

ПРЕИМУЩЕСТВА НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ИНВЕСТИЦИОННЫХ ВЛОЖЕНИЙ ПО СРАВНЕНИЮ С ТРАДИЦИОННЫМИ МЕТОДАМИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

ПОПОВ Вадим Дмитриевич

студент

Московский технический университет связи и информатики

г. Москва, Россия

В статье анализируется применимость нейронных сетей (НС) для прогнозирования инвестиционных вложений, выявляя их преимущества перед традиционными методами. Рассматриваются виды НС, такие как CNN, RNN и LSTM, и их эффективность при работе с нелинейными данными. Приведен обзор исследований, подтверждающих превосходство НС в условиях изменчивого рынка. Подчеркивается важность применения современных технологий для повышения точности и адаптивности прогноза.

Ключевые слова: инновационные технологии, нейронные сети, прогнозирование данных, финансовый рынок, акция.

В настоящее время во все сферы деятельности внедряются инновационные цифровых технологии. Данная тенденция не обошла стороной и финансовый сектор. Понимание структуры финансовой деятельности и прогнозирование её развития и изменений являются ключевыми векторами для большинства исследований в академических и финансовых кругах. Поскольку структура финансовых данных содержит сложную, неполную и нечеткую информацию, прогнозирование тенденций развития остается чрезвычайно сложной задачей [2]. Колебания финансовых данных зависят от множества коррелирующих постоянно меняющихся факторов. Таким образом, прогнозирование и анализ финансовых данных – постоянно актуальная тема исследования.

Данные исследования сделали большой шаг с появлением возможности использования современных технологий, а именно машинного обучения. Инновационные технологии позволяют компаниям не только оставаться конкурентоспособными, но и открывать новые возможности для роста и инноваций [1]. Это не просто дань моде, а необходимое условие для достижения успеха в быстро меняющейся среде.

Нейронные сети (НС), как одна из передовых технологий, стремительно находит свое место применимости в финансовых процес-

сах, в том числе и в прогнозировании инвестиционных вложений. Более точные прогнозы позволяют принимать обоснованные инвестиционные решения, что ведет к значительному увеличению доходов. Когда прогнозирование основано на глубоком анализе данных и учете множества факторов, снижается уровень неопределенности и рисков. Таким образом, компании могут оптимизировать свои стратегии, своевременно реагировать на изменения рынка и максимально эффективно использовать свои ресурсы, что в конечном итоге способствует увеличению прибыли. В условиях постоянно меняющегося рынка, где динамика спроса и предложения может резко измениться за короткий период времени, особенно важно обладать инструментами и стратегиями, которые позволяют быстро адаптироваться к новым условиям. В данной статье оценим целесообразность применимости НС в аспекте прогнозирования инвестиционных вложений по сравнению с традиционными методами, укоренившимися в данной стезе за столь долгое время использования.

В мировой практике инвестиционной деятельности используется большое количество различных традиционных методов прогнозирования и оценки эффективности инвестиционных вложений, к наиболее распространенным следует отнести следующие методы:

экспертные, логическое моделирование, статистические [3].

Суть экспертных методов заключается в сборе суждений высококвалифицированных специалистов в финансовой сфере деятельности и систематизации собранных мнений для определения тенденции развития прогнозируемого объекта. Обычно данный метод используется для подкрепления экспертами полученных данных какой-либо моделью. Так, например, Банк России в сочетании с эконометрическими моделями выполняет прогноз на краткосрочный период.

Методы логического моделирования в основном используются для качественного анализа развития прогнозируемого объекта. Эти методы направлены на создание сценариев, описывающих последовательность событий, условия принятия решений, взаимосвязи и значимость различных событий. Этот подход включает в себя такие методы, как прогнозирование на основе образа (часто используемое в корпоративных условиях) и прогнозирование на основе аналогий, при котором прогнозы делаются путем проведения параллелей с аналогичными ситуациями из прошлого.

