В. Р. Романюк

Определение приступов эпилепсии на ЭЭГ при помощи рекуррентных нейронных сетей

Введение

Эпилепсия - заболевание, которому подвержены миллионы людей и животных по всему миру. Основным методом определения эпилепсии является мониторинг электроэнцефалографии пациента. При таком мониторинге может быть записано большое количество длительной информации, ручной анализ которой является затратной по времени задачей и требует привлечения специалистов. С такой точки зрения автоматическое определение приступов эпилепсии - это востребованная задача.

1. Смежные исследования

В статьях, относящихся к данной теме, описаны различные подходы к этой задаче классификации.

Одним из подходов является использование машинного обучения, а точнее множество его методов, в числе которых [1]:

- 1. Метод К ближайших соседей;
- 2. Деревья решений;
- 3. Метод опорных векторов.

Так же применяется методы глубокого обучения, которые включают в себя различные виды нейронных сетей [2].

2. Датасет

Для этого исследования использовался датасет UCI, в котором находится 11500 записей 99Γ длительностью 1 секунда, разделенных на 5 классов, из которых лишь 1 класс относится к приступам эпилепсии. Данные, в отличие от реальной записи 99Γ , представляют из себя 1 объединенный канал информации, вместо нескольких.

На рисунке 1 представлены данные различных классов.

3. Метод определения эпилепсии

В данном исследовании для определения приступов эпилепсии было решено использовать рекуррентную нейронную сеть с бинарной классификацией вместо 5-и классовой. Для этого обучающая выборка была сбалансирована. Наилучший результат был достигнут при использовании сети с 2 GRU слоями с 48 нейроннами на выходе и 2 fully connected слоя с 10 и 2 нейронами на выходе. На выходе последнего слоя используется softmax.

Данная сеть имела достаточно высокое значение метрики accuracy равное 0,99, но было замечено, что данные в классе эпилептического приступа имеют гораздо больший разброс значений 99Γ , что способствовало

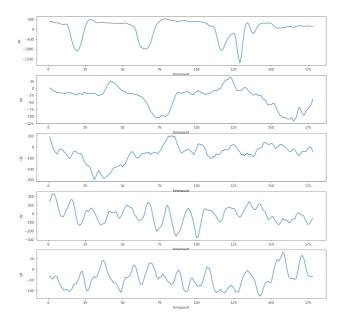


Рис. 1. Данные ЭЭГ различных классов. Верхний график - класс эпилептического приступа.

хорошему результату. При нормировке значений ЭЭГ в диапазоне [-1;1] значение метрики ассигасу уменьшилось до 0,92. Но при этом ассигасу других методов, приведенных в предыдущей главе, уменьшалась на большее значение.

4. Результаты

В результате обучения нейронной сети удалось достичь большого значение метрики ассигасу равное 0,92. При этом отслеживалась дополнительная метрика - AUC-ROC, которая с небольшим отличием равнялась метрике ассигасу.

На графике 2 можно увидеть сравнение значения CrossEntropyLoss двух моделей в процессе обучения. Метрика ассигасу при использовании XGBoost в этом случае была равна 0.75

Репозиторий проекта: https://github.com/ImpurestPath/nn-sem6

Список литературы

- [1] "Epileptic Seizure Classification ML Algorithms https://towardsdatascience.com/seizure-classification-d0bb92d19962".
- [2] "Deep Learning with Python: Epileptic Seizure
 Detection on EEG https://medium.com/@steven827/
 deep-learning-with-python-epileptic-seizure-detection-on-eeg-41dcb6a0b64c".

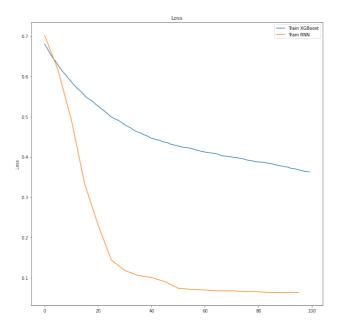


Рис. 2. График функции loss