

УДК 004.032.26

Плебан Ирина Викторовна, студент (КузГТУ, г. Кемерово)
Щедрин Семен Сергеевич, студент (КузГТУ, г. Кемерово)
Рейзенбук Кристина Эдуардовна, ст. преподаватель (КузГТУ, г. Кемерово)

Pleban Irina Viktorovna, master degree student (KuzSTU, Kemerovo)
Shchedrin Semen Sergeevich, master degree student (KuzSTU, Kemerovo)
Reizenbuk Kristina Eduardovna, senior lecturer (KuzSTU, Kemerovo)

АНАЛИЗ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ КОТИРОВОК ЦЕННЫХ БУМАГ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МОДЕЛЕЙ

ANALYSIS OF SECURITIES QUOTATIONS TIME SERIES BASED ON NEURAL NETWORKS MODELS

В связи со стремлением человечества к процессу расширенного воспроизводства, появилось и набирает популярность такое явление, как инвестирование в различные организации. Для общества польза от этого очевидна: свободные средства экономики включаются в общий денежный оборот, максимизируя возможности производителей к расширению производства. Для инвесторов же участие в деятельности какой-либо организации – шанс получить прибыль. Но, чтобы достигнуть желаемого результата, инвестор должен выбрать перспективный объект для вложения своих средств.

Для принятия решения при торговле на фондовом рынке игроки используют средства фундаментального и технического анализа. Фундаментальный анализ состоит в определении реальной стоимости ценной бумаги организации и построении прогноза движения цены на нее, основываясь на полученных данных. Технический анализ же состоит в поиске закономерности движения цены на ценную бумагу исходя из статистической информации (исторические котировки, графики движения цен).

С развитием вычислительной техники люди, ведущие свою деятельность на фондовых рынках, получили широкий инструментарий для анализа статистических данных: технические индикаторы, программное обеспечение для анализа статистических данных, “биржевые советники”, торговые терминалы, биржевые роботы. У каждого из этих инструментов есть, конечно, свои преимущества и недостатки. Однако, успешной торговле на фондовой бирже, также часто мешает человеческий фактор, ведь наши эмоции и чувства могут не дать трезво оценить текущую ситуацию. Именно поэтому инструменты, которые могут давать объективные сигналы к действиям, очень актуальны. Опять же, такие инструменты, которые показывают хорошие результаты в реальных условиях, недоступны и разраба-

тываются всегда для внутреннего пользования, а не для того, чтобы стать достоянием общественности.

Главный технологический тренд мирового фондового рынка последних лет – бурное развитие так называемой алгоритмической или высокоскоростной торговли. Теперь на биржах соревнуются не люди, а торговые роботы, совершающие сотни и тысячи операций за одну торговую сессию.

Поэтому была поставлена цель: исследовать возможность применения нейросетевых технологий для анализа поведения фондового рынка и разработать интеллектуальную информационную систему для автоматизированной торговли.

Для достижения этой цели были поставлены следующие задачи:

- Провести статистический анализ набора исторических котировок.
- Рассмотреть существующие методы прогнозирования котировок на фондовых биржах.

Так как основой разрабатываемой системы были выбраны нейронные сети, поэтому также к задачам относятся:

- Рассмотреть базовые принципы построения нейронных сетей и алгоритмы их обучения.
- Разработать алгоритм подбора топологии нейронной сети и обучения нейронной сети.

В качестве основы для разрабатываемой системы нейронные сети были выбраны неслучайно, ведь они обладают некоторыми очевидными преимуществами. Главными из этих преимуществ для нас являются:

- Высокое быстродействие (так как планируется, что в дальнейшем система сможет использоваться на тиковых котировках, скорость выдачи сигналов системой – один из важнейших показателей).
- Адаптация к изменению внешних условий (рынок – не статическая, а динамическая система, поэтому система должна быть способна подстраиваться под изменяющиеся условия).
- Устойчивость к шумам в исходных данных (так как решение нужно принимать быстро, времени на предварительную фильтрацию и серьезную обработку данных может не быть, поэтому система должна быть устойчива к «выбросам»). Искусственная нейронная сеть – это набор нейронов, соединенных между собой. Как правило, передаточные функции всех нейронов в нейронной сети фиксированы, а веса являются параметрами нейронной сети и могут изменяться. Некоторые входы нейронов помечены как внешние входы нейронной сети, а некоторые выходы – как внешние выходы нейронной сети. Подавая любые числа на входы нейронной сети, мы получаем какой-то набор чисел на выходах нейронной сети. Таким образом, работа нейронной сети состоит в преобразовании входного вектора в выходной вектор, причем это преобразование задается весами нейронной сети [1].

