

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
Федеральное государственное бюджетное образовательное
учреждение высшего образования
«Московский авиационный институт
(национальный исследовательский университет)» (МАИ)

УТВЕРЖДАЮ
Заведующий кафедрой
«Теория вероятностей и
компьютерное моделирование»
д.ф.-м.н., профессор

_____ А.И. Кибзун
«04» января 2024 г.

ОТЧЕТ
О НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКОЙ РАБОТЕ

по теме:
Использование алгоритмов нейронных сетей
для классификации сигналов ЭКГ

Научный руководитель
к.ф.-м.н., доцент

Платонов Евгений
Николаевич

Исполнитель
магистр группы
М8О-201М-22

Дюсекеев Алишер
Ерканатович

Москва 2024

РЕФЕРАТ

Отчет 12 с., 3 рис., 11 источн., 1 прил.

Объектом исследования являются ЭКГ

Цель работы – Анализ электрокардиограммы

В результате работы разработаны модели на основе архитектур нейронных сетей. Для анализа точности классификации использовались метрики Precision, Recall и F_1 . Выбраны лучшие подходы и изменены архитектуры некоторых сетей для улучшения метрик. Объединены несколько моделей в одну (в ансамбль).

СОДЕРЖАНИЕ

РЕФЕРАТ	2
ВВЕДЕНИЕ.....	4
Основная часть отчета о НИР	6
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	9
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	10
ПРИЛОЖЕНИЕ	11

ВВЕДЕНИЕ

В данной научно-исследовательской работе проводится исследование классификации нормального сердцебиения и при различных аритмиях и инфаркте миокарда по сигналу ЭКГ.

Заболевания сердечно-сосудистой системы являются самой распространённой причиной смерти во всём мире [1], в России за последние 30 лет доля смертей от болезней системы кровообращения составляла от 44 до 57 процентов [2]. Очевидна необходимость внедрения новых методов диагностики и предупреждения заболеваний этого класса.

На данный момент ЭКГ (электрокардиограмма) является одним из основных средств диагностирования заболеваний сердца. Сама процедура проведения электрокардиографии [3] не требует от работника высокой квалификации, в отличие от анализа результатов – это может делать только врач. Сейчас во многих направлениях медицины разрабатываются способы автоматического распознавания потенциальных больных для их последующего направления к реальному врачу с целью снятия нагрузки со специалистов. Электрокардиография, конечно, не исключение.

В работе будет рассмотрена задача многоклассовой классификации заболеваний по данным ЭКГ с использованием нейронных сетей [4]. При этом исследованы различные архитектуры, которые реализуют общепринятые подходы, такие как свёрточные [5] и рекуррентные [6–10] сети. Лучшие из них будут взяты за основу конечной модели.

Примеры ЭКГ можно найти в [11].

Электрокардиограмма (ЭКГ) может быть надёжно использована в качестве средства контроля функциональности сердечно-сосудистой системы. В последнее время большое внимание уделяется точной категоризации сердечных сокращений. Несмотря на то, что между различными состояниями ЭКГ существует много общего, в большинстве исследований основное внимание уделялось классификации набора состояний в наборе данных,

аннотированных для этой задачи, а не изучению и использованию передаваемых знаний между различными задачами.

Основная часть отчета о НИР

В данной работе производится анализ электрокардиограммы на основе архитектур искусственных нейронных сетей CNN, LSTM и Attention Model.

Набор данных использованный в данной работе состоит из двух коллекций сигналов сердцебиения, полученных из двух известных наборов данных по классификации сердцебиения: набора данных по аритмии the MIT-BIH Arrhythmia Dataset и базы данных The PTB Diagnostic ECG Database. Количество выборок в обеих коллекциях достаточно велико для обучения глубокой нейронной сети.

Этот набор данных использовался для изучения классификации сердцебиений с использованием архитектуры глубоких нейронных сетей и наблюдения за некоторыми возможностями трансферного обучения на нем. Сигналы соответствуют формам сердечных сокращений на электрокардиограмме (ЭКГ) в норме и при различных аритмиях и инфаркте миокарда. Эти сигналы предварительно обрабатываются и сегментируются, причем каждый сегмент соответствует сердцебиению.

