

## НЕЙРОННЫЕ СЕТИ В ЗАДАЧАХ РАСЧЕТА ЦЕН ОПЦИОНОВ ФОНДОВЫХ РЫНКОВ

**С. А. Санников**

*ФГБОУ ВО «МГУ им. Н. П. Огарёва» (г. Саранск, Россия)*

*primarx12@yandex.com*

*Введение.* Использование нейронных сетей для нелинейных моделей помогает понять, в какой степени проявляются недостатки линейной модели, вызванные их спецификацией. Цель исследования – раскрыть содержание понятия «расчет цен опциона с использованием аппарата нейронных сетей».

*Материалы и методы.* В работе были использованы 2 вида переменных: эндогенные (входящие в модель нейронных сетей) и действующие на модель (постоянные возмущения).

*Результаты исследований.* С помощью полученной 33-14-1 нейронной сети с прямыми связями были получены 2 совокупности прогнозов; разработаны критерии оптимальности стратегий в задачах расчета цен опционов фондовых рынков.

*Обсуждение и заключения.* Получены 2 вида нейронных сетей, каждая из которых дает собственные положительные результаты, превышающие показатели регрессионного анализа. Также было выявлено, что адаптивная сеть лучше оценивает будущие доходы, чем простая нейронная сеть.

**Ключевые слова:** MBPN-модель, волатильность, среднеквадратичная оценка, нейронная сеть, опцион фондовых рынков

*Для цитирования:* Санников С. А. Нейронные сети в задачах расчета цен опционов фондовых рынков // Вестник Мордовского университета. 2017. Т. 27, № 1. С. 21–26. DOI: 10.15507/0236-2910.027.201701.021-026

## NEURAL NETWORKS FOR STOCK MARKET OPTION PRICING

**S. A. Sannikov**

*National Research Mordovia State University (Saransk, Russia)*

*primarx12@yandex.com*

*Introduction.* The use of neural networks for non-linear models helps to understand where linear model drawbacks, caused by their specification, reveal themselves. This paper attempts to find this out. The objective of research is to determine the meaning of “option prices calculation using neural networks”.

*Materials and Methods.* We use two kinds of variables: endogenous (variables included in the model of neural network) and variables affecting on the model (permanent disturbance).

*Results.* All data are divided into 3 sets: learning, affirming and testing. All selected variables are normalised from 0 to 1. Extreme values of income were shortcut.

*Discussion and Conclusions.* Using the 33-14-1 neural network with direct links we obtained two sets of forecasts. Optimal criteria of strategies in stock markets' option pricing were developed.

**Keywords:** MBPN model, volatility, mean square estimation, neural network, stock market option

**For citation:** Sannikov SA. Neural networks for stock market option pricing. *Vestnik Mordovskogo universiteta* = Mordovia University Bulletin. 2017; 1(27):21-26. DOI: 10.15507/0236-2910.027.201701.021-026

## Введение

Использование нейронных сетей для нелинейных моделей помогает понять, в какой степени проявляются недостатки линейной модели, вызванные их спецификацией или предположением об эффективности рынка. В современных публикациях часто встречаются исследования с наличием структуры «следование с запаздыванием» в ценах на опционы или акции [1–3]. В данных работах основной упор делается на то, что цены опционов являются ориентиром, за которым следуют цены соответствующих бумаг на рынке акций. Из этого делается вывод об эффективности рынка: зная положение рынка опционов, можно извлечь информацию, которая не дошла до рынка наличных средств. Данный прогноз будущей цены дает возможности для составления выгодной торговой стратегии. Идейной основой результатов данной работы послужили исследования [4–5]. Цель работы заключается в раскрытии работы нейронных сетей при анализе цен опционов фондовых рынков.

Современные методы, в том числе методы нейронных сетей, предоставляют возможность исследовать нелинейные модели формирования цен. Стандартные модели формирования цен оказываются недостаточно удовлетворительными из-за неполноты спецификации, а не из-за свойств «эффективности рынка». С помощью MBPN-модели [6] в данной статье рассматривается возможность извлечения прибыли на малом отрезке времени. С помощью базы данных о сделках, совершаемых в течение рабочего дня

на Europe Options Exchange – Европейской опционной бирже (ЕОЕ) в г. Амстердаме, был спрогнозирован размер прибыли по акциям компании Philips. В процессе работы были смоделированы 2 нейронные сети и модель линейного регрессионного анализа; приведено их сравнение по 3 критериям: средней квадратичной ошибке (MSE), коэффициенту корреляции Пирсона ( $r$ ) и полученному доходу за определенный фиксированный промежуток времени. Наибольшая эффективность (11 % годового дохода) была достигнута с помощью нейронной сети 33-14-1.

