**МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ**

федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования   
«САНКТ–ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ   
АЭРОКОСМИЧЕСКОГО ПРИБОРОСТРОЕНИЯ»

ДОПУСТИТЬ К ЗАЩИТЕ

Заведующий кафедрой №43

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| д-р техн. наук, профессор |  |  |  | М. Ю. Охтилев |
| должность, уч. степень, звание |  | подпись, дата |  | инициалы, фамилия |

БАКАЛАВРСКАЯ РАБОТА

|  |  |
| --- | --- |
| на тему |  |
| Автоматизация диагностики заболеваний по данным электрокардиограммы | |
| на основе алгоритмов машинного обучения | |

|  |  |
| --- | --- |
| выполнена | Валиевым Михаилом Робертовичем |
| фамилия, имя, отчество студента в творительном падеже | |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| по направлению подготовки | 09.03.04 |  | Программная инженерия |
|  | код |  | наименование направления |
|  | | | |
| наименование направления | | | |
| направленности | 02 |  | Проектирование программных систем |
|  | код |  | наименование направленности |
|  | | | |
| наименование направленности | | | |

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Студент группы № | 4031 |  |  |  | М. Р. Валиев |
|  |  |  | подпись, дата |  | инициалы, фамилия |

Руководитель

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| д-р техн. наук, доцент |  |  |  | С. И. Колесникова |
| должность, уч. степень, звание |  | подпись, дата |  | инициалы, фамилия |

Санкт-Петербург 2024

**МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ**

федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования   
«САНКТ–ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ   
АЭРОКОСМИЧЕСКОГО ПРИБОРОСТРОЕНИЯ»

УТВЕРЖДАЮ

Заведующий кафедрой №43

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| д-р техн. наук, профессор |  |  |  | М. Ю. Охтилев |
| должность, уч. степень, звание |  | подпись, дата |  | инициалы, фамилия |

ЗАДАНИЕ НА ВЫПОЛНЕНИЕ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| студенту группы | 4031 |  | Валиев Михаил Робертович |
|  | номер |  | фамилия, имя, отчество |

|  |  |
| --- | --- |
| на тему |  |
| Автоматизация диагностики заболеваний по данным электрокардиограммы | |
| на основе алгоритмов машинного обучения | |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| утвержденную приказом ГУАП от |  | № |  |

|  |  |
| --- | --- |
| Цель работы: |  |
|  | |
|  | |

|  |  |
| --- | --- |
| Задачи, подлежащие решению: |  |
|  | |
|  | |

|  |  |
| --- | --- |
| Содержание работы (основные разделы): |  |
|  | |
|  | |
|  | |

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Срок сдачи работы « |  | » |  | 20 | 24 |

Руководитель

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| д-р техн. наук, доцент |  |  |  | С. И. Колесникова |
| должность, уч. степень, звание |  | подпись, дата |  | инициалы, фамилия |

Задание принял(а) к исполнению

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| студент группы № | 4031 |  |  |  | М. Р. Валиев |
|  |  |  | подпись, дата |  | инициалы, фамилия |

Реферат

Содержание

[Перечень сокращений 5](#_Toc168264102)

[Введение 6](#_Toc168264103)

[1. Постановка задачи 9](#_Toc168264104)

[2. Анализ предметной области 10](#_Toc168264105)

[3. Требования к ПО 17](#_Toc168264106)

[3.1. Общее описание 17](#_Toc168264107)

[3.2. Начальное меню 17](#_Toc168264108)

[3.3. Обучение модели 17](#_Toc168264109)

[3.4. Диагностирование 17](#_Toc168264110)

[4. Данные 18](#_Toc168264111)

[5. Предобработка данных 24](#_Toc168264112)

[5.1. 1D обработка 24](#_Toc168264113)

[5.2. 2D обработка 24](#_Toc168264114)

[5.3. Метки 29](#_Toc168264115)

[5.4. Разбиение на обучающую, валидационную и тестовую наборы 30](#_Toc168264116)

[6. Архитектуры нейронных сетей, используемых в проекте 31](#_Toc168264117)

[6.1. Рекуррентные нейронные сети 31](#_Toc168264118)

[6.2. GRU 34](#_Toc168264119)

[6.3. … 35](#_Toc168264120)

[7. Описание параметров сетей 36](#_Toc168264121)

[7.1. Функции активации 36](#_Toc168264122)

[7.2. … 36](#_Toc168264123)

[8. Метрики качества для оценки моделей 37](#_Toc168264124)

[9. Обучение сетей и тестирование моделей 38](#_Toc168264125)

[9.1. GRU 38](#_Toc168264126)

[10. Сравнительный анализ результатов тестирования моделей 39](#_Toc168264127)

[Заключение 40](#_Toc168264128)

[**Список литературы** 41](#_Toc168264129)

[Приложение А 45](#_Toc168264130)

Перечень сокращений

1D – one-dimensional (одномерный);

2D – two-dimensional (двумерный);

CNN - Convolutional Neural Network (сверточная нейронная сеть);

GAF – Gramian Angular Fields (грамианские угловые поля);

GRU – Gated Recurrent Unit (управляемый рекуррентный блок);

MTF - Markov Transition Field (марковское переходное поле);

NN – Neural Network (нейронная сеть);

RNN – Recurrent Neural Network (рекуррентная нейронная сеть);

RP – Recurrence Plot (график повторения);

МО – машинное обучение;

ПО – программное обеспечение;

ЭКГ – электрокардиограмма;

Введение

Сердечно-сосудистые заболевания являются основной причиной смерти во всем мире [1]. Правильная диагностика работы сердце – ключ к правильно подобранному курсу лечения.

Электрокардиография – одна из основных диагностических мероприятий при обследовании сердца. Этот метод используется для регистрации и изучения электрических полей, возникающих при работе сердца. Результатом электрокардиографии является получение электрокардиограммы (ЭКГ).

Электрокардиограмма — это запись электрической активности сердца. Он предоставляет информацию о частоте сердечных сокращений, ритме и проведении электрических импульсов в сердце.

По данным ЭКГ можно распознать множество заболеваний, не только сердечных. Расшифровать показания ЭКГ для выявления патологий довольно сложная задача. 5-6 зубцов; 12 отведений (может быть и больше); интервалы между зубцами, комплексами зубцов, сегментами; высота зубцов; относительная высота зубцов; в каждом отведении своя картина и свои нормы показателей; связи между отведениями и зубцами; и многие другие характеристики – всё это надо учитывать при анализе ЭКГ [2].

Ручная интерпретация ЭКГ сигнала – сложная и утомительная работа, поэтому существует вероятность человеческой ошибки в процессе анализа даже для экспертов с многолетним стажем.

Целью данной дипломной работы является автоматизация диагностики заболевания по данным электрокардиограммы на основе алгоритмов машинного обучения. Полученная система может стать помощником в заключение диагноза экспертом.

Актуальность задачи автоматизации диагностики заболеваний по данным ЭКГ обусловлена несколькими факторами:

1) нерешенностью вполне задачи диагностики практически для любых заболеваний (ошибки 1-го, 2-го родов) и, в этой связи, весьма актуально повышение точности диагностики, снижение вероятности совершить экспертом диагностические ошибки;

2) потребностью создания базовых алгоритмов для создания и внедрения автоматизированных систем диагностики, позволивших бы улучшить доступность качественной диагностики в удаленных и малонаселенных регионах, где не хватает квалифицированных врачей;

2) быстрым ростом публикаций с новыми методами анализа данных, главным образом, основанных на алгоритмах машинного обучения и их комбинациях, корректное использование которых способствует развитию научных исследований в области биомедицинской инженерии и медицинской информатики.

Традиционные методы классификации сигнала ЭКГ в основном основаны на ручной обработке или ручном извлечении признаков такими методами, как:

* методы цифровой фильтрации (digital filter-based methods) [3],
* сочетание экспертных методов (mixture of experts methods) [4],
* пороговые методы (threshold-based methods) [5],
* анализ главных компонент (Principal Component Analysis) [6],
* преобразования Фурье (Fourier Transform) [7],
* вейвлет-преобразования (wavelet transform) [8].

Некоторые из классификаторов, используемых с этими извлеченными признаками, — это

* машины опорных векторов (Support Vector Machines) [9],
* скрытые марковские модели (Hidden Markov Models) [10],
* нейронные сети (Neural Networks) [11].

Главным недостатком этих традиционных методов является разделение части извлечения признаков и части классификации паттернов. Кроме того, эти методы требуют экспертных знаний о входных данных [12].

Современные исследователи данной задачи сосредоточили внимание на использование глубоких нейронных сетей разных архитектур для ее решения. В [13] сравниваются десятки архитектур, с точностями 70%–80%.

В данном курсовом проекта сделана попытка повысить процент точности, используя ансамблевое обучение и изменяя предобработку данных и параметры архитектур.

1. Постановка задачи

Целью проекта является разработка многоклассового классификатора, способного верно относить данные ЭКГ к пяти классам: нормальный, инфаркт миокарда, изменение сегмента ST/T, нарушение проводимости, гипертрофия.

Требования к точности – не менее 80%.

Классификатором является глубокая нейронная сеть.

Задачи для достижения цели:

1. анализ предметной области;
2. обзор существующих способов решения;
3. разработка ПО для удобной обработки данных и настройки параметров моделей МО конкретно для данной задачи;
4. обзор и обработка набора данных ЭКГ сигналов;
5. выбор и разработка моделей машинного обучения;
6. обучение разработанных моделей;
7. сравнение результатов тестирования моделей.