Статистические методы прогнозирования тенденции развития биржевого рынка являются ключевыми методами, к результатам которых применяются другие традиционные методы (экспертные, логическое моделирование и т. д.), для подкрепления полученных данных. Статистические методы основываются на построении фондовых индексов, а также на расчете показателей регрессии, дисперсии, вариации, ковариации, экстраполяции и интерполяции. Данные методы используются многими компаниями и по сей день для прогнозирования и определения инвестиционных проектов. Наиболее популярными моделями среди статистических методов являются модели вида ARIMA. ARIMA – модель авторегрессии скользящего среднего, которая применяется для построения краткосрочных прогнозов величины на основании её предыдущих значений [7]. Модели данного вида, как и остальные статистические методы, предполагают наличие линейных зависимостей между переменными, однако, фондовые рынки, особенно в текущей мировой обстановке,

характеризуются сложными нелинейными взаимодействиями, которые очень трудно уловить традиционными статистическими методами. Также к недостаткам статистических методов относится плохая адаптивность к быстро меняющимся условиям рынка, так как статистические методы требуют, чтобы модель была заранее predetermined.

С появлением НС произошла революция в области прогностической аналитики. Как важная ветвь алгоритмов машинного обучения, НС имеют следующие преимущества по сравнению с традиционными статистическими методами: они являются числовыми, управляемыми данными и адаптивными. Следовательно, они обладают большей способностью анализировать неточные и зашумленные данные и широко используются для прогнозирования временных рядов.

Видов НС несколько и различаются они по своей структуре. В рамках статьи рассмотрим следующие ключевые виды НС:

- Свёрточная НС (CNN).
- Рекуррентная НС (RNN)
- Долгая краткосрочная память (LSTM)
- Глубокая НС (DNN)

Свёрточная НС (CNN) широко использовалась в области распознавания изображений из-за ее мощной способности распознавания образов. CNN состоит из нескольких нейронов, соединенных иерархической структурой, а веса и смещения между слоями могут быть обучены. Таким образом, модель значительно уменьшает вес сети и избегает попадания в размерную катастрофу и локальную минимизацию [9]. Если характеристики фондового рынка в определенный момент времени рассматриваются как график признаков, то CNN имеет возможность извлечь взаимосвязи между показателями фондового рынка в соответствующий момент времени.

Рекуррентная НС (RNN) предназначена для моделирования и обработки последовательных данных, что позволяет делать прогнозы на основе исторической информации. Преимущество RNN заключается в том, что она учитывает контекст предыдущих данных в процессе обучения, что очень подходит для прогнозирования фондовой биржи на кратковременные промежутки времени, поскольку

ку незначительные колебания в определенное время часто содержат некоторую связь с предыдущим трендом.

Модель LSTM является одним из вариантов RNN. Моделирование временного ряда по сути является процессом нелинейной подгонки параметров. Модель LSTM хорошо подходит для выявления корреляции нелинейного временного ряда в пространстве состояний задержки, тем самым устраняя проблема долговременных зависимостей [4].

Глубокая НС (DNN) – модель, в которой есть хотя бы один дополнительный скрытый слой между входом и выходом. Благодаря этим промежуточным слоям сеть может учиться распознавать и моделировать сложные и запутанные связи в данных. Это делает DNN особенно мощными, так как они могут воспринимать связи между данными на более глубоком уровне, что позволяет им решать более сложные задачи с высокой точностью.

Использование НС позволяет устранить недостатки традиционных методов:

Обработка нелинейных зависимостей: Статистические методы, такие как линейная регрессия или ARIMA, обычно предполагают наличие линейных зависимостей между переменными. Однако фондовые рынки часто характеризуются сложными нелинейными взаимодействиями, которые трудно уловить традиционными статистическими подходами. НС, особенно DNN, способны моделировать сложные нелинейные зависимости, что делает их более подходящими для анализа таких данных.

