

Министерство образования и науки Российской Федерации

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ
Н.Г.ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра математической экономики
наименование кафедры

Построение торговой стратегии на основе нейронной сети

АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТРСКОЙ РАБОТЫ

Студента 3 курса 391 группы

направления 38.04.01 «Экономика»

код и наименование направления

механико-математического факультета

наименование факультета

Моренко Романа Анатольевича

фамилия, имя, отчество

Научный руководитель

профессор, д.э.н

должность, уч. степень, уч. звание

дата, подпись

В.А. Балаш

инициалы, фамилия

Зав. кафедрой:

профессор, д.ф.-м.н.

должность, уч. степень, уч. звание

дата, подпись

С.И. Дудов

инициалы, фамилия

Саратов 2017

ВВЕДЕНИЕ

Каждодневная практика финансового рынка состоит в весьма интересном противоречии непосредственно с академической точкой зрения, в соответствии с которой видоизменение цены финансового актива происходит в одно мгновение, без какого-то усилия эффективно отображая всю доступную информацию.

Исследования практически всегда констатируют, что никакие устойчивые стратегии торговли не дают постоянной прибыли, и это, во всяком случае, так, если принимать во внимание ещё и расход на совершение сделки [1].

Также общеизвестно, что участник рынка (и весь рынок в целом) может принимать абсолютно разные решения, исходя уже из сходной либо даже неизменной информации. Выход Великобритании из механизма валютных курсов европейской валютной системы (ERM) и октябрьский кризис 1987 г.— примеры ситуаций, когда трудно найти разумную объективную причину того, что данное событие произошло именно тогда, когда произошло, а не месяцем раньше или позже. Событие данного рода свидетельствует о том, что участник рынка в своей работе не ограничивается линейным состоятельным правилом принятия решения, а имеет в запасе пару сценариев действия, и то, какое из них будет пущено в ход, зависит иногда от внешне незаметного признака. Одним из возможных подходов непосредственно к многомерному и часто нелинейному информационному ряду финансового рынка состоит в том, чтобы по возможности совершать подражание образцу поведения участников рынка, применяя следующие методы искусственного интеллекта: экспертную систему либо нейронную сеть. Нейронная сеть предлагает совершенно новую многообещающую возможность для банка и иного финансового института, которому по роду своей деятельности необходимо разрешать задачи непосредственно в условиях небольшого априорного знания о среде.

Теория нейронных сетей разрабатывалась особенно интенсивно в конце 50-х и начале 60-х гг. Отечественные и зарубежные ученые Маккалох У., Хебб Д., Розенблатт Ф., Хьюбел Д., Визель Т., Хопфильд Дж., Волгин Л. И., Галуш-

кин А. И., Горбань А. И., Дунин-Барковский В. А., Ивахненко А. Г., Каляев А. В., Кохонен Т., Минский М., Неймарк С. О. и др. выполнили множество фундаментальных работ. Накопление теоретических знаний способствовало тому, что в последнее десятилетие нейронные сети все более активно применяются для решения различных прикладных задач, в том числе и в финансовой сфере [2].

Целями работы являются:

- применение теоретических знаний, методов, фактов и алгоритмов действий в области экономики, полученных в процессе обучения в магистратуре;
- создание математической нейросетевой модели, позволяющей предсказывать с достаточно высокой вероятностью изменения цены в торговых сетях.
- завершение конечной стадии работ по решению задач, поставленных научным руководителем магистерской диссертации;
- выполнение заключительной части работ по оформлению магистерской диссертации.

Нейронные сети выбраны в качестве средства моделирования, так как изменения цен носят аперiodический характер с резкими изменениями направления тренда. В связи с этим другие методы не позволяют осуществлять прогнозы с необходимой точностью.

Задачи:

1. Изучить понятие торговой стратегии;
2. Изучить архитектуру LSTM сетей и результаты применения при прогнозировании временных рядов;
3. Построить LSTM сеть для прогнозирования цен актива.
4. Построить торговую стратегию на основе LSTM нейронной сети;
5. Провести сравнения с другими стратегиями.