При построении торговых роботов на основе нейронных сетей возникает сразу несколько проблем:

1. выбор топологии сети, обеспечивающей наилучшую обучаемость;
2. выбор количества входных параметров сети;
3. выбор критерия оценки обученной сети.

Решение задачи с помощью нейронной сети можно разбить на основные этапы:

1. сбор данных для обучения (данные должны удовлетворять основным критериям: репрезентативность и непротиворечивость);
2. подготовка и нормализация данных (нормировка, квантование или фильтрация данных для улучшения «восприятия» сети);
3. выбор топологии сети (тип сети выбирается исходя из постановки задачи и имеющихся данных);
4. экспериментальный подбор характеристик сети (количество слоев, нейронов и их особенности);
5. экспериментальный подбор параметров обучения;
6. обучение сети (последовательная настройка связей между нейронами, путем изменения их весов);
7. проверка адекватности обучения (тестирование сети необходимо проводить на примерах, которые не участвовали в обучении);
8. корректировка параметров, окончательное обучение;
9. вербализация сети с целью дальнейшего использования (сохранение сети в форме, пригодной для дальнейшего использования).

Нейронная сеть состоит из следующих основных компонентов:

- нейроны – основной компонент сети, преобразует входные данные, переданные в него, и передает результат дальше;
- слой – группа нейронов;
- синапсы – связи между нейронами и веса этих связей, определяет с какими нейронами связан данный и насколько сильно.

Нейронную сеть можно представить в виде направленного графа, вершинами которого будут являться нейроны, а ребрами – синапсы, которые их соединяют. Тогда силы связей нейронов можно представить в виде весов графа. Типичные конфигурации графов объединяют в топологию сети. На данный момент существует довольно много различных топологий, таких как: многослойный персептрон [2], вероятностная нейронная сеть [3], когнитрон и неокогнитрон [4], нейронный газ [5], свёрточная нейронная сеть [6], сеть Хопфилда [7], сети Элмана [8], Джёрдона [9], сеть Ворда и другие. Различные топологии разделяются по типам связей, активационных/передаточных функций, специализированным методам обучения, особенностям в строении нейронов и др. Столь большой выбор типа сети даёт возможность найти оптимальную практически под любую задачу.

Выбор топологии и настройка весов связей искусственной нейронной сети являются одними из важнейших этапов при использовании нейросетевых технологий для решения практических задач. От этих этапов напрямую зависит качество полученной модели. Традиционно, структура нейронной сети подбирается исследователем экспериментально. Это означает, что ему необходимо самостоятельно задать такие параметры, как количество слоев, нейронов, характер их связей, что занимает значительное количество времени и часто не оправдывает ожиданий. После того, как параметры выбраны, необходимо обучить созданную сеть для того, чтобы проверить ее качество, а на это, опять же, затрачивается большое количество времени. С развитием теории и практики использования генетических алгоритмов, исследователи стали искать способы их применения к задаче поиска оптимальной структуры нейронных сетей.

Для исследования проблемы и определения инструментов, подходящих для ее решения, необходимо провести анализ котировок, в качестве которых были выбраны котировки фьючерсов на нефть марки Brent.

Возможность проанализировать поведение любой котировки на рынке предусматривает наличие большого объема исторических данных. Для анализа котировок данных фьючерсов был взят период длительностью 10 лет. Но в исходных данных присутствуют сильные шумы, что мешает пронаблюдать сезонную составляющую и основную тенденцию.

Чтобы избавиться от случайных шумов, выборку сгладили с помощью 300-периодной скользящей средней и алгоритма фильтрации по алгоритму 4253H. После этого мы получили вид основной тенденции. Алгоритм 4253H – это мощный метод сглаживания, который совмещает в себе несколько последовательных преобразований скользящей средней и скользящей медианой. Он состоит в двойном сглаживании скользящими медианами с интервалами 4, 2, 5 и 3 соответственно, а также, применение взвешенного скользящего среднего с весами 0.25, 0.5, 0.25. Далее для результата вычисляются невязки, и к ним применяется тот же алгоритм сглаживания, и, наконец, результаты сглаживаний складываются, что дает нам результат применения данного алгоритма.

