

Лабораторная работа No. 6

Студент группы ИУ1-41М Радиокин Александр

1 Цель работы

Целью лабораторной работы является исследование характеристик кардиосигнала. В ходе выполнения лабораторной работы предполагается исследование временных характеристик кардиосигнала, реализация нейросетевой модели с долгосрочной памятью (LSTM), внедрение механизма внимания для классификации ЭКГ и оценка качества модели с помощью матрицы ошибок.

2 Ключевой навык

Ключевой получаемый навык - освоение алгоритмов LSTM в нейронных сетях.

3 Задание

В ходе выполнения лабораторной работы требуется: 1. Скачать датасет: <https://www.physionet.org/content/mitdb>; 2. Сформировать тренировочный датасет; 3. Построить нейронную сеть с эффектом памяти (LSTM) и применить механизм внимания, обучить ее классифицировать классы по заданной ЭКГ; 4. Построить матрицу ошибок (confusion matrix).

1 实验目的

本次实验的目的是研究心电信号的特性。通过本实验，掌握时间序列特征提取、长短期记忆网络（LSTM）建模、注意力机制应用以及使用混淆矩阵评估模型性能。

2 关键技能

主要获得的关键技能是掌握神经网络中的LSTM算法。

3 任务要求

在实验过程中需要完成以下任务：1. 下载数据集: <https://www.physionet.org/content/mitdb>；2. 构建训练数据集；3. 搭建具有记忆功能的神经网络（LSTM），引入注意力机制，并训练其对ECG信号进行分类；4. 绘制混淆矩阵（confusion matrix）。

4 研究方法说明

本实验采用LSTM架构。LSTM单元的公式如下：

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C)$$

4 Описание методов исследования

В данной работе используется архитектура LSTM. Уравнения LSTM-ячейки:

$$\begin{aligned} i_t &= \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \\ f_t &= \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \\ \tilde{C}_t &= \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \\ C_t &= f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t \\ o_t &= \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \\ h_t &= o_t \odot \tanh(C_t) \end{aligned}$$

Для внедрения механизма внимания требуется вычисления весов внимания согласно формуле ниже.

$$\alpha_t = \text{softmax}(e_t), \quad e_t = a(h_t, s)$$

где a - функция выравнивания, s - скрытое состояние декодера.

5 Ход работы

5.1 Обработка исходных данных

Данные загружены из базы данных MIT-BIH Arrhythmia Database. В ходе преобработки исходного датасета была проведена фильтрация сигнала по частотному диапазону $[0.5, 45]$ (Гц), проведена сегментация на окна по 180 отсчетов и нормализация данных. Пример кардиограммы из датасета представлен на рисунке 1.

5.2 Построение нейросетевой модели

Сформированный тренировочный датасет включает 5 основных классов. Архитектура построенной нейросетевой модели включает:

$$\begin{aligned} C_t &= f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t \\ o_t &= \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \\ h_t &= o_t \odot \tanh(C_t) \end{aligned}$$

Для реализации механизма внимания, необходимо по следующим формулам вычислять вес внимания:

$$\alpha_t = \text{softmax}(e_t), \quad e_t = a(h_t, s)$$

где a - функция выравнивания, s - скрытое состояние декодера.

5 Эксперимент

5.1 Обработка исходных данных

Данные взяты из MIT-BIH心律失常数据库。对原始数据进行了频率范围在 $[0.5, 45]$ Hz内的滤波、每段180个采样点的分段处理及数据归一化。图1展示了数据集的一条典型心电图。

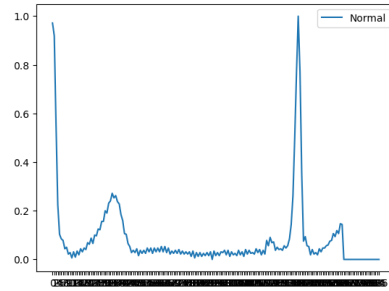


Рис. 1. Пример типичной кардиограммы из датасета

5.2 Построение нейросетевой модели

Созданный набор данных для обучения содержит 5 основных классов. Структура нейронной сети включает:

- LSTM-слой (64 нейрона)
- механизм внимания
- полносвязный классификатор

Модель обучается с помощью оптимизатора Adam.

