

Анализ морфологии сигнала электрокардиограммы на основе свёрточной нейронной сети

М.В. Завойских¹, А.В. Коробейников^{1,2}, А.С. Менлитдинов², В.В. Люминарский¹, Ю.Л. Кузелин³

¹Ижевский Государственный Технический Университет имени М.Т. Калашникова, Студенческая 7, Ижевск, Россия, 426069

²ООО "ИжТелеМед", Ленина 110-147, Ижевск, Россия, 426009

³Республиканский клинико-диагностический центр МЗ УР, Ленина 87Б, Ижевск, Россия, 426009

Аннотация. Рассматривается анализ морфологии сигнала электрокардиограммы на основе сверточных нейронных сетей. Исходные данные для анализа морфологии формируются на этапе разбиения сигнала на кардиоциклы. Для устранения артефактов выполняется вычисление усредненного сигнала кардиоцикла, который затем подвергается вейвлет-преобразованию Хаара. Входными данными для системы распознавания являются изображения размером 200x6: 200 – количество отсчетов, составляющих кардиоцикл, 6 – количество временных масштабов вейвлет-преобразования Хаара. Данная статья является пересмотром предыдущей работы авторов. Используется прежняя размеченная обучающая выборка образцов сегментов кардиоцикла (1500 циклов): усредненный кардиоцикл и индексы начала и конца сегментов. В предыдущей работе в качестве системы распознавания использовалась оригинальная составная система из нескольких модулей. В данной работе было предложено использовать сверточную нейронную сеть с оригинальной структурой: 4 сверточных слоя, 2 полносвязных слоя, по 200 выходов для каждого из 3-х сегментов. Предложенная система распознавания показала результаты немного превосходящие предыдущую систему. Процент удовлетворительной локализации сегментов составил: P – 82.2%; QRS – 88.7%; T – 85.4%. Предложенная система эффективно решает задачу на основе стандартных блоков современных сверточных нейронных сетей.

1. Введение

Среди многочисленных методов исследования, наблюдения и контроля состояния человека ведущее место принадлежит электрокардиографии (ЭКГ). Необходимость мониторинга ЭКГ во время анестезиологического пособия, реанимации, интенсивной терапии и диагностики не подлежит сомнению. Сигнал ЭКГ несет большой объем информации, и детальный автоматический анализ сигнала ЭКГ пациента позволяет своевременно вырабатывать сигналы тревоги, предотвращающие летальный исход, а так же делать прогностические заключения. [1] При обработке сигнала ЭКГ, имея в руках современные вычислительные ресурсы, требуется автоматически вести анализ формы цикла сигнала ЭКГ (кардиоцикла), т.е. автоматически распознавать характерные сегменты и определять их временные и амплитудные параметры.

Пример формы кардиоцикла сигнала ЭКГ и характерные точки показаны на рис. 1. Характерные сегменты – это участки между характерными точками: сегмент *P* (точки $P_0 \dots P_1$), сегмент *QRS* (точки $Q \dots S$), сегмент *T* (точки $T_0 \dots T_1$).

На вход анализа морфологии поступает информация, полученная на этапе разбиения сигнала ЭКГ на циклы: массив сигналов кардиоциклов накопленный за некоторый период времени.

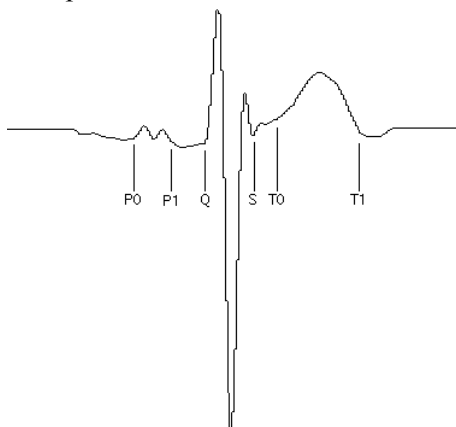


Рисунок 1. Усредненная форма кардиоцикла.

