

УДК 004.8

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ КУРСОВ КРИПТОВАЛЮТ



А.В. Ситников
Инженер-программист
ЦИИР БГУИР
sitnikov.alexey1@gmail.com



М.Г. Иващенко
Инженер-программист
ЦИИР БГУИР
ivas.maxon21092@gmail.com



С.Н. Нестеренков
Декан факультета
компьютерных систем и
сетей БГУИР, кандидат
технических наук, доцент
s.nesterenkov@bsuir.by

А. В. Ситников

Окончил Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники в 2022 году по специальности «Вычислительные машины, системы и сети». Работает инженером-программистом в отделе информационных технологий ЦИИР БГУИР.

М.Г. Иващенко

Окончил Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники. в 2022 году по специальности «Вычислительные машины, системы и сети». Работает инженером-программистом в отделе информационных технологий ЦИИР БГУИР.

С.Н. Нестеренков

Окончил Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники. Кандидат технических наук, декан факультета компьютерных систем и сетей Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники, доцент кафедры программного обеспечения информационных технологий. Автор публикаций на тему машинного обучения, алгоритмов принятия решений, искусственных нейронных сетей и автоматизации.

Аннотация. Стремительное развитие криптовалют за последнее десятилетие является одним из самых противоречивых и неоднозначных нововведений в современной мировой экономике. Многочисленные и непредсказуемые колебания курсов криптовалют, а также отсутствие правильного управления операциями с этим видом валюты в большинстве развивающихся стран и пользователей этого вида валюты, привело к повышенному риску и недоверию к криптовалюте у инвесторов. Инвесторы предпочитают вкладывать деньги в программы, которые имеют наименьший риск, наибольшую прибыль и наименьшее время для достижения основной прибыли. Поэтому вопрос разработки подходящих методов и моделей для прогнозирования цены криптовалют является актуальным как для научного сообщества, так и для финансовых аналитиков, инвесторов и трейдеров.

Ключевые слова: Машинное обучение, нейронная сеть, нейрон, криптовалюта, рекуррентная нейронная сеть, сверточная нейронная сеть.

Введение. В последние годы стремительный рост криптовалют на мировых экономических рынках вполне объясним. За свой недолгий срок существования их рынок развивался неравномерно и беспрецедентными темпами. Криптовалюта – это цифровой платеж, осуществляемый сетью компьютеров, которая использует шифрование для подтверждения подлинности транзакций [1]. В зависимости от ожиданий инвесторов и структуры некоторые криптовалюты также могут считаться ценными бумагами.

С момента появления самой популярной криптовалюты, биткойна, в январе 2009 года, было разработано более 550 криптовалют, большинство из которых не имели большого успеха. При создании *Bitcoin* было решено, что глобальная электронная валюта будет проходить через весь мир в считанные минуты. Эта особенность сделала *Bitcoin* не только монетой, но и ценным сбережением, а также сетью платежей. К сентябрю 2019 года рыночная стоимость криптовалют достигла 300 миллиардов долларов, а на один только биткойн пришлось почти 200 миллиардов долларов. Кроме того, более 2000 видов криптовалют были запущены и доступны для публичной торговли [1].

Одним из самых важных и, пожалуй, главных факторов инвестирования в данный вид бизнес-рынков является точный прогноз цен на цифровые валюты, который может быть достигнут путем анализа прибылей и убытков цифровых валют на мировых экономических рынках. Правильное прогнозирование приводит к предоставлению полезной информации активистам в этой большой экономической сфере для принятия точных и своевременных решений.

Успех использования методов машинного обучения для прогнозирования фондовых рынков показывает, что эти методы могут быть очень эффективными и действенными при прогнозировании цены криптовалют. Однако до сих пор применение алгоритмов машинного обучения на криптовалютном рынке для анализа цены *Bitcoin* с использованием *RF2*, *BNN3*, *LSTM4* и других алгоритмов ограничено [1]. Эти исследования предсказывали различную степень колебаний цены биткойна и показали, что наилучшие результаты были получены с помощью алгоритмов на основе нейронных сетей.