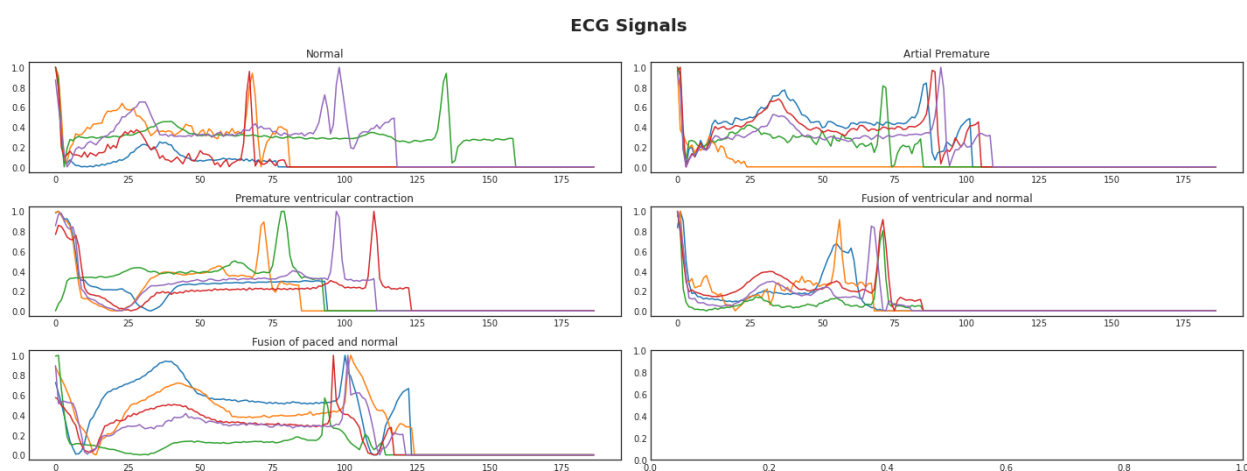


Рисунок 1- Типы сигналов ЭКГ

Как видно на приведенном выше рисунке 1, человеку не очень легко различать типы сигналов ЭКГ.

Далее будет этап обучения моделей и использования метрик для анализа точности классификации

