

Санкт-Петербургский политехнический университет
Высшая школа прикладной математики
и вычислительной физики, ФизМех

Направление подготовки
«Прикладная математика и информатика»

Отчет по работе
«Построение модели для предсказания поведения курсов валют»
Дисциплина: «Машинное обучение»

Выполнил:
Ольшанский М.Д.
Группа:
5040102/40201

Преподаватель:
Иванов Денис Юрьевич

Санкт-Петербург 2025

1. Постановка задачи.....	3
2. Модель обучения.....	3
Причины выбора полносвязной нейронной сети.....	3
Используемые улучшения.....	3
3. Используемые материалы.....	4
4. Алгоритм решения.....	5
Обработка данных.....	5
Обучение модели.....	5
5. Результат предсказания.....	6

1. Постановка задачи

Необходимо реализовать модель для предсказания курсов валют стран по данным о их ВВП и импорту/экспорту.

2. Модель обучения

Для обучения модели были выбраны язык Python и библиотека tensorflow. В качестве модели обучения была выбрана полносвязная нейронная сеть.

Причины выбора полносвязной нейронной сети

1. Простота и интерпретируемость

Полносвязная нейронная сеть позволяет легко интерпретировать влияние каждого признака на предсказание курса валюты. Это важно для экономических задач, где требуется понимание зависимости между переменными

2. Эффективность для небольших данных

В данной задаче используется небольшое количество данных (150 стран, 1461 день). Полносвязные сети часто показывают себя лучше, чем сложные архитектуры (например, LSTM), так как не требуют большого количества данных для обучения

3. Гибкость

Архитектура с тремя скрытыми слоями позволяет модели учитывать нелинейные зависимости между признаками (ВВП, импорт, экспорт) и целевой переменной (курс валюты), не перегружая её избыточной сложностью

Используемые улучшения

1. Использование лагов

Курс валюты - это временной ряд, и его текущее значение часто зависит от предыдущих значений. Добавление лагов позволяет модели учитывать краткосрочные тренды и автокорреляцию, что критично для точных предсказаний.

2. Нормализация данных

Нормализация признаков в диапазон $[0, 1]$ ускоряет сходимость модели, так как все признаки (ВВП, импорт, экспорт) приводятся к одному масштабу. Это особенно важно для нейронных сетей, чувствительных к масштабу входных данных. Также, без нормализации признаки с большими значениями (например, ВВП) могли бы доминировать над остальными, искажая процесс обучения.

3. Выбор функции потерь

Для процесса обучения были выбраны 2 функции: MSE и MAE. MSE штрафует модель за крупные ошибки предсказания, что важно для финансовых задач, где даже небольшие отклонения курса могут иметь значительные последствия. MAE используется как дополнительная метрика, так как она более интерпретируемая (показывает среднюю ошибку в тех же единицах, что и целевая переменная).

4. Оптимизатор Adam

Оптимизатор Adam сочетает преимущества методов AdaGrad и RMSProp, адаптируя learning rate для каждого параметра модели. Это ускоряет обучение и улучшает качество предсказаний, особенно для данных с шумом

3. Используемые материалы

Датасеты для обучения и тестирования были взяты с порталов [kaggle.com](https://www.kaggle.com) и databank.worldbank.org.

Данные курсов валют: [Exchange rate](#)

Данные ВВП: [GDP](#)

Данные импорта/экспорта: [Import/Export](#)

4. Алгоритм решения

Обработка данных

1. Загрузка данных

Данные из csv файлов загружаются в DataFrame. Т.к. данные ВВП, импорта и экспорта хранятся как сумма значений по годам, программа автоматически генерирует значения по дням по линейной зависимости

2. Объединение данных по странам

Данные объединяются по странам. Также вычисляются минимальные и максимальные данные

3. Сохранение данных

Данные сохраняются в папку, указанную в конфигурации программы, в отдельные файлы по странам

Обучение модели

1. Обучение модели

Строится полносвязная нейронная сеть, данные делятся на обучающую и тестирующую части. Модель обучается в течение 50 эпох.

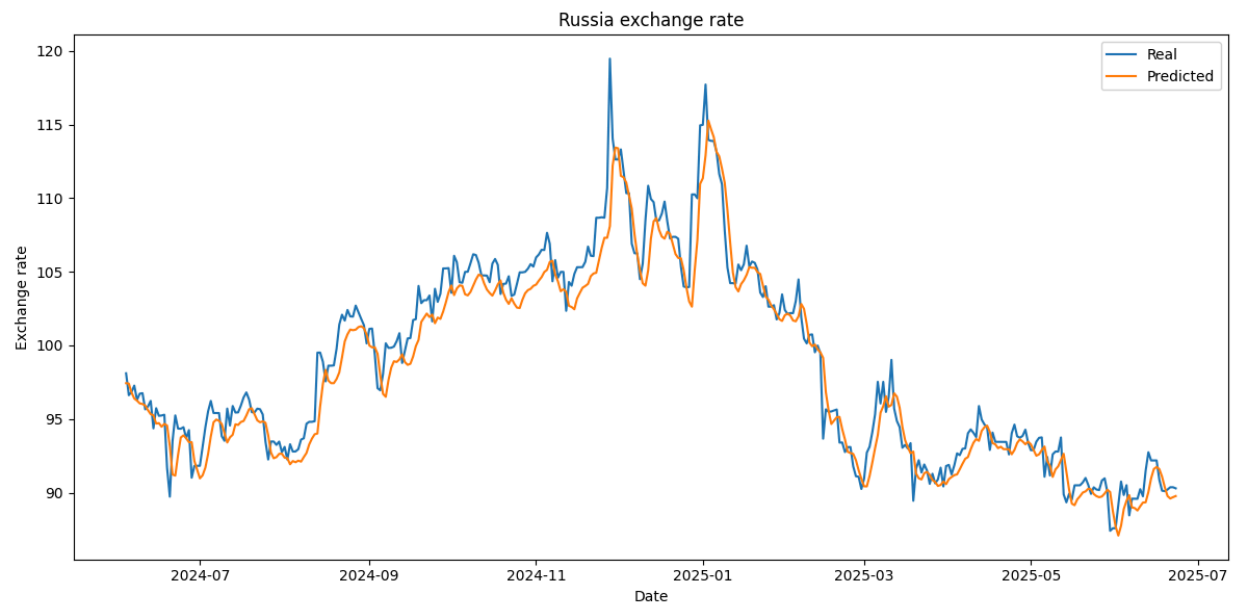
2. Сохранение модели

Модель сохраняется в папку, указанную в конфигурации программы, в отдельные файлы по странам

3. Тестирование модели

Модель строит предсказание, основанное на тестовых данных. Для наглядности строятся графики предсказанных и реальных данных и выводится MSE

5. Результат предсказания



MSE: 2.9741