Методы анализа - Технический анализ - исследование динамики рынков посредством графиков, с целью прогнозирования будущего направления движения цен посредством обнаружения закономерностей изменения нескольких рыночных параметров: цены, объема сделок, объема открытых позиций. В пер-

вую очередь анализируются изменения цен, а изменения остальных факторов изучаются для подтверждения правильности направления движения цен и нейросетевой анализ. Нейронные сети имеют способность к моделированию нелинейных процессов, могут работать с «зашумленными» корреляционными данными, адаптируясь к изменяющимся внешним условиям.

Новизна проводимого исследования состоит в предложении подхода автоматизированного моделирования множества вариаций торговых сетей для оптимизации на основе ключевых показателей эффективности (KPI) и выбора оптимального решения путем анализа всего рынка, а не его узкой части посредством LSTM нейронных сетей.

Ключевые слова: фондовый рынок, инвестирование, доходность, риск, коэффициент Сортино, коэффициент Шарпа, коэффициент Трейнора, оптимизация, моделирование, экспертная система, KPI, LSTM нейронные сети.

Структура работы: работа состоит из введения, четырех глав, заключения и приложения. В первой главе рассматривается понятие торговой стратегии и критерии оценки ее эффективности. Во второй главе рассматриваемся понятие нейронных сетей, их классификация, описаны методы обучения. В третьей главе уделено отдельное внимание LSTM нейронным сетям. В четвертой главе приведено описание построения торговой стратегии на основе нейронной сети, приведены результаты эмуляции торговой стратегии на основе нейронной сети. В приложении представлены результаты для нескольких месяцев.

Результаты, полученные в ходе подготовки магистерской работы докладывались на VI Международной молодёжной научно-практической конференции «Математическое и компьютерное моделирование в экономике, страховании и управлении рисками»

2. КРАТКОЕ СОДЕРЖАНИЕ

2.1 Формализация понятия торговой стратегии

Возможность получения прибыли от торговых операций на финансовых рынках интересовала теоретиков и практиков с момента появления первых

бирж. Целью исследования является создание стратегии совершения сделок, результат которых прогнозируем по критериям доходности и рискованности.

На сегодняшний день практически отсутствуют теоретические исследования краткосрочных операций (спекуляций) и их результатов в долгосрочной перспективе, несмотря на их широкое распространение среди участников торгов. Между тем, краткосрочные операции, совершаемые по торговой стратегии, можно рассматривать как один из видов управления активами на финансовом рынке.

2.2 Оценка эффективности торговой стратегии.

Коэффициент Трейнора.

В данной работе производится сравнение эффективности двух стратегий случайной стратегии и стратегии построенной на основе прогноза цен с помощью нейронной сети. Для оценки инвестиций на фондовом рынке используют различные коэффициенты эффективности управления, которые можно разделить на две группы: абсолютные показатели эффективности инвестиций и относительные. Так абсолютные показатели эффективности инвестиций отражают абсолютные изменения ключевых показателей риска и доходности. Относительные коэффициенты показывают относительное изменение. В инвестиционном анализе доходность и риск являются ключевыми параметрами оценки любой инвестиции. В таблице 1 приводится классификация коэффициентов по различным группам: типу показателя и характеру оценки.