Стохастические методы обучения выполняют псевдослучайные изменения величин весов, сохраняя те изменения, которые ведут к улучшениям. Так как единственно правильного ответа в отдельный конкретный момент в нашей задаче не существует, для обучения нейронных сетей в системе решено было использовать стохастический метод. Это было сделано в связи с тем, что большинство существующих методов представляют собой обучение с учителем и предполагают наличие единственно правильного ответа, которого в нашей задаче нет. Этим определяется невозможность расчета ошибки или отклонения от эталонного решения. Качество работы сети оценивается постфактум, то есть по финансовым результатам сети.

В процессе обучения, некоторое количество синаптических весов изменяются случайным образом, после этого проверяется результат, который сеть показала на обучающей выборке, и, если ее конечный капитал увеличился, изменения сохраняются. В противном случае, происходит откат изменений и веса снова изменяются на случайную величину. Обучение может быть ограничено по трем показателям: количество пройденных сетью эпох обучения, время, которое было потрачено на обучение сети, и достигнутый уровень прибыльности сети на обучающей выборке.

Система эмулирует деятельность на реальной фондовой бирже, все сети начинают торговли с фиксированным начальным капиталом, а в качестве критерия качества обучения сети выступает конечный капитал обучаемой нейронной сети.

Подбор топологии нейронной сети, как и ее последующее обучение не является тривиальной задачей, а также, оказывает значительное влияние на результаты дальнейшего обучения. Для автоматизации этого процесса решено было использовать генетический алгоритм [10]. В качестве особей рассматриваются различные по структуре нейронные сети. В качестве популяции – некоторый набор различных нейронных сетей. Гены – различные признаки нейронной сети. Использовалась схема прямого кодирования. Для кодирования сети были использованы две строки:

1) Строка, в которой закодированы слои нейронов. Нейроны закодированы числами, которые соответствуют типам активационных функций. Слои закодированы набором нейронов.

2) Строка, в которой закодированы синапсы. Каждый синапс закодирован двумя идентификаторами нейронов и весом синаптической связи.

Разработанная система включает в себя несколько программных решений:

1) Библиотека классов (прил. А) на платформе .NET, адаптированная для повторного использования. В ней описана логика для создания, обучения сетей, автоматического подбора топологии.

2) Консольное приложение для создания и обучения нейронных сетей. Данное приложение служит для создания и обучения сетей, а также для подбора их топологии.

3) Настольное приложение с графическим интерфейсом на основе WPF для создания и обучения нейронных сетей в удобном для пользователя виде. Предоставляет графический интерфейс для создания и обучения нейронных сетей, а также для автоматического подбора их топологии.

4) Настольное приложение с графическим интерфейсом на основе WPF для проверки получившихся нейронных сетей на произвольных выборках. Предоставляет графический интерфейс для работы с системой в пользовательском режиме.

В процессе работы над системой была выбрана сеть, которая лучше всего обучилась на тестовой выборке. Данная сеть при стартовом капитале

в 100 тысяч долларов в конце рассматриваемого периода обладала капиталом в 447 тысяч долларов (рис. 1). Это означает, что прибыльность составила 347%. Котировки в обучающей выборке были представлены за 10 лет (с 2005 по 2015 год). Следовательно, средняя годовая доходность составила 34.7%, что значительно выше, чем ставки крупнейших банков.

