

Схема архитектуры приложения для отслеживания строительной техники представлена на рисунке 2.

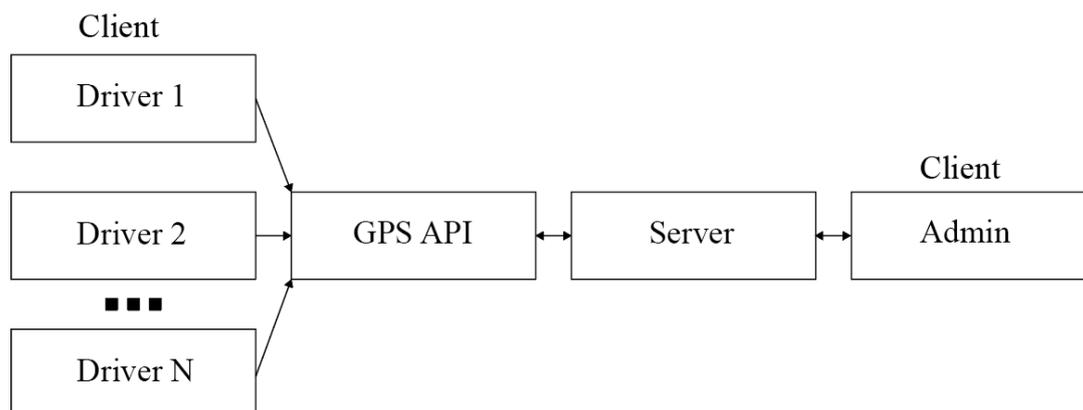


Рис 2. Схема архитектуры приложения для отслеживания строительной техники

Архитектура приложения для отслеживания строительной техники состоит из нескольких частей:

- Client – основная часть приложения с пользовательским интерфейсом в виде карты и логикой отправки и получения данных;
- GPS API – предоставляет метод взаимодействия API карт Google или Yandex [2] для получения информации в виде координат, отправляющих и получающих клиентом;
- Server – представляет собой серверную часть приложения, которая будет взаимодействовать с клиентом Admin, где хранится информация о пользователях их координаты.

Разработка приложение будет осуществляться в интегрированной среде разработки Android Studio, используя язык программирования Java. Android Studio является удобной средой разработки мобильных приложений, являясь по сути ответвлением от среды IntelliJ Idea нацеленным на разработку Android приложений [3]. Язык Java был выбран, т.к. именно он является основным языком написания приложений под Android устройства.

Заключение

Таким образом, приложение для отслеживания строительной техники позволит строительным компаниям сэкономить ресурсы и облегчить работу диспетчера отслеживания строительной техники.

Литература

1. GPS/ГЛОНАСС мониторинг транспорта и мобильных сотрудников в Беларуси – Электрон. данные. – Режим доступа: <https://gps-monitoring.wialon.by/> – Дата доступа: 20.02.2024.
2. API Яндекс Карты – Электрон. данные. – Режим доступа: <https://yandex.ru/maps-api/> – Дата доступа: 19.02.2024.
3. Знакомство с *Android Studio* – Электрон, данные. – Режим доступа: <https://developer.android.com/studio/intro> – Дата доступа: 10.02.2024.

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ РЕКУРРЕНТНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ КРАТКОСРОЧНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОВЕДЕНИЯ ЦЕН НА КРИПТОВАЛЮТНОЙ БИРЖЕ

Ястребов А.А. (магистрант гр. МАГ40-21)

Гомельский государственный технический университет имени П.О.Сухого, Гомель, Республика Беларусь

Научный руководитель – **О. Д. Асенчик**
(к.ф.-м.н., доцент ГГТУ им. П.О.Сухого)

Аннотация: данная работа посвящена методике применения рекуррентной нейронной сети *LSTM* для краткосрочного прогнозирования цен криптовалютных пар, в том числе

рассматривается методика обучения модели нейронной сети *LSTM* и тестирования точности ее прогноза на множестве криптовалютных пар.

Ключевые слова: рекуррентная нейронная сеть, криптовалюта.

Введение

Модель рекуррентной нейронной сети, которая способна с высокой точностью прогнозировать поведение цен на криптовалютной бирже, может помочь с выбором наиболее оптимальной криптовалютной пары для проведения онлайн-транзакций и переводов денежных средств между странами в краткосрочный период с возможностью снижения издержек, связанных с переводом, за счет получения небольшой прибыли.

Цель данной работы состоит в определении методики обучения рекуррентной нейронной сети *LSTM*, определении признаков, по которым нейронная сеть будет прогнозировать поведение цен криптовалютных пар, а также тестирование обученной модели нейронной сети на данных множества криптовалютных пар.

Результаты и обсуждение

Прогнозирование поведения цен криптовалютных пар на базе простой рекуррентной нейронной сети вероятно окажется неэффективным. Это обусловлено тем, что криптовалютные рынки характеризуются высокой волатильностью, что делает прогнозирование их поведения сложной задачей. Простые рекуррентные нейронные сети не имеют механизма «памяти», из-за чего они не могут выявлять и запоминать сложные зависимости и паттерны в анализируемых данных. Однако, в выбранной рекуррентной нейронной сети *LSTM* такая память есть [1].

Выбор рекуррентной нейронной сети производился исходя из результатов исследования, представленных в публикации [2]. В этой публикации проведен анализ следующих рекуррентных нейронных сетей: *GRU*, *LSTM*, *FNN*, *LR*, *GBC*, *RF*. Лучший результат в прогнозировании временных рядов показали нейронные сети *GRU* и *LSTM*, поэтому для решения данной задачи выбрана рекуррентная нейронная сеть *LSTM*.