Коэффициенты	Тип показателя	Характер оценки	
		Относ.	Абс.
Среднеарифметическая доходность	Доходность		+
Стандартное отклонение	Риск		+
Коэффициент Шарпа	Доходность/Риск	+	
Коэффициент Трейнора	Доходность/Риск	+	
Коэффициент Бета	Риск	+	
Коэффициент Альфа Йенсена	Доходность		+
Коэффициент Модильяни	Доходность/Риск	+	

Табл.1 Классификация коэффициентов эффективности управления

Коэффициент бета (англ. *beta coefficient*) – показывает чувствительность изменения доходности инвестиционного портфеля от доходности рынка (рыночного индекса). Данный коэффициент используется как самостоятельно, так и в модели оценки капитальных активов CAPM (*Capital Assets Price Model*). Коэффициент бета отражает систематический риск инвестиции. Формула для расчета $\beta = \frac{cov(r;r_m)}{\sigma_m^2}$, где β – коэффициент бета, r – доходность инвестиционного портфеля, r_m – рыночная доходность, σ_m^2 – дисперсия рыночной доходности.

В таблице 2 ниже показан пример анализа по коэффициенту бета инвестиции на фондовом рынке. Чем выше значение показателя, тем выше возможная доходность, но в тоже время и выше риск. Для каждого типа инвесторов подходит свое значение беты.

Значение показателя	Уровень риска акции	Стратегия инвестора
$\beta > 1$ $\beta < -1$	Высокий	Агрессивная
$\beta = 1$ $\beta = -1$	Умеренный	Пассивная
$-1 < \beta < 1$	Низкий	Консервативная

Табл.2 Классификация коэффициентов эффективности управления

Коэффициент Трейнора (англ. *Treynor ratio*) – показатель эффективности инвестиции (инвестиционного портфеля), который показывает отношение превышение доходности инвестиции над систематическим риском портфеля. В качестве систематического риска используют значение рыночного риска, который рассчитывается как коэффициент бета. Коэффициент бета отражает чувствительность изменения доходности инвестиций и доходности рынка (рыночного индекса). Показатель Трейнора используется многими инвестиционными компаниями для осуществления ранжирования качества управления финансовыми продуктами. Формула для расчета $Treynor\ ratio = \frac{r_p - r_f}{\beta_p}$, где r_p – средняя доходность, r_f – средняя доходность безрискового актива, β_p – рыночный риск.

Данный показатель отражает отношение между превышением доходности инвестиционного портфеля и рыночным риском данного портфеля. Чем выше значение данного показателя, тем более результативно было управление инвестициями.

2.3 Прогнозирование на основе нейронной сети

В данной работе была сконфигурирована LSTM сеть, изучено влияние параметров на результаты работы. В качестве входных данных использованы почасовые данные котировок компании Яндекс. Яндекс (yandex, Яндех) — крупнейшая российская ИТ-компания, владеющая одноименной поисковой системой и интернет-порталом.

Данные по котировкам были взяты <http://www.finam.ru>. На данном сайте предоставлены текущие и архивные значения котировок акций компаний.

Для обучения нейронной сети была разработана программа на языке Java с использованием библиотеки <https://deeplearning4j.org/>

На рисунке 1 показан результат работы нейронной сети. На графике изображены предсказанные и фактические значения котировок акций в рублях в зависимости от периода.