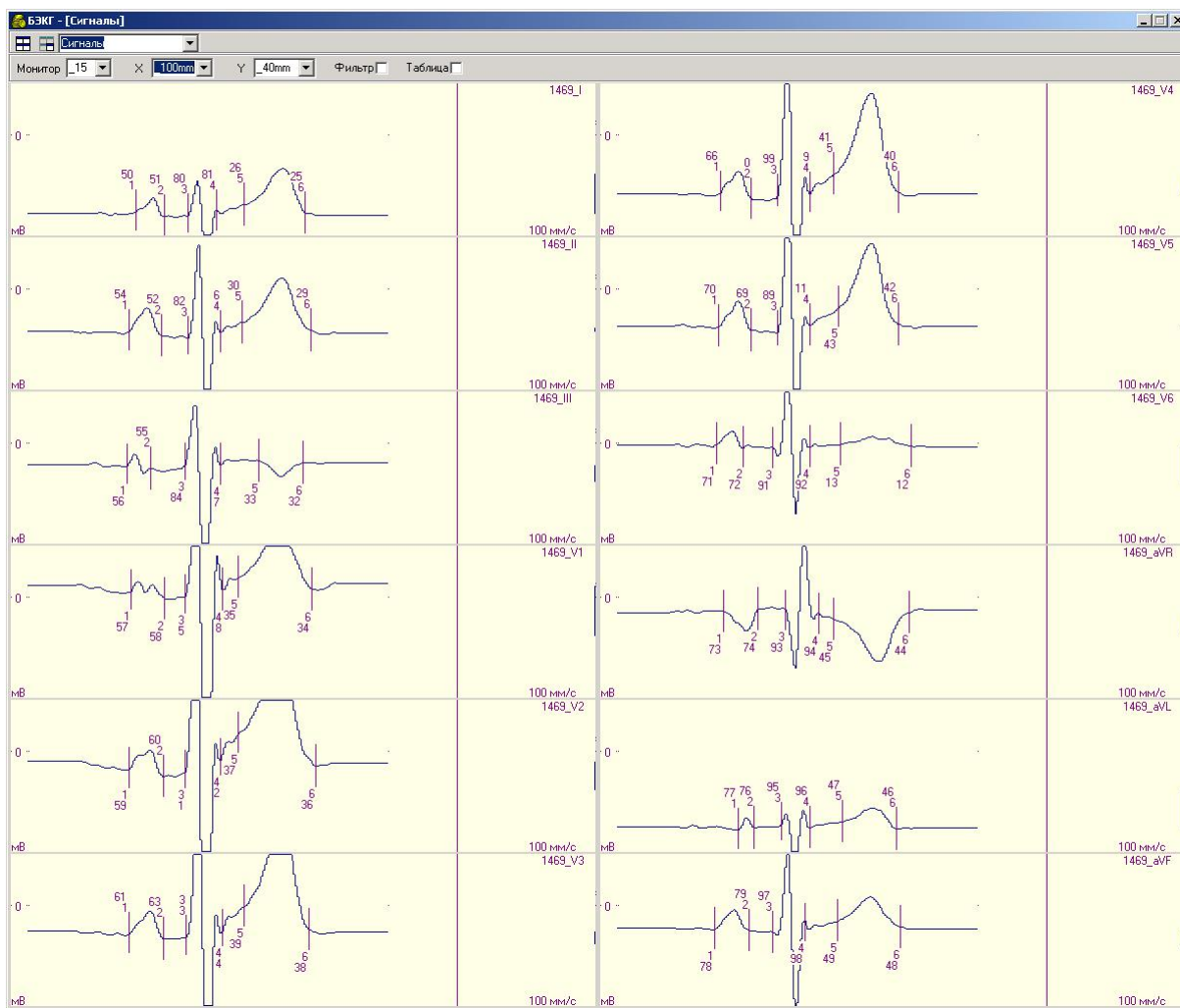


Рисунок 2. Программное обеспечения для разметки кардиоциклов.