Для прогнозирования курсов криптовалют, в основном используется два типа нейронных сетей: рекуррентные нейронные сети (*RNN*) и сверточные нейронные сети (*CNN*). Рекуррентные сети предназначены для анализа последовательных данных, что делает их идеальными для временных рядов, таких как цены криптовалют. Сверточные сети, с другой стороны, эффективны в анализе пространственных структур данных, что также может быть важно при работе с различными параметрами, влияющими на курсы криптовалют.

Прогнозирование курсов криптовалют представляет собой вызов, который требует инновационных подходов. В этой статье произведен анализ применения нейронных сетей для данной задачи, рассмотрены различные типы нейронных сетей, а также методы сбора и предварительной обработки данных.

Основы нейронных сетей. Машинное обучение – это подраздел искусственного интеллекта, который фокусируется на разработке методов и алгоритмов, позволяющих компьютерам обучаться из данных и опыта [2]. Основная идея машинного обучения заключается в том, чтобы создать модели, которые способны обобщать и делать предсказания на основе новых данных, не явно программируясь для выполнения конкретной задачи. Машинное обучение выполняет следующие роли в прогнозировании курсов криптовалют [2]:

1 Анализ временных рядов. Машинное обучение эффективно работает с временными рядами, что делает его мощным инструментом для анализа и прогнозирования курсов криптовалют.

2 Обработка сложных зависимостей. Модели машинного обучения могут обрабатывать сложные зависимости между различными факторами, которые влияют на курсы криптовалют.

3 Обучение на больших объемах данных. Модели машинного обучения могут обрабатывать сложные зависимости между различными факторами, которые влияют на курсы криптовалют.

Нейронные сети представляют собой модели машинного обучения, вдохновленные структурой и функцией нейронов в человеческом мозге. Они состоят из слоев нейронов, которые взаимодействуют между собой и обучаются на основе предоставленных данных.

Структура и принцип работы нейронной сети. Нейронная сеть включает себя входной слой (принимает входные данные), скрытые слои (промежуточные слои, обрабатывающие данные), выходной слой (формирует окончательный вывод) [3]. Структура нейронной сети изображена на рис. 1.

Принцип работы нейронной сети:

– Прямое распространение (*Forward Propagation*). Данные передаются от входного слоя через скрытые слои к выходному. Каждый нейрон вычисляет взвешенную сумму входов, применяет функцию активации и передает результат следующему слою.

– Обратное распространение (*Backpropagation*). Происходит коррекция весов нейронов на основе разницы между прогнозом и фактическим значением. Эта коррекция осуществляется с использованием градиентного спуска.

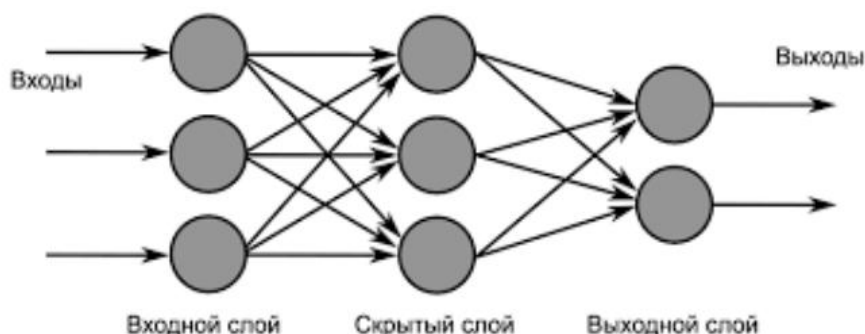


Рисунок 1. Структура нейронной сети.

Типы данных для прогнозирования курсов криптовалют. Прогнозирование курсов криптовалют требует анализа разнообразных данных, включая информацию о ценах, объемах торгов, а также других факторов, оказывающих влияние на криптовалютные рынки.

Типы данных, которые используются при построении моделей прогнозирования:

1 **Ценовые данные.** Ценовые данные представляют собой основные временные ряды, которые отражают изменения стоимости криптовалюты на рынке. Эти данные включают различные параметры цен в разные моменты времени и являются ключевой основой для прогнозирования курсов. Выделяют следующие параметры ценовых данных: открытие, закрытие, максимум и минимум (информация о ценах в разные моменты времени позволяет выявлять тенденции и паттерны) и средняя цена (усредненная цена за определенный период времени может предоставить более гладкую картину динамики курса).

2 **Объемы торгов.** Количество активов, проданных или купленных за определенный период, может быть ключевым индикатором силы или слабости движения цены.