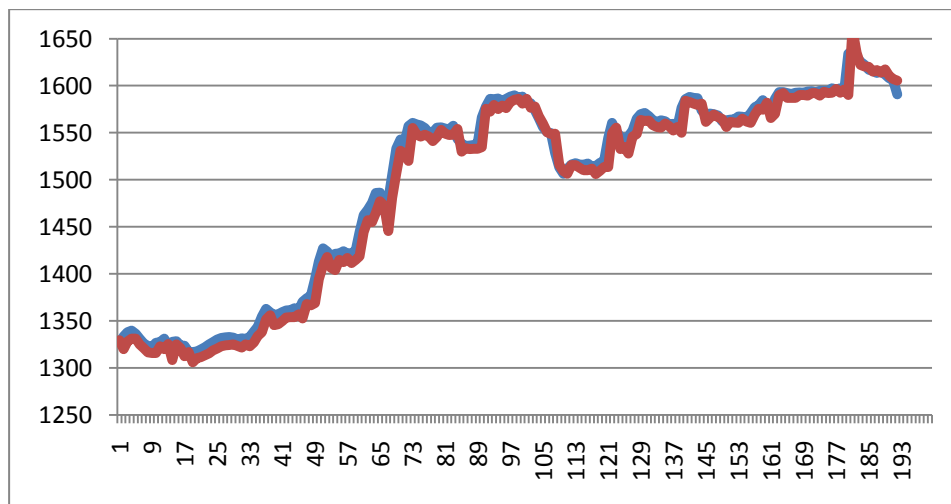


Рис. 1 Результат прогнозирования цен

Была разработана программа для эмуляции сделок с активом. Предполагалось что в первоначальный момент у инвестора имеется капитал в размере 1000000 руб. и половину капитала он тратит на покупку акций по текущей це-

не. Была произведена эмуляция для случайной стратегии при которой и стратегии при которой сделка осуществлялась на основе предсказанной цены. На рисунке 5 представлены графики значений капитала для различных периодов для двух стратегий.

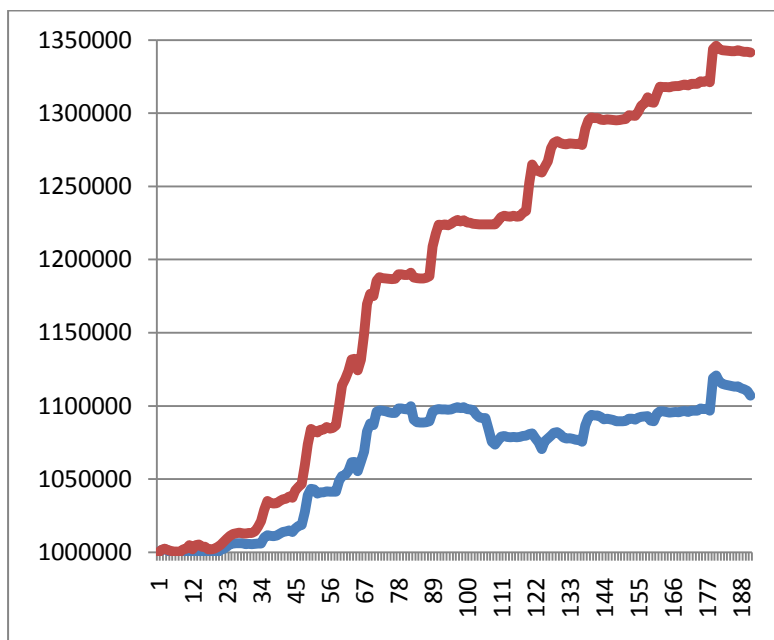


Рис. 2 Значение капитала

На рисунках 5,6 изображены гистограммы распределения доходностей для случайной стратегии и стратегии на основе нейронной сети соответственно. Коэффициент асимметрии для случайной стратегии 2.2377, дисперсия $9.05683 \cdot 10^{-6}$ для стратегии на основе нейронной сети 2.40686, дисперсия $1.42186 \cdot 10^{-5}$. Коэффициент асимметрии для стратегии на основе нейронной сети больше чем коэффициент асимметрии для случайной стратегии. Данный факт говорит о том, что у распределения доходности для нейронной сети наблюдается более выраженный положительный “хвост”, что указывает на большую эффективность стратегии на основе нейронной сети.

