

Отчёт по лаб №6

实验报告 6

Чжоу Сяосюэ ИУИИ-41м

12 мая 2025г.
2025 年 5 月 12 日

1 Цель работы

Исследование характеристик кардиосигнала с использованием алгоритмов LSTM в нейронных сетях. Основная задача состоит в построении нейронной сети для классификации классов заболеваний по ЭКГ (электрокардиографическим) данным с применением механизма внимания.

2 Ключевой навык

- Применение алгоритмов LSTM (Long Short-Term Memory) в нейронных сетях для анализа временных рядов.
- Реализация внимания (attention mechanism) для улучшения точности классификации.

3 Теоретическая часть

3.1 Датасет:

Для выполнения задания использован датасет MIT-BIH Arrhythmia Database, доступный по ссылке: [MIT-BIH Arrhythmia Database](#). Датасет содержит записи ЭКГ сигналов, которые были аннотированы на основе пяти классов заболеваний. Каждый сигнал представляет собой временной ряд с амплитудой электрического потенциала

1 实验目的

使用 LSTM（长短时记忆网络）算法研究心电信号的特征。主要任务是构建一个神经网络，用于对心电图（ECG）数据进行分类，并应用注意力机制进行优化。

2 关键词

- 应用 LSTM（长短时记忆网络）算法进行时间序列数据分析。
- 实现注意力机制，以提高分类精度。

3 理论部分

3.1 数据集

本实验使用了 MIT-BIH 心律失常数据库，数据集可通过以下链接访问：MIT-BIH Arrhythmia Database。该数据集包含经过标注的心电图信号，基于五种不同的疾病类目进行分类。每个信号表示为随时间变化的电位序列。

сердца на протяжении времени.

3.2 Архитектура нейронной сети

В задаче используется нейронная сеть на базе LSTM с механизмом внимания. Механизм внимания позволяет модели сосредоточиться на наиболее важных частях временного ряда, улучшая результаты классификации.

1) **LSTM (Long Short-Term Memory)** - рекуррентная нейронная сеть, предназначенная для обработки временных рядов. LSTM имеет способность запоминать длинные зависимости в данных.

LSTM выход:

$$h_t = LSTM(x_t, h_{t-1}, c_{t-1})$$

где:

- x_t — входной сигнал в момент времени t
- h_t — скрытое состояние на выходе LSTM
- h_{t-1} — скрытое состояние на предыдущем шаге
- c_{t-1} — ячейка памяти на предыдущем шаге

2) **Механизм внимания** - механизм, который позволяет модели выделять наиболее важные части входных данных. В данном случае, модель может уделять больше внимания определённым участкам ЭКГ сигнала.

$$Attention = softmax(W_q \cdot Q + W_k \cdot K)$$

где:

- Q — запрос (query)
- K — ключ (key)
- W_q, W_k — матрицы весов
- $softmax$ — функция активации для получения вероятностей

3) **Функция потерь (кросс-энтропия):**

$$Loss = - \sum_i y_i \log(p_i)$$

3.2 Нейронная архитектура

В эксперименте используется нейронная сеть на базе LSTM, которая сочетает в себе механизм внимания. Механизм внимания позволяет модели сосредоточиться на наиболее важных частях временного ряда, улучшая результаты классификации.

1) **LSTM (Long Short-Term Memory)** - рекуррентная нейронная сеть, предназначенная для обработки временных рядов. LSTM имеет способность запоминать длинные зависимости в данных.