3 **Факторы влияния:** новостные события (информация о событиях в отрасли, законодательных изменениях или технологических нововведениях) и социальные медиа и тренды (анализ активности в социальных медиа и общественных трендов может помочь предсказать изменения в настроениях инвесторов).

4 **Экономические индикаторы:** индексы стоимости иностранной валюты (курс криптовалют связан с курсами других валют) и индексы цен на сырье (изменения в ценах на сырье могут влиять на долгосрочные тенденции криптовалют).

5 **Технические индикаторы.** Используются для анализа рынка и выявления тенденций.

6 Поисковые запросы. Интерес к криптовалютам в онлайн поиске может служить индикатором изменения интереса к данному активу.

7 Данные о блокчейне. Например, хешрейт, сложность майнинга и другие параметры, которые связаны с техническими аспектами блокчейн-сети.

Разнообразие данных, влияющих на курсы криптовалют, требует комплексного анализа. При построении моделей прогнозирования эффективно использовать комбинацию различных типов данных, что позволит лучше улавливать динамику рынка и повышать точность прогнозов.

Предварительная обработка данных. Предварительная обработка данных – важный этап в создании моделей прогнозирования курсов криптовалют. От качества предобработки зависит эффективность обучения моделей и точность прогнозов. Выделяют следующие этапы предварительной обработки данных:

1 Устранение выбросов и аномалий. Идентификация выбросов – анализ данных для выявления значений, которые существенно отличаются от средних).

2 Устранение аномалий. Фильтрация выбросов – использование методов, таких как медиана или обрезка, для сглаживания влияния выбросов на статистики.

3 Нормализация данных. Приведение данных к определенному диапазону (например, от 0 до 1), чтобы облегчить обучение модели.

4 Стандартизация данных. Преобразование данных так, чтобы они имели среднее значение 0 и стандартное отклонение 1, что может улучшить сходимость модели.

5 Идентификация пропущенных данных: Поиск и анализ отсутствующих значений в данных.

6 Заполнение пропусков. Использование методов, таких как интерполяция, заполнение средним или медианным значением.

7 Преобразование категориальных данных. Использование методов кодирования, таких как *One-Hot Encoding*, для включения категориальных переменных в модель.

8 Методы уменьшения размерности. Применение методов, таких как анализ главных компонент (*PCA*), для снижения размерности данных и улучшения производительности модели.

Типы нейронных сетей. Рекуррентные нейронные сети. Рекуррентные нейронные сети (*RNN – recurrent neural network*) представляют собой класс нейронных сетей, спроектированных для работы с последовательными данными, где каждый элемент в последовательности зависит от предыдущих [4]. Одна из ключевых особенностей *RNN* – наличие циклических связей внутри сети, позволяющих ей запоминать информацию о предыдущих состояниях. В контексте прогнозирования курсов криптовалют, *RNN* может эффективно учитывать временные зависимости и паттерны, что особенно важно в условиях высокой волатильности рынка.

Основная идея *RNN* заключается в том, что они имеют внутреннее состояние, которое обновляется на каждом временном шаге. Это внутреннее состояние передается от предыдущего шага к текущему, что позволяет сети учитывать контекст предыдущих входов.

Структура *RNN*:

– Входные данные (*X*). На каждом временном шаге *RNN* принимает входные данные. Например, если мы анализируем последовательность слов в предложении, каждое слово может быть представлено вектором.

– Скрытое состояние (*H*). Это внутреннее состояние *RNN*, которое обновляется на каждом временном шаге и содержит информацию о предыдущих входах. Скрытое состояние передается от шага к шагу.

– Выходные данные (Y). На каждом временном шаге RNN генерирует выходные данные. Например, если мы используем RNN для предсказания следующего слова в предложении, выходом может быть вероятностное распределение слов.

Важно отметить, что обычные RNN имеют проблему затухающих и взрывающихся градиентов, что может затруднить обучение на длинных последовательностях. Для решения этой проблемы были предложены более сложные архитектуры, такие как $LSTM$ (*Long Short-Term Memory*) и GRU (*Gated Recurrent Unit*), которые успешно применяются в задачах, связанных с временными рядами, включая прогнозирование курсов криптовалют. $LSTM$ предназначены для решения проблемы затухающих градиентов и способны улавливать долгосрочные зависимости в данных. Они подходят для прогнозирования курсов криптовалют, учитывая их высокую волатильность. GRU является упрощенной версией $LSTM$, поэтому также эффективна в захвате долгосрочных зависимостей и требуют меньше вычислительных ресурсов.