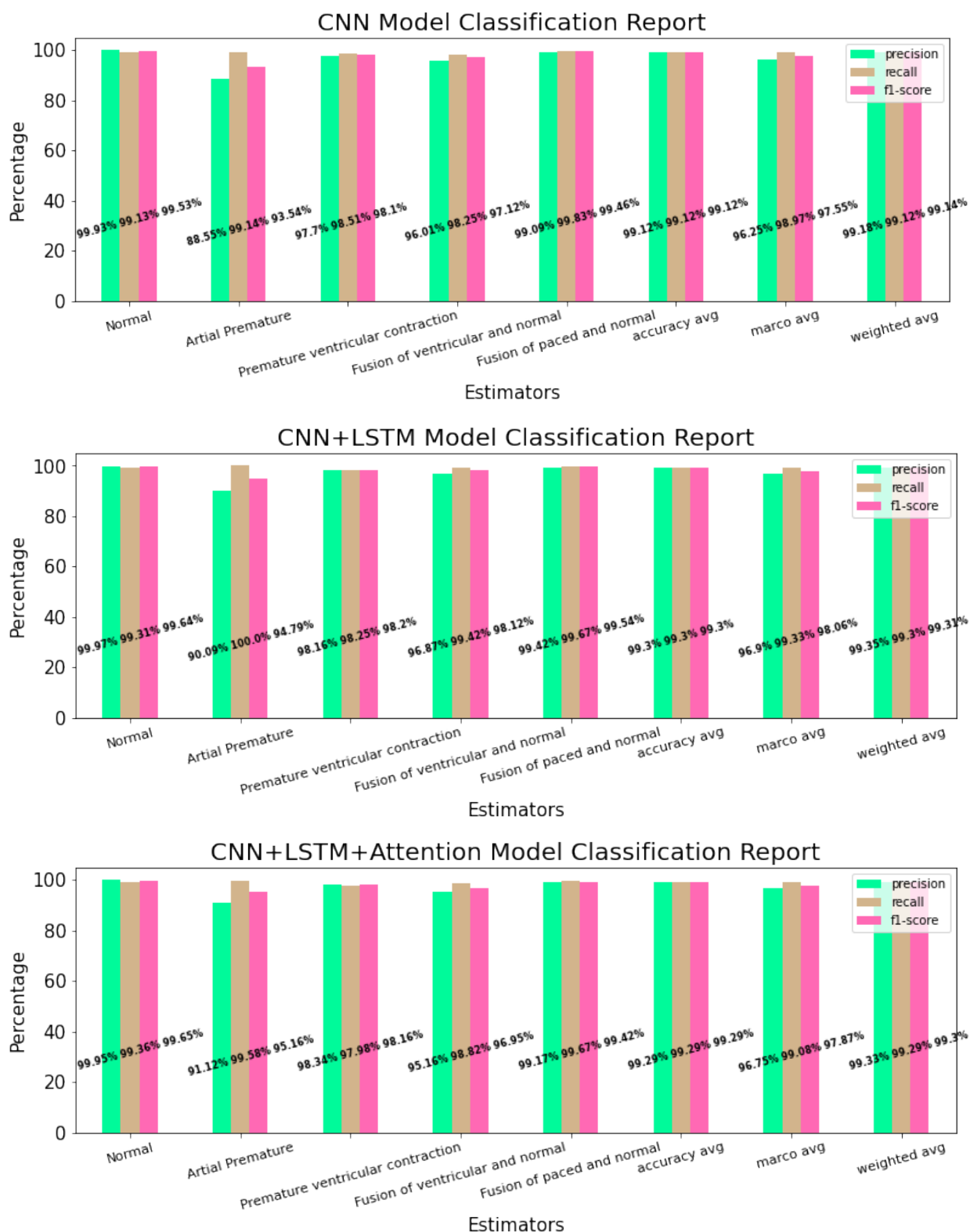


Рисунок 2 - Анализ точности классификации

Как видно из рисунка 2 с добавлением новой модели значение метрик улучшалось. Ещё один способ улучшить результаты – объединить несколько моделей в одну (в ансамбль).

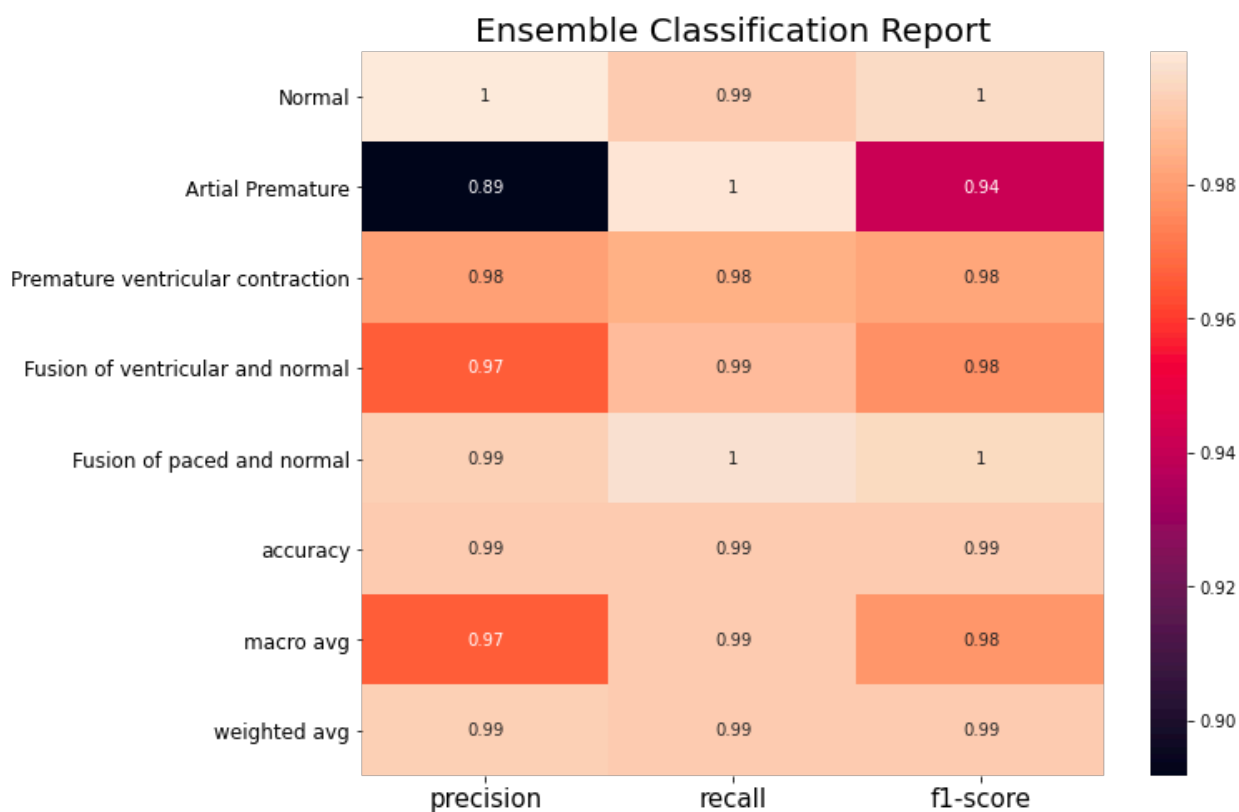


Рисунок 3 - Классификация ансамбля

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, в ходе данной работы было произведено исследование классификации нормального сердцебиения и инфаркта миокарда по сигналу ЭКГ. Для анализа точности классификации использовались метрики Precision, Recall и F_1 . Выбраны лучшие подходы и изменены архитектуры некоторых сетей для улучшения метрик. Объединены несколько моделей в одну (в ансамбль).

