

ПРАВИТЕЛЬСТВО РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
ФГАОУ ВО НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ
«ВЫСШАЯ ШКОЛА ЭКОНОМИКИ»

Факультет компьютерных наук
Образовательная программа «Прикладная математика и информатика»

Отчет об исследовательском проекте на тему:
Анализ ЭКГ на основе ML

Выполнил студент:

группы #БПМИ228, 2 курса Карпова Анна Игоревна

Принял руководитель проекта:

Хельвас Александр Валериевич
старший преподаватель, МФТИ.

Москва 2024

Содержание

1	Введение	4
2	Постановки задач	5
2.1	Отображение длинной ЭКГ в формате спектрограммы .	5
2.2	Проверка гипотезы связи красного смещения с пораже- ниями сердечно - сосудистой системы	5
2.3	Написание нейронной сети	5
2.4	Промежуточные задачи	6
3	Массивы данных используемые в проекте	7
3.1	Массив данных SDDb	7
3.2	Массив данных LTAFDB	8
4	Обзор литературы	9
4.1	Обзор методов анализа в донейросетевой период	9
4.2	Применение нейросетей для анализа ЭКГ	9
5	Описание решения	10
5.1	Построение и анализ спектрограммы	10
5.2	Анализ данных и построение нейросети	13
6	Результаты	15
	Список использованных источников	16

Применение AI для анализа ECG

Цели проекта: 1) Обнаружить по ЭКГ связь между красным смещением и дальнейшей смертью человека.

2) Построить нейронную модель, которая по записи ЭКГ может определить вероятностей скорой внезапной смерти по Холтеру.

Задачи проекта:

- 1) разработка набора возможных критериев и показателей
- 2) подготовка и разметка массивов данных
- 3) построение модели
- 4) анализ результатов и подготовка публикации по результатам работы

Планируемые результаты проекта:

- 1) размеченный массив данных
- 2) программно реализованная модель
- 3) научно - технический отчет

1 Введение

Электрокардиография, или ЭКГ, является важным методом диагностики сердечно-сосудистых заболеваний. ЭКГ измеряет электрическую активность сердца, отображая её в виде графика, который называется электрокардиограммой. Этот метод позволяет врачам оценить работу сердца, выявить аномалии и расстройства ритма, а также контролировать состояние пациентов.

Кроме того, ЭКГ широко применяется в кардиологических исследованиях и мониторинге пациентов с сердечными заболеваниями. Благодаря этому методу врачи могут наблюдать за динамикой изменений в работе сердца и принимать соответствующие меры для поддержания здоровья пациентов.

Применение нейронных сетей к анализу ЭКГ дает широкие перспективы в области медицинской диагностики. Нейронные сети, благодаря своей способности выявлять сложные паттерны и аномалии в данных, могут значительно улучшить точность и скорость диагностики.

Ключевые слова: электрокардиограмма, красное смещение, спектрограмма, машинное обучение, нейронные сети.

2 Постановки задач

2.1 Отображение длинной ЭКГ в формате спектрограммы

Визуализировать ЭКГ в форме спектрограммы. Спектрограмма — картинка, которая показывает зависимость мощности сигнала от времени. Чаще всего она представляет собой двумерную диаграмму, где на вертикальной оси представлена частота, а на горизонтальной — время. Третье измерение, представленное яркостью или интенсивностью цвета, это амплитуды на определенной частоте в конкретный момент времени.

2.2 Проверка гипотезы связи красного смещения с поражениями сердечно - сосудистой системы

Основной массив данных представляет собой 23 долгосрочных записи ЭКГ завершающихся смертью пациента.

Цель работы состоит в поиске аномалий путем построения и анализа траектории описывающей ЭКГ в некотором пространстве параметров.

В качестве промежуточной задачи нужно отобразить длинную ЭКГ в виде спектрограммы.

Далее состояние пациента описывается точкой (эллипсом с размерами, соответствующими погрешностям по осям) на двумерной диаграмме в координатах описывающих отношения высоких и средних / высоких и низких частот, выраженные в децибеллах. В этом случае поведение ЭКГ за некоторый период описывается траекторией в двумерном пространстве.