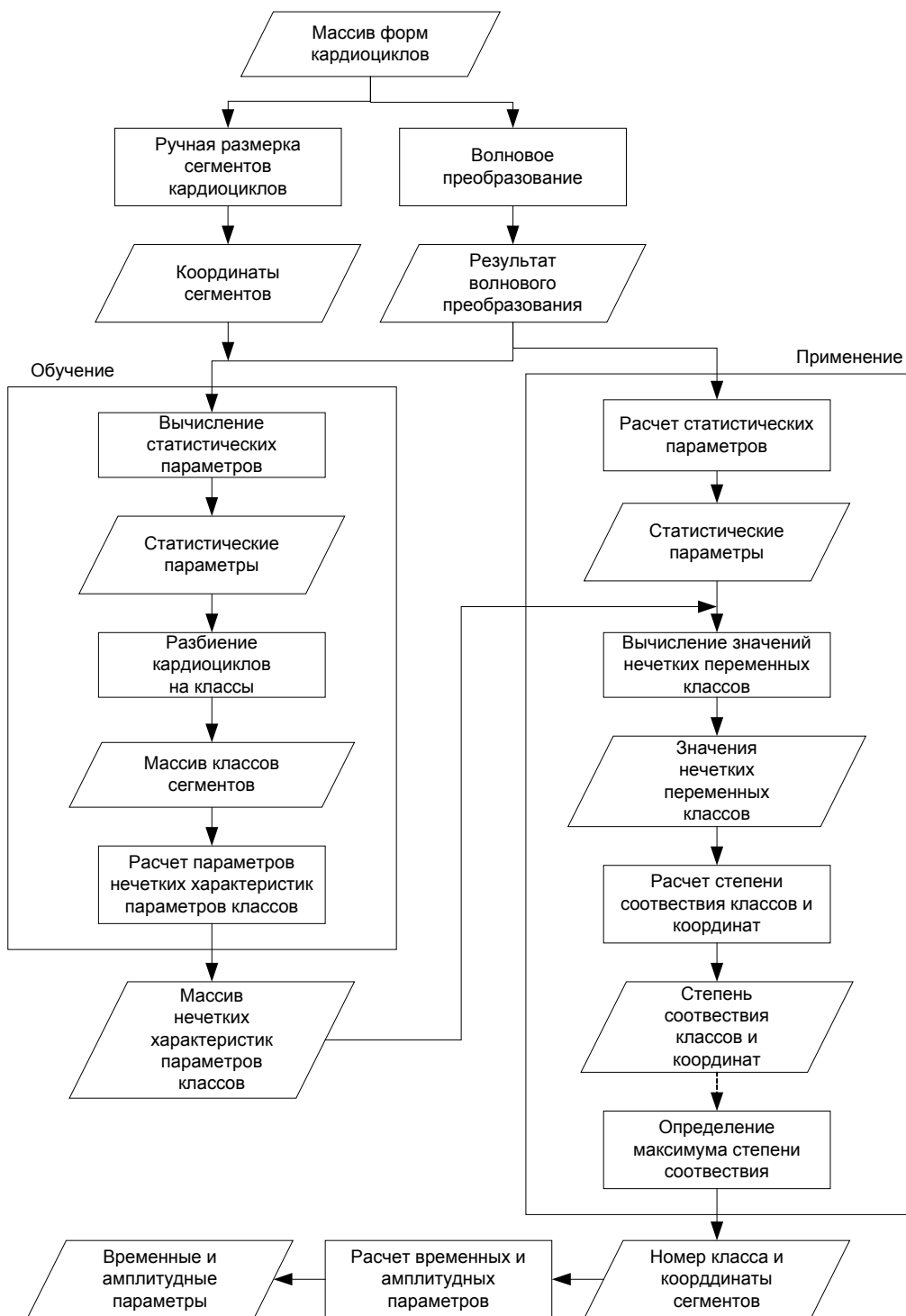


Рисунок 3. Этапы образного анализа морфологии кардиоцикла.

2. Предыдущий вариант системы анализа морфологии кардиоцикла

Исходя из того, что форма нормального кардиоцикла во времени меняется медленно, а каждый текущий кардиоцикл может быть искажен артефактами и шумами, то распознавать характерные сегменты имеет смысл по некоторой усредненной форме кардиоцикла. Усредненная форма кардиоцикла рассчитывается на основе нескольких (5-20) кардиоциклов, имеющих высокий коэффициент корреляции друг с другом. Затем отобранные формы кардиоциклов усредняются поточно. Пример полученного сигнала представлен на рис. 1 [2].

На следующих этапах производится распознавание формы (характерных точек и сегментов) кардиоцикла.