## Обзор литературы

В научной и учебной литературе, посвященной нейронным сетям, не уделяется достаточно внимания работе с нейронными сетями. Как правило, авторы статей не анализируют их сходства и различия с классическими методами (например, OLS-регрессией). Например, в работе А. Б. Барского [5] освещена работа основных видов нейронных сетей; возможности анализа нейронными сетями подробно описаны Д. А. Поспеловым [4].

## Материалы и методы

В работе используются 2 вида переменных: эндогенные (входящие в модель нейронных сетей) и действующие на рассматриваемую модель (постоянные возмущения).

## Результаты исследования

Для прогнозирования одной переменной на выходе (доход по акции через 15 мин) используется 33 экзогенные переменные [7–8]. Поскольку в данной выборке использовалась информация о реальных сделках, цены



в исходном файле соответствуют нерегулярно расположенным моментам по времени. В связи с этим рассматривались средние значения цен за каждый 15-минутный интервал времени. Поскольку ЕОЕ открывается в 9:30 и закрывается в 17:00, каждый день торгов состоял из тридцати 15-минутных интервалов. Из данных для анализа были исключены периоды неактивной торговли (с 16.45 до 17:00 и обеденный перерыв). Если в течение 15 мин сделок по опционам не происходило, то в качестве цены акции на наличном рынке использовалось постоянное невзвешенное среднее значение от предыдущего интервала времени.

Каждое наблюдение оформлялось в четырех записях: цены опционов call с 4 разными ценами исполнения; целевая переменная – средний доход по акциям Philips (за следующий 15-минутный промежуток).

Все переменные, которые используются при анализе нейронной сетью, можно разделить на 2 группы: принимающие дискретные значения и принимающие непрерывные значения [9–10]. По первому виду переменных нейронная сеть распознает опционы разных серий и по-разному направляет входной сигнал. Например, от того, состоялась сделка по опционам в 14:00 в пятницу или в 11:00 в среду, зависят выводы в отношении цены акции. Данная ситуация – характерный пример нелинейных взаимодействий.

Аналогичное заключение можно сделать в отношении дискретных переменных. Например, 2 сделки, до истечения которых по опциону осталось 3 мес. (1) и несколько дней (2), оказывают разное влияние на цену акции в краткосрочной перспективе. Таким образом, можно предположить, что существует совокупность решающих правил, по которым определяется состояние системы с соответствующими выводами относительно одной или нескольких целевых переменных.

Кроме данных 2 видов переменных, распознающих состояние системы, имеются переменные, непосредственно связанные с целевой (линейной, квадратичной или обратной непрерывной связью).

Все данные были разделены на 3 группы: обучающие, подтверждающие и тестовые. Поскольку волатильность измеряется по принципу движущегося окна с шагом каждые 15 дней, обучающее множество охватывает промежуток с 11 февраля по 13 марта 1992 г., включает 24 рабочих дня и 2 784 наблюдений окон в 15 мин. В подтверждающее множество вошло 300 наблюдений. Во избежание эффектов дня и недели исполнения в отдельную группу были выделены данные для тестов с 16 марта по 3 апреля (таким образом, оставалось достаточно времени до исполнения). Выбранные переменные были нормализованы от 0 до 1. Крайние значения дохода были сокращены; в новом масштабе значение 0,5 соответствует нулевому значению за соответствующий промежуток времени.

Для выяснения влияния переменных и степени пригодности линейной модели был использован метод наименьших квадратов (OLS-регрессия). Поскольку подразумеваемая переменная процентная ставка является мультиколлинеарной (т. е. прослеживается линейная зависимость между переменными регрессионной модели) с соотношением длинных и коротких позиций, данная переменная была исключена из исследования.

Полученные в результате исследования данные представлены в таблице. Было установлено, что рассматриваемая модель объясняет ситуацию более чем в 3 % случаев; кроме этого, в ней обнаружена минимальная корреляция ряда. Регрессионные данные отражали кривые реальных доходов на протяжении первых трех торговых дней из тестового множества; на оставшемся множестве была выявлена

тенденция к понижению доходов. Поскольку средний доход по акциям за 15 мин был аналогичным для всех опционов, в график вносилось только одно

значение целевой переменной. Таким образом, количество наблюдений в проверочном множестве сократилось до 435.