В результате обученные модели будут доступны для диагностирования новых данных.

1. Анализ предметной области

Сокращению любой мышцы сопутствует электрические изменения, именуемые "деполяризацией", и эти изменения могут быть зафиксированы с помощью электродов, наложенных на поверхность тела. Так как при этом регистрируются все мышечные сокращения, для записи электрических изменений, связанных с сокращениями сердечной мышцы, пациент должен быть полностью расслаблен и никакие скелетные мышцы не должны в этот момент сокращаться [2].

Запись электрической активности сердца называется электрокардиограммой.

Чтобы получить ЭКГ с 12 отведениями, 10 электродов размещаются на конечности и грудь (Рисунок 1). Четыре электрода размещаются на левых и правых руках и ногах. Остальные шесть размещаются на передней поверхности грудной клетки и обозначаются V1 – V6. Расположение этих электродов следующее:

- V1 – четвертое межреберье справа от грудины;

- V2– четвертое межреберье слева от грудины;

- V4 – пятое межреберье по среднеключичной линии;

- V3– середина пути между V2и V4;

- V5– пятое межреберье, на том же самом уровне как электрод V4, но расположен по левой передней подмышечной линии[[1]](#footnote-1);

- V6– средняя подмышечная линия[[2]](#footnote-2), на том же самом уровне, что и V4 и V5.

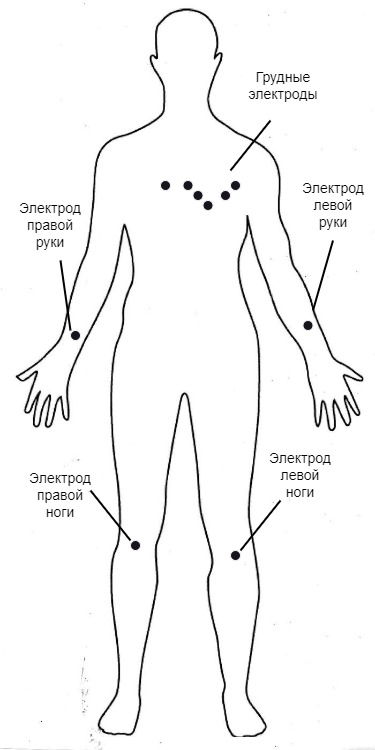


Рисунок 1. Стандартное расположение 10 электродов для записи 12 отведений ЭКГ.

Чтобы измерить любой вид электрической активности, требуются два электрода, чтобы измерительный прибор мог определить разность потенциалов между ними. Кардиограмма традиционно использует 12 отведений для определения активности сердца. Они обозначаются как I, II, III, aVR, aVL, aVF, V1, V2, V3, V4, V5, V6 [14]. Отведения классифицируются следующим образом:

1. стандартные (двухполюсные) отведения. Регистрация стандартных отведений от конечностей проводится при попарном подключении электродов:

- I стандартное отведение — левая рука (+) и правая рука (-);

- II стандартное отведение — левая нога (+) и правая рука (-);

- III стандартное отведение — левая нога (+) и левая нога (-).

Электроды накладываются на левой руке, правой руке и левой ноге (смотрите маркировку на рисунке). На правую ногу накладывается 4-й электрод для подключения к заземляющему проводу;

1. усиленные однополюсные отведения от конечностей. Однополюсные отведения характеризуются наличием только одного активного — положительного — электрода, отрицательный электрод индифферентен и представляет собой «объединенный электрод Гольберга», который образуется при соединении через дополнительное сопротивление двух конечностей:

- aVR — отведение от правой руки;

- aVL — от левой руки;

- aVF — от левой ноги;

1. грудные отведения. Грудные отведения в ЭКГ являются однополюсными. Активный электрод присоединяется к положительному полюсу электрокардиографа, а объединенный от конечностей тройной индифферентный электрод — к отрицательному полюсу аппарата. Грудные отведения принято обозначать буквой V:

- V1 — активный электрод располагают в IV межреберье у правого края грудины;

- V2 — в IV межреберье у левого края грудины;

- V3 — между IV и V межреберьями по левой окологрудинной линии;

- V4 — в V межреберье по левой среднеключичной линии;

- V5 — в V межреберье по передней подмышечной линии;

- V6 — и V межреберье по средней подмышечной линии.

Запись электрокардиограммы проводится при спокойном дыхании пациента. Сначала — в I, II, III стандартных отведениях, далее — в усиленных однополюсных отведениях от конечностей (aVR, aVL, aVF), затем — в грудных отведениях V1. V2, V3, V4, V5, V6. В каждом из отведений следует регистрировать не менее 4-х сердечных циклов [15].

Таким образом, ЭКГ имеет следующий вид (Рисунок 2)

Изображение выглядит как текст, рукописный текст, число, Параллельный

Автоматически созданное описание

Рисунок 2. Пример ЭКГ. Нормальный синусовый ритм

На записи ЭКГ различают колебания P, Q, R, S и T (иногда и U, который следует после зубца T), которые называются зубцами (Рисунок 3).

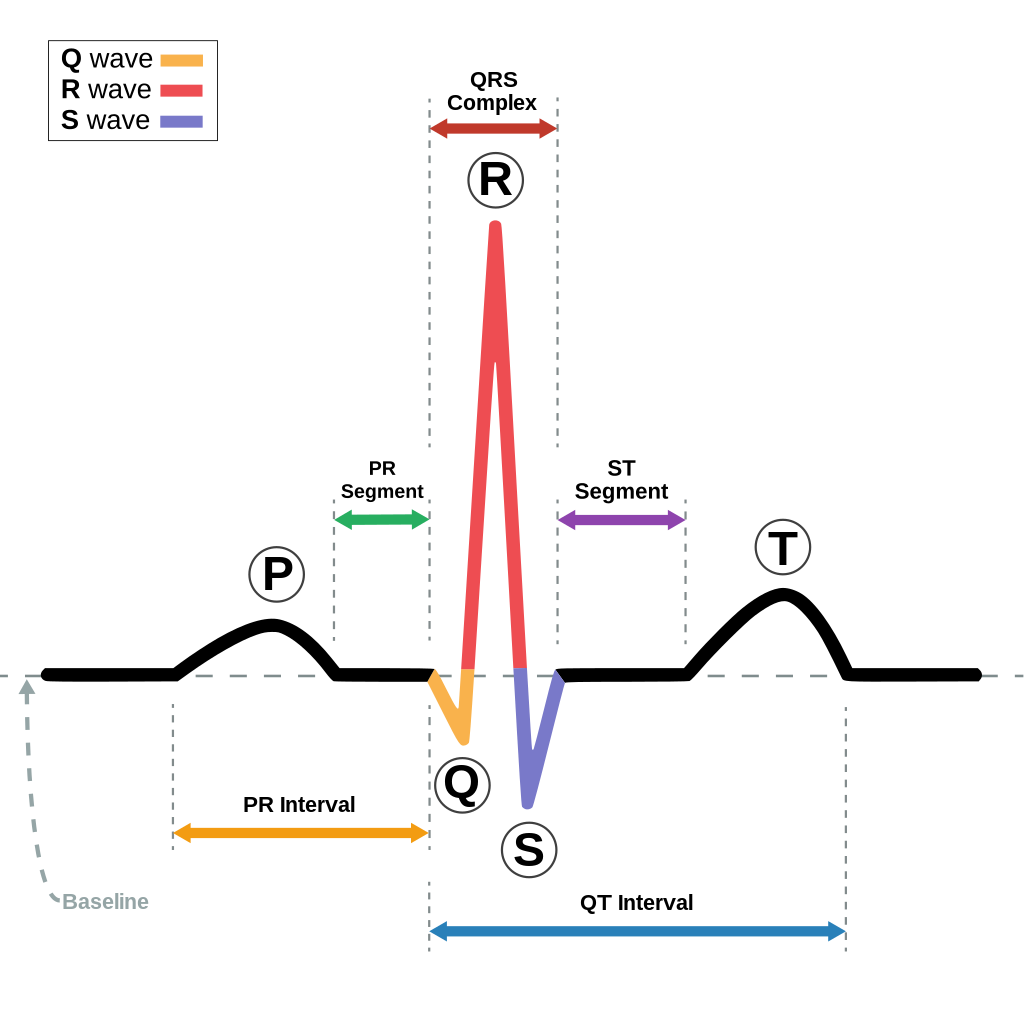


Рисунок 3. Базовая форма нормальной ЭКГ[[3]](#footnote-3)

Электрическая активность, произведенная деполяризацией предсердий, регистрируется на ЭКГ в виде зубца P. Далее идет желудочковая деполяризация, которая приводит к большому отклонению, названному комплексом QRS. Первое отрицательное отклонение называют зубцом Q, первое положительное отклонение – зубец R, а любое отрицательное отклонение после R – зубец S. После сегмента QRS регистрируется изоэлектрический период, называемый ST сегментом. Наконец, когда сокращения желудочков закончены, они начинают реполяризовываться и возвращаться в их первоначальное состояние, чтобы подготовиться к следующему циклу деполяризации/сокращения. Желудочковая реполяризация сопровождается зубцом T [14].

Анализ ЭКГ – это распознавание паттернов, т.е. отнесение электрокардиографических образов (форма зубцов, комплексов и их сочетания) к определенной патологии [2].