Обучение системы распознавания выполняется на основе информации предоставленной после ручной разметки формы кардиоцикла, т.е. известны координаты положения начала и конца сегментов *P*, *QRS*, *T*. Такая информация может формироваться автоматизировано с использованием специально разработанного программного обеспечения. Разметку сегментов кардиоциклов должен производить медицинский специалист в этой области, а лучше использовать нескольких специалистов. Пример экранной формы программного обеспечения, разработанного в ООО "ИжТелеМед", для выполнения такой разметки представлен на рис. 2. [3]

В работе [2] было предложено использовать алгоритмы, основанные на образном анализе сигнала ЭКГ (рис. 3.). При этом была разработана оригинальная составная система, состоящая из нескольких модулей.

3. Система анализа морфологии кардиоцикла на основе нейронной сети

В данной работе выполняется пересмотр подхода на основе образного анализа морфологии кардиоцикла, и предлагается в качестве системы распознавания сегментов кардиоцикла использовать искусственную нейронную сеть. На рис. 4 представлены этапы анализа морфологии на основе сверточной нейронной сети.

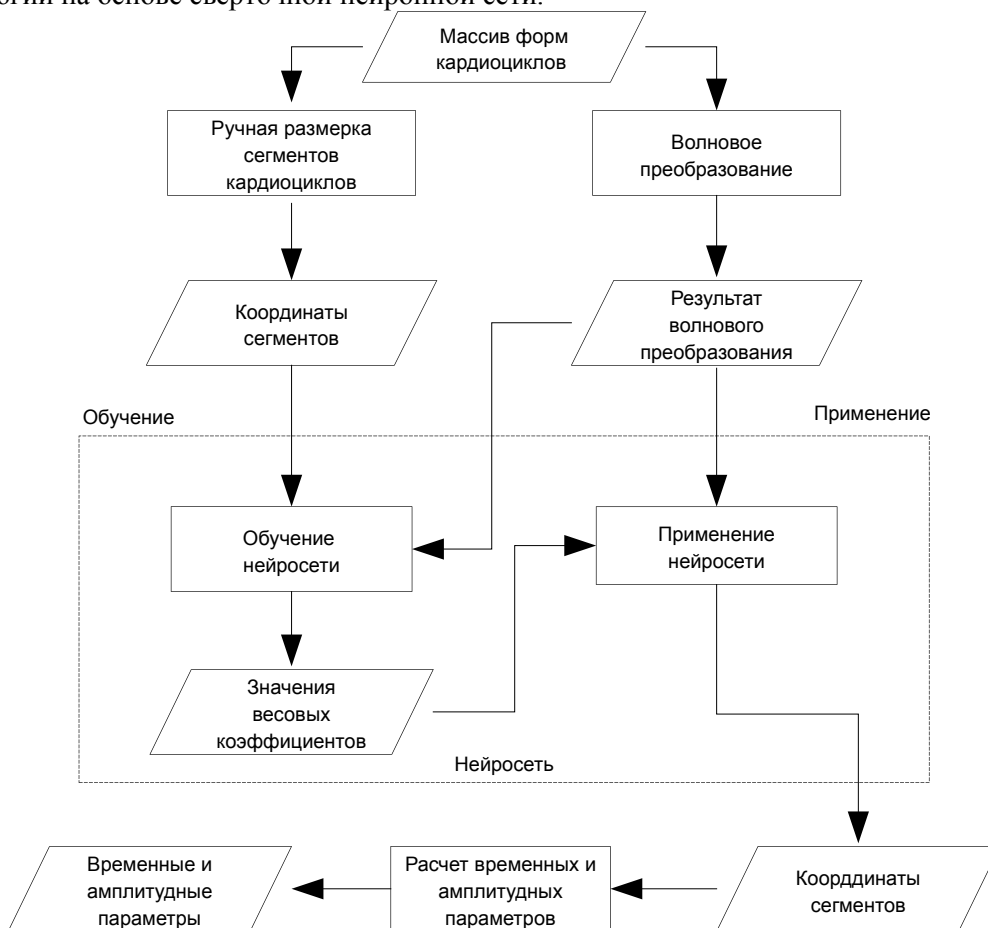


Рисунок 4. Этапы анализа морфологии кардиоцикла на основе нейросетей.

