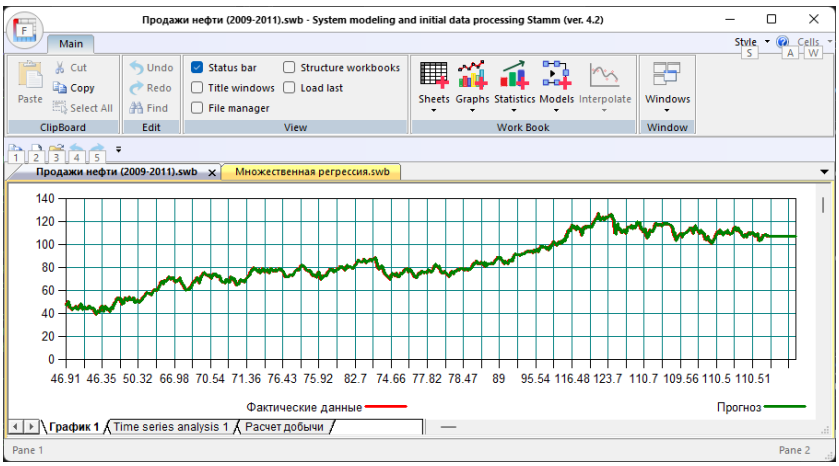

Рисунок 1 – Приложение «Stamm» версия 4.3

РАЗРАБОТКА МЕТОДА ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ АНАЛИЗА ЭМОЦИЙ ПО ЭЛЕКТРОЭНЦЕФАЛОГРАММЕ

Монтик Н. С.

Старший преподаватель кафедры интеллектуальных информационных технологий
УО «Брестский государственный технический университет»
Брест, Беларусь, nikolay.montik@gmail.com

Данная работа посвящена исследованию эмоциональных состояний с помощью сигналов электроэнцефалограммы (ЭЭГ) и современных методов глубокого обучения. Эмоции играют важную роль в поведении человека, и их точный анализ может способствовать разработке индивидуальных решений для медицинских и нейропсихологических нужд.

Основной задачей исследования является создание и тестирование методов анализа эмоций на основе ЭЭГ-сигналов, в частности через гибридные модели глубокого обучения.

В работе использованы сверточные нейронные сети (Convolutional Neural Networks, CNN) для извлечения пространственных признаков и сети долгой краткосрочной памяти (Long Short-Term Memory, LSTM) для моделирования временных зависимостей в ЭЭГ-сигналах. Модели были обучены и протестированы на датасетах DEAP и SEED, которые содержат ЭЭГ-записи, собранные при различных эмоциональных воздействиях. В экспериментах была достигнута точность классификации эмоций до 85.6 % на датасете SEED и 82.3 % на датасете DEAP при применении гибридной модели CNN+LSTM. Для улучшения точности применялись методы ранней остановки обучения, регуляризация через выключение нейронов Dropout 0.5 и настройка гиперпараметров с помощью байесовской оптимизации [1].

Основной проблемой оказалось значительное различие ЭЭГ-сигналов между людьми, что снижало точность на новых пользователях. Для решения этого были использованы подходы адаптации моделей, такие как трансферное обучение и персонализированная донастройка [1], при котором модель нейронной сети, предварительно обученная на большом наборе данных с участием различных субъектов, дополнительно дообучается на небольшом наборе данных конкретного пользователя, которые позволяют учитывать особенности конкретных пользователей. Эти подходы позволили увеличить точность на 8–10 %.

Эксперименты показали, что гибридные модели CNN+LSTM превосходят традиционные архитектуры глубокого обучения, такие как отдельные CNN или LSTM, благодаря способности одновременно анализировать пространственные и временные особенности сигналов. Были оптимизированы гиперпараметры, такие как размер сверточных фильтров (3x3), количество LSTM-ячеек (128) и длина временного окна (1 секунда), что позволило достичь наилучших результатов. Тестирование показало стабильность модели, но желательно улучшение модели относительно чувствительности к шумам в ЭЭГ-сигналах.

Предложенные методы могут быть использованы в таких областях, как системы мониторинга эмоциональных состояний, интерфейсы «мозг-компьютер» и медицинские исследования психического здоровья. Внедрение гибридных моделей глубокого обучения для анализа ЭЭГ предоставляет возможности для создания более точных и надежных инструментов для диагностики и мониторинга психоэмоциональных состояний.

Список использованных источников

1. Настройка гиперпараметров в моделях глубокого обучения // DeepLearning.ai – URL: https://www.deeplearning.ai/ – Дата обращения: 28.09.2024