1. Требования к ПО
   1. Общее описание
   2. Начальное меню
   3. Обучение модели
   4. Диагностирование
2. Данные

В целях обучения моделей в данной работе используется база данных PTB-XL, a large publicly available electrocardiography[[4]](#footnote-4). Её описание представлено ниже, а также в Приложение А можно посмотреть блокнот Jupyter Notebook, который лучше описывает имеющиеся данные и параметры.

*Исходные данные:*

* название базы данных: [PTB-XL, a large publicly available electrocardiography dataset](https://physionet.org/content/ptb-xl/1.0.3/);
* база данных специально подготовлена для машинного обучения;
* 21799 записей от 18869 пациентов;
* продолжительность записей - 10 секунд;
* 52% мужчин и 48% женщин;
* возраст от 0 до 95 (медиана 62, interquantile диапазон 22);
* 12 отведений (I, II, III, AVL, AVR, AVF, V1, V2, V3, V4, V5, V6) с электродами сравнения на правой руке;
* распределение диагнозов (диагнозы сгруппированы в суперклассы) (Таблица 1) (Рисунок 4):

Таблица 1. Распределение диагнозов

| Количество записей | Класс | Описание |
| --- | --- | --- |
| 9514 | NORM | Normal ECG |
| 5469 | MI | Myocardial Infarction |
| 5235 | STTC | ST/T Change |
| 4898 | CD | Conduction Disturbance |
| 2649 | HYP | Hypertrophy |

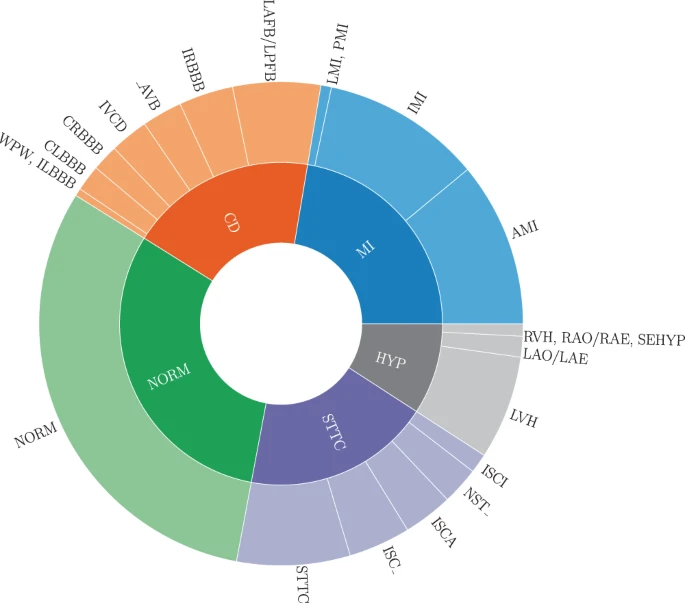


Рисунок 4. Графическая сводка набора данных PTB-XL с точки зрения диагностических суперклассов и подклассов, определение используемых аббревиатур см. в Таблице 2[[5]](#footnote-5)

Таблица 2 Описание аббревиатур SCP-ECG для супер- и подклассов[[6]](#footnote-6)

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  |  | Acronym | SCP statement Description |
| Superclasses |  | NORM | Normal ECG |
| CD | Conduction Disturbance |
| MI | Myocardial Infarction |
| HYP | Hypertrophy |
| STTC | ST/T change |
| Subclasses | NORM | NORM | Normal ECG |
| CD | LAFB/LPFB | left anterior/left posterior fascicular block |
| IRBBB | incomplete right bundle branch block |
| ILBBB | incomplete left bundle branch block |
| CLBBB | complete left bundle branch block |
| CRBBB | complete right bundle branch block |
| \_AVB | AV block |
| IVCB | non-specific intraventricular conduction disturbance (block) |
| WPW | Wolff-Parkinson-White syndrome |
| HYP | LVH | left ventricular hypertrophy |
| RHV | right ventricular hypertrophy |
| LAO/LAE | left atrial overload/enlargement |
| RAO/RAE | right atrial overload/enlargement |
| SEHYP | septal hypertrophy |
| MI | AMI | anterior myocardial infarction |
| IMI | inferior myocardial infarction |
| LMI | lateral myocardial infarction |
| PMI | posterior myocardial infarction |
| STTC | ISCA | ischemic in anterior leads |
| ISCI | ischemic in inferior leads |
| ISC\_ | non-specific ischemic |
| STTC | ST-T changes |
| NST\_ | non-specific ST changes |

Содержимое базы данных

* Каждая запись представлена в Waveform Database (WFBD) формате, которая состоит из двух (иногда трех) файлов:
  + .dat - двоичный файл, содержащий образцы оцифрованных (дискретизированных) сигналов (samples of digitized signals);
  + .hea - короткий текстовый файл, описывающий содержимое связанных файлов сигналов (.dat файлов);
  + точность до 16 бит при разрешении 1 мкВ / LSB (16 bit precision at a resolution of 1μV/LSB);
  + частота дискретизации 500 Гц (records500/) и те же данные с частотой дискретизации 100 Гц (records100/).
* Соответствующие метаданные хранятся в ptbxl\_database.cvs с одной строкой на запись, идентифицируемую ecg\_id. Файл содержит 28 столбцов, которые можно разделить на:

1. Идентификаторы (Identifiers):

* ecg\_id - уникальный идентификатор записи;
* patient\_id - идентификатор соответствующего пациента;
* filename\_hr - путь к исходной записи (500 Гц);
* filename\_lr - путь к записи с пониженной частотой дискретизации (100 Гц).

1. Общие метаданные (General Metadata): демографические и регистрационные (recording) метаданные

* возраст (age);
* пол (sex);
* рост (height);
* вес (weight);
* медсестры (nurse);
* сайт (site);
* устройство (device);
* дата записи (recording\_date).

1. Отчеты ЭКГ (Ecg statements):

* scp\_code - SCP-ECG (стандарт такой есть) отчеты (т.е. диагнозы) в виде словаря с записями вида *statement: likelihood*, где вероятность установлена равной 0, если неизвестно (SCP-ECG statements as a dictionary with entries of the form statement: likelihood, where likelihood is set to 0 if unknown);
* report - отчет в виде строки;
* heart\_axis;
* infarction\_stadium1;
* infarction\_stadium2;
* validated\_by;
* second\_opinion;
* initial\_autogenerated\_report;
* validated\_by\_human.

1. Метаданные сигнала (Signal Metadata):

* static\_noise - статический шум сигнала;
* burst\_noise - импульсный шум сигнала;
* baseline\_drift - смещение (дрейф) нулевой (базовой) линии;
* electrodes\_problems;
* extra\_beats - для подсчета дополнительных систол и кардиостимулятора образцы сигналов, указывающих на активный кардиостимулятор.

1. Крос-валидационные сгибы (Cross-validation Folds):

* start\_fold - рекомендуемые 10-кратные разбиения при обучающем тестировании (strat\_fold), полученные с помощью стратифицированной выборки с учетом распределения пациентов, т. е. Все записи конкретного пациента были отнесены к одному и тому же сгибу. Записи в fold 9 и 10 прошли по крайней мере одну оценку человеком и, следовательно, имеют особенно высокое качество маркировки. Поэтому мы предлагаем использовать fold 1-8 в качестве обучающего набора, fold 9 в качестве проверочного набора и fold 10 в качестве тестового набора.
* Вся информация, относящаяся к используемой схеме аннотаций, хранится в специальном scp\_statements.csv:
  + категория (category), к которой может быть отнесен каждый отчет (diagnostic, form and/or rhythm);
  + иерархическая организация для диагностических заключений делиться на diagnostic\_class и diagnostic\_subclass.

1. Предобработка данных

Обработка данных происходит согласно статье [13]. Одномерные NN (в данной работе это RNN) используют исходное одномерное представление данных. Двумерные NN (CNN) требуют двумерного представления, т.е. необходимо исходный 1D сигнал преобразовать в 2D. Меткам нужна дать числовые значения.

* 1. 1D обработка

1D обработка заключается в следующем:

1. мы будем использовать данные с частотой дискретизации 100 Гц, поскольку частота 90 Гц была признано минимальной для выявления форм волны в сигнале (P, QRS и T) [18];
2. будем использовать только сигналы трех отведений: I, II, V2. Использование всех 12 отведений потребовало бы больших вычислительных ресурсов. Исходя из [19] по данным этих трех отведений были успешно реконструированы 12 отведений. Следовательно, они содержат большую часть релевантной информации из всех каналов;
3. применим полосовой фильтр Баттерворта второго порядка с частотой среза верхних частот 1 Гц для подавления блуждания базовой линии и частотой среза низких частот 45 Гц для устранения высокочастотных шумов [20]-[22];
4. z-нормализация, чтобы уменьшить влияние выбросов.

Для обучение одномерных нейронных сетей этого достаточно. Но для двумерных сетей необходимо преобразовать одномерный сигнал в двумерный.

* 1. 2D обработка

2D обработка заключается в преобразовании 1D представления в изображение, как это было сделано в [23]. Чтобы сохранить корреляционную зависимость между сэмплами, применяются Gramian Angular Field (GAF), Recurrence Plot (RP) и Markov Transition Field (MTF). Автор статьи [23], что эти преобразования лучше, по сравнению с другими преобразованиями, такими как короткопериодное преобразование Фурье или вейвлет-преобразование.

Gramian Angular Field

GAF – это изображение, полученное из временного ряда, представляющее собой некую временную корреляцию между каждой парой значений временного ряда. Представляет изображение в угловой системе, взамен простой прямоугольной. Пусть - сигнал ЭКГ из значений (samples), такое, что . Нормализовав получим . Нормализованную ЭКГ можно отобразить на угловую систему следующим образом: значения сигнала преобразуем в угловые значения (angular cos) через , а временную метку - в радиус.