В ходе проведения исследования в работе [2] было выяснено что применение вейвлет-преобразования сигнала упрощает сегментацию кардиоцикла ЭКГ. В данной работе в отличие от предыдущей работы [2] для усредненного кардиоцикла было использовано вейвлет-преобразование Хаара по причине простоты его реализации [4]:

$$d^{k+1}_i = \frac{x^k_{2i} - x^k_{2i+1}}{2}, \quad x^{k+1}_i = \frac{x^k_{2i} + x^k_{2i+1}}{2}, \quad (1)$$

где x – сигнал, по которому вычисляется вейвлет-преобразование следующего временного масштаба; d – результат вычисления вейвлет-преобразования; k – номер временного масштаба; i – индекс отсчета сигналов.

В результате применения вейвлет-преобразования для каждого кардиоцикла на различных временных масштабах получится матрица из полуразностей, на основе которой формируется изображение. Это изображение будет подаваться на входной слой нейросети. Всего было использовано 6 временных масштабов преобразования, пример представлен на рис. 7.

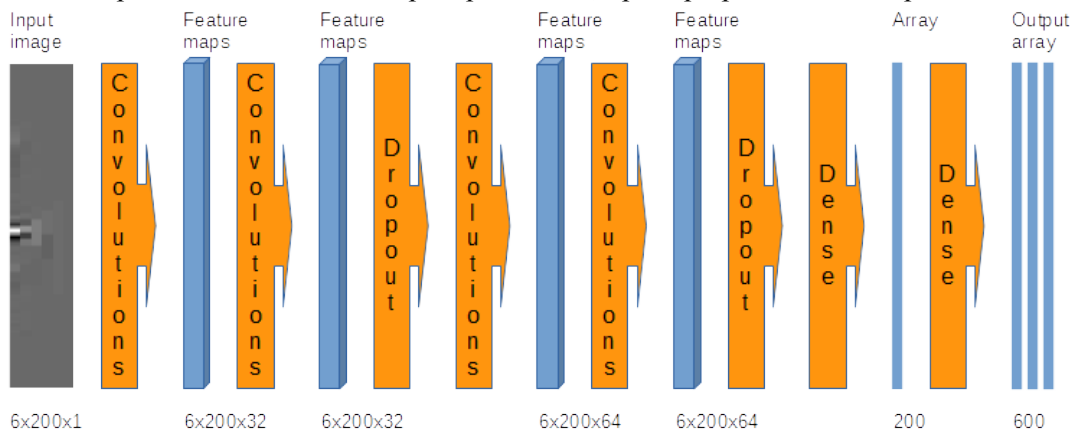


Рисунок 5. Разработанная структура нейронной сети.

Для решения задачи локализации положения сегментов кардиоцикла по результатам вейвлет-преобразования был выбран аппарат сверточных нейронных сетей, которые в последние годы успешно применяются для обработки изображений.

Первой сверточной искусственной нейронной сетью, позаимствовавшей для информатики воплощенные природой в зрительной коре идеи, была искусственная нейронная сеть К. Фукусимы (Neocognitron, 1975-1980 г.г.) [5]. Сверточные сети в уже вполне современной форме появились в работах группы Я. ЛеКуна (LeNet, 1989 г.). [6]

Входными данными для нейронной сети в данной работе служат результаты вейвлет-преобразования Хаара, выполненное для усредненной формы кардиоцикла, представленные в виде изображений 200x6, где 200 – количество отсчетов, составляющих кардиоцикл (1 секунда), 6 – количество временных масштабов вейвлет-преобразования Хаара.

Основой системы распознавания сегментов кардиоцикла является сверточная нейросеть. Структура разработанной сети показана на рис. 5.

Основными блоками предложенной структуры нейросети являются сверточные слои. Во избежание проблемы переобучения сети в архитектуру были добавлены слои случайного выключения передачи отдельных выходов сверточных слоев (*dropout*) с вероятностью выключения выходов равной 25%.

Отличительной особенностью предлагаемой структуры является отсутствие слоев субдискретизации (прореживание, *pooling, subsampling*), что позволяет не снижать разрешение по времени для обрабатываемых данных от слоя к слою, а значит дает возможность локализации сегментов с точностью до одного отсчета относительно исходного сигнала ЭКГ.

Кроме того, была сформирована структура выходов нейросети исходя из требований решаемой задачи: по массиву из 200 выходов для каждого из сегментов P, QRS, T , локализацию которых нейросети требуется распознать (всего 600 выходов).