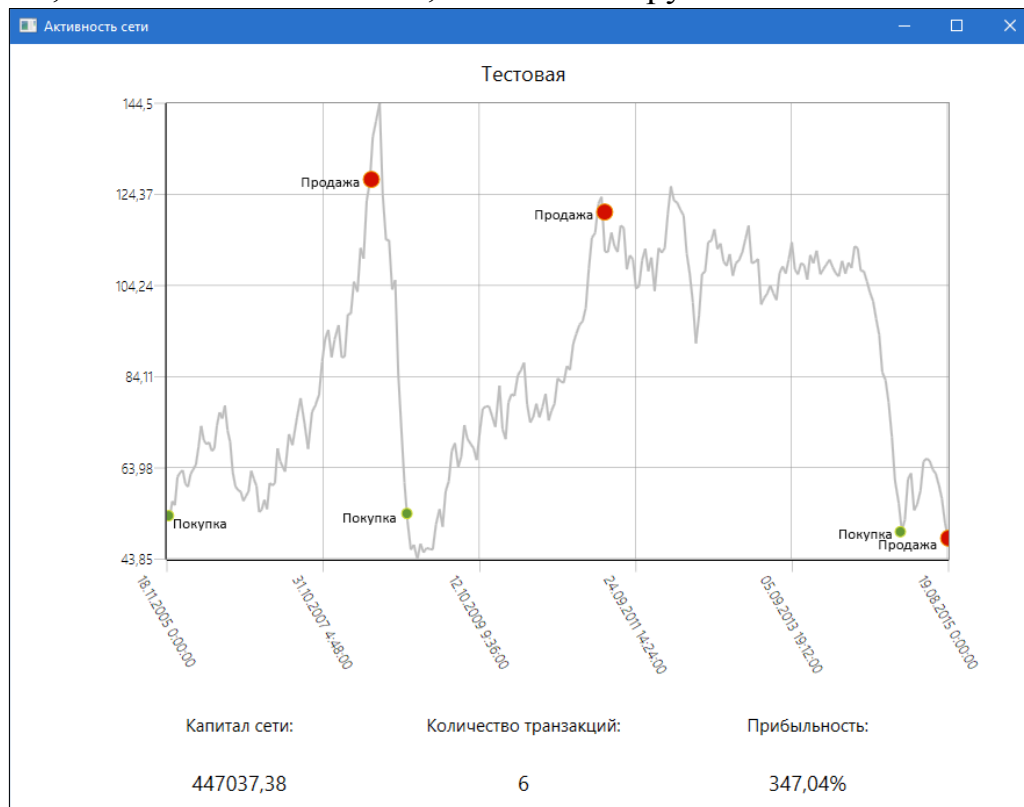


Рисунок 1. Результаты сети

В результате работы была разработана интеллектуальная информационная система для автоматизированной торговли на фондовой бирже и были выполнены все поставленные задачи.

Проведен анализ предметной области, изучены принципы построения и обучения нейронных сетей, рассмотрены основные методы принятия решений на фондовой бирже. Проведен статистический анализ входных данных, что показало наличие сезонной составляющей в исторических котировках фьючерсов на нефть марки Brent за 10 лет. Закономерность в выборке заметна, но является нелинейной. Ситуацию осложняет и наличие случайной составляющей.

Для решения проблемы было решено применить нейронную сеть, а для увеличения шансов на нахождение решения – реализовать генетический алгоритм для автоматического подбора топологии нейронных сетей. Для обучения использовался стохастический метод, как разновидность обучения без учителя, в связи с тем, что единственно верного решения в этой задаче нет.

Реализация системы может позволить достичь поставленной цели: организации автоматизированной торговли на фондовой бирже. Результа-

том работы системы являются сигналы на покупку или продажу ценных бумаг, в зависимости от текущих их котировок. В дальнейшем планируется интеграция системы с торговой платформой и адаптация системы для работы в автоматическом режиме.

Список литературы

1. Методы классификации и прогнозирования. Нейронные сети [Электронный ресурс] // НОУ Интуит – Режим доступа: <http://www.intuit.ru/studies/courses/6/6/lecture/178?page=2>.

2. Многослойный перцептрон [Электронный ресурс] // Aiportal.ru: Портал искусственного интеллекта – Режим доступа: <http://www.aiportal.ru/articles/neural-networks/multi-perceptron.html>.

3. Вероятностная нейронная сеть [Электронный ресурс] // BaseGroup Labs – Режим доступа: <https://basegroup.ru/community/glossary/probabilistic-net>.

4. Неокогнитрон [Электронный ресурс] // НОУ Интуит – Режим доступа: <http://www.intuit.ru/studies/courses/88/88/lecture/20553?page=3>.

5. Нейронный газ [Электронный ресурс] // Академик – Режим доступа: <http://dic.academic.ru/dic.nsf/ruwiki/1857414>.

6. Deconvolutional Neural Network [Электронный ресурс] // Habrahabr.ru – Режим доступа: <https://habrahabr.ru/company/nordavind/blog/253859/>.

7. Нейронная сеть Хопфилда [Электронный ресурс] // BaseGroup Labs – Режим доступа: <https://basegroup.ru/community/glossary/hopfield-net>.

8. Нейронная сеть Элмана [Электронный ресурс] // Академик – Режим доступа: <http://dic.academic.ru/dic.nsf/ruwiki/663699>.

9. Нейронная сеть Джордана [Электронный ресурс] // Академик – Режим доступа: <http://dic.academic.ru/dic.nsf/ruwiki/663697>.

10. Хритonenко Д.И., Семенкин Е.С. Самоконфигурируемый эволюционный алгоритм автоматического проектирования рекуррентных нейронных сетей // Сборник материалов Всероссийской научно-практической конференции «Информационно-телекоммуникационные системы и технологии». – Кемерово: 2015.