где - нормализованное значение сигнала; - временная метка для ; ; - константа, регулирующая радиус.

Чтобы наилучшим образом показать корреляцию между двумя значениями разных временных меток, используются два метода: суммирования и разности. В данной работе используется метод суммирования, который имеет вид:

где , - единичный вектор (unit row vector).

Recurrence Plot

RP – это изображение, представляющее расстояние между траекториями (временными точками), извлеченными из исходного временного ряда

где - предельное значение; , - функция Хевисайда, которая имеет вид

Markov Transition Field

MTF – это изображение, полученное из временного ряда, представляющее собой поле вероятностей перехода для дискретизированного временного ряда. Он показывает, насколько связаны между собой две произвольные значения временного ряда, относительно того, как часто они появляются рядом друг с другом во временном ряду.

Первый шаг преобразования - разложение каждого значения временного ряда по квантилям (или бинам). Например, если у нас есть временной ряд с непрерывными значениями от 0 до 1, и мы задаем квантиль, равный 10, то значения ряда будут распределены по 10 интервалам (например, 0-0.1, 0.1-0.2, …, 0.9-1.0).

Далее формируется матрица переходов состояний:

Т.е. - это вероятность перехода из состояния *i* в состояние *j*. Оцениваем это значение методом максимального правдоподобия: равно отношению количества переходов из *i* в *j* на общее число раз, когда мы находились в состоянии *i*.

Заметим, что если у нас *Q* квантилей, то - это матрица .

Эта матрица учитывает только вероятности переходов между бинами, независимо от времени, и это приводит к потере информации о пространственных характеристиках сигнала. Для устранения этого недостатка матрицу преобразуют в марковское поле переходов :

где - квантиль для ; - квантиль для . Индексы при относятся к состояниями, а индексы при - к временным меткам.

- вероятность перехода из состояния в состояние .

- вероятность одноступенчатого (one-step) перехода из бина для в бин для . Т.е. и рассматриваются как две точки в временном ряде в произвольные моменты времени и .

и - соответствующие квантили.

- это вероятность прямого одноступенчатого (direct one-step) (т.е. марковского) перехода от к во временном ряду [24].

1. во-первых, используем все те же три отведения I, II, V2 с частотой дискретизации 100 Гц и тот же полосовой фильтр Баттерворта, что и при 1D обработке (пункты 1-3 1D обработки);
2. нормализуем сигнал, так, чтобы все значения были в интервале от [0:1];
3. для каждого из трех отведений мы создаем по три изображения размерностью (1000, 1000) (итого 3x3). Объединив их получим одно изображения размерностью (9, 1000, 1000).
4. вышеупомянутые три изображения получаем, используя GAF, RP и MTF, согласно статье [23];
5. уменьшения размера изображения методом интерполяции (или уменьшение размера входного 1D сигнала).

Результат преобразований показан на Рисунке 5 (без обрезания размера изображения):

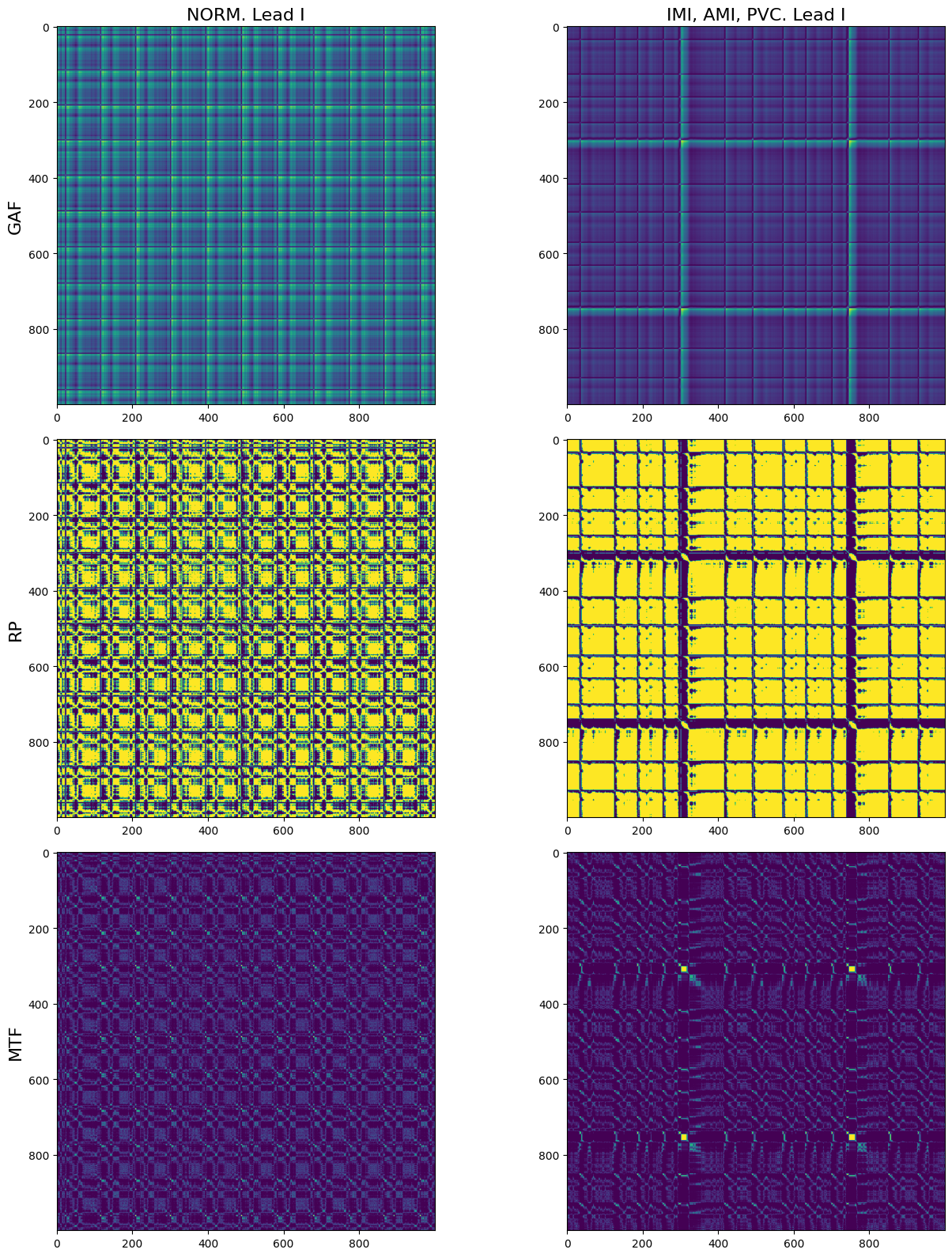


Рисунок 5. GAF, RP и MTF изображения для сигнала в I отведении образца с диагнозом NORM и образца с диагнозами IMI и AMI.

* 1. Метки

Метки создаются по следующему принципу:

1. добавим к каждой метке информацию о том, к какому классу (поле diagnostic\_class в scp\_statements.csv) относится диагноз (напр., диагнозы *NDT, NST\_, DIG, LNGQT* относятся к классу *STTC*). По этим классам и будет происходить классификация;
2. представим метку (меткой является diagnostic\_class) как бинарный вектор из 4 элементов. Комбинации нулей и единиц в этом векторе будет соответствовать класс(-у) диагноза(-ов). Таблица соответствия (Таблица 3).

Таблица 3. Таблица соответствия диагнозов и индексов вектора метки

| index  diagnostic  class | 0 | 1 | 2 | 3 |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| NORM | 0 | 0 | 0 | 0 |
| MI | 1 | 0 | 0 | 0 |
| STTC | 0 | 1 | 0 | 0 |
| CD | 0 | 0 | 1 | 0 |
| HYP | 0 | 0 | 0 | 1 |

Пример комбинаций классов (Таблица 4):

Таблица 4. Пример комбинации классов диагнозов

| index  diagnostic  class | 0 | 1 | 2 | 3 |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| MI & HYP | 1 | 0 | 0 | 1 |
| STTC & CD & HYP | 0 | 1 | 1 | 1 |

* 1. Разбиение на обучающую, валидационную и тестовую наборы

Разделим записи на обучающий, валидационный и тестовый наборы согласно предложенному самим поставщиком данных разбиению [16] (см. также [17]). Каждая запись относится к 1 из 10 складок (fold) (поле strat\_fold в файле ptbxl-database.csv). Рекомендуется записи, относящиеся к 1-8 складкам, использовать в качестве обучающего набора; записи, относящиеся к 9-ой складке - в качестве валидационного набора; записи, относящиеся к 10-ой складке - в качестве тестового.

1. Архитектуры нейронных сетей, используемых в проекте
   1. Рекуррентные нейронные сети

Рекуррентные нейронные сети (РНС, англ. Recurrent neural network, RNN) — это семейство нейронных сетей для обработки последовательных данных.