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- [1] Ritchie, Hannah. Causes of death. <https://ourworldindata.org/causes-of-death>.
- [2] Число умерших по основным классам и отдельным причинам смерти за год. <https://www.fedstat.ru/indicator/31620>.
- [3] Strauss, Galen S Wagner; David G. Marriott's practical electrocardiography. / Galen S Wagner; David G Strauss. — Philadelphia: Wolters Kluwer Health/ Lippincott Williams & Wilkins, 2014.
- [4] Haykin, S. Neural Networks: A Comprehensive Foundation / S. Haykin, S.S. Haykin, S.A. HAYKIN. International edition. — Prentice Hall, 1999. <https://books.google.ru/books?id=bX4pAQAAMAAJ>.
- [5] Convolutional neural networks: an overview and application in radiology / Rikiya Yamashita, Mizuho Nishio, Richard K. G. Do, Kaori Togashi // Insights into Imaging. — 2018. — Vol. 9. — Pp. 611 – 629.
- [6] Abdulwahab, Saddam. Deep Learning Models for Paraphrases Identification: Ph.D. thesis. — 2017. — 09.
- [7] Cho, Kyunghyun. Learning Phrase Representations using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation. — 2014.
- [8] Hochreiter, Sepp. Long Short-term Memory / Sepp Hochreiter, Jurgen Schmidhuber // Neural computation. — 1997. — 12. — Vol. 9. — Pp. 1735–80.
- [9] Olah, Christopher. Understanding LSTM Networks. — 2015. <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>.
- [10] Chung, Junyoung. Empirical Evaluation of Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling. — 2014.
- [11] Jenkins, Dr Dean. ECG Library. <https://ecglibrary.com/ecghome.php>.

Дата

Подпись

ПРИЛОЖЕНИЕ

Код программы, анализирующий точность классификации с использованием метрик:

```
import os
import itertools
import time
import random

import numpy as np # linear algebra
import pandas as pd # data processing, CSV file I/O (e.g.
pd.read_csv)
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.colors as colors
import seaborn as sns

import torch
import torch.nn as nn
import torch.nn.functional as F
from torch.utils.data import Dataset, DataLoader
from torch.optim import AdamW
from torch.optim.lr_scheduler import (CosineAnnealingLR,
CosineAnnealingWarmRestarts,
                                     StepLR,
                                     ExponentialLR)

from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import precision_recall_curve
from sklearn.metrics import classification_report,
confusion_matrix
from sklearn.metrics import accuracy_score, auc, f1_score,
precision_score, recall_score

y_pred, y_true = make_test_stage(test_dataloader,
models[1])
y_pred.shape, y_true.shape

report = pd.DataFrame(
    classification_report(
        y_pred,
        y_true,
        output_dict=True
```

```

    )
).transpose()
colors = ['#00FA9A', '#D2B48C',
'#FF69B4']#random.choices(list(mcolors.CSS4_COLORS.values()), k = 3)
report_plot = report.apply(lambda x: x*100)
ax = report_plot[["precision", "recall", "f1-
score"]].plot(kind='bar',

figsize=(13, 4), legend=True, fontsize=15, color=colors)

ax.set_xlabel("Estimators", fontsize=15)
ax.set_xticklabels(
    list(id_to_label.values())+["accuracy avg", "marco
avg", "weighted avg"],
    rotation=15, fontsize=11)
ax.set_ylabel("Percentage", fontsize=15)
plt.title("CNN+LSTM+Attention Model Classification Report",
fontsize=20)

for percentage, p in zip(
    report[['precision', 'recall', 'f1-score']].values,
    ax.patches):

    percentage = " ".join([str(round(i*100, 2))+ "%" for i
in percentage])
    x = p.get_x() + p.get_width() - 0.4
    y = p.get_y() + p.get_height() / 4
    ax.annotate(percentage, (x, y), fontsize=8,
rotation=15, fontweight='bold')
fig.savefig("attn_report.png", format="png",
pad_inches=0.2, transparent=False, bbox_inches='tight')
fig.savefig("attn_report.svg", format="svg",
pad_inches=0.2, transparent=False, bbox_inches='tight')
plt.show()

```