2.3 Написание нейронной сети

Основная задача этой нейронной сети - понять по электрокардиограмме возможна ли ближайшая внезапная смерть. Необходимо:

- Выбрать архитектуру нейросети, которая будет лучше всего решать поставленную задачу;
- Исследовать различные источники;

- Написать нейронную сеть, используя данные из двух датасетов.
В итоге нужно сравнить оба метода на лучшее предсказание смерти по ЭКГ.

2.4 Промежуточные задачи

- 1) Построение автокорреляционной функции (ACF) с помощью Python для усиления "пик" сигнала
- 2) Подсчет ЧСС по электрокардиограмме

3 Массивы данных используемые в проекте

Массивы данных, приведенные ниже, содержатся в базе PhysioBank-PhysioNet [1, 2]

3.1 Массив данных SDDb

База данных о внезапной сердечной смерти по Холтеру

<https://www.physionet.org/content/sddb/1.0.0/>

Описание базы данных

Представляет собой коллекцию из 23 долгосрочных записей ЭКГ 18 пациентов с основным синусовым ритмом (4 с прерывистой стимуляцией, 4 с фибрилляцией предсердий, 1 с постоянной стимуляцией, также у всех наблюдалась желудочковая тахикардия), у которых во время записи неожиданно произошла сердечная смерть. Записи получены в 1980 годах, поэтому информации о пациентах немного, тем не менее записи могут помочь в изучении патогенеза синдрома внезапной смерти.

Синдром внезапной сердечной смерти может быть вызван огромным количеством причин. Среди которых острый инфаркт миокарда, миокардит, лекарственная токсичность и др. Каждая запись имеет частоту дискретизации 250; 2 ЭКГ - сигнала.

Каждая запись (с номерами 30 – 52) представлена в виде нескольких файлов с разными значениями:

- .dat - здесь хранятся оцифрованные сигналы ЭКГ;
- .hea - заголовочный файл;
- .atr - проверенные аннотации (есть не ко всем записям);
- .ari - непроверенные аннотации

Также есть клиническая информация о некоторых пациентах:

- какого пола данный номер записи;
- какого возраста данный номер записи;
- история болезней;
- медикаменты;

— основной сердечный ритм

3.2 Массив данных LTAfDB

<https://www.physionet.org/content/ltafdb/1.0.0/>

База данных долгосрочных записей с фибрилляцией предсердий

Описание базы данных

Состоит из 84 длительных записей ЭКГ (обычно от 24 до 25 часов каждая). У пациентов, чьи ЭКГ были взяты в базу данных, наблюдается фибрилляция предсердий (тип аритмии, который может приводить к различным сердечно-сосудистым заболеваниям).

Каждая запись имеет частоту дискретизации 128; 2 ЭКГ - сигнала.

Каждая запись представлена в виде нескольких файлов с разными значениями:

- .dat - здесь хранятся оцифрованные сигналы ЭКГ;
- .hea – заголовочный файл;
- .atr – аннотации, полученные в результате ручного анализа работы;
- .qrs – аннотации, полученные с помощью детектора

4 Обзор литературы

4.1 Обзор методов анализа в донейросетевой период

Одним из основных алгоритмов анализа ЭКГ является Pan Tompkins algorithm, предложенный в 1985 году в статье [3].

В статье [4] приведено сравнение производительности обнаружения QRS на основе вейвлет-преобразования с традиционным алгоритмом Pan Tompkins.

4.2 Применение нейросетей для анализа ЭКГ

В статье [5] повествуется о том, как можно прогноризовать риск внезапной сердечной смерти с помощью DL. Внезапная сердечная смерть часто встречается в мире. Так что важно иметь возможность легко выявлять людей, подверженных высокому этому риску. ЭКГ - это распространенный и доступный способ измерения активности сердца.

В статье разработан метод, который способен определить по ЭКГ, склонен ли человек развитию ВСС. Метод может помочь обеспечить должное наблюдение за этими людьми и, возможно, предотвратить развитие ВСС у других людей.