Простейшая сеть RNN с одним нейроном выглядит следующим образом (Рисунок 6):

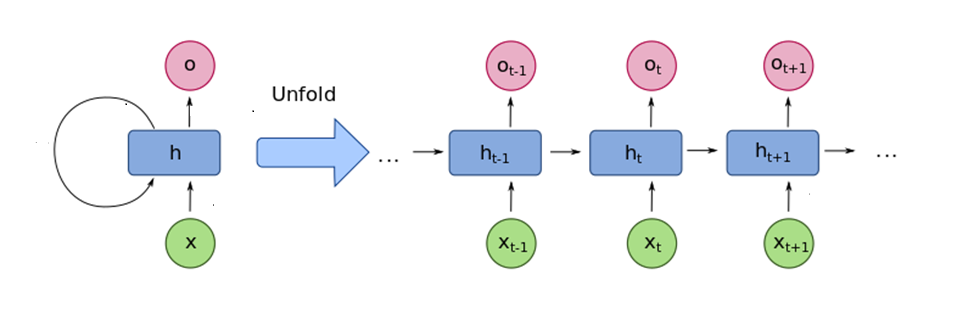


Рисунок 6. Рекуррентный нейрон (слева), развернутый во времени (справа)[[7]](#footnote-7)

Каждый рекуррентный нейрон имеет два набора весов: один для входов и один для выходов предыдущего временного шага . Если говорить о слое рекуррентных нейронов, тогда все весовые векторы можно поместить в матрицы и .

Выходной вектор целого рекуррентного слоя можно вычислить следующим образом:

*Уравнение 1. Выход рекуррентного слоя для одиночного образца*

где

Вычисление выхода рекуррентного слоя сразу для целого мини-пакета, помещая все входы на временном шаге t во входную матрицу

На первом временном шаге, при , предполагается, что все предшествующие выходы нулевые [13] - [14].

Ячейка памяти – часть нейронной сети, которая сохраняет состояние через временные шаги. Ячейка памяти на временном шаге *t*, обозначается как ("h" означает "hidden" – "скрытое"), является функцией от некоторых входов на данном временном шаге и ее состояния на предыдущем временном шаге: Выход на временном шаге *t*, обозначаемый , также представляет собой функцию от предыдущего состояния и текущих входов. Для базовых ячеек, которые обсуждались до сих пор, выход просто равен состоянию, но в более сложных ячейках это не всегда так. Это означает, что скрытое состояние ячейки и ее выход могут отличаться (Рисунок 8).

Возможно построение двунаправленной рекуррентной сети. При такой конструкции два скрытых слоя RNN которые читают входные данные одна в прямом направлении, другая в обратном. Выходом на каждом временном шаге будет конкатенация выходов этих двух слоев. Такой подход полезен, если важно учитывать информация из прошлого и будущего одновременно.

Обучение рекуррентных сетей происходит методом обратного распространения ошибки (backpropagation). Веса регулируются с целью минимизации функции потерь между прогнозами модели и правильными метками. Алгоритм обратного распространения ошибки (backpropagation) вычисляет градиенты функции потерь относительно каждого веса и обновляет их с использованием метода оптимизации, такого как Adam или другие.

* 1. Gated Recurrent Unit

Из-за трансформаций, которым подвергаются данные при проходе через сеть RNN, на каждом временном шаге определенная информация утрачивается. Через некоторое время состояние сети RNN практически не содержит следов первых входов. Чтобы справиться с проблемой, были предложены разнообразные типы ячеек с долговременной памятью. Одна из них ячейка управляемого рекуррентного блока(Gated Recurrent Unit - GRU).

GRU – упрощенная версия LSTM, которая не рассматривается в данном проекте, так как исходя из [3], GRU имеет лучшие показатели качества. Архитектура GRU показана на Рисунке 9.

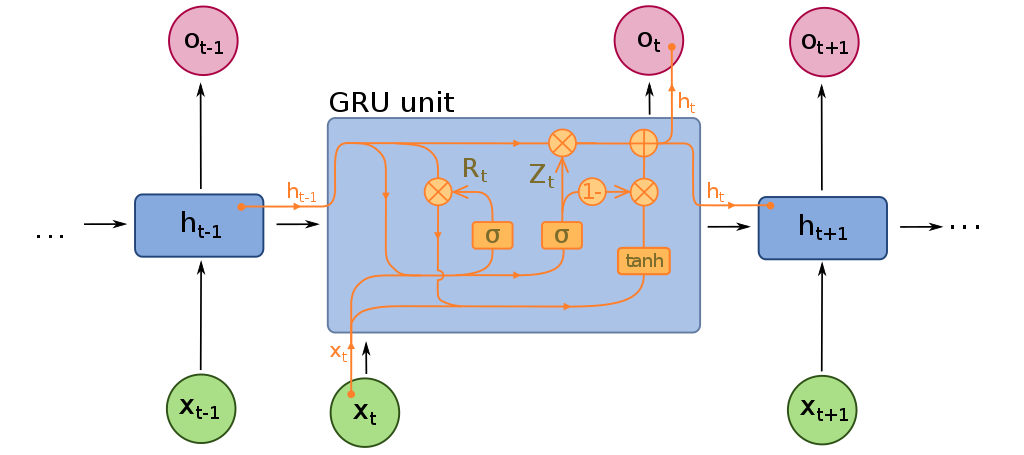


Рисунок 6. Ячейка GRU[[8]](#footnote-8)

Обозначения на Рисунке:

* шлюз. Данные, проходя через шлюз, поэлементно умножаются на 0 или 1. Если на 0 – данные забываются, на 1 - сохраняются;
* контроллер шлюза забывания и входного шлюза. Если выдает 1, то в шлюзе забывания будет 1, а во входном шлюзе 0 (см. элемент (1-) на Рисунке ). Если выдает 0, то в шлюзе забывания будет 0, а во входном шлюзе 1;
* контроллер шлюза. Управляет тем, какие части будут показаны в главном слое ;
* главный слой. Базовая ячейка RNN;
* сигмоидальная функция активация;
* сложение;

Когда предыдущее состояние поступает в ячейку GRU, оно проходит через шлюз , и попадает в слой , вместе с входными данными . Результат передается во входной шлюз и складываются с , который прошел через шлюз забывания . Полученный результат будет состоянием ячейки на данном временном шаге и ее выходом .

Благодаря такой конструкции ячейки сеть способна сохранять более важную информацию и забывать менее важную.

* 1. Сверточные нейронные сети

Сверточные нейронные сети (Convolutional Neural Network, CNN) — это тип искусственных нейронных сетей, используемых для анализа данных с топологической структурой, таких как изображения. СНС применяются для распознавания и классификации образов, объектов и паттернов в данных.

Работа сверточной нейронной сети обычно интерпретируется как переход от конкретных особенностей изображения к более абстрактным деталям, и далее к ещё более абстрактным деталям вплоть до выделения понятий высокого уровня. При этом сеть самонастраивается и вырабатывает сама необходимую иерархию абстрактных признаков (последовательности карт признаков), фильтруя маловажные детали и выделяя существенное.

СНС состоят из различных типов слоев, каждый из которых выполняет специфические функции для анализа входных данных. Основные слои СНС включают слои:

* свёртки,
* пулинга,
* полносвязные слои.

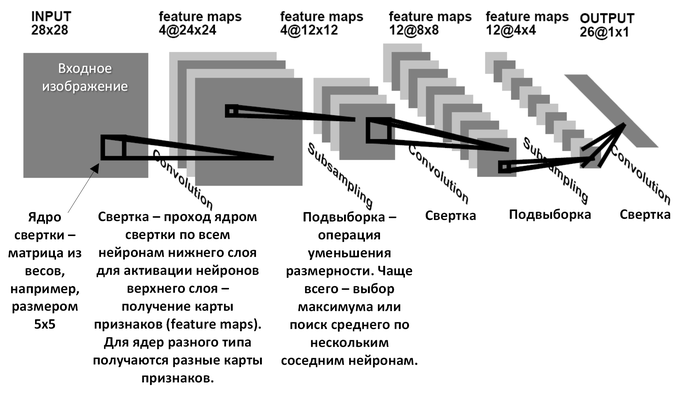


Рисунок . Архитектура CNN[[9]](#footnote-9)

1) Слой свёртки (convolutional layer) является основным строительным блоком СНС. Этот слой проходит по всему изображению. Каждый нейрон этого слоя принимает во внимание не все выходные данные предыдущего слоя, а прямоугольную область (например, 5x5), в биологии называемую рецепторным полем. Смещение от одной прямоугольной области к другой называется страйдом. Веса нейронов могут быть представлены как небольшие изображения размером рецепторного поля. Такие наборы весов называются фильтрами или ядрами (Рисунок ). Слой с нейронами, использующими один и тот же фильтр, выдает карту признаков, выделяющую области изображения, которые больше всего активируют фильтр. Фильтры можно определять вручную, но на практике это делается алгоритмом обучения. Подводя итог, слой свертки выдает множества карт признаков на число ядер свертки.

2) Слой пулинга или субдискретизирующий слой (pooling или subsampling) сжимает входное изображения для сокращения вычислительных нагрузок и количества параметров (тем самым уменьшая риск переобучения).

Как и в слое свертки, каждый нейрон пулинга связан с выходами ограниченного числа нейронов из предыдущего слоя, которые расположены внутри небольшого прямоугольного рецепторного поля. Однако нейрон пулинга не имеет весов, он лишь агрегирует входы с применением функции агрегирования, такой как максимум или среднее.

3) Полносвязный слой. После нескольких этапов свёртки и пулинга изображение преобразуется от сетки с высоким разрешением к более абстрактным картам признаков. На каждом следующем уровне количество каналов увеличивается, а размер изображения в каждом канале уменьшается. В итоге получается большой набор каналов, каждый из которых содержит небольшое количество данных (иногда даже один параметр), которые представляют самые абстрактные характеристики исходного изображения. Эти данные затем объединяются и передаются в обычную полносвязную нейронную сеть, которая может состоять из нескольких слоёв. В полносвязных слоях уже нет пространственной структуры пикселей, и размерность этих слоёв относительно мала по сравнению с количеством пикселей исходного изображения.