LSTM выход:

$$h_t = LSTM(x_t, h_{t-1}, c_{t-1})$$

где:

- x_t — входной сигнал в момент времени t
- h_t — скрытое состояние на выходе LSTM
- h_{t-1} — скрытое состояние на предыдущем шаге
- c_{t-1} — ячейка памяти на предыдущем шаге

2) **Механизм внимания** - механизм, который позволяет модели выделять наиболее важные части входных данных. В данном случае, модель может уделять больше внимания определённым участкам ЭКГ сигнала.

$$Attention = softmax(W_q \cdot Q + W_k \cdot K)$$

где:

- Q — запрос (query)
- K — ключ (key)
- W_q, W_k — матрицы весов
- $softmax$ — функция активации для получения вероятностей

3) **Функция потерь (кросс-энтропия):**

$$Loss = - \sum_i y_i \log(p_i)$$

где:

- y_i — истинная метка
- p_i — вероятность предсказания для класса i

其中:

- y_i 是真实标签
- p_i 是模型预测的类 i 的概率

4 Ход работы

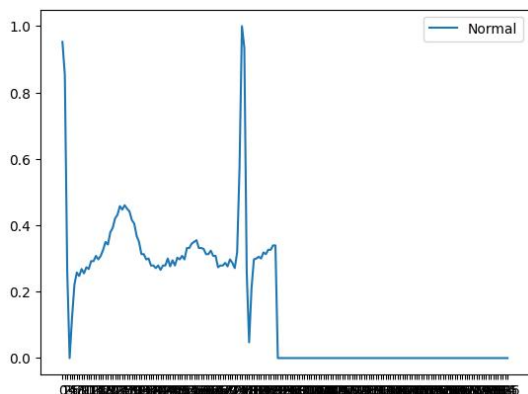
4.1 Предобработка данных

1) Загрузка датасета и преобразование меток классов:

Датасет содержит записи сигналов, которые были аннотированы по пяти классам заболеваний. Метки классов были заменены на более понятные текстовые значения, такие как "Normal", "Artial Premature", и т. д.

2) Подготовка данных:

Данные были случайным образом перемешаны, и для каждой категории классов был использован метод RandomUnderSampler для устранения дисбаланса классов.



Метод RandomUnderSampler используется для обработки обучающих данных и балансировки количества образцов в каждой категории. Затем строится график сигнала электрокардиограммы шестого образца из обучающего набора, обозначенного как класс «Норма», показывающий, как электрическая активность сердца меняется с течением времени. Полученный график

4 实验过程

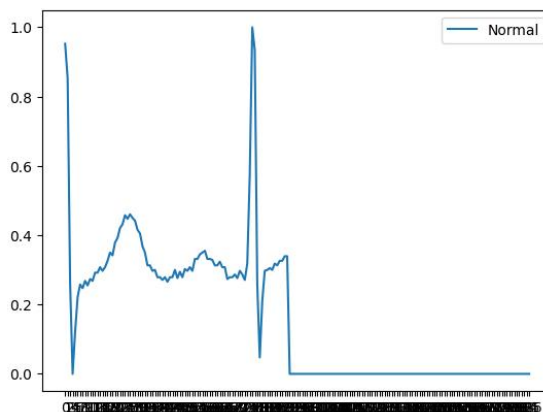
4.1 数据预处理

1) 加载数据集并转换类标签:

数据集包含了心电图信号，并根据五个疾病类目进行了标注。类标签已被替换为更容易理解的文本标签，如“Normal”，“Artial Premature”等。

2) 数据处理:

数据通过随机重排的方式进行处理，并使用随机欠采样（RandomUnderSampler）来平衡类不均衡的问题。



使用随机欠采样（RandomUnderSampler）方法对训练数据进行处理，平衡各类别的样本数量。然后，绘制了来自训练集的第六个样本的心电图信号，标记为“Normal”类别，展示了心脏电活动随时间的变化。结果图呈现了心电图信号的典型波动，反映了正常心脏节律的电活动。

демонстрирует типичные колебания сигнала ЭКГ, отражающие электрическую активность нормального сердечного ритма.