5 Описание решения

5.1 Построение и анализ спектрограммы

В данном разделе приводятся результаты визуализации ЭКГ в форме спектрограммы с помощью Python. Спектрограмма показывает зависимость сигнала от времени.

$$\text{spectrogram}(t, \omega) = |\text{STFT}(t, \omega)|^2$$

Я использовала библиотеку языка программирования Python `scipy.signal.spectrogram`.

Ниже представлены две картинки. На рис. 5.1 спектрограмма всего ЭКГ, на рис. 5.2 - для маленького участка длительностью $\Delta T = 10$ минут (оба случая - запись №30 из массива данных с летальным исходом).

Далее состояние пациента описывается точкой (эллипсом с размерами, соответствующими погрешностям по осям) на двумерной диаграмме координатах описывающих отношения высоких и средних / высоких и низких частот, выраженные в децибеллах. В этом случае поведение ЭКГ за некоторый период описывается траекторией в двумерном пространстве.

То есть из спектрограммы "вытаскиваются" частоты и их амплитуды. Можно получить высокие, средние и низкие значения частот. Затем найти отношения высоких к средним, средних к низким. На рис. 5.3 (запись 30 из массива данных с летальным исходом) - зависимость отношения высоких к средним, зависимость отношения средних к низким от времени.

В итоге получаем график, где вертикальная ось - отношение высоких частот к средним, горизонтальная - отношение средних к низким. Можно посчитать среднее значение, медиану, стандартное отклонение для первого параметра (рис.5.4, рис. 5.5). Описанные выше действия выполняются с каждым ЭКГ из обоих датасетов (в одном все ЭКГ заканчиваются смертью, в другом нет). На изображениях ниже можно увидеть статистики для разных ЭКГ.