Гибкость и адаптивность: Традиционные методы, такие как модели ARIMA, требуют, чтобы зависимость между переменными была заранее определена и оставалась неизменной. Однако финансовые рынки характеризуются высокой волатильностью и нелинейными взаимодействиями. НС способны адаптироваться к изменяющимся условиям рынка, обучаясь на новых данных и улучшая точность прогнозов в реальном времени.

Обработка большого объема данных: Статистические методы могут сталкиваться с ограничениями при обработке больших объемов данных. Они могут оказаться менее эффективными, когда нужно учитывать мно-

жество переменных или большие наборы данных. НС созданы для работы с большими массивами данных и способны извлекать закономерности из высокоразмерных данных, что делает их мощным инструментом для прогнозирования.

Учет временных зависимостей: Временные ряды на фондовом рынке могут содержать сложные временные зависимости, которые сложно уловить с помощью традиционных статистических методов. НС, особенно рекуррентные нейронные сети (RNN) и их разновидности, такие как LSTM (Long Short-Term Memory), лучше справляются с моделированием временных зависимостей и могут более точно прогнозировать будущие изменения на основе прошлых данных.

Работа с шумом и неточностями: Статистические методы могут быть более чувствительными к шуму в данных, что может ухудшить точность прогнозов. НС, благодаря своей способности к обучению и обобщению, могут быть более устойчивыми к шуму и способны выделять полезные сигналы даже в условиях сильных рыночных колебаний.

Для того чтобы отразить балансированное мнение о роли нейронных сетей (НС) в прогнозировании, необходимо акцентировать внимание на том, что НС – это лишь один из инструментов, который эффективно решает некоторые задачи, но не является универсальным решением для всех видов прогнозов.

НС действительно имеют преимущества перед традиционными методами в таких аспектах, как обработка нелинейных зависимостей, адаптивность к изменяющимся условиям, работа с большим объемом данных и учет временных зависимостей. Эти особенности делают НС особенно полезными для прогнозирования на сложных, зашумленных и многомерных данных, характерных для финансовых рынков.

Однако следует также отметить ограничения НС:

1. **Чувствительность к качеству данных.** НС могут переобучаться на данных с шумами, если они недостаточно качественно обработаны.

2. **Необходимость большого объема данных.** Для эффективного обучения НС требу-

ется значительное количество данных, что не всегда доступно.

3. Высокие вычислительные затраты. Обучение и внедрение НС могут быть ресурсоемкими как с точки зрения времени, так и вычислительных мощностей.

4. Сложность интерпретации результатов. В отличие от традиционных методов, результаты, полученные с помощью НС, часто трудны для интерпретации, что может затруднить принятие решений на их основе,

Таким образом, НС стоит рассматривать как мощный инструмент для анализа и прогнозирования в тех областях, где традиционные методы не справляются, но при этом не следует забывать о контексте задачи и учитывать, что в некоторых случаях традиционные методы могут оказаться более подходящими.

Практичность применения НС уже подкреплена некоторыми зарубежными исследованиями, которые очередной раз подтвердили значительное превосходство современных технологий над традиционными методами. Так ещё в 1988 г. Уайт с помощью НС предсказал изменения ежедневной доходности акций IBM [8]. Чжан объединил модель ARIMA с НС для прогнозирования временных рядов и провел сравнительное исследование. Результаты показали, что НС более выгодна при анализе и обработке нелинейных данных. Среднеквадратическая ошибка прогноза (MSE) для НС составила 205.3, в то время как для модели ARIMA 216.9 [10]. Краусс и др. изучили применение нескольких интегрированных методов, включая DNN. Кроме того, они также предложили равновзвешенную интегрированную модель, основанную на нескольких моделях НС и с ее помощью добились значитель-

ной прибыли в индексе S&P 500 [5]. Ещё в одной научной работе создали комбинированную модель для прогноза цен акций на бирже, путем добавления CNN слоев в RNN, тем самым улучшив на 30 % показатели точности прогноза по сравнению с обычной RNN моделью [11]. Нику и др. в своем исследовании выполнили сравнение показателей точности прогноза различными методами. Наилучшие показатели продемонстрировала модель нейронной сети LSTM [6].

