

Исследование возможности использования искусственных нейронных сетей для диагностики инфаркта миокарда по электрокардиограмме

П.И. Катков¹, А.Г. Храмов¹

¹Самарский национальный исследовательский университет им. академика С.П. Королева, Московское шоссе 34А, Самара, Россия, 443086

Аннотация. В данной работе исследуется возможность использования искусственных нейронных сетей для диагностики инфаркта миокарда по электрокардиограмме. Для анализа было взято 169 записей ЭКГ из базы данных Physionet ptfdb, из которых 80 соответствуют здоровым пациентам и 89 соответствуют пациентам, которые больны заднедиафрагмальным инфарктом миокарда. Из каждой записи было взято 3 сигнала из отведений III, aVF, II соответственно. Каждый сигнал был отфильтрован с помощью фильтра с конечной импульсной характеристикой (КИХ). Для каждого ЭКГ-сигнала с помощью метода Гамильтона были найдены R-пики. С помощью найденных R-пиков получилось сегментировать каждый ЭКГ-сигнал до 600 точек. Для распознавания инфаркта миокарда использовалась свёрточная нейронная сеть, состоящая из 4 свёрточных слоёв. Нейронная сеть выдаёт результат бинарной классификации (1, в случае если пациент здоров, 0, в случае если он болен). Для достоверности точности нейронной сети использовалась поэлементная кросс-валидация. Результат составляет 78.65%, 90% и 84.02% для чувствительности, специфичности и точности соответственно.

1. Введение

По статистике каждый год от сердечно-сосудистых заболеваний умирает около 17,5 миллионов человек [1], поэтому преждевременное обнаружение сердечно-сосудистых заболеваний является очень важной проблемой. Одним из наиболее опасных среди сердечно-сосудистых заболеваний является инфаркт миокарда. Для того чтобы обнаружить инфаркт миокарда врач анализирует результаты электрокардиографии. Кардиологи в ручную диагностируют инфаркт миокарда с чувствительностью и специфичностью 91% и 51% соответственно [2]. Однако современный технологический прогресс с каждым днём развивается настолько быстро, что машины уже научились с помощью различных методов анализировать результаты электрокардиографии и с определённой точностью диагностировать инфаркт миокарда и другие заболевания. Существуют различные методы определения инфаркта миокарда основанные на вейвлет-преобразовании [3], скрытой марковской модельной методике [4] и

другие. Основная цель этого исследования - изучение применимости искусственных нейронных сетей для диагностики инфаркта миокарда по электрокардиограмме.

2. Набор данных

В данной работе мы используем базу данных Массачусетского технологического института для диагностики ЭКГ [5]. Из базы данных выделим набор данных, который соответствует нашей работе. Он состоит из 80 здоровых пациентов и 89 пациентов, у которых найден заднедиафрагмальный инфаркт миокарда. Соотношение между здоровыми и больными пациентами примерно равно, из чего можно сделать вывод, что такой набор данных удобно использовать для решения задачи бинарной классификации. Для каждой записи был взят сигнал из трёх отведений - III, aVF, II, так как изменение сигнала при заднедиафрагмальном инфаркте миокарда наиболее ощутимо именно на этих отведениях [6]. Все сигналы работают на частоте 1000 Гц. Пример исходных данных приведён на рисунке 1.

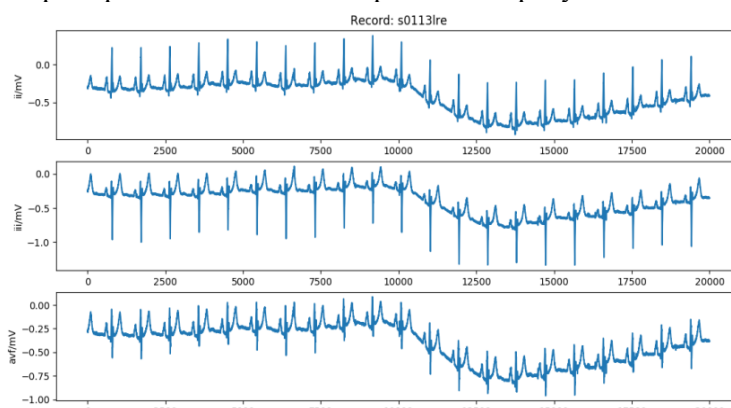


Рисунок 1. Пример входных данных.

3. Предварительная обработка данных

Для того чтобы нейронная сеть могла обучиться по нашим данным, нам нужно все данные предварительно обработать и представить их в виде массивов одинаковой размерности. Для выравнивания сигнала и удаления шумов используем полосовой фильтр с конечной импульсной характеристикой. Затем используем метод Гамильтона для нахождения R-пиков [7]. После нахождения R-пиков выполним сегментацию сигнала ЭКГ. Для каждого найденного R-пика будем отсекать 200 мс. слева от него и 400 мс. справа от него. Найденные 600 мс. для каждого R-пика наложим на один график. Пример применения КИХ фильтра и нахождения R-пиков с помощью метода Гамильтона изображён на рисунке 2.