4. Проведение экспериментов

Для обучения системы распознавания необходимо сформировать корректную обучающую выборку. В обучающую выборку должны входить: непосредственно само изображение

результатов вейвлет-преобразования Хаара для усредненного кардиоцикла, а так же и координаты начала и координаты конца каждого из сегментов (P , QRS , T), которые разметил эксперт.

Перед обучением нейронной сети было необходимо модифицировать обучающую выборку, для приведения формата целевых ответов для каждого обучающего образца в соответствие с предложенной структурой выходов нейросети. На основе множества из 6 координат, выделенных кардиологом на этапе разметки кардиоцикла, формируется на 3 массива целевых значений выходов нейросети для каждого сегмента отдельно, согласно формуле (2):

$$t^m_i = \begin{cases} 1, i \in [i^m_0, i^m_1] \\ 0, i \notin [i^m_0, i^m_1] \end{cases} \quad (2)$$

где $i = \{1 \dots 200\}$ – индекс выхода нейросети и отсчета в сигнале усредненного кардиоцикла; t^m_i – целевое значение выхода (*target output*); m – номер сегмента; i^m_0 и i^m_1 – индексы начала и конца сегмента, размеченные экспертом.

После построения множества точек для каждого сегмента кардиоцикла нужно объединить их. Обучающая выборка после преобразования будет содержать изображение для результатов вейвлет-преобразования усредненного кардиоцикла и массив из 600 значений, локализация каждого сегмента в котором будет выделена единицами (рис. 7).

Критерием оптимизации в данной работе выбрана среднеквадратическая ошибка. Под ошибкой нейросети подразумевается разность между желаемым результатом (целью) и реальным выходом сети. В процессе обучения нейросети будем решать задачу регрессии, т.е. полученные при работе нейросети значения всех выходов нейросети, должны совпадать со всеми целевыми значениями выходов в обучающей выборке. Для измерения качества распознавания будем использовать функцию среднеквадратической ошибки (*MSE, mean squared error*) [5]:

$$MSE = \frac{1}{m \cdot i} \sum_m \sum_i (e^m_i)^2 = \frac{1}{m \cdot i} \sum_m \sum_i (t^m_i - y^m_i)^2, \quad (3)$$

где e^m_i – значение ошибки для выхода i сегмента m ; y^m_i – выход полученный нейронной сетью (зависит от текущих значений весов нейросети и входного образца); t^m_i – целевое значение выхода.

Процесс обучения сводится к коррекции весов нейросети, таким образом, чтобы минимизировать ошибку. Для минимизации значения ошибки, как правило, применяется метод градиентного спуска. В данной работе использовался адаптивный алгоритм оптимизации *Adam* на основе градиентного спуска, использующий сглаженные версии среднего и среднеквадратического градиентов. [5]

При обучении сети использовалась обучающая выборка, состоящая из 1500 элементов. Было решено разбить ее на две подвыборки, обучающую и тестовую, в соотношении 80% : 20%. В обучающей выборке содержится 1200 образцов, в тестовой 300.

Период времени, который потребовался для обучения предложенной нейросети составил 1 час 40 минут. При этом использовался ноутбук *Lenovo G505s (CPU AMD A10-5750M, RAM 4 GB)*. График функции ошибки, полученный при обучении нейросети показан на рис. 6, где по оси абсцисс отложен номер эпохи обучения.

Ошибка обучения отображает точность настройки нейросети при использовании на обучающей подвыборке. Однако, она не дает полной уверенности, что обученная модель будет также хорошо работать на новых данных, которых не было в обучающей выборке. Точность работы модели на новых данных называют обобщающей способностью нейросети. Для оценки обобщающей способности модели используется ошибка обобщения, полученная на тестовой подвыборке (рис. 6).

Процесс работы нейронной сети итеративен каждая итерация в процессе обучения называется эпохой. В течении одной эпохи на вход сети подаются все примеры из обучающей выборки, также возможна валидация обучения на тестовой подвыборке. Как видно на графиках функция ошибки достигает минимума на эпохе 19.

После этапа обучения нейросети, систему распознавания сегментов кардиоцикла возможно использовать на реальных сигналах. При эксплуатации также, как и при обучении к усредненному сигналу кардиоцикла ЭКГ применяется вейвлет-преобразование Хаара, а затем полученное изображение подается на вход нейросети. При подаче на вход системы анализа морфологии сигнала ЭКГ, не учувствовавшего ни в обучающей, ни в тестовой выборке, система анализа морфологии достаточно точно локализовала сегменты *P* и *QRS* (рис. 7). Ошибка локализации сегмента *T* могла произойти по причине неверной разметки экспертом.