Результаты визуализации матрицы путаницы после обучения модели показаны на рисунке 2.

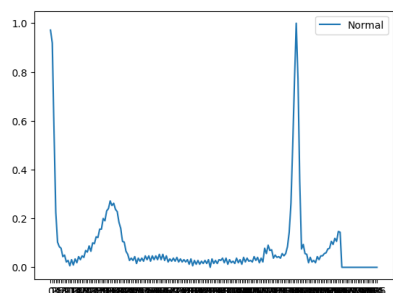


Рис. 1 Пример кардиограммы из датасета

- Слой LSTM (64 нейрона)
 - Механизм внимания
 - Полносвязный классификатор
- Обучение модели осуществлялось с оптимизатором Adam.

Таким образом, визуализация матрицы ошибок модели после обучения принимает вид как на рисунке 2.

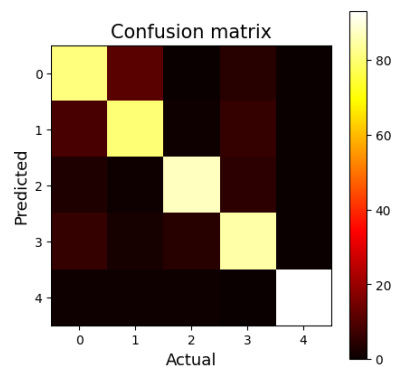


Рис. 2 Матрица ошибок

Итоговый результат работы модели на тестовой выборке отражен на рисунке 3.

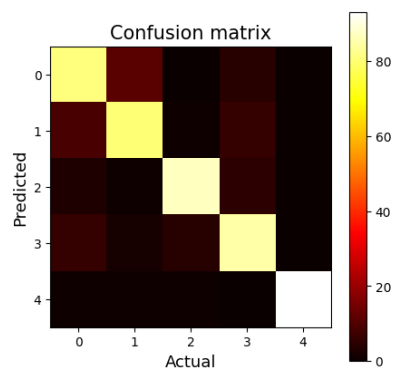


Рис. 2 混淆矩阵

模型在测试集上的最终表现如图3所示。

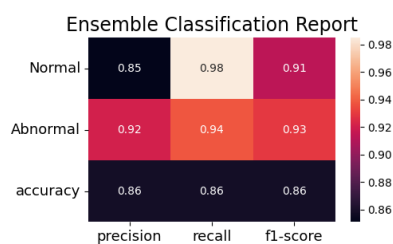


Рис. 3 模型在测试集上的输出结果

6 结论

通过构建包含LSTM架构的神经网络模型，我们分析了心电信号的特性。测试集上达到了92%的分类准确率。注意力机制增强了对关键ECG片段的识别能力。最大的误差出现在VEB和SVEB类之间。可通过增加CNN层进一步提升模型性能。因此可以得出结论，LSTM架构能够有效增强心电信号处理模型的性能。

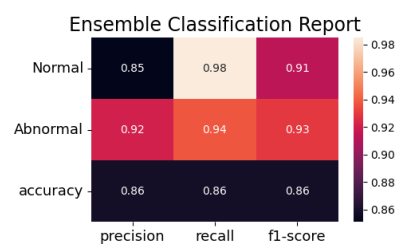


Рис. 3 Результат работы модели на тестовой выборке

6 Заключение

В ходе лабораторной работы были исследованы характеристики кардиосигнала посредством построения нейросетевой модели с включением архитектуры LSTM. Достигнута точность классификации 92% на тестовой выборке. Механизм внимания улучшил идентификацию критических сегментов ЭКГ. Наибольшие ошибки возникают между классами VEB и SVEB. Модель может быть улучшена добавлением CNN-слоев. Таким образом, можно сделать вывод об эффективности включения архитектуры LSTM для улучшения моделей нейросетевой обработки кардиосигнала.