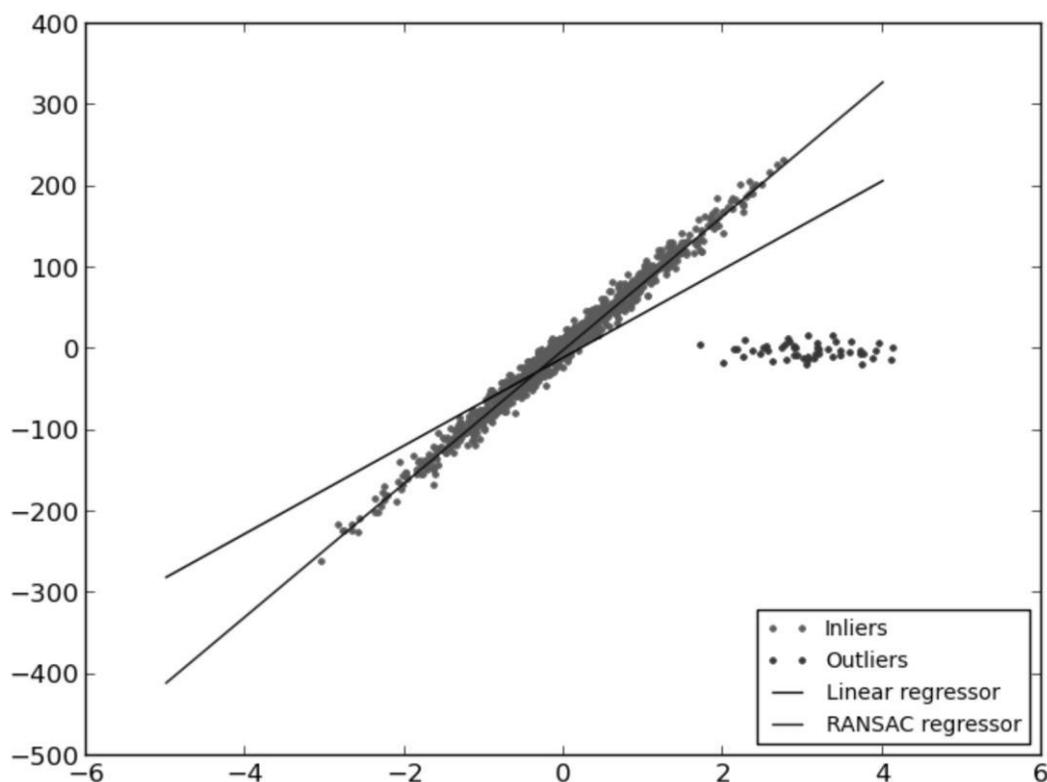


Рис. 1. Линейная регрессия и RANSAC регрессия*

*Составлено автором на основе [10, с. 87].

Алгоритм RANSAC работает в два этапа, повторяющихся итеративно:

– Гипотеза: минимальный набор выборок случайным образом выбирается из набора данных и используется для соответствия функциональной форме.

– Тест: алгоритм оценивает, сколько точек данных согласуется с гипотетической моделью (консенсус) [1, с. 113].

В этом примере данные были неправильно сгруппированы, на рис. 1 можем видеть две области сосредоточения точек данных. Линейная регрессия (МНК) дает смещенную оценку, тогда как RANSAC отклоняет шум и производит оценки ближе к истинному кластеру [10, с. 87].

Подход, основанный на использовании нейронных сетей для анализа отдельных биржевых рынков, бесполезен. Результативный аутпут исследований тривиальных нейронных сетей обусловлены большим количеством точек данных, включая множество биржевых рынков в инвестиционном портфеле, что является высококонкурентным способом улучшения первоначальных результатов. В результате, чем больше выборка данных, используемая для применения нейронных сетей (или оптимизации), тем выше вероятность получения высокорезультативных сетов за ее пределами. Имеется возможность увеличить размер выборки данных, если использовать ретроспективные данные.

Принцип оптимизации заключается в том, что вероятность стабильных результатов увеличивается с уменьшением количества параметров модели. В

будущем рекомендуется улучшить предварительную обработку выборки данных с точки зрения сокращения общего количества записей без потери полезной важной прогнозной информации.

Реализация этого направления способна сгенерировать прогнозную торговую систему достаточно с достаточным уровнем прибыльности, и с минимальным риском ложных сигналов. Количество с куцым числом входов в нейронную сеть будет генерировать меньшее количество ссылок для оценки, поэтому «подгонка» к кривой будет меньшей угрозой.

Ключом к предотвращению неэффективного «отбора» исторических данных (в отличие от полезной оптимизации) является достижение адекватного соотношения количества свободных параметров нейронных сетей к размеру выборки данных.

