

Пояснительная записка

к итоговому проекту на тему:

**«Диагностирование заболевания по форме ЭКГ»**

Автор: Ферапонтов Сергей

Группа: DLL-28

Оглавление

1. Постановка задачи для глубокого обучения
2. Анализ данных
3. Методика реализации
4. Итоги обучения модели
5. Выводы и заключение

# Постановка задачи

## Введение в электрокардиографию

На сегодняшний день электрокардиография является ведущим методом диагностики сердечно-сосудистых заболеваний, которые, в свою очередь, являются ведущей причиной смерти в развитых странах. Аппарат измеряет разность потенциалов в 12 или 24 отведениях, производя таким образом график 12 или 24 величин, синхронизированных по времени [1]. Различные аппараты проводят измерения с различной частотой и точностью, поэтому на практике может потребоваться небольшая предобработка данных. Современные медицинские стандарты не предписывают учёта никаких дополнительных факторов (пол, возраст, вес и т.д.) при постановке диагноза. Отметим, что так как финальное решение всегда принимает лечащий врач, разрабатываемый алгоритм следует рассматривать как систему поддержки принятия решений, призванную автоматизировать работу врача функциональной диагностики, расшифровывающего ЭКГ.

Процесс обработки ЭКГ врачом функциональной диагностики включает в себя:

* + - 1. Анализ размеров зубцов и длин интервалов, анализ формы деформации, частоты сердечных сокращений и так далее;
      2. По полученным данным определяются ЭКГ-признаки наличия некоторых заболеваний.

## Определение рода исследуемых данных

Для начала отметим, что, автоматизировать ЭКГ-диагностику с применением машинного обучения возможно, как анализируя исходный временной ряд показаний прибора, так и анализируя измененные величины зубцов и интервалов. Остановимся на первом методе, так как для решения второго лучше подойдут алгоритмы, основанные на деревьях решений и им подобные. Кроме того, потенциальный алгоритм анализа временного ряда позволит избавиться от необходимости установки модуля измерений зубцов и интервалов, а также лучше оценить деформацию ЭКГ-сигнала.

Отметим, что измеренные прибором данные могут быть представлены как в виде временного ряда, так и в виде фотографии плёнки ЭКГ. Для работы используем именно представление в виде временного ряда, что более приближенно к автоматической обработке показаний аппарата ЭКГ.

Также важной особенностью данного типа данных является связь один ко многим между исходными данными и диагнозами (Multilabel), что затрудняет применение ряда базовых моделей.

## Постановка задачи

Поставим нашей целью максимально автоматизировать работу врача функциональной диагностики и создать систему поддержки принятия решений, фактически повторяющую его функции.

Иными словами, целью нашего алгоритма будет по имеющимся данным предсказывать конкретные диагнозы, то есть решать задачу multilabel классификации временного ряда.

Входными данными алгоритма являются примеры, представляющие собой временные ряды из 12 признаков, что соответствует измерению в 12 отведениях. Каждому примеру соответствует набор диагнозов (количество классов ).

В качестве метрик качества примем Accuracy, Precision и F1-метрику, за неимением лучшего решения, будем рассматривать их относительно каждого диагноза в отдельности. Так как из-за специфики данных большая часть примеров будут отрицательными примерами для конкретного класса, accuracy интересует нас в меньшей степени, больший интерес представляет precision, отражающую точность классификации на положительных примерах и F1-метрика, соединяющая в себе как Precision, так и Recall, не рассматриваемый в данной работе.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1) |
|  | (2) |
|  | (3) |

# Литературный обзор

Идея использования различных алгоритмов и методов машинного обучения для работы с ЭКГ не нова. Каждый исследователь, занимающийся данным вопросом, работает в пределах собственных допущений, особенностей данных и целей для моделей. Таким образом, особенностью данного направления является широкая доступность машинного представления показаний аппаратов ЭКГ, что отражается в наличии крупных датасетов, имеющих разнородные данные.

Как было сказано ранее, существует достаточное количество различных попыток построить нейросетевую модель для классификации сигнала ЭКГ, но к сожалению, многие из них представляют недостаточно убедительные результаты.

Структуру большинства моделей можно представить в виде следующей последовательности:

Предобработка данных в виде фильтрации высокочастотных шумов

Опциональное преобразование типов данных

Классификация

Предобработка осуществляется такими методами как вейвлет преобразование, преобразование Гильберта – Хуанга, фильтр высоких частот и т. д.. Теоретически, такое решение должно повысить качество классификации, но необходимость их применения сильно зависит от особенностей конкретного датасета. Также следует понимать опасность данного метода, мы не сможем провести честную валидацию на неизменённых данных, и в то же время, мы заменяем анализ исходных данных анализом фильтрованных данных. В некоторых случаях это может быть полезно модели, но при неудачном выборе параметров фильтрации мы можем потерять значащие признаки исходных данных. К сожалению, исследования на данную тему почти не касаются вопроса оптимизации фильтров и оценки их применимости, поэтому исключим данный этап из нашей собственной модели.

Преобразование типа данных может быть использовано для перехода от анализа одномерных данных к анализу двумерного представления в пространстве времени и частоты (time-frequency domain), что может быть осуществлено вейвлет преобразованием и преобразование Гильберта – Хуанга. Подобное решение имеет потенциал и может привести к повышению качества модели, так как упростит извлечение признаков из исходного временного ряда и позволит применять устоявшиеся архитектуры двумерных свёрточных нейросетей.

Перейдём к слою непосредственно обработки данных. Удивительно, но большинство разработанных моделей имеют достаточно простую архитектуру, представляющую собой полносвязный персептрон или простую 1D или 2D свёрточную нейросеть.