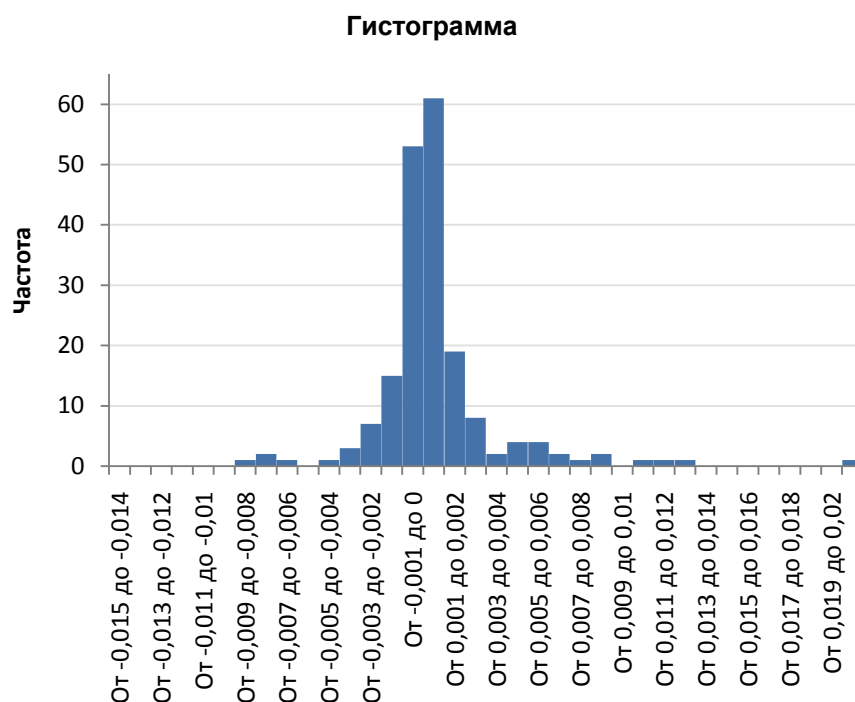


Рис. 3 Распределение доходностей для случайной стратегии

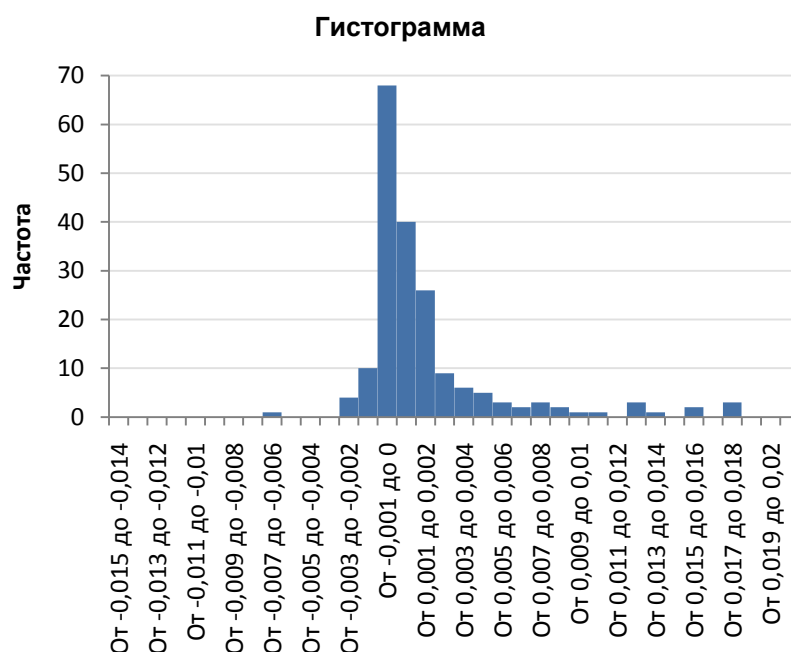


Рис. 4 Распределение доходностей для стратегии на основе нейронной сети

Для сравниваемых стратегий были рассчитаны коэффициент бетта и коэффициент Трейнора. Расчетные данные приведены в таблице 3. Также были рассчитаны указанные коэффициента для стратегии "купил и держи". Для стра-

тегии «купил и держи» доходности соответствуют доходностям самого актива. Для расчётов в качестве безрискового актива использовался индекс РТС, показатели которого были взяты с Московской биржи. Для всех стратегий коэффициент Трейнора оказался положительным, что говорит об эффективности трех стратегий.