Итак, для проверки метода «нейронных сетей» необходимо использовать образцы большого размера. Одним из главных подходов считается наращивание числа биржевых рынков в портфеле финансовых инструментов, в случае если вполне вероятно выяснить величину выборки. Имеет значение протестировать нейронную сеть на всевозможных рынках для различных ценных бумаг и зарубежных денежных единиц, чтобы сделать универсальную систему прогнозирования. Определенное количество рынков не будет работать удовлетворительно даже в рамках выборки.

Интенсивный поиск «подходящих» рынков, базирующийся на эффективности, не связанной с выборкой, имеет возможность быть утилитарным подходом при разработке и применении торговых систем на базе искусственного происхождения нейронных сетей. Нейронные сети, помимо прочего, имеют свои преимущества и недостатки, при этом нейронные сети владеют оригинальным свойством - отыскивать тонкие, чуть уловимые связи в доступных данных.

Более того, используемый инструмент способен создавать паттерны на базе данных анализа, которые «переводят» нейронные сети в категорию уникальных передовых методов. Нейронные сети могут эффективно использоваться для: эффективного прогнозирования вероятности колебательных движений котировок после тренда, далее следующих коррекций; классификация фаз рынка; временное прогнозирование формирования максимумов и минимумов на разных таймфреймах; оценки вероятности продолжения тренда; отслеживание межрыночных отношений. На практике нейронные сети действуют как инструмент, гораздо более эффективный, чем традиционные методы технического анализа, для случаев, когда на фондовом рынке много «шума» или в случае, когда взаимосвязь данных не очевидна и не является линейной.

Если необходимо определить формулу взаимосвязи между парой евро/доллар, ставками дисконтирования, ценами на нефть и т.д. В этом случае математические коэффициенты и классические корреляции (в статистике) будут бесполезны, поскольку, хотя и существуют некоторые соотношения, это не линейно. В этом случае использование нейронных сетей даст лучшие результаты, чем классическая статистика.

При рассмотрении графиков наблюдается восходящий тренд, приближающийся к основному уровню с закрытием бара вблизи его верхнего экстремума, то для прогнозирования «разворота» более целесообразно использовать классическую математику.

Имеет смысл объединить нейронные сети с другими инструментами технического анализа. Важным аспектом считается упор на подготовку данных. Только принимая во внимание вышеперечисленные факторы, можно использовать нейронные сети на практике с высокой степенью эффективности.

Список использованной литературы

1. Абдуллин А.Р. Гипотеза эффективности рынка в свете теории финансов / А.Р. Абдуллин, А.Р. Фаррахетдинова // Управление экономическими системами. – 2015. – №76. – С. 113.
2. Дмитриенко В.Д. Нейронные сети Хемминга и Хебба, способные дообучаться / В.Д. Дмитриенко, А.Ю. Заковоротный, В.А. Бречко // Вестник Национального технического университета Харьковский политехнический институт. Серия: Информатика и моделирование. – 2013. – №. 19 (992). – С. 30–45.
3. Потемкин В.Г. Нейронные сети. / В.Г. Потемкин, В.С. Медведев // MATLAB. – 2010. – №6. – М. – С. 37–38.
4. Программирование глубоких нейронных сетей на Python [Электронный ресурс]. – Режим доступа : https://github.com/sozykin/dlpyt-hon_course (Дата обращения: 20.02.19).
5. Сохранение и загрузка моделей машинного обучения в Python с помощью scikit-learn [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <https://machine-learningmastery.com/save-load-machine-learning-models-python-scikit-learn/> – (Дата обращения: 20.02.19).
6. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание : пер. с англ. / С. Хайкин – М. : Издательский дом «Вильямс». – 2006. – С. 1104.
7. Язык программирования питон и нейронные сети [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://pythono.ru/neuro/> – (Дата обращения: 20.02.19).
8. Cybenko G. Approximations by superpositions of sigmoidal functions / G. Cybenko // Math. Control Signals Systems. – 1989. Vol. 2. P. 303 - 314.
9. Machine Learning: An Applied Econometric Approach // Journal of Economic Perspectives. – 2015. – 2015. – P. 13 – 54.
10. Machine Learning: an applied econometric approach // Journal of Economic Perspectives – 2017. – Vol. 31. № 2. – P. 87 – 106.
11. Турченко А.А. Факторы, влияющие на выбор способа привлечения акционерного капитала. // Известия Иркутской государственной экономической академии (Байкальский государственный университет экономики и права). 2011. № 6. С. 16.
12. Шуплецов А.Ф., Буньковский Д.В. Создание экспертной системы для оценки потенциала производственного предпринимательства в нефтепереработке и нефтехимии на основе теории нечетких множеств. // Известия Иркутской государственной экономической академии. 2011. № 3. С. 82–85.