

УДК 519.254

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ГЛУБОКИХ МОДЕЛЕЙ НЕЙРОСЕТЕЙ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ НАПРАВЛЕНИЯ БУДУЩЕГО ДВИЖЕНИЯ РИСКОВЫХ КОМПОНЕНТ ПОРТФЕЛЯ АКТИВОВ

Е.С. Родюкевич

Научный руководитель: доцент, к.ф.-м.н. О.Л. Крицкий

Национальный исследовательский Томский политехнический университет,

Россия, г. Томск, пр. Ленина, 30, 634050

E-mail: esr11@tpu.ru

USING DEEP NEURAL NETWORK MODELS TO DETERMINE THE FUTURE DIRECTION OF RISK PORTFOLIO COMPONENTS

E.S. Rodyukevich

Scientific Supervisor: Ass. Pr., PhD, O.L. Kritski

Tomsk Polytechnic University, Russia, Tomsk, Lenin str., 30, 634050

E-mail: esr11@tpu.ru

Abstract. *In this article, technical analysis indicators are selected to predict the direction of the cryptocurrency price. We examined a set of technical analysis indicators used as explanatory variables in the current literature and specialized trading websites. Decision trees and deep neural networks were used as a model.*

Введение. Финансовые переменные и показатели трудно прогнозировать. Постулат о существовании эффективного рынка, утверждающая, что ни один экономический агент не может постоянно получать более высокую прибыль, чем рынок, остается одним из важнейших доказанных теоретических результатов в финансах [1]. Многочисленные исследователи постоянно пытаются выявить и использовать в своих целях мгновенную неэффективность рынка, предсказать развитие будущих тенденций рынка. В частности, прогнозирование цены и определение направления движения цены в будущем до сих пор является актуальной научной темой. Блокчейн – это цифровая распределенная платежная система, при проверке транзакций в которой не участвуют банки. Распределенная система с равноправными участниками позволяет в любом месте мира отправлять и получать платежи. Криптовалютные платежи существуют исключительно в цифровом виде в онлайн-базе данных, описывающей конкретные транзакции. В данной работе предложена модель, с помощью которой можно построить прогноз поведения цены на один день вперед. Данные для расчета индикаторов технического анализа берутся с сайта Binance [2].

Цель работы. Разработка модели предсказания поведения цены криптовалюты на основе деревьев решений и глубоких нейросетей. В качестве признаков для обучения используются технические индикаторы, часто и широко используемые в научных работах.

Экспериментальная часть. Для сбора исторических данных была написана программа сбора данных торгов: цен закрытия, открытия, котировок максимума, минимума и объема торгов за день. В данной работе выбрана пара BTC/USDT, так как она имеет наибольший объем торгов на бирже Binance. Данные собраны за период 01 января 2018 г. по – 25 декабря 2022 г.

Выберем индикаторы технического анализа для проведения исследований при финансовом прогнозировании с применением моделей машинного обучения (табл. 1).

Таблица 1

Технические индикаторы

Название	Формула
Скользящая средняя	$SMA = \frac{\sum_{i=1}^n P_i}{n}$
Взвешенная скользящая средняя	$WMA = \frac{\sum_{i=1}^n P_i * W_i}{\sum_{i=1}^n W_i}$
Стохастический осциллятор	$\% K = 100 * \frac{C_0 - \min(L_n)}{\max(H_n) - \min(L_n)}$
Индекс относительной силы	$RSI = 100 - \frac{100}{1 + \frac{Average_gain}{Average_loss}}$
Процентный диапазон Вильямса	$\% R = 100 * \frac{C_0 - \max(H_n)}{\max(H_n) - \min(L_n)}$
Индекс разницы	$DI = \frac{C_0 - SMA_n}{100 * SMA_n}$
Ценовой Осциллятор	$PO = EMA(26) - EMA(12)$
Средний истинный диапазон	$ATR_n = \frac{ATR_{n-1}(n-1) + TR}{n}$
Верхняя линия Боллинджера	$Upper_Band_Bollinger = SMA_n + m * std$
Нижняя линия Боллинджера	$Lower_Band_Bollinger = SMA_n - m * std$

Построим матрицы корреляций между ценами закрытия и индикаторами. Для скользящей средней выбран период в 90 календарных дней. Аналогичные вычисления проделаем для оставшихся индикаторов. Результаты вычислений представлены в табл. 2.

Таблица 2

Периоды расчета технических индикаторов

Название	Количество календарных дней
Скользящая средняя	90
Взвешенная скользящая средняя	90
Стохастический осциллятор	7
Индекс относительной силы	14
Процентный диапазон Вильямса	7
Индекс разницы	7
Ценовой Осциллятор	26-12
Средний истинный диапазон	20
Верхняя линия Боллинджера	14
Нижняя линия Боллинджера	10
Скользящая средняя	10

В качестве целевой переменной выбрано изменение цены закрытия за день. Дни, с положительными изменениями цен, объединены в класс 1, дни с отрицательными изменениями цен, объединены в класс 0.

Результаты. Исходный набор данных разделен на обучающую и тестовую выборку в пропорции 70/30. К данным применены различные классификаторы, построена нейронная сеть. Результаты работы классификаторов представлены в табл. 3.

Таблица 3

Доля правильно классифицированных направлений изменения цены

Название	Точность
Дерево решений	0,5445
Метод случайного леса	0,565
Нейронная сеть	0,527

Проведенная бинарная классификация показала удовлетворительные результаты: доля правильно классифицированных направлений движений цен составила более 50 процентов случаев. Дальнейшие улучшения модели с вариацией параметров в методах построения деревьев решений и случайного леса показали, что вариация глубины дерева совпала с оптимальной. При этом для формирования нейронной сети использовались три, пять и семь скрытых слоев с сигмовидной функцией активации. Для обучения сети использовался алгоритм оптимизации Adam [3] с 400 эпохами обучения. Оказалось, что наилучший показатель качества прогноза наблюдался у сети с пятью скрытыми слоями (см. табл. 3). На основе построенных прогнозов на тестовых данных была рассчитана отрицательная доходность, на основе предложенной модели – 62 %, для стратегии купить и держать – 63 %.

Заключение. В ходе работы рассмотрен метод предсказания направления цены криптоактива с использованием деревьев решений и нейронной сети. Для дальнейшего улучшения показателя прогноза, необходимо исследовать новые индикаторы технического анализа.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Fama E. The Behavior of Stock Market Prices // Journal of Business. – 1964. – Vol. 38. – P. 34-103.
2. Binance: [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.binance.com> (дата обращения: 10.03.2023)
3. Kingma, D.P., Ba, J. (2014). Adam: A method for stochastic optimization. arxiv preprint arxiv:1412.6980. from <http://arxiv.org/abs/1412.6980> (Дата обращения: 10.03.2023)