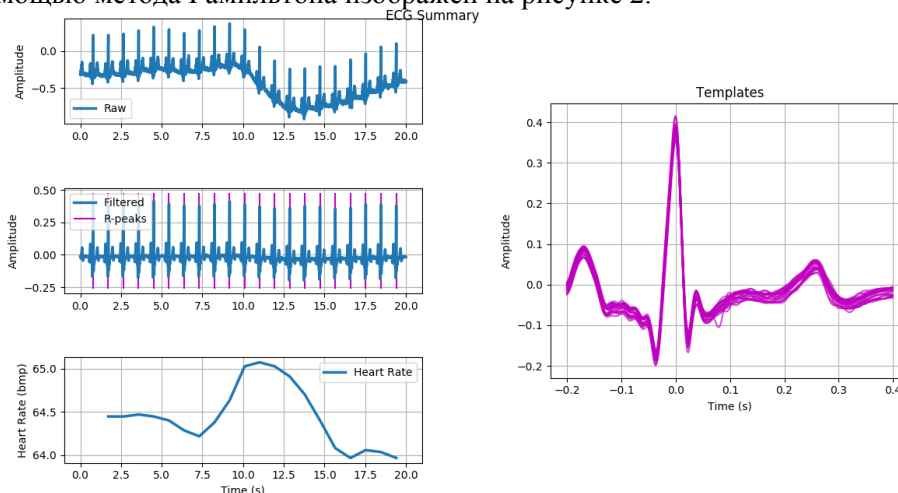


Рисунок 2. Пример применения КИХ фильтра и нахождения R-пиков.

После того, как мы получили график 600 мс. сигнала для каждого R-пика, по координатно усредним все эти наложенные друг на друга графики, чтобы получить окончательный график сегмента сигнала, на котором изображён сердечный цикл. Пример результата предварительной обработки данных изображён на рисунке 3.

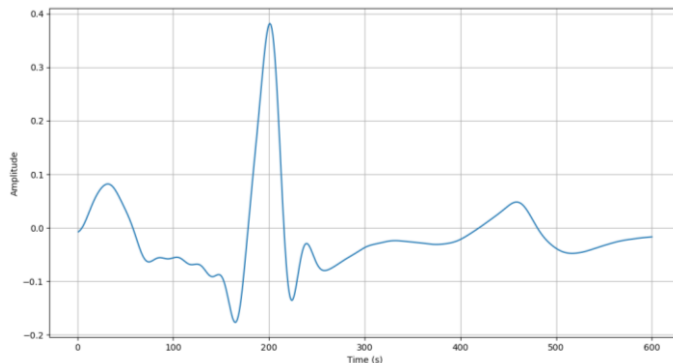


Рисунок 3. Пример результата предварительной обработки данных.

4. Построение и обучение свёрточной нейронной сети

Для каждого из трёх отведений будем проводить предварительную обработку сигнала. После предварительной обработки каждого из трёх отведений для всех 169 входных записей получим массив размерности (169, 600, 3), который будем подавать на вход нашей нейронной сети вместе с массивом, где содержатся ответы на каждую запись (1, в случае если пациент здоров, 0, если у него заднедиафрагмальный инфаркт миокарда). Нейронную сеть реализуем, используя библиотеку Keras на языке Python.