Т а б л и ц а

Table

## Значимые результаты регрессии на обучаемом множестве

## Significant results of regression on a learning set

Переменные / Variables	Регрессия (B) / Regression (B)	Упрощенная регрессия (SE B) / Simplified regression (SE B)	Простая нейронная сеть (T) / Simple neural network (T)	Адаптивная нейронная сеть (Sig T) / Adaptive neural network (Sig T)
ЮСАДИФ	-0,10340	0,037060	-2,790	0,0053
ТРАНХОУР	0,02799	0,007990	3,502	0,0000
САСОНОС	0,27614	0,127250	2,170	0,0301
РЕТЛАГ	0,07605	0,020110	3,782	0,0002
САСОНЮ	-0,07880	0,027630	-2,830	0,0044
САПУДИФ	-0,11280	0,041130	-2,742	0,0062
САММАЕУР	-1,27950	0,493490	-2,593	0,0096
ХИСВОЛА	0,25582	0,020400	4,916	0,0000
ЭХЕРТ	-0,33600	0,066200	-5,051	0,0000
ЛАМБДАЕУР	0,50799	0,178840	2,840	0,0045
МОНЕИ	-0,50690	0,167600	-3,134	0,0017
Константа / Constant	0,99024	0,245610	4,593	0,0000
Коэффициенты, при которых были выполнены расчеты / Coefficients for which calculations were performed				
F-статистика / F-statistics			3,51	
Квадратичная ошибка (R <sup>2</sup> ) / Quadratic error (R <sup>2</sup> )			3,92	
Уточненный R <sup>2</sup> / Revised R <sup>2</sup>			2,81	
Уровень значимости (F) / Level of significance (F)			0,00	



Поскольку в следующие 3 дня расхождения в результатах проверки все больше увеличивались, возникла необходимость регулярной перенастройки нейронной сети. Сначала сеть обучалась на обучающем множестве (300 записей) на протяжении 18 000 эпох. После этого прогнозировался доход по тестовому множеству на 1 ч вперед, и сеть переобучалась на последние 232 записи (в том числе на 4 прогнозируемых шага). Затем повторялся прогноз на 1 ч далее. После этого все внимание было уделено краткосрочному прогнозу, поскольку предметом исследования являются изменения показателей в течение 1 торгового дня.

#### Обсуждение и заключения

С помощью полученной 33-14-1 нейронной сети с прямыми связями (между входами и выходами и логическими функциями активации) были определены 2 совокупности прогнозов.

Первая – при обучении на исходных обучающих и подтверждающих данных на протяжении 18 000 эпох. В ходе исследования было изучено влияние различных коэффициентов обучения, импульсов, количества скрытых элементов на среднеквадратичную ошибку на подтверждающем множестве. Наилучшие результаты были достигнуты при коэффициенте обучения 0,1, импульсе 0,9 и 14 скрытых элементах.

Вторая – при повторном обучении нейронной сети с помощью движущегося окна. Данный метод должен был

улучшить результаты по каждому из критериев:

- средняя квадратичная ошибка на тестовом множестве;

- коэффициент корреляции Пирсона между выходом и целевыми значениями;

- доход (чистый), полученный на тестовом множестве.

В результате проведенной работы было выявлено, что второй вид сети обеспечивает лучшие результаты по сравнению с регрессивным анализом. Однако данный факт не говорит о его превосходстве над линейной моделью. При прогнозе на промежуток  $> 3$  дней любая из полученных сетей будет давать отрицательный доход.

В ходе исследования был применен метод адаптивного обучения сети при помощи движущегося окна. Сеть обучалась 100 раз, в результате чего было получено 404 правильных прогноза из 435; на выходе наблюдалась тенденция к понижению доходов. Если говорить обо всем тестовом множестве, то обе сети дают более удовлетворительные показатели, чем регрессионный анализ (поскольку способны фиксировать нелинейности в данных). Адаптивная сеть лучше оценивает будущие доходы, чем простая, поскольку может прогнозировать как положительные, так и отрицательные доходы. Однако необходимо помнить, что качество прогноза падает, если он строится на промежуток времени, превышающий 3 дня.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Едрнова В. Н., Малфеева М. В. Общая теория статистики : учеб. 2-е изд., перераб. и доп. М. : Магистр, 2015. 511 с. URL: <http://lib.sale/statistiki-teoriya/obschaya-teoriya-statistiki-uchebnik-yuristy.html>
2. Кабушкин С. Н. Управление банковским кредитным риском. М. : Новое знание, 2004. 336 с.
3. Езов А., Шумский С. Нейрокомпьютинг и его применение в науке и бизнесе. М., 1998. 224 с.
4. Поспелов Д. А. Моделирование рассуждений: опыт анализа мыслительных актов. М. : Радио и связь, 1989. 184 с. URL: <http://www.raai.org/about/persons/pospelov/pages/modras.pdf>
5. Барский А. Б. Логические нейронные сети : учеб. М. : БИНОМ ; Лаборатория знаний, 2012. 352 с.
6. Фролов Ю. Ф. Интеллектуальные системы и управление решения. М. : МГПУ, 2000. 294 с.
7. Бондарев А. Б. Прогнозирование биржевых сделок предприятий : практич. пособие. М. : Экономика и финансы, 1999. 240 с.