	Случайная стратегия	Стратегия "купил и держи"	Стратегия на основе нейронной сети
Бета	0,165945502	0,4720775	0,070587252
Средняя доходность	0,000539576	0,0010255	0,00155429
Безрисковая ставка	0,00019518	0,00019518	0,00019518
К. Трейнора	0,002075361	0,00175885	0,019254337

Табл. 3 Коэффициенты для различных стратегий

Заметим, что коэффициент Трейнора для стратегии на основе нейронной сети заметно больше коэффициентов Трейнора для двух других стратегий. Данный факт говорит о том что разработанная стратегия на основе нейронной сети показала большую эффективность.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Уже в современности интеллектуальные системы на основе искусственных нейронных сетей с успехом решают задачи по распознаванию образов, выполнению прогнозов, оптимизации, ассоциативной памяти и управлению сложными системами. Искусственные нейронные сети ныне являются вычислительными системами с огромным количеством параллельно функционирующих простых процессоров с множеством сложных взаимосвязей. Модели искусственных нейронных сетей в некоторой степени воспроизводят и даже превосходят организационно-вычислительные принципы, свойственные психике человека.

Целью исследования было создание стратегии совершения сделок, результат которых прогнозируем по критериям доходности и рискованности. Построение любых торговых стратегий основывается на некоторой модели поведения цен финансовых инструментов. Изменение капитала за один шаг может происходить только за счет изменения стоимости рыночной позиции.

В данной работе было произведено сравнение эффективности двух стратегий случайной стратегии и стратегии построенной на основе прогноза цен с помощью нейронной сети. В данной работе была сконфигурирована LSTM сеть, изучено влияние параметров на результаты работы. В качестве входных данных использованы получасовые данные котировок компании Яндекс. Яндекс (yandex, Yandex) — крупнейшая российская ИТ-компания, владеющая одноименной поисковой системой и интернет-порталом. Данные по котировкам были взяты <http://www.finam.ru>.

Для обучения нейронной сети была разработана программа на языке Java с использованием библиотеки <https://deeplearning4j.org/>

Для сравниваемых стратегий были рассчитаны коэффициент бетта и коэффициент Трейнора. Для расчётов в качестве безрискового актива использовался индекс РТС, показатели которого были взяты с Московской биржи. Для всех стратегий коэффициент Трейнора оказался положительным, что говорит об эффективности трех стратегий. Заметим, что коэффициент

Трейнора для стратегии на основе нейронной сети заметно больше коэффициентов Трейнора для двух других стратегий. Данный факт говорит о том что разработанная стратегия на основе нейронной сети показала большую эффективность.

Таким образом, результаты данной работы показывают, что использование сравнительно нового типа нейронных сетей - LSTM даёт неплохие результаты в области прогнозирования котировок цен активов. В ходе данной работы были проведены эксперименты с различными конфигурациями нейронной сети и алгоритмами ее обучения. Опытным путём была определена оптимальные параметры.

На основе предсказанных значений была построена торговая стратегия. По результатам расчётов построенная торговая стратегия показала большую эффективность по сравнению со случайной стратегией. В дальнейшем планируется провести ряд исследований используя в качестве входных параметров не только прошлые значения цен актива, но также новости по компании.