Обучение CNN происходит также методом обратного распространения ошибки (backpropagation). Веса регулируются с целью минимизации функции потерь между прогнозами модели и правильными метками. Алгоритм обратного распространения ошибки (backpropagation) вычисляет градиенты функции потерь относительно каждого веса и обновляет их с использованием метода оптимизации, такого как Adam или другие.

* 1. AlexNet

AlexNet — это глубокая сверточная нейронная сеть, разработанная Алексеем Крижевским, Ильей Сутскевером и Джеффри Хинтоном. Эта модель была представлена в 2012 году и завоевала первое место на конкурсе ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) 2012, значительно улучшив точность классификации изображений по сравнению с предыдущими методами.

Рисунок докинуть

* 1. VGG16

1. Описание параметров сетей
   1. Функция издержки
   2. Функции активации

Функция активации в нейронных сетях — это математическая функция, которая применяется к выходу каждого нейрона (или узла) в сети. Она преобразует входное значение нейрона в выходное, которое затем передается на вход следующего слоя сети или используется как окончательный результат. Основная цель функции активации — добавить нелинейность в модель, что позволяет нейронной сети обучать и моделировать сложные данные.

Описание функций активаций, используемых в проекте:

* линейный выпрямитель (ReLU):

Используется в AlexNet и Vgg16;

* логистическая или сигмоид (sigmoid):

Применяется в GRU и BiGRU в контролерах шлюзов.

* Гиперболический тангенс (tanh):

Применяется в GRU и BiGRU в качестве основной функции активации.

* 1. Оптимизаторы
  2. Регуляризация

1. Метрики качества для оценки моделей

Для оценки эффективности модели МО используются различные метрики качества. Они позволяют определить, насколько хорошо модель справляется со своей задачей.

Четыре основные метрики в задаче классификации это

* True Positive (TP) – истинно положительные предсказания. Это количество объектов, которые действительно принадлежат положительному классу и которые модель также корректно идентифицировала как принадлежащие этому классу;
* True Negative (TN) – истинно отрицательные предсказания. Это количество объектов, которые действительно принадлежат отрицательному классу и которые модель правильно идентифицировала как принадлежащие этому классу;
* False Positive (FP) – ложно положительные предсказания. Это количество объектов, которые действительно принадлежат отрицательному классу, но модель неверно их классифицировала как принадлежащие положительному классу;
* False Negative (FN) – ложно отрицательные предсказания. Это количество объектов, которые действительно принадлежат положительному классу, но модель неверно отнесла их к отрицательному классу.

Остальные метрики базируются на них.

Ниже приведен список важных оценок качества:

1. Чувствительность (Se, Sensitivity/Recall). Измеряет способность модели правильно идентифицировать положительные случаи из всех действительно положительных случаев
2. Специфичность (Sp, Specificity). Измеряет способность модели правильно идентифицировать отрицательные случаи из всех действительно отрицательных случаев
3. Точность (Ac, Accuracy). показывает долю правильных предсказаний модели среди всех предсказаний
4. G-среднее (G-mean, Geometric Mean) – измеряет баланс между чувствительностью и специфичностью, предоставляя более сбалансированное представление о качестве модели по сравнению с другими метриками, такими как accuracy, которые могут быть смещены в сторону доминирующего класса. G-mean особенно полезна при работе с несбалансированными наборами данных.

G-mean определяется как геометрическое среднее из чувствительности и специфичности:

Наши данные несбалансированные (см. Рисунок данных), поэтому применение Accuracy будет ошибочным, т.к. ее оценка смещается в сторону доминирующего класса.

Метрики Sensitivity и Specificity имеют важную роль в медицинской предметной области, так как при маленьком значении первой – увеличивается риск пропуска патологии, а при маленьком значении второй – увеличивается риск на подозрение патологии и назначении дополнительных обследований.

Исходя из вышеизложенных соображений, основной оценкой качества модели в данном проекте выступает G-mean.

1. Обучение сетей и тестирование моделей
   1. GRU
2. Сравнительный анализ результатов тестирования моделей

Заключение

# Список литературы

1. 10 ведущих причин смерти в мире [Электронный ресурс]: Всемирная организация здравоохранения. URL: <https://www.who.int/ru/news-room/fact-sheets/detail/the-top-10-causes-of-death>.
2. Хэмптон Дж. Р. Основы ЭКГ: пер. с англ. – М.: Мед. лит., 2006 – 224 с., ил.
3. E. Pasolli and F. Melgani, "Active learning methods for electrocardiographic signal classification", IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed., vol. 14, no. 6, pp. 1405-1416, Nov. 2010, <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/5610575>.
4. Y. H. Hu, S. Palreddy and W. J. Tompkins, "A patient-adaptable ECG beat classifier using a mixture of experts approach", IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 44, no. 9, pp. 891-900, Sep. 1997, <https://ieeexplore.ieee.org/document/623058>.
5. V. Chouhan and S. Mehta, "Threshold-based detection of P and T-wave in ECG using new feature signal", Int. J. Comput. Sci. Netw. Secur., vol. 8, no. 2, pp. 144-153, 2008, <https://citeseerx.ist.psu.edu/document?repid=rep1&type=pdf&doi=1cc1ef734898e340126bdb0eec5fbadb538de08b>.
6. N. A. Bhaskar, "Performance analysis of support vector machine and neural networks in detection of myocardial infarction", Procedia Comput. Sci., vol. 46, pp. 20-30, Jan. 2015, <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050915000447?via%3Dihub>.
7. K. Minami, H. Nakajima and T. Toyoshima, "Real-time discrimination of ventricular tachyarrhythmia with Fourier-transform neural network", IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 46, no. 2, pp. 179-185, Feb. 1999, <https://ieeexplore.ieee.org/document/740880>.
8. H. Khorrami and M. Moavenian, "A comparative study of DWT CWT and DCT transformations in ECG arrhythmias classification", Expert Syst. Appl., vol. 37, no. 8, pp. 5751-5757, Aug. 2010, <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0957417410000722?via%3Dihub>.
9. L. N. Sharma, R. K. Tripathy and S. Dandapat, "Multiscale energy and eigenspace approach to detection and localization of myocardial infarction", IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 62, no. 7, pp. 1827-1837, Jul. 2015, <https://ieeexplore.ieee.org/document/7047810>.
10. P.-C. Chang, J.-J. Lin, J.-C. Hsieh and J. Weng, "Myocardial infarction classification with multi-lead ECG using hidden Markov models and Gaussian mixture models", Appl. Soft Comput., vol. 12, no. 10, pp. 3165-3175, Oct. 2012, <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S156849461200275X?via%3Dihub>.
11. H. L. Lu, K. Ong and P. Chia, "An automated ECG classification system based on a neuro-fuzzy system", Proc. Comput. Cardiol., vol. 27, pp. 387-390, 2000, <https://ieeexplore.ieee.org/document/898538>.
12. K. A. Sidek, I. Khalil and H. F. Jelinek, "ECG biometric with abnormal cardiac conditions in remote monitoring system", IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Syst., vol. 44, no. 11, pp. 1498-1509, Nov. 2014, <https://ieeexplore.ieee.org/document/6867363>.
13. Hemaxi Narotamo, Mariana Dias, Ricardo Santos, André V. Carreiro, Hugo Gamboa, Margarida Silveira, Deep learning for ECG classification: A comparative study of 1D and 2D representations and multimodal fusion approaches, Biomedical Signal Processing and Control. 93 (2024) 106141, <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S174680942400199X>.
14. ECG Interpretation for Everyone: An On-The-Spot Guide, First Edition. Fred Kusumoto and Pam Bernath. 2012 John Wiley & Sons, Ltd. Published 2012 by John Wiley & Sons, Ltd. Перевод – Абашин А.А., 2014.
15. Техника снятия ЭКГ [Электронный ресурс]: МТ диагностика. URL: <https://mtdiagnostica.ru/readpage_technika-sniatiia-iekg.html>.
16. PTB-XL, a large publicly available electrocardiography dataset [Электронный ресурс]: PhysioNet. URL: <https://physionet.org/content/ptb-xl/1.0.3/>.
17. P. Wagner, N. Strodthoff, R.-D. Bousseljot, D. Kreiseler, F.I. Lunze, W. Samek, T. Schaeffter, PTB-XL, A large publicly available electrocardiography dataset, Sci. Data 7 (154) (2020) <https://www.nature.com/articles/s41597-020-0495-6>.
18. N.T. Bui, G.S. Byun, The comparison features of ECG signal with different sampling frequencies and filter methods for real-time measurement, Symmetry (ISSN: 20738994) 13 (2021) <https://www.mdpi.com/2073-8994/13/8/1461>.
19. H. Zhu, Y. Pan, K.T. Cheng, R. Huan, A lightweight piecewise linear synthesis method for standard 12-lead ECG signals based on adaptive region segmentation, PLoS One (ISSN: 1932-6203) 13 (2018) e0206170 <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0206170>.
20. H.Z. Li, P. Boulanger, A Survey of Heart Anomaly Detection Using Ambulatory Electrocardiogram (ECG), Sensors (Basel, Switzerland) (ISSN: 14248220) 20 (2020) <https://www.mdpi.com/1424-8220/20/5/1461>.
21. K.N. Rajesh, R. Dhuli, Classification of ECG heartbeats using nonlinear decomposition methods and support vector machine, Comput. Biol. Med. (ISSN: 1879-0534) 87 (2017) 271–284 <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0010482517301701?via%3Dihub>.
22. H. Sivaraks, C.A. Ratanamahatana, Robust and accurate anomaly detection in ECG artifacts using time series motif discovery, Comput. Math. Methods Med. (ISSN: 17486718) 2015 (2015) <https://www.hindawi.com/journals/cmmm/2015/453214/>.
23. Z. Ahmad, A. Tabassum, L. Guan, N.M. Khan, ECG heartbeat classification using multimodal fusion, IEEE Access 9 (2021), <https://ieeexplore.ieee.org/document/9486862>.
24. Convert a Time Series Into an Image with Gramian Angular Fields and Markov Transition Fields [Электронный ресурс]: Lazy Programmer. URL: <https://lazyprogrammer.me/convert-a-time-series-into-an-image/>.
25. Жерон, Орельен. Прикладное машинное обучение с помощью Scikit-Learn, Keras и TensorFlow: концепции, инструменты и техники для создания интеллектуальных систем, 2-е изд.: Пер. с англ. – СПБ.: ООО "Диалектика" 2020. – 1040 с.: ил. Парал. тит. англ.
26. RNN, LSTM, GRU и другие рекуррентные нейронные сети [Электронный ресурс]. URL: <http://vbystricky.ru/2021/05/rnn_lstm_gru_etc.html>.