Сверточные нейронные сети. Сверточные нейронные сети (CNN – *convolutional neural network*) обычно применяются для обработки изображений, но они также могут быть эффективными в анализе временных рядов, таких как данные о ценах криптовалют [5].

Архитектура сверточной нейронной сети с учетом особенностей временных рядов для прогнозирования курсов криптовалют выглядит следующим образом:

– Входной слой. Слой принимает временной ряд, представленный как одномерный вектор.

– Сверточные слои. Сверточные слои используются для извлечения локальных паттернов из данных. Слои свертки с различными ядрами могут быть применены для выделения различных уровней абстракции. Важно использовать свертки, которые способны улавливать временные зависимости.

– Рекуррентные слои. Используются для учета последовательной природы временных рядов.

– Полносвязные слои. Используются для финального прогноза после извлечения признаков сверточными слоями.

Последний слой может иметь один нейрон с линейной активацией для предсказания численного значения курса криптовалюты.

Выбор между RNN и CNN зависит от природы данных и целей прогнозирования. RNN хорошо справляется с анализом последовательных данных, что делает их предпочтительными для временных рядов цен на криптовалюты. С другой стороны, CNN может быть полезен для выявления сложных пространственных паттернов, связанных с множеством факторов, влияющих на курсы криптовалют.

В некоторых случаях, применение комбинированных подходов, объединяя RNN и CNN , может дать лучшие результаты. Это позволяет сети одновременно учитывать последовательные и пространственные зависимости, что особенно полезно в анализе сложных и динамичных данных криптовалютных рынков.

Заключение. Прогнозирование курсов криптовалют – это задача, которая продолжает привлекать внимание исследователей и трейдеров. Нейронные сети представляют собой мощный инструмент для анализа данных и выявления сложных закономерностей. Однако необходимо учитывать сложность рынка криптовалют и принимать во внимание ограничения и риски, связанные с использованием таких моделей. Дальнейшие исследования и инновации в этой области могут привести к улучшению точности прогнозов и повышению эффективности стратегий торговли.

Список литературы

- [1] Forecasting cryptocurrency prices using Recurrent Neural Network and Long Short-term Memory [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0169023X22000234>. – Дата доступа: 28.01.2024.
- [2] Charu C. Aggarwal, Neural Networks and Deep Learning: A Textbook/Charu C. Aggarwal. – Springer, 2018. – 520 с.
- [3] What are neural networks? [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.ibm.com/topics/neural-networks>. – Дата доступа: 28.01.2024.
- [4] What are recurrent neural networks? [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.ibm.com/topics/recurrent-neural-networks>. – Дата доступа: 29.01.2024.
- [5] What are convolutional neural networks? [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.ibm.com/topics/convolutional-neural-networks>. – Дата доступа: 29.01.2024.

Авторский вклад

Авторы внесли равнозначный вклад в формировании и написании статьи.

APPLICATION OF NEURAL NETWORKS FOR CRYPTOCURRENCY PRICE PREDICTION

A.V. Sitnikov

*Software Engineer at
information technologies
department at the BSUIR*

M.H. Ivashchenko

*Software Engineer at information
technologies department at the BSUIR*

S.N. Nesterenkov

*Dean of the Faculty of
Computer systems and
Networks of BSUIR, Associate
Professor*

Abstract. The rapid development of cryptocurrencies over the past decade is one of the most controversial and ambiguous innovations in the modern global economy. Numerous and unpredictable fluctuations in cryptocurrency prices, coupled with the lack of proper regulation of transactions involving this type of currency in most developing countries and among users of this currency, have led to increased risk and distrust among investors. Investors prefer to allocate funds to programs with the lowest risk, highest profit, and the shortest time to achieve the primary return. Therefore, the question of developing suitable methods and models for predicting cryptocurrency prices is relevant for both the scientific community and financial analysts, investors, and traders.

Key words: machine learning, neural network, neuron, cryptocurrency, recurrent neural network, convolutional neural network.