Анализируя различные варианты сетей, пользователь может выбрать наиболее подходящий вариант исходя из указанных оценок оптимизационного показателя и структурного состава рынка. Также можно использовать моделирование и оптимизацию для заранее определенных пользователем цен, если не стоит проблема выбора альтернативных возможностей для инвестирования.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Сажин Ю.В., Катунь А.В., Сарайкин Ю.В., Анализ временных рядов и прогнозирование. Саранск : Изд-во Мордов. ун-та, 2013. — 192 с2. Егошин А.В.
2. Анализ и прогнозирование сложных стохастических сигналов на основе методов ведения границ реализаций динамических систем: Автореферат диссертации ... канд. техн. наук. Санкт-Петербург, 2009. 19 с.
3. Барский, А.Б. Нейронные сети – распознавание, управление, принятие решений. – М.: Слово, 2016. Валютный спекулянт // Нейросети: работа над ошибками. 2000. № 7 [Электронный ресурс]
URL: <http://www.intuit.ru/department/ds/neuronnets/> (дата обращения 28.09.2017).
4. Джеффри Оуэн Кац, Донна Л. МакКормик. Энциклопедия торговых стратегий. – М.: 2002.
5. Егошин, А.В. Анализ и прогнозирование сложных стохастических сигналов на основе методов ведения границ реализаций динамических систем: Автореферат диссертации канд. техн. наук. – Санкт-Петербург, 2009. - 19 с.
6. Ивахненко, А.Г. Обзор задач, решаемых по алгоритмам Метода Группового Учета Аргументов (МГУА) // Group Method of Data Handling [Электронный ресурс]. URL: <http://www.gmdh.net/articles/rus/obzor zad.pdf> (дата обращения 28.09.2017)
7. Катс, Д., Маккормик, Д. Энциклопедия торговых стратегий. – М.: Мираж, 2012.
8. Карпати, А. Необоснованная эффективность рекуррентных нейронных сетей [Электронный ресурс] // arXiv: 4829.95848 v1 [cs.NE] 21 мая 2015 года. URL: <http://karpathy.github.io/2015/05/21/rnn-effectiveness/> Торговые роботы на фондовом рынке – «Люди против машин» // In-Fin: центр финансовых инвестиций и трейдинга. URL: http://www.infin.ru/articles/robot_trading.html (дата обращения 28.09.2017).
9. Шарп У., Александер Г., Бейли Дж. ИНВЕСТИЦИИ: Пер. с англ. – М.: ИНФРА - М, 1997. – XII, 1024 с.

10. Нейронные сети. // NeuroProject. URL: <http://www.neuroproject.ru/neuro.php> (дата обращения 28.09.2017).
11. Ферцев, А.А. Реализация нейронной сети для распознавания изображений с помощью технологии NVIDIA CUDA Слово. – М., 2011.12.
12. Extrapolation. // The free encyclopedia «Wikipedia» [Электронный ресурс]. URL: <http://en.wikipedia.org/wiki/Extrapolation> (дата обращения 28.09.2017).
14. Jan Koutn'ík, Klaus Greff, Faustino Gomez. A Clockwork RNN [Электронный ресурс] // arXiv: 1402.3511v1 [cs.NE] 14 Feb 2014 URL: <https://arxiv.org/pdf/1402.3511v1.pdf> (дата обращения: 22.09.2017).
15. Нормативные системы в прогнозировании развития предпринимательского сектора экономики / Л.И. Муратова [и др.] // Управление экономическими системами [электронный ресурс]. 2009, №20. URL: <http://uecs.mcnip.ru/modules.php?name=News&file=print&sid=145> (дата обращения 28.08.2011).
16. Extrapolation // The free encyclopedia «Wikipedia» [электронный ресурс]. URL: <http://en.wikipedia.org/wiki/Extrapolation> (дата обращения 28.08.2011).
17. Тихонов Э.Е. Прогнозирование в условиях рынка. Невинномысск, 2006. 221 с.
18. Ивахненко А.Г. Обзор задач, решаемых по алгоритмам Метода Группового Учета Аргументов (МГУА) // Group Method of Data Handling [электронный ресурс]. URL: <http://www.gmdh.net/articles/rus/obzorzad.pdf> (дата обращения 28.08.2011).
19. Эконометрия: Учебное пособие / В.И. Суслов [и др.] Новосибирск: Издательство СО РАН, 2005. 744 с.
21. Kaisheng Y., Trevor C. Depth-Gated Recurrent Neural Networks [Электронный ресурс] // arXiv: 1508.03790v2 [cs.NE] 19 Aug 2015 URL: <http://proceedings.mlr.press/v37/jozefowicz15.pdf> (дата обращения: 22.09.2017).

Магистрант: _____ /Р.А. Моренко/