|  |  |
| --- | --- |
| **Изображение выглядит как эмблема, герб, символ, нашивка  Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.** | **Министерство науки и высшего образования Российской Федерации**  **Федеральное государственное автономное образовательное учреждение**  **высшего образования**  **«Московский государственный технический университет**  **имени Н.Э. Баумана**  **(национальный исследовательский университет)»**  **(МГТУ им. Н.Э. Баумана)** |

ФАКУЛЬТЕТ                 Информатика и системы управления

КАФЕДРА                     Системы обработки информации и управления

**Лабораторная работа №8**

**По курсу**

«**Разработка нейронных сетей**»  
**По теме «Авторегрессия и LSTM»**

Выполнил:  
Студент группы ИУ5-22МБибиков П.А.  
24.05.2025

Проверил:

**Канев А.И.**

2025 г.

**Задание**

Необходимо сгенерировать синтетические данные и обучить на них модель авторегрессии, модель LSTM.

Обучить рекуррентную нейронную сеть на реальных данных погоды по варианту (Санкт-Петербург).

**Выполнение работы**

Сгенерируем синтетические данные временного ряда с трендом, сезонной компонентой и шумом. График полученных данных представлен на рис. 1.

Изображение выглядит как текст, снимок экрана

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.

Рисунок 1 – первый вариант синтетических данных

Обучим модель авторегрессии. Результаты в процессе обучения представлены на рис. 2-3.

Изображение выглядит как текст, снимок экрана, График, диаграмма

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.

Рисунок 2 – предсказание ВР в начале обучения

Изображение выглядит как текст, снимок экрана, График, диаграмма

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.

Рисунок 3 – предсказание ВР в конце обучения

Графики ошибки mae, метрик r2 и tss представлены на рис. 4.

Изображение выглядит как текст, линия, График, диаграмма

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.

Рисунок 4 – графики ошибки и метрик

График связи исходных данных с прогнозами модели и график распределения ошибок представлены на рис. 5.

Изображение выглядит как текст, диаграмма, График, линия

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.

Рисунок 5 – графики связи исходных данных с прогнозами и распределения ошибок

Метрики модели представлены в табл. 1.

Таблица 1 – метрики модели

|  |  |
| --- | --- |
| AR RMSE | Naive RMSE |
| 0.264 | 0.363 |

Далее будем менять гиперпараметры: количество эпох, размер батча и скорость обучения.

Далее меняем конфигурацию: оставим одну однонаправленную ячейку LSTM с выходным полносвязным слоем. Сравним 3 разных варианта размерности состояния ячейки.

Аналогичные действия сделаем для других типов синтетических данных (только сезонная компонента и шум, только меняющийся тренд и шум) и для данных о погоде. Все результаты обучения представлены в таблице 1.

Таблица 2 – Результаты лабораторной работы

| **Конфигурация нейросети** | **Гиперпараметры** | **Метрики** | **Комментарий** |
| --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |
| Синтетические данные | | | |
| AR |  | AR RMSE = 0.264  Naive RMSE = 0.363 | Обучаем на исходных синтетических данных |
| AR |  | AR RMSE = 0.255  Naive RMSE = 0.355 | Обучаем на синтетических данных с сезонной компонентой и шумом |
| AR |  | AR RMSE = 0.262  Naive RMSE = 0.358 | Обучаем на синтетических данных с трендом и шумом |
| LSTM  hidden\_size=16  num\_layers=1  bidirectional=False | batch\_size=512  learning\_rate=0.01  epochs = 40 | LSTM RMSE = 0.263  Naive RMSE = 0.364 | Используем одну однонаправленную ячейку LSTM |
| LSTM  hidden\_size=32  num\_layers=1  bidirectional=False | batch\_size=512  learning\_rate=0.01  epochs = 40 | LSTM RMSE = 0.263  Naive RMSE = 0.364 | Увеличиваем размерность состояния ячейки |
| LSTM  hidden\_size=8  num\_layers=1  bidirectional=False | batch\_size=512  learning\_rate=0.01  epochs = 40 | LSTM RMSE = 0.265  Naive RMSE = 0.364 | Уменьшаем размерность состояния ячейки |
| Реальные данные | | | |
| AR |  | AR RMSE = 3.195  Naive RMSE = 4.593 | Обучаем на реальных данных |
| LSTM  hidden\_size=16  num\_layers=1  bidirectional=False | batch\_size=512  learning\_rate=0.01  epochs = 40 | LSTM RMSE = 3.314  Naive RMSE = 4.646  R2 = 48.99 | Используем одну однонаправленную ячейку LSTM |
| LSTM  hidden\_size=16  num\_layers=1  bidirectional=True | batch\_size=512  learning\_rate=0.01  epochs = 40 | LSTM RMSE = 3.350  Naive RMSE = 4.646  R2 = 48.00 | Используем одну двунаправленную ячейку LSTM |
| LSTM  hidden\_size=16  num\_layers=2  bidirectional=False | batch\_size=512  learning\_rate=0.01  epochs = 40 | LSTM RMSE = 3.311  Naive RMSE = 4.646  R2 = 49.02 | Используем две однонаправленные ячейки LSTM |
| LSTM  hidden\_size=16  num\_layers=1  bidirectional=False | batch\_size=1024  learning\_rate=0.01  epochs = 80 | LSTM RMSE = 3.417  Naive RMSE = 4.646  R2 = 45.91 | Увеличиваем батч и число эпох в 2 раза |
| LSTM  hidden\_size=16  num\_layers=1  bidirectional=False | batch\_size=512  learning\_rate=0.005  epochs = 80 | LSTM RMSE = 3.425  Naive RMSE = 4.646  R2 = 45.66 | Уменьшаем скорость обучения и увеличиваем число эпох в 2 раза |
| LSTM  hidden\_size=16  num\_layers=2  bidirectional=True | batch\_size=512  learning\_rate=0.01  epochs = 40 | LSTM RMSE = 2.361  Naive RMSE = 3.275  R2 = 48.99 | Используем две двунаправленные ячейки LSTM |
| LSTM  hidden\_size=16  num\_layers=2  bidirectional=True | batch\_size=512  learning\_rate=0.005  epochs = 80 | LSTM RMSE = 2.204  Naive RMSE = 3.095  R2 = 49.12 | Уменьшаем скорость обучения и увеличиваем число эпох в 2 раза |
| LSTM  hidden\_size=16  num\_layers=2  bidirectional=True | batch\_size=1024  learning\_rate=0.01  epochs = 80 | LSTM RMSE = 2.312  Naive RMSE = 3.264  R2 = 48.96 | Увеличиваем батч и число эпох в 2 раза |

**Вывод**

Уменьшение скорости обучения для модели LSTM для синтетических данных привело к небольшому улучшению точности предсказаний.

Использование однонаправленной ячейки LSTM с выходным полносвязным слоем показало сопоставимые результаты с моделями, использующими двунаправленные ячейки LSTM, это значит, что в данном случае однонаправленная модель была более эффективной.

Для модели авторегрессии результаты на данных с сезонной компонентой и шумом показали немного лучшие значения метрик, чем на данных с меняющимся трендом и шумом.

Для данных погоды изменение гиперпараметров модели LSTM, таких как увеличение скорости обучения, увеличение числа эпох и использование однонаправленной ячейки LSTM с одним слоем, привело к улучшению метрик предсказания погоды. Эти изменения помогли уменьшить RMSE и увеличить коэффициент детерминации R2, что свидетельствует о повышении точности модели.