Рассмотрим несколько работ более подробно:

Интересным решением, использованном в работе [2] является применение GASF transformation для преобразования временного ряда в изображение. В остальном в данной работе сравнивается сеть на основе feed-forward и свёрточных слоёв. Результаты показывают увеличение точности при применении свёрточных сетей. Авторы используют классификацию на 4 суперкласса заболеваний и ,к сожалению, не предоставляют никаких других метрик кроме accuracy и функции потерь на обучающем датасете. Далее, на примере собственной модели мы покажем, что метрика accuracy не всегда является информативной при большом дисбалансе классов.

Похожее решение было принято в работе [3]. В данном случае использовано преобразование Гильберта – Хуанга, результат которого обработан нейросетью VGG-16. Хотя совмещают нейросетевую модель со значительным объёмом пред- и постобработки (рис. 1), полученные ими значения точности, фактически равной 100% вызывают некоторые сомнения.

Изображение выглядит как текст, снимок экрана, диаграмма, дизайн

Автоматически созданное описание

Изображение выглядит как текст, снимок экрана, Красочность

Автоматически созданное описание

Рисунок 1 – Модель обработки данных [3]

Интересен подход работ, основанных на одномерных свёрточных сетях [4]. В данной работе также рассмотрено всего 5 классов, но для сравнения использовано больше метрик. Предложенная авторами свёрточная сеть хоть и является достаточно базовой и содержит только свёрточные слои, pooling слои и один слой dropout (рис. 2), но всё же показала лучшие результаты чем другие методы машинного обучения, что свидетельствет о необходимости применения нейросетевых алгоритмов при анализе ЭКГ.

Изображение выглядит как текст, Шрифт

Автоматически созданное описание

Рисунок 2 – Архитектура сети [4]

К сожалению, не все работы вызывают достаточное доверие к результатам [5]. Так, например, автор данной работы демонстрирует не просто подозрительное поведение графика зависимости функции потерь от эпохи, но и показывает на этом же графике видимое увеличение функции потерь на тестовой выборке, что свидетельствует о переобучении (рис. 3). Что не удивительно, так как предложенная автором модель имеет очень большую размерность (рис. 4).

Интересное решение, совмещающее свёрточные и рекуррентные сети можно найти в работе [6]. Отличительной частью данной работы является то, что авторы отмечают важность аугментации данных и балансировки изначального датасета, мы ещё увидим важность данных действий при рассмотрении собственной модели. К сожалению, авторы не предоставили метрик за исключением оценки конкретного соревнования.

Изображение выглядит как текст, линия, График, диаграмма

Автоматически созданное описание

Рисунок 3 – Процесс обучения модели [5]

Изображение выглядит как текст, снимок экрана, дизайн

Автоматически созданное описание

Рисунок 4 – Архитектура модели [5]

Изображение выглядит как текст, снимок экрана, диаграмма, дизайн

Автоматически созданное описание

Рисунок 5 – Архитектура модели [6]

Наиболее близка к нашей задаче работа [7]. В данном случае авторы рассматривают задачу multilabel классификации конкретных диагнозов, используя свёрточную нейросеть (рис. 6). Полученные авторами значения метрики F1 представлены на рисунке 7. Будем ориентироваться на них () для оценки собственной модели, так как данная работа по своей сути является наиболее близкой к тому, что мы хотим получить.

Изображение выглядит как текст, диаграмма, снимок экрана, План

Автоматически созданное описание

Рисунок 6 – Архитектура модели [6]

Изображение выглядит как текст, число, меню, документ

Автоматически созданное описание

Рисунок 7 – Результаты работы модели [7]

# Выбранный датасет

# Список литературы

1. Электрокардиография: учебн. пособие / В.В.Мурашко, А.В.Струтынский. – 18-е изд. – Москва : МЕДпреcс-информ, 2022. – 360 с. : ил.
2. Sánchez, F. a. R., & Cervera, J. a. G. (2019). ECG classification using artificial neural networks. Journal of Physics, 1221(1), 012062. https://doi.org/10.1088/1742-6596/1221/1/012062
3. Rashed-Al-Mahfuz, M., Moni, M. A., Lió, P., Islam, S. M. S., Berkovsky, S., Khushi, M., & Quinn, J. M. (2021). Deep convolutional neural networks based ECG beats classification to diagnose cardiovascular conditions. Biomedical Engineering Letters, 11(2), 147–162. <https://doi.org/10.1007/s13534-021-00185-w>
4. Wu, M., Lu, Y., Yang, W., & Wong, S. Y. (2021). A study on arrhythmia via ECG signal classification using the convolutional neural network. Frontiers in Computational Neuroscience, 14. <https://doi.org/10.3389/fncom.2020.564015>
5. Goodfellow, S. D., Goodwin, A., Greer, R. O., Laussen, P. C., Mazwi, M., & Eytan, D. (2018). Towards understanding ECG rhythm classification using convolutional neural networks and attention mappings. Machine Learning for Healthcare Conference, 83–101. <http://proceedings.mlr.press/v85/goodfellow18a/goodfellow18a.pdf>
6. Sigurthorsdottir, H., Van Zaen, J., Delgado-Gonzalo, R., & Lemay, M. (2020). ECG classification with a convolutional recurrent neural network. Computing in Cardiology (CinC), 2012. <https://doi.org/10.22489/cinc.2020.198>
7. Zhu, H., Cheng, C., Yin, H., Li, X., Zuo, P., Ding, J., Lin, F., Wang, J., Zhou, B., Li, Y., Hu, S., Xiong, Y., Wang, B., Wan, G., Yang, X., & Yuan, Y. (2020). Automatic multilabel electrocardiogram diagnosis of heart rhythm or conduction abnormalities with deep learning: a cohort study. The Lancet Digital Health, 2(7), e348–e357. <https://doi.org/10.1016/s2589-7500(20)30107-2>