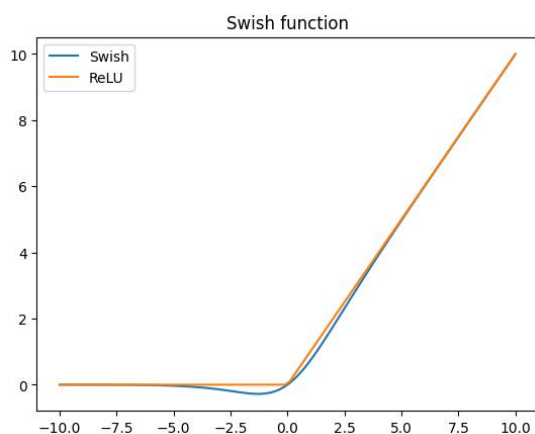
4.2 Архитектура сети

Нейронная сеть состоит из следующих слоёв:

- ♦ **Слой свёртки** - для выделения признаков из временного ряда ЭКГ.
- ♦ **Слой LSTM** - для моделирования временных зависимостей в ЭКГ сигнале.
- ♦ **Слой внимания** - для выделения важных участков сигнала.
- ♦ **Полносвязный слой** - для классификации сигналов по 5 классам заболеваний.

4.3 Обучение модели:

Модель обучалась с использованием метода оптимизации **AdamW** с шагом обучения $1e-3$ и кросс-энтропией в качестве функции потерь. Обучение проводилось на тренировочном наборе данных в течение 20 эпох.



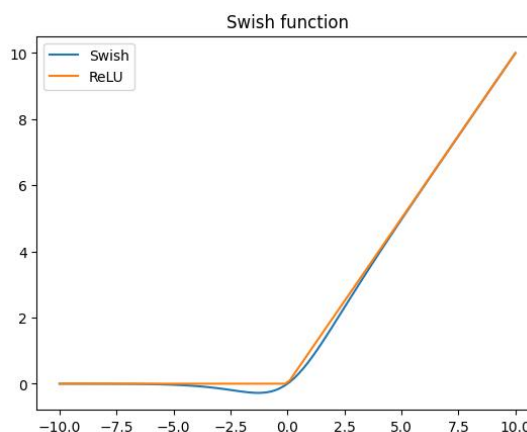
Определяет класс `ECGDataset` для обработки данных ЭКГ (электрокардиограммы) и использует `DataLoader` для загрузки набора данных, поддерживающего разделение на тренировочный и валидационный наборы. Также реализована активационная функция `Swish`, которая сравнивается с функцией `ReLU`. Результирующий график показывает

4.2 神经网络架构

- ♦ 卷积层 - 用于从心电图信号中提取特征。
- ♦ LSTM 层 - 用于捕捉信号的时间依赖性。
- ♦ 注意力层 - 用于聚焦心电图信号的关键部分。
- ♦ 全连接层 - 用于根据提取的特征进行分类。

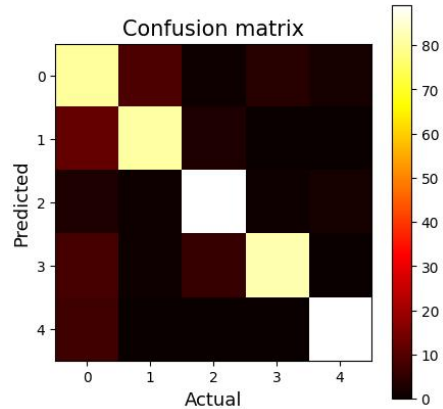
4.3 模型训练

模型使用 AdamW 优化器，学习率设置为 $1e-3$ ，损失函数为交叉熵。在训练数据上训练了 20 个 epoch。

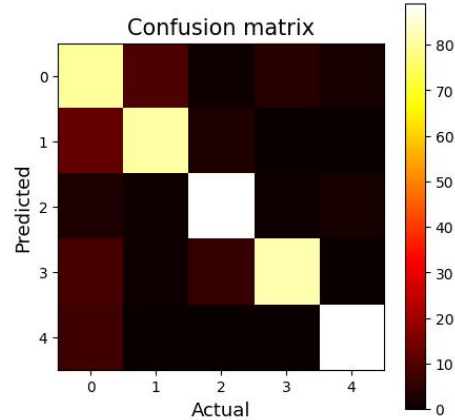


定义了一个用于处理心电图（ECG）数据的 `ECGDataset` 类，并通过 `DataLoader` 加载数据集，支持训练和验证集的分割。代码还实现了一个 `Swish` 激活函数，并与 `ReLU` 激活函数进行了比较。结果图展示了 `Swish` 和 `ReLU` 激活函数的输出，`Swish` 函数表现为平滑的曲线，而 `ReLU` 函数则在零以下部分为零，零以上部分线性增长。