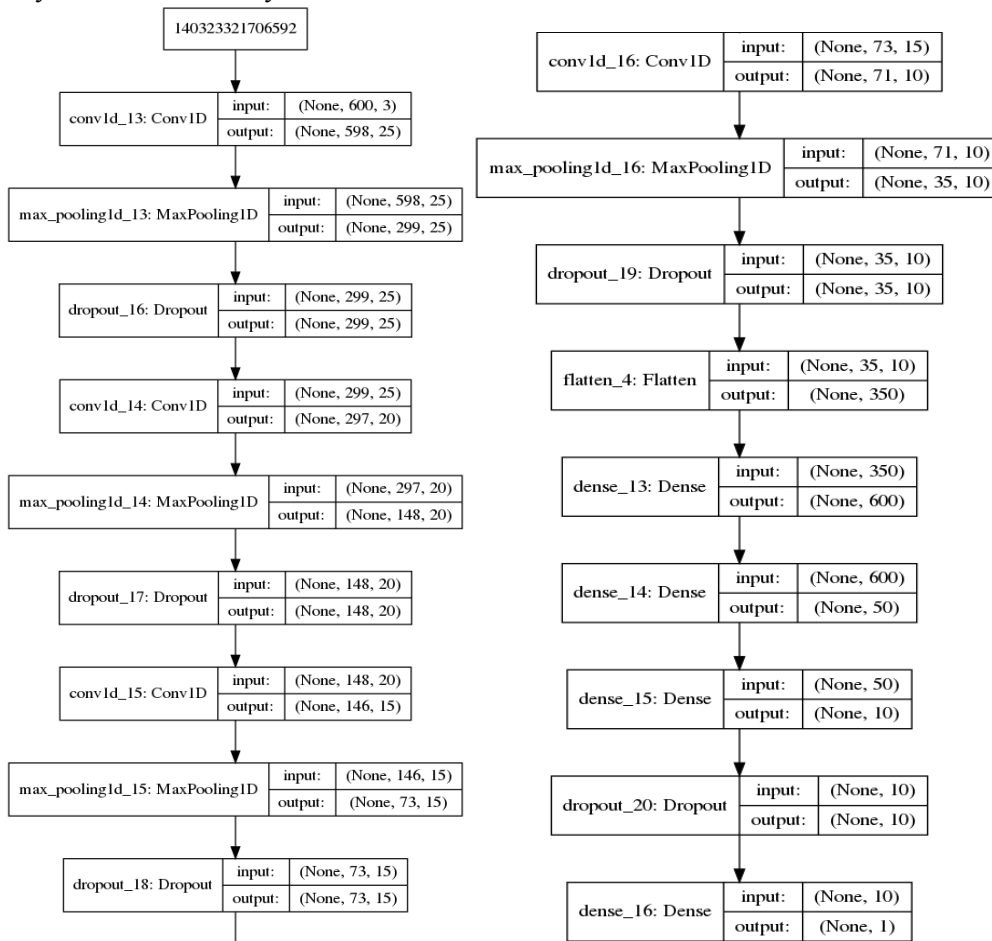


Рисунок 4. Архитектура свёрточной нейронной сети.

На рисунке 4 представлена архитектура свёрточной нейронной сети.

Свёрточный слой представляет собой набор карт признаков. Количество карт признаков определяется экспериментально. Если взять большое количество карт, то повысится качество распознавания, но увеличится вычислительная сложность. Было выбрано именно 4 свёрточных слоя, поскольку, при меньшем выборе слоёв точность сети становится заметно хуже, а при большем выборе слоёв не заметно лучше. Каждый свёрточный слой представляет собой 25, 20, 15 и 10 карт признаков соответственно. Для уменьшения размерностей карт предыдущего слоя мы используем операцию подвыборки MaxPooling. Для того чтобы предотвратить переобучение нейронной сети на каждом свёрточном слое используется метод Dropout. Полносвязная часть сети включает четыре уровня. Все веса были выбраны экспериментально. Сеть обучается с использованием алгоритма обратного распространения ошибки и оптимизируется в соответствии с алгоритмом оптимизации Adam.

Отметим основные преимущества использования метода Adam для задач оптимизации:

- 1) Прост для реализации;
- 2) Вычислительно эффективен;
- 3) Небольшие требования к памяти;
- 4) Хорошо подходит для задач, которые являются большими с точки зрения данных;
- 5) Подходит для нестационарных целей;
- 6) Подходит для задач с очень шумными/или редкими градиентами.

Метод Adam преобразует градиент следующим образом:

$$S_t = \alpha \cdot S_{t-1} + (1 - \alpha) \cdot \nabla E_t^2; S_0 = 0;$$

$$D_t = \beta \cdot D_{t-1} + (1 - \beta) \cdot \nabla E_t; D_0 = 0;$$

$$g_t = \frac{D_t}{1 - \beta} \cdot \left(\frac{1 - \alpha}{S_t}\right)^{1/2};$$

$$\Delta W_t = \eta \cdot (g_t + \rho \cdot W_{t-1}) + \mu \cdot \Delta W_{t-1},$$

где η – коэффициент скорости обучения, ∇E_t – градиент функции потерь, μ – коэффициент момента, ΔW_{t-1} – изменение весов на предыдущей итерации, ρ – коэффициент регуляризации, W_{t-1} – значения весов на предыдущей итерации, $\alpha = 0.999$, $\beta = 0.9$.

5. Экспериментальные исследования

Для экспериментального исследования был произведён запуск программы для всего набора данных, состоящий из 169 записей. Была проведена предварительная обработка для каждого входного сигнала. Для того чтобы проверить насколько успешно наша модель способна работать на практике, была произведена поэлементная кросс-валидация. В этом случае отдельное наблюдение используется в качестве тестового набора данных, а остальные наблюдения из исходного набора – в качестве тренировочного. Цикл повторяется, пока каждое наблюдение не будет использовано один раз в качестве тестового. На данную процедуру уходит много времени, но зато с помощью неё мы получим более реальный и достоверный результат.