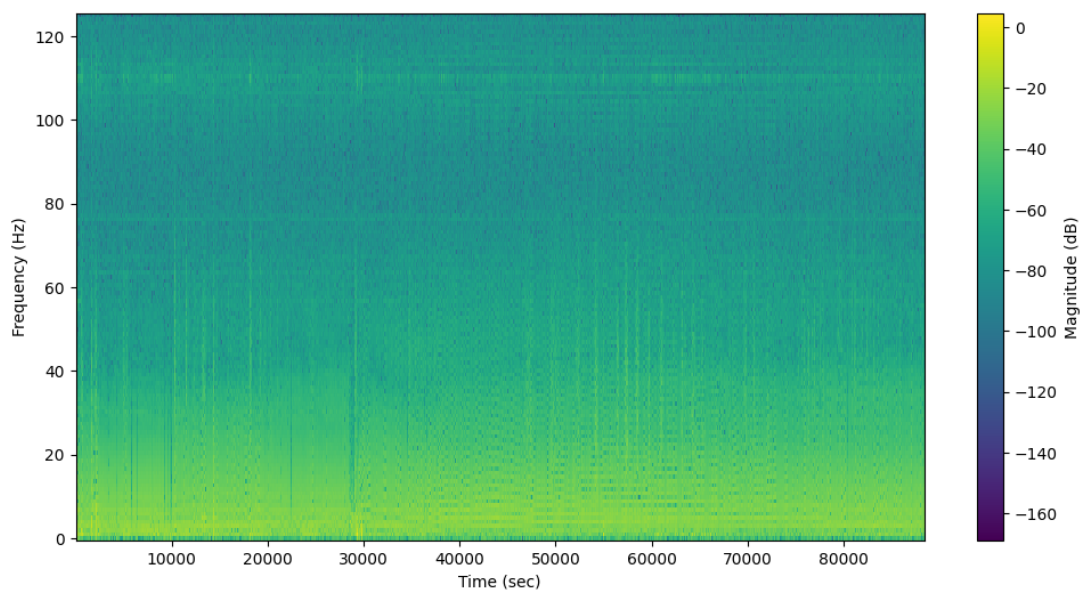


Рисунок 5.1 — Спектрограмма всего сигнала

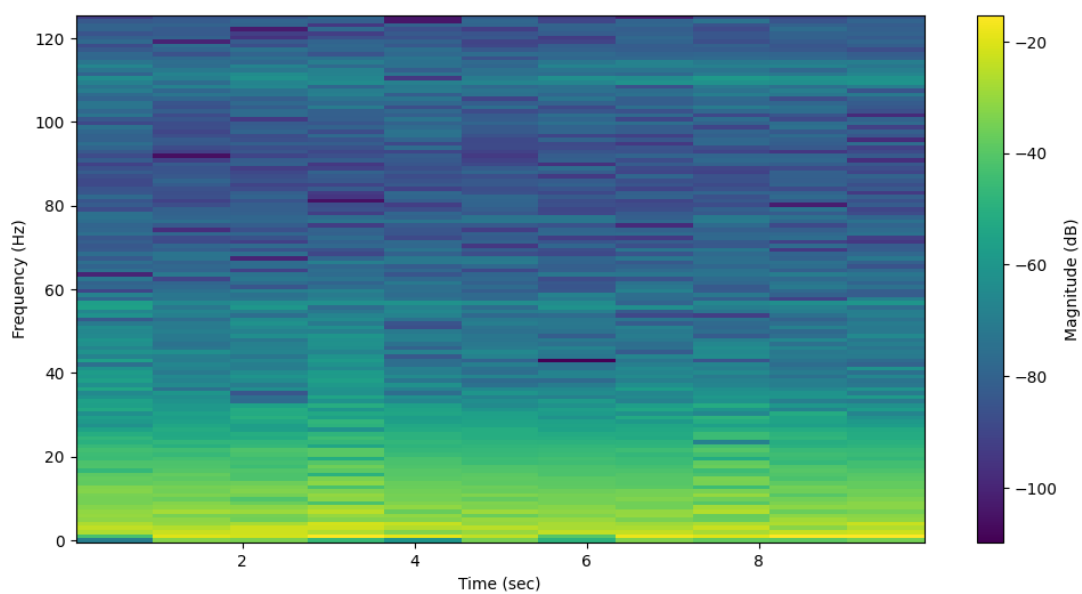


Рисунок 5.2 — Спектрограмма первых 10 секунд

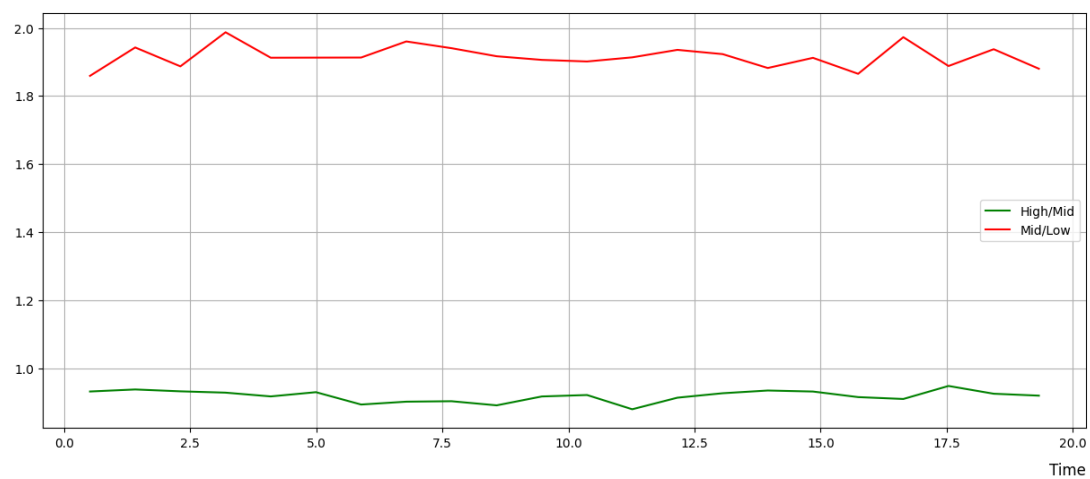


Рисунок 5.3

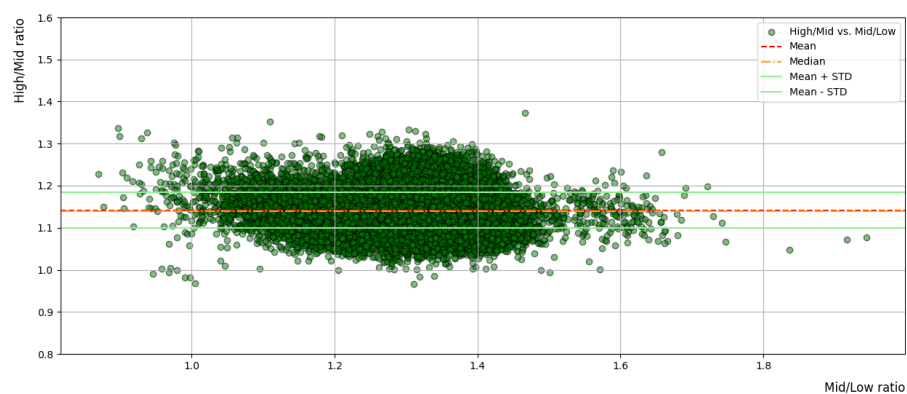


Рисунок 5.4 — Статистики для ЭКГ без летального исхода

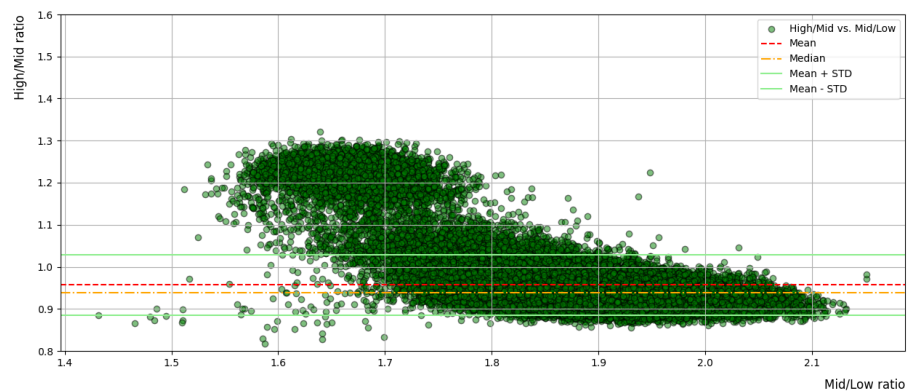


Рисунок 5.5 — Статистики для ЭКГ с летальным исходом

Красное смещение - преобладание низких частот. На графиках в среднем видно, что у "смертельных записей" среднее по частотам находится ниже.

Далее я посчитала среднюю частоту смертельных случаев, стандартное отклонение смертельных случаев, 95% доверительный интервал для смертельных случаев, среднюю частоту случаев без смерти, стандартное отклонение случаев без смерти, 95% доверительный интервал для случаев без смерти.

Далее проверяю статистическую гипотезу.

$$s_p = \sqrt{\frac{(n_1 - 1)s_1^2 + (n_2 - 1)s_2^2}{n_1 + n_2 - 2}} \quad (5.1)$$

где n_1 и n_2 - размеры выборок (23 и 22), s_1^2 и s_2^2 - выборочные дисперсии первой и второй выборки соответственно. Строю интервал:

$$\bar{x}_1 - \bar{x}_2 \pm t \cdot S_p \cdot \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}} \quad (5.2)$$

где \bar{x}_1 и \bar{x}_2 - выборочные средние первой и второй выборок соответственно, t - значение t-статистики для заданного уровня доверия и числа степеней свободы (1,95), S_p - объединенное стандартное отклонение, n_1 и n_2 - размеры первой и второй выборок соответственно.

Получила такой вывод (рис. 5.6).

В результате, гипотеза не отвергнута.