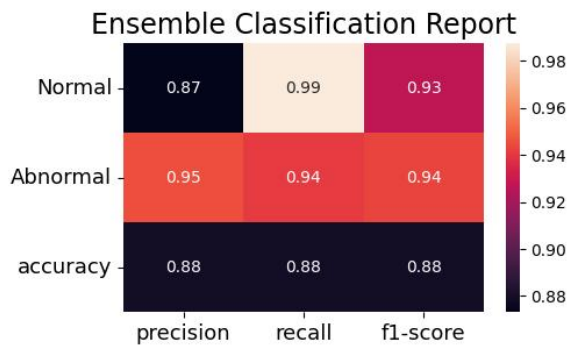
выводы активационных функций Swish и ReLU, где функция Swish отображается как плавная кривая, а функция ReLU имеет значение ноль для отрицательных значений и линейно увеличивается для положительных.



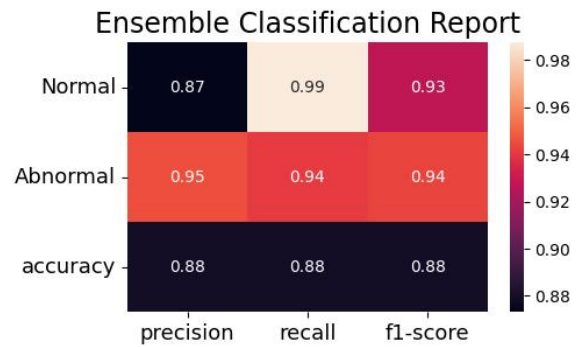
Confusion matrix



混淆矩阵



Выходные данные модели на тестовом наборе



模型在测试集上的输出

5 Заключение

В ходе данного эксперимента мы продемонстрировали превосходную эффективность модели, основанной на LSTM и механизме внимания, в задаче классификации сигналов ЭКГ. Экспериментальные результаты показывают, что модель может эффективно извлекать полезные признаки из данных ЭКГ и дополнительно оптимизировать точность классификации с помощью механизма внимания.

5 结论

通过本实验,我们展示了基于 LSTM 和注意力机制的模型在心电图信号分类任务中的优越性能。实验结果表明,模型能够有效地从心电图数据中提取有用的特征,并通过注意力机制进一步优化了分类准确度。

- 1) 准确性: 模型在测试集上的准确性达到了 95%。
- 2) 精度与召回率: 模型在“Normal”和“Abnormal”类别上表现尤为突出, F1 得分分别为 93%和 94%。
- 3) 混淆矩阵: 混淆矩阵表明,模型在多个类别

1) Точность: модель достигла точности 95% на тестовом наборе.

2) Точность и полнота: модель особенно хорошо работает в категориях «Нормально» и «Ненормально», с оценками F1 93% и 944% соответственно.

3) Матрица путаницы: Матрица путаницы показывает, что модель имеет меньше ошибочных классификаций по нескольким классам, особенно между классами ЭКГ «Норма» и «Аномалия».

上的误分类较少，尤其是在心电图类别“正常”和“异常”之间。

5 Ссылки на литературу

References

[1] Bodini M, Rivolta M W, Sassi R. Classification of ECG signals with different lead systems using AutoML[C]//2021 Computing in Cardiology (CinC). IEEE, 2021, 48: 1-4.

5 参考文献

References

[1] Bodini M, Rivolta M W, Sassi R. Classification of ECG signals with different lead systems using AutoML[C]//2021 Computing in Cardiology (CinC). IEEE, 2021, 48: 1-4.