На текущий момент существует много исследований с различными комбинациями НС. Уже сейчас они показывают результаты точности намного лучше, чем при прогнозировании традиционными методами, но совершенно точный прогноз пока никто не в состоянии дать. С каждым годом появляются новые вариации использования НС и с каждой новой вариацией минимизируется показатель погрешности прогноза.

В заключении можно подчеркнуть, что использование нейронных сетей для прогнозирования инвестиционных вложений обладает значительными преимуществами по сравнению с традиционными методами. Нейронные сети демонстрируют высокую точность при анализе сложных нелинейных зависимостей и обладают гибкостью, необходимой для адаптации к быстро меняющимся рыночным условиям. Их способность обрабатывать большие объемы данных и учитывать временные зависимости позволяет получать более точные и надежные прогнозы. Несмотря на существующие достижения, дальнейшие исследования и разработки в области нейронных сетей позволят еще больше улучшить точность и эффективность прогнозирования на фондовом рынке.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Бурмистрова И.К., Кублин И.М., Сулян Г.С., Тинякова В.И. Проблемные аспекты моделирования риска при внедрении инноваций // Учет и статистика. 2018. – № 2(50). – С. 54-63.
2. Ломтатидзе О.В., Шулешко С.И. Рыночная стоимость акций и определяющие её факторы // Экономика и управление: анализ тенденций и перспектив развития. – 2013. – № 7-2. – С. 106-115.
3. Смирнов Д.С. Методы прогнозирования динамики фондового рынка и их ограничения // Пространство экономики. – 2009. – № 4-2.
4. He T., Droppo J. Exploiting LSTM structure in deep neural networks for speech recognition. In: Proceedings of the 2016 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Shanghai, China, 20-25 March 2016. С. 5445-5449.

5. Krauss C., Do X.A., Huck N. Deep neural networks, gradient-boosted trees, random forests: statistical arbitrage on the S&P 500 // European Journal of Operational Research. 2017. Vol. 259. No. 2. P. 689-702.
6. Nikou M., Mansourfar G., Bagherzadeh J. Stock price prediction using DEEP learning algorithm and its comparison with machine learning algorithms // Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management. 2019. Vol. 26. P. 164-174.
7. Shumway R.H., Stoffer D.S. ARIMA Models. In: Time Series Analysis and Its Applications. Springer Texts in Statistics. Springer, Cham, 2017.
8. White H. Economic prediction using neural networks: the case of IBM daily stock returns. 1988. P. 451-458.
9. Yang H., Zhu Y., Huang Q. A multi-indicator feature selection for CNN-driven stock index prediction. In: Proceedings of the International Conference on Neural Information Processing, Siem Reap, Cambodia, 13-16 December 2018. Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2018.
10. Zhang G.P. Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model // Neurocomputing. 2003. Vol. 50. Pp. 159-175.
11. Zhang R., Yuan Z., Shao X. A new combined CNN-RNN model for sector stock price analysis. In: Proceedings of the 2018 IEEE 42nd Annual Computer Software and Applications Conference (COMPSAC), Tokyo, Japan, 23-27 July 2018.

ADVANTAGES OF NEURAL NETWORKS FOR INVESTMENT FORECASTING COMPARED TO TRADITIONAL FORECASTING METHODS

POPOV Vadim Dmitrievich

Student

Moscow Technical University of Communications and Informatics

Moscow, Russia

The article examines the applicability of neural networks (NN) for investment forecasting, highlighting their advantages over traditional methods. It discusses NN types such as CNN, RNN, and LSTM, emphasizing their efficiency in handling nonlinear data. A review of studies confirms NN's superiority in volatile market conditions. The importance of modern technologies for improving forecast accuracy and adaptability is emphasized.

Keywords: Innovative technologies, neural networks, data forecasting, financial market, stock.