Для обучения *LSTM* использованы данные криптовалютной пары *BTC-USDT* за период с 2018 по 2024 год. Пакет данных включает в себя значения цен открытия, максимума, минимума и закрытия по временному интервалу в один час. Всего таких временных интервалов 60000. Также дополнительно произведен расчет значений по индикаторам технического анализа таких, как *RSI*, *MACD* и *Stochastic* [3]. Таким образом, пакет данных включает в себя следующие признаки:

- цена открытия, закрытия, максимальная, минимальная;
- значение индикатора *RSI*;
- значение индикатора *MACD* (параметры *MACD* и *signal*);
- значение индикатора *Stochastic* (параметры *slowk* и *slowd*).

Целевым значением прогноза *LSTM* является цена закрытия и для корректной работы *LSTM* данные проходят процесс предобработки. Он включает в себя очистку данных от аномалий, сглаживание с помощью фильтра Савицкого-Голея и нормализацию к диапазону от нуля до единицы.

Разработанная модель рекуррентной нейронной сети *LSTM* прогнозирует только на один временной шаг. Это связано с тем, что чем больше дальность прогноза, тем больше возрастает ошибка прогноза. Для того, чтобы *LSTM* прогнозировала на несколько временных шагов, необходимо выполнить несколько итераций прогнозирования, подавая на вход *LSTM* данные методом скользящего окна. При этом общий размер данных, необходимый для прогнозирования, равен сумме размера данных, подаваемых на вход *LSTM*, и размера прогнозируемых данных.

Разработанная модель рекуррентной нейронной сети *LSTM* обучена на прогнозирование длиной в 32 временных шага.

Для тестирования *LSTM* использованы данные 168 криптовалютных пар за период 2023-2024 гг. Всего выполнено более 4000 тестовых прогнозов, для анализа которых

использованы следующие метрики: ошибка прогноза тренда, средняя ошибка прогноза цены закрытия, ошибка прогноза прибыли при торговле, процент убытков при торговле. На рис. 1 представлена гистограмма, отображающая процент убытков в результате проведения тестовой торговли.

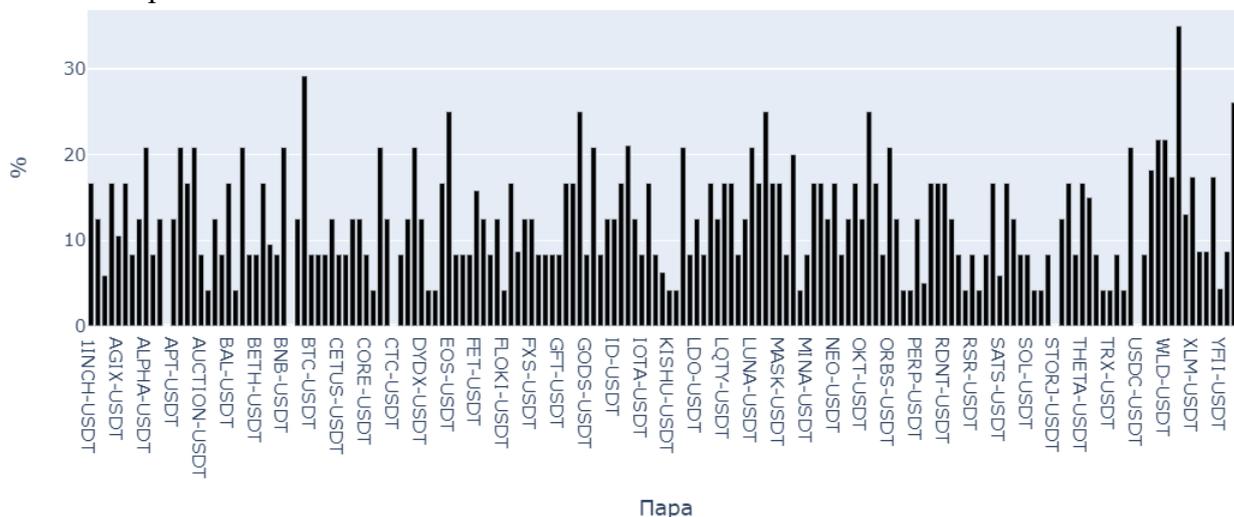


Рис. 1 – Процент убытков в результате проведения тестовой торговли

Также в результате тестирования получены следующие данные: ошибка прогнозирования тренда составляет 23%, средняя ошибка прогноза значения цены закрытия составляет 4%, ошибка прогнозирования прибыли при торговле – 26%.

Заключение

Результат данной работы подтверждает возможность использования рекуррентной нейронной сети *LSTM* для анализа и краткосрочного прогнозирования поведения цен на криптовалютной бирже. Предложенная модель и методика ее обучения имеет потенциал для применения в реальных торговых стратегиях и финансовых решениях на криптовалютных рынках. Стоит подчеркнуть, что обучение нейронной сети производилось только на криптовалютной паре *BTC-USDT*, но при этом она способна прогнозировать значения цен и на других криптовалютных парах.

Литература

1. Гудфеллоу, Я. Глубокое обучение / Я. Гудфеллоу, И. Бенджио. – М. : ДМК Пресс, 2018. – 652 с.
2. Jaquart, P. Short-term bitcoin market prediction via machine learning / P. Jaquart // *The Journal of Finance and Data Science*. – 2021. – №7. – С. 45 – 66.
3. Швагер, Д. Технический анализ. Полный курс / Д. Швагер. – М. : Альпина Биз-нес Букс, 2009. – 804 с.