Приложение А

# %% [markdown]

# ### Исходные данные

# - Название базы данных: [PTB-XL, a large publicly available electrocardiography dataset](https://physionet.org/content/ptb-xl/1.0.3/);

# - База данных специально подготовленная для машинного обучения;

# - 21799 записей от 18869 пациентов;

# - Продолжительность записей - 10 секунд;

# - 52% мужчин и 48% женщин;

# - Возраст от 0 до 95 (медиана 62, interquantile диапазон 22);

# - 12 отведений  (I, II, III, AVL, AVR, AVF, V1, V2, V3, V4, V5, V6) с электродами сравнения на правой руке;

# - Распределение диагнозов (диагнозы сгруппированы в суперклассы):

#

# | Количество записей | Класс | Описание|

# | :--- | :--- | :---|

# | 9514 | NORM | Normal ECG |

# | 5469 | MI | Myocardial Infarction |

# | 5235 | STTC | ST/T Change |

# | 4898 | CD | Conduction Disturbance |

# | 2649 | HYP | Hypertrophy |

#

# ![image.png](attachment:image.png)

# Рисунок 1. Графическая сводка набора данных PTB-XL с точки зрения диагностических суперклассов и подклассов, определение используемых аббревиатур см. в таблице 1.

#

#

# Таблица 1. Описание аббревиатур SCP-ECG для супер- и подклассов.

# <table class="data last-table"><thead class="c-article-table-head"><tr><th class="u-text-left ">&nbsp;</th><th class="u-text-left ">&nbsp;</th><th class="u-text-left "><p>Acronym</p></th><th class="u-text-left "><p>SCP statement Description</p></th></tr></thead><tbody><tr><td rowspan="5" class="u-text-left "><p>Superclasses</p></td><td rowspan="5" class="u-text-left ">&nbsp;</td><td class="u-text-left "><p>NORM</p></td><td class="u-text-left "><p>Normal ECG</p></td></tr><tr><td class="u-text-left "><p>CD</p></td><td class="u-text-left "><p>Conduction Disturbance</p></td></tr><tr><td class="u-text-left "><p>MI</p></td><td class="u-text-left "><p>Myocardial Infarction</p></td></tr><tr><td class="u-text-left "><p>HYP</p></td><td class="u-text-left "><p>Hypertrophy</p></td></tr><tr><td class="u-text-left "><p>STTC</p></td><td class="u-text-left "><p>ST/T change</p></td></tr><tr><td rowspan="23" class="u-text-left "><p>Subclasses</p></td><td class="u-text-left "><p>NORM</p></td><td class="u-text-left "><p>NORM</p></td><td class="u-text-left "><p>Normal ECG</p></td></tr><tr><td rowspan="8" class="u-text-left "><p>CD</p></td><td class="u-text-left "><p>LAFB/LPFB</p></td><td class="u-text-left "><p>left anterior/left posterior fascicular block</p></td></tr><tr><td class="u-text-left "><p>IRBBB</p></td><td class="u-text-left "><p>incomplete right bundle branch block</p></td></tr><tr><td class="u-text-left "><p>ILBBB</p></td><td class="u-text-left "><p>incomplete left bundle branch block</p></td></tr><tr><td class="u-text-left "><p>CLBBB</p></td><td class="u-text-left "><p>complete left bundle branch block</p></td></tr><tr><td class="u-text-left "><p>CRBBB</p></td><td class="u-text-left "><p>complete right bundle branch block</p></td></tr><tr><td class="u-text-left "><p>\_AVB</p></td><td class="u-text-left "><p>AV block</p></td></tr><tr><td class="u-text-left "><p>IVCB</p></td><td class="u-text-left "><p>non-specific intraventricular conduction disturbance (block)</p></td></tr><tr><td class="u-text-left "><p>WPW</p></td><td class="u-text-left "><p>Wolff-Parkinson-White syndrome</p></td></tr><tr><td rowspan="5" class="u-text-left "><p>HYP</p></td><td class="u-text-left "><p>LVH</p></td><td class="u-text-left "><p>left ventricular hypertrophy</p></td></tr><tr><td class="u-text-left "><p>RHV</p></td><td class="u-text-left "><p>right ventricular hypertrophy</p></td></tr><tr><td class="u-text-left "><p>LAO/LAE</p></td><td class="u-text-left "><p>left atrial overload/enlargement</p></td></tr><tr><td class="u-text-left "><p>RAO/RAE</p></td><td class="u-text-left "><p>right atrial overload/enlargement</p></td></tr><tr><td class="u-text-left "><p>SEHYP</p></td><td class="u-text-left "><p>septal hypertrophy</p></td></tr><tr><td rowspan="4" class="u-text-left "><p>MI</p></td><td class="u-text-left "><p>AMI</p></td><td class="u-text-left "><p>anterior myocardial infarction</p></td></tr><tr><td class="u-text-left "><p>IMI</p></td><td class="u-text-left "><p>inferior myocardial infarction</p></td></tr><tr><td class="u-text-left "><p>LMI</p></td><td class="u-text-left "><p>lateral myocardial infarction</p></td></tr><tr><td class="u-text-left "><p>PMI</p></td><td class="u-text-left "><p>posterior myocardial infarction</p></td></tr><tr><td rowspan="5" class="u-text-left "><p>STTC</p></td><td class="u-text-left "><p>ISCA</p></td><td class="u-text-left "><p>ischemic in anterior leads</p></td></tr><tr><td class="u-text-left "><p>ISCI</p></td><td class="u-text-left "><p>ischemic in inferior leads</p></td></tr><tr><td class="u-text-left "><p>ISC\_</p></td><td class="u-text-left "><p>non-specific ischemic</p></td></tr><tr><td class="u-text-left "><p>STTC</p></td><td class="u-text-left "><p>ST-T changes</p></td></tr><tr><td class="u-text-left "><p>NST\_</p></td><td class="u-text-left "><p>non-specific ST changes</p></td></tr></tbody></table>

# %% [markdown]

# \*\*\*

# ### Содержимое базы данных

# - Каждая запись представлена в Waveform Database (WFBD) формате, которая состоит из трех файлов:

#     - `.dat` - двоичный файл, содержащий образцы оцифрованных (дискретизированных) сигналов (samples of digitized signals).

#     - `.hea` - короткий текстовый файл, описывающий содержимое связанных файлов сигналов (.dat файлов)

#     - Точность до 16 бит при разрешении 1 мкВ / LSB (16 bit precision at a resolution of 1μV/LSB)

#     - Частота дискретизации 500 Гц (`records500/`) и те же данные с частотой дискретизации 100 Гц (`records100/`)

# - Соответствующие метаданные хранятся в `ptbxl\_database.cvs` с одной строкой на запись, идентифицируемую `ecg\_id`. Файл содержит 28 столбцов, которые можно разделить на:

#     1. \*Идентификаторы (Identifiers)\*:

#         - `ecg\_id` - уникальный идентификатор записи;

#         - `patient\_id` - идентификатор соответствующего пациента;

#         - `filename\_hr` - путь к исходной записи (500 Гц);

#         - `filename\_lr` - путь к записи с пониженной частотой дискретизации (100 Гц).

#     2. \*Общие метаданные (General Metadata)\*: демографические и регистрационные (recording) метаданные

#         - возраст (age);

#         - пол (sex);

#         - рост (height);

#         - вес (weight);

#         - медсестры (nurse);

#         - сайт (site);

#         - устройство (device);

#         - дата записи (recording\_date).

#     3. \*Отчеты ЭКГ (Ecg statements)\*:

#         - `scp\_code` - SCP-ECG (стандарт такой есть) отчеты (т.е. диагнозы) в виде словаря с записями вида \_statement: likelihood\_, где вероятность установлена равной 0, если неизвестно (SCP-ECG statements as a dictionary with entries of the form statement: likelihood, where likelihood is set to 0 if unknown);

#         - `report` - отчет в виде строки;

#         - `heart\_axis`;

#         - `infarction\_stadium1`;

#         - `infarction\_stadium2`;

#         - `validated\_by`;

#         - `second\_opinion`;

#         - `initial\_autogenerated\_report`;

#         - `validated\_by\_human`.

#     4. \*Метаданные сигнала (Signal Metadata)\*:

#         - `static\_noise` - статический шум сигнала;

#         - `burst\_noise` - импульсный шум сигнала;

#         - `baseline\_drift` - смещение (дрейф) нулевой (базовой) линии;

#         - `electrodes\_problems`;

#         - `extra\_beats` - для подсчета дополнительных систол и кардиостимулятора образцы сигналов, указывающих на активный кардиостимулятор.