5.2 Анализ данных и построение нейросети

Задача сети понять по ЭКГ, возможна ли ближайшая внезапная смерть. Изначально для архитектуры нейросети была выбрана модель

```
Sp 0.0622878517788548
Интервал [-0.20577905147474576, -0.13333562921116535]
Средняя частота смертельных случаев:0.9787741967850903
Стандартное отклонение смертельных случаев:0.05400450397813733
95% доверительный интервал для смертельных случаев: [0.9568157976533739, 1.0007325959168065]
Средняя частота случаев без смерти:1.1483315371280458
Стандартное отклонение случаев без смерти:0.06992093722412984
95% доверительный интервал для случаев без смерти:[1.1192625090143875, 1.1774005652417041]
```

Рисунок 5.6 — Результаты

для задачи классификации - LSTM [6], поскольку она быстро работает на длительных данных. Также рассматривался вариант использования генеративного трансформера [7], но он лучше подходит для краткосрочных записей. В итоге была выбрана сверточная сеть CNN.

Сначала ЭКГ представляются в качестве спектрограммы. Затем эти спектрограммы подаются на вход сетке (то есть спектрограммы считаются заранее). Далее сетка обучается, мы получаем значения loss и ассигасу.

Для обучения модели получилось 16 записей с летальным исходом и 16 записей без него; в тестовой выборке - 7 записей летального исхода и 9 записей без него. Этих данных недостаточно для того, чтобы обучить нейросеть на высоком уровне. В качестве результата сейчас имеются ассигасу 0,62 на обучающей выборке и 0,6 на тестовой выборке.

6 Результаты

Полученные результаты можно найти здесь: [код](#), [фото](#) со статистиками для ЭКГ с летальным исходом и без него.

В итоге получилось доказать, что гипотеза связи красного смещения в ЭКГ и летального исхода не отвергнута. Также была обучена нейросеть на основе сверточных слоев. Учитывая, что анализ экг по красному смещению требует меньше времени/ресурсов и показывает хорошее качество на тестовых данных, этот алгоритм оказался лучше.

В случае детального анализа работы нейросети и ее архитектуры, при условии наличия больших объемов данных, у нейросети есть большой потенциал.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet : Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals / Ary Goldberger, Luís Amaral, Leon Glass et al. // *Circulation*. — 2000. — 07. — Vol. 101. — Pp. E215–20.
2. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals / A. L. Goldberger, L. A. N. Amaral, L. Glass et al. // *Circulation*. — 2000 (June 13). — Vol. 101, no. 23. — Pp. e215–e220. — Circulation Electronic Pages: <http://circ.ahajournals.org/content/101/23/e215.full> PMID:1085218; doi: 10.1161/01.CIR.101.23.e215.
3. *Pan, Jiapu*. A Real-Time QRS Detection Algorithm / Jiapu Pan, Willis J. Tompkins // *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. — 1985. — Vol. BME-32, no. 3. — Pp. 230–236.
4. *Balambigai, Subramanian*. ECG signal classification and parameter estimation using multiwavelet transform / Subramanian Balambigai // *Biomedical Research (India)*. — 2017. — 01. — Vol. 28. — Pp. 3187–3193.
5. *Lauri Holmstrom Harpriya Chugh, Kotoka Nakamura Ziana Bhanji Madison Seifer Audrey Uy-Evanado Kyndaron Reinier David Ouyang Sumeet S. Chugh*. An ECG-based artificial intelligence model for assessment of sudden cardiac death risk / Kotoka Nakamura Ziana Bhanji Madison Seifer Audrey Uy-Evanado Kyndaron Reinier David Ouyang Sumeet S. Chugh Lauri Holmstrom, Harpriya Chugh // *Communication medicine*. — 2024. — feb. <https://www.nature.com/articles/s43856-024-00451-9>.
6. *Hochreiter, Sepp*. Long Short-Term Memory / Sepp Hochreiter, Jürgen Schmidhuber // *Neural Computation*. — 1997. — Vol. 9, no. 8. — Pp. 1735–1780.
7. *Gaudilliere, Pierre Louis*. Generative Pre-Trained Transformer for Cardiac Abnormality Detection. — 2021.