8. Качалов Р. М. Управление хозяйственным риском. М. : Наука, 2002. 344 с.
9. Тепман Л. П., Эриашвили Н. Д. Управление инвестиционными рисками : учеб. пособие. М. : ЮНИТИ-Дана, 2016. 215 с.
10. Социально-экономическая статистика. 2-е изд., перераб. и доп. / Под ред. М. Р. Ефимовой. М. : Юрайт, 2016. 591 с. URL: <http://virtua.nsuem.ru:8001/mm/2012/000167488.pdf>

*Поступила 27.10.2016; принята к публикации 26.01.2017; опубликована онлайн 31.03.2017*

*Об авторе:*

**Санников Сергей Андреевич**, аспирант кафедры прикладной математики, дифференциальных уравнений и теоретической механики факультета математики и информационных технологий ФГБОУ ВО «МГУ им. Н. П. Огарёва» (430005, Россия, г. Саранск, ул. Большевикская, д. 68), **ORCID:** <http://orcid.org/0000-0002-6135-6954>, [primarx12@yandex.ru](mailto:primarx12@yandex.ru)

*Автор прочитал и одобрил окончательный вариант рукописи.*

## REFERENCES

1. Yedronova VN, Malfeyeva MV. Obshchaya teoriya statistiki: ucheb. [General theory of statistics: Manual]. 2<sup>nd</sup> ed. Moscow: Magistr; 2015. Available from: <http://lib.sale/statistiki-teoriya/obshchaya-teoriya-statistiki-uchebnik-yuristy.html> (In Russ.)
2. Kabushkin SN. Upravleniye bankovskim kreditnym riskom [Management of credit risks]. Moscow: Novoye znaniye; 2004. (In Russ.)
3. Yezhov A, Shumskiy S. Neyrokomp'yuting i ego primeneniye v nauke i biznese [Neurocomputing and its application in science and business]. Moscow; 1998. (In Russ.)
4. Pospelov DA. Modelirovaniye rassuzhdeniy: opyt analiza myslitelnykh aktov [Modelling of reasoning: analysis of the experience of mental acts]. Moscow: Radio i svyaz; 1989. Available from: <http://www.raai.org/about/persons/pospelov/pages/modras.pdf> (In Russ.)
5. Barskiy AB. Logicheskiye neyronnyye seti: ucheb. [Logic neural network: Textbook]. Moscow: BINOM; Laboratoriya znaniy; 2012. (In Russ.)
6. Frolov YuF. Intellektualnyye sistemy i upravleniye resheniya [Intelligent systems and management solutions]. Moscow: MGPU; 2000. (In Russ.)
7. Bondarev AB. Prognozirovaniye birzhevyykh sdelok predpriyatiy: praktich. posobiye [Forecasting exchange transactions of enterprises: A practical guide]. Moscow: Ekonomika i finansy; 1999. (In Russ.)
8. Kachalov RM. Upravleniye khozyaystvennym riskom [Economic risk management]. Moscow: Nauka; 2002. (In Russ.)
9. Tepman LP, Eriashvili ND. Upravleniye investitsionnymi riskami: ucheb. posobiye [Investment risk management: A training manual]. Moscow: YuNITI-Dana; 2016. (In Russ.)
10. Yefimova MR. Sotsialno-ekonomicheskaya statistika [Socio-economic statistics]. 2<sup>nd</sup> ed. Moscow: Yurayt; 2016. Available from: <http://virtua.nsuem.ru:8001/mm/2012/000167488.pdf> (In Russ.)

*Submitted 27.10.2016; revised 26.01.2017; published online 31.03.2017*

*About the author:*

**Sergey A. Sannikov**, Postgraduate Student, Chair of Applied Mathematics, Differential Equations and Theoretical Mechanics, National Research Mordovia State University (68 Bolshevistskaya St., Saransk 430005, Russia), **ORCID:** <http://orcid.org/0000-0002-6135-6954>, [primarx12@yandex.ru](mailto:primarx12@yandex.ru)

*The author have read and approved the final manuscript.*