#     5. \*Крос-валидационные сгибы (Cross-validation Folds)\*:

#         - `start\_fold` - рекомендуемые 10-кратные разбиения при обучающем тестировании (`strat\_fold`), полученные с помощью стратифицированной выборки с учетом распределения пациентов, т. е. Все записи конкретного пациента были отнесены к одному и тому же сгибу. Записи в fold 9 и 10 прошли по крайней мере одну оценку человеком и, следовательно, имеют особенно высокое качество маркировки. Поэтому мы предлагаем использовать fold 1-8 в качестве обучающего набора, fold 9 в качестве проверочного набора и fold 10 в качестве тестового набора.

# - Вся информация, относящаяся к используемой схеме аннотаций, хранится в специальном `scp\_statements.csv`:

#     - Категория (category) к которой может быть отнесен каждый отчет (diagnostic, form and/or rhythm).

#     - Иерархическая организация для диагностических заключений делиться на `diagnostic\_class` и `diagnostic\_subclass`.

# - В `example\_physionet.py` приводиться пример, показывающий, как загружать данные о форме сигнала (numpy-массивы `X\_train` и `X\_test`) и метки (`y\_train` и `y\_test`) с использованием предлагаемого разделения на обучающие и тестовые наборы. Для иллюстрации инструкции диагностического подкласса в качестве меток на основе назначений в `scp\_statements.csv`. Процедуры сравнительного анализа для набора данных описаны в [\_Strodthoff, N., Wagner, P., Schaeffter, T., Samek, W. (2021).  "Deep Learning for ECG Analysis: Benchmarks and Insights from PTB-XL". IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics 25, no. 5, 1519-1528.\_](https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9190034) [Ссылка на github](https://github.com/helme/ecg\_ptbxl\_benchmarking)

# %%

import numpy as np

import pandas as pd

import ast

import wfdb

import os

import sys

# Представления записи в формате wfbd (Первая запись)

os.listdir(r"../data/raw/ptbxl/records500/00000/")[:2]

# %% [markdown]

# \*\*\*

# ### Чтение записей

# - [wfdb](https://wfdb.readthedocs.io/en/latest/) - библиотека для обработки сигналов и аннотаций WFDB.

# - Record - Класс, представляющий односегментные записи WFDB.

#

#     Объекты записей могут быть созданы с помощью инициализатора путем чтения заголовка WFDB с помощью rdheader или записи WFDB (заголовка и связанных файлов dat) с помощью rdrecord.

#

#     Атрибуты объекта Record предоставляют информацию о записи, как указано: https://www.physionet.org/physiotools/wag/header-5.htm

#

#     Кроме того, атрибуты d\_signal и p\_signal хранят цифровые и физические сигналы записей WFDB по крайней мере с одним каналом.

# - Signal - сигналы ЭКГ в 12 отведениях;

# - Annotation - в роли аннотаций выступает файлы `ptbxl\_database.csv` и `scp\_statements.csv`.

# %% [markdown]

# \*\*\*

# Чтение заголовочного (`.hea`) и сигнального файла (`.dat`) файлов (2 способа)

# %%

*record* = wfdb.rdrecord(r"../data/raw/ptbxl/records500/00000/00001\_hr")

*signal*, *meta* = wfdb.rdsamp(r"../data/raw/ptbxl/records100/00000/00001\_lr")

# %% [markdown]

# \*\*\*

# Названия каналов

# %%

# record.sig\_name

*meta*["sig\_name"]

# %% [markdown]

# \*\*\*

# Сигналы по каналам. Столбец соответствует одному каналу

# %%

# record.p\_signal

*signal*

# %%

# record.p\_signal.shape

*signal*.shape

# %%

# Преобразует сигналы в датафрейм

# record.to\_dataframe()

# %% [markdown]

# \*\*\*

# Аннотация к записи

# %%

*annotation* = pd.read\_csv(r"../data/raw/ptbxl/ptbxl\_database.csv", *index\_col*="ecg\_id")

*annotation*

# %% [markdown]

# \*\*\*

# Какие мы имеем данные

# %%

*annotation*.*columns*

# %%

# SCP-ECG представлены в виде строк. Можно его преобразовать в словарь

print(f"Before: {type(*annotation*.scp\_codes[1])}")

# apply - применяет функцию к каждому элементу

# ast.literal\_eval - анализирует строку и преобразует его в подходящий тип

*annotation*.scp\_codes = *annotation*.scp\_codes.apply(lambda *x*: ast.literal\_eval(*x*))

print(f"After {type(*annotation*.scp\_codes[1])}")

*annotation*.scp\_codes

# Вопрос: В scp\_code диагнозы и их вероятности?? (что такое likelihood). Зачем присутствуют диагнозы, у которых likelihood равен 0.

# %%

*annotation*.scp\_codes[15123]

# %%

# Диагнозы

*annotation*["report"]

# %% [markdown]

# \*\*\*

# Классы и суперклассы диагнозов

# %%

# Метки. Я так понимаю, сюда мы ссылаемся из scp\_code записи, и можем выяснять к какому подклассу болезни относится диагноз из scp\_code и вообще описание диагноза.

# Непонятно diagnostic что такое

*statements* = pd.read\_csv(r"../data/raw/ptbxl/scp\_statements.csv", *index\_col*=0)

*statements*

# %% [markdown]

# \*\*\*

# %%

*statements*.*columns*

# %% [markdown]

# \*\*\*

# Количество классов диагнозов

# %%

*statements*.diagnostic\_class.nunique()

# %% [markdown]

# \*\*\*

# Классы диагнозов

# %%

list(set(*statements*.diagnostic\_class.*values*))

# %% [markdown]

# ### Визуализация данных

# - подпакет `wfbd.plot` содержит инструменты для построения сигналов и аннотация

# %%

# Построение сигналов, передавая полностью Record и Annotation

wfdb.plot\_wfdb(

*record*=*record*,

*plot\_sym*=True,

*title*=f"filename\_hr = 00001\_hr | scp\_code: {" | ".join(*statement* + ': ' + str(*likelihood*) for *statement*, *likelihood* in *annotation*[*annotation*['filename\_hr'] == 'records500/00000/00001\_hr'].scp\_codes.item().items())}",

*time\_units*="seconds",

*figsize*=(30, 50),

*ecg\_grids*="all",

)

# %% [markdown]

# \*\*\*

# %%

# Более детальное построение сигналов

wfdb.plot\_items(

*signal*=*signal*[:400, [0]],

*title*="ЭКГ сигнал. I отведение",

*time\_units*="seconds",

*figsize*=(12, 2),

*fs*=*meta*["fs"],

*sig\_units*=*meta*["units"],

*sig\_name*=list(np.array(*meta*["sig\_name"])[[0]]),

)

# %% [markdown]

# ### Ссылки на литературу

# - [P. Wagner, N. Strodthoff, R.-D. Bousseljot, D. Kreiseler, F.I. Lunze, W. Samek, T.

# Schaeffter, PTB-XL, A large publicly available electrocardiography dataset, Sci.

# Data 7 (154) (2020)](http://dx.doi.org/10.1038/s41597-020-0495-6) - Анализ данных в PTB-XL

1. Левая передняя подмышечная линия - воображаемая вертикальная линия, которая простирается от передней складки подмышки. [↑](#footnote-ref-1)
2. Средняя подмышечная линия - воображаемая вертикальная линия, проведенная с середины подмышки. [↑](#footnote-ref-2)
3. [https://commons.wikimedia.org/wiki/File:SinusRhythmLabels.svg#/media/File:SinusRhythmLabels.svg/2](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:SinusRhythmLabels.svg%23/media/File:SinusRhythmLabels.svg/2%20)  [↑](#footnote-ref-3)
4. [https://physionet.org/content/ptb-xl/1.0.3/](%20https:/physionet.org/content/ptb-xl/1.0.3/) [↑](#footnote-ref-4)
5. <https://www.nature.com/articles/s41597-020-0495-6/figures/1> [↑](#footnote-ref-5)
6. <https://www.nature.com/articles/s41597-020-0495-6/tables/6> [↑](#footnote-ref-6)
7. <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Recurrent_neural_network_unfold.svg> [↑](#footnote-ref-7)
8. [https://en.wikipedia.org/wiki/Recurrent\_neural\_network#/media/File:Gated\_Recurrent\_Unit.svg](https://en.wikipedia.org/wiki/Recurrent_neural_network%23/media/File:Gated_Recurrent_Unit.svg) [↑](#footnote-ref-8)
9. <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:%D0%90%D1%80%D1%85%D0%B8%D1%82%D0%B5%D0%BA%D1%82%D1%83%D1%80%D0%B0_%D1%81%D0%B2%D0%B5%D1%80%D1%82%D0%BE%D1%87%D0%BD%D0%BE%D0%B9_%D0%BD%D0%B5%D0%B9%D1%80%D0%BE%D0%BD%D0%BD%D0%BE%D0%B9_%D1%81%D0%B5%D1%82%D0%B8.png> [↑](#footnote-ref-9)