После запуска программы на нашем наборе данных получили, что нейронная сеть определяет заднедиафрагмальный инфаркт миокарда с точностью 84,02 % (142 записи были определены правильно, а 27 неправильно). Также помимо точности, которая характеризует долю верно классифицированных объектов, были вычислены значения чувствительности и специфичности по следующим формулам:

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \cdot 100\%,$$

$$Sp = \frac{TN}{TN + FP} \cdot 100\%,$$

$$Ac = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \cdot 100\%,$$

где TP – число верно обнаруженных пациентов с заднедиафрагмальным инфарктом миокарда; TN – число верно обнаруженных здоровых пациентов; FP – число неверно определённых

здоровых пациентов; FN - число неверно определённых пациентов с заднедиафрагмальным инфарктом миокарда.

Чувствительность и специфичность в данной работе равны 78,65%, и 90% соответственно. Из результатов эксперимента можно сделать выводы о том, что нейронная сеть показала довольно хорошие результаты, следовательно, при правильной предварительной обработке данных, нейронные сети можно использовать для диагностики инфаркта миокарда.

6. Заключение

В данной работе мы продемонстрировали возможность использования свёрточной нейронной сети для определения заднедиафрагмального инфаркта миокарда. Был проделан предварительный отбор данных и их подготовка к обучению. Была реализована нейронная сеть, которая обучившись, дала приемлемый результат. Исследование показало точность 84,02 %, чувствительность 78,65%, специфичность 90% на наборе данных из 169 записей. В процессе выполнения работы оказалось, что сегментация сигнала до 600 мс. и покоординатное усреднение может давать некоторые неточности, поскольку за время 600 мс. может получиться так, что произойдёт больше или меньше одного сердечного цикла. В дальнейшем планируется улучшить результат бинарной классификации и попробовать увеличить набор входных данных.

7. Литература

- [1] Всемирная организация здравоохранения. Борьба с сердечно-сосудистыми заболеваниями [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://www.who.int/cardiovascular_diseases/ru/ (10.11.18).
- [2] Salerno, S.M. Competency in interpretation of 12-lead electrocardiograms: a summary and appraisal of published evidence / S.M. Salerno, P.C. Alguire, H.S. Waxman // *Annals of Internal Medicine*. – 2003. – Vol. 138(9). – P. 751-760.
- [3] Sharma, L.D. Inferior myocardial infarction detection using stationary wavelet transform and machine learning approach / L.D. Sharma, R.K. Sunkaria // *Signal, Image and Video Processing*, 2017. – P. 1-8.
- [4] Chang, P.-C. Myocardial infarction classification with multi-lead ECG using hidden Markov models and Gaussian mixture models / P.-C. Chang, J.-J. Lin, J.-C. Hsieh, J. Weng // *Applied Soft Computing*. – 2012. – Vol. 12(10). – P. 3165-3175.
- [5] The PTB Diagnostic ECG Database. PhysioNet // Электрон. дан. – Массачусетс [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://physionet.org/physiobank/database/ptbdb/> (10.09.2018).
- [6] Ройтберг, Г.Е. Внутренние болезни. Лабораторная и инструментальная диагностика / Г.Е. Ройтберг, А.В. Струтынский. – М.: МЕДпресс-информ, 2011. – 800 с.
- [7] Hamilton, P.S. Open Source ECG Analysis Software Documentation // E.P. Limited, Somerville, MA, USA, 2002.

The study of the possibility of using artificial neural networks for the diagnosis of myocardial infarction by electrocardiogram

P.I. Katkov¹, A.G. Khramov¹

¹Samara National Research University, Moskovskoe Shosse 34, Samara, Russia, 443086

Abstract. In this paper, the possibility of using artificial neural networks to diagnose myocardial infarction by electrocardiogram is investigated. For the analysis, 169 ECG records were taken from the Physionet ptbdb database, of which 80 correspond to healthy patients and 89 correspond to patients who are ill with myocardial infarction. From each record 3 signals were taken from leads III, aVF, II, respectively. Each signal was filtered using a Pulse Response Filter (“FIR”). For each ECG signal, R-peaks were found using the Hamilton method. Using the R-peaks found, it was possible to segment each ECG signal to 600 points. For recognition of the myocardial infarction, a used convolutional neural network consisting of 4 convolutional layers. The neural network produces the result of a binary classification (1, if the patient is healthy, 0, if he is sick). Result is 78.65%, 90% and 84.02% for sensitivity, specificity and accuracy, respectively.