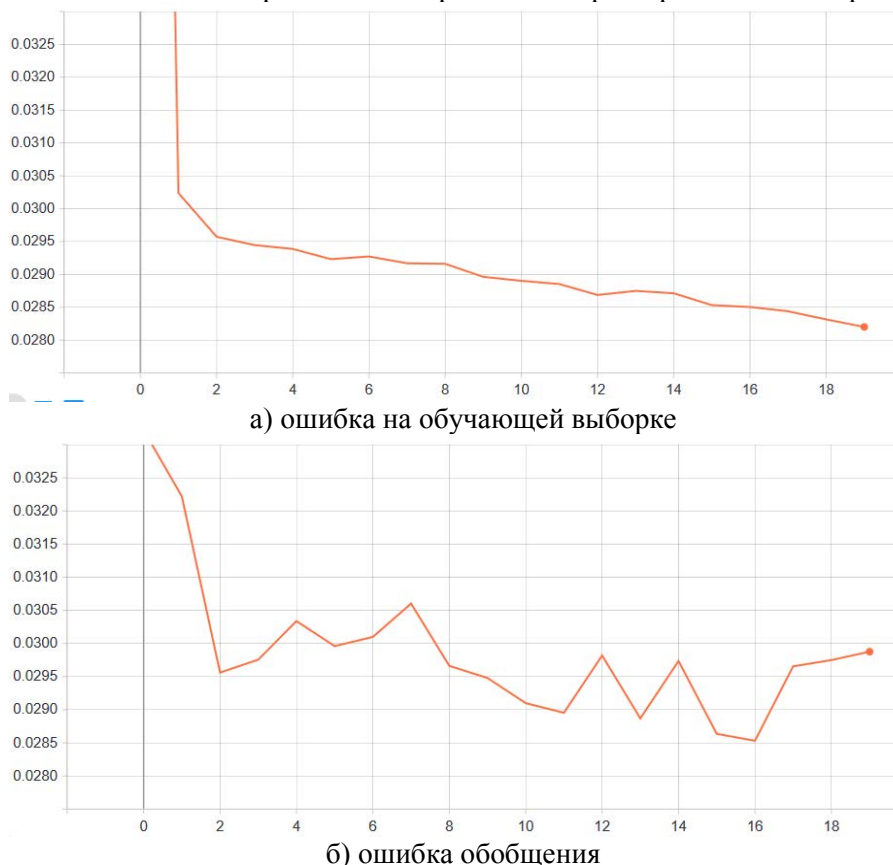


Рисунок 6. Изменение ошибки в процессе обучения нейросети.

Для проведения экспериментов на основе предложенной структуры нейронной сети для анализа морфологии по обучающей выборке размеченных кардиоциклов была использована библиотека *Keras* – открытая нейросетевая библиотека, написанная на языке *Python*. Она представляет собой надстройку над фреймворками *Deeplearning4j*, *TensorFlow* и *Theano*. В данной работе использовалась открытая программная библиотека для машинного обучения *TensorFlow* с *API* для языка программирования *Python*. [6]

Практическое применение предложенной системы распознавания сегментов кардиоцикла (сверточная нейронная сеть) и системы распознавания на основе образного анализа, предложенной в работе [2] (алгоритм образного анализа), проведенные на исходной выборке сигналов объемом 1500 образцов, показало результаты, представленные в таблице 1. Названия столбцов означают следующее:

- а) e_{limit} – модуль разности координаты сегмента ручной разметки и автоматического распознавания, ошибка, выраженная в отсчетах;
- б) n – номер характерной точки кардиоцикла: 1 – P_0 , 2 – P_1 , 3 – Q , 4 – S , 5 – T_0 , 6 – T_1 ;
- в) % – процент образцов удовлетворяющих значению e_{limit} .

По клиническим требованиям на качество результатов алгоритмов локализации сегментов кардиоциклов на реальных сигналах допускается максимальная ошибка не более 40 мс. В нашем случае при частоте квантования 200 Гц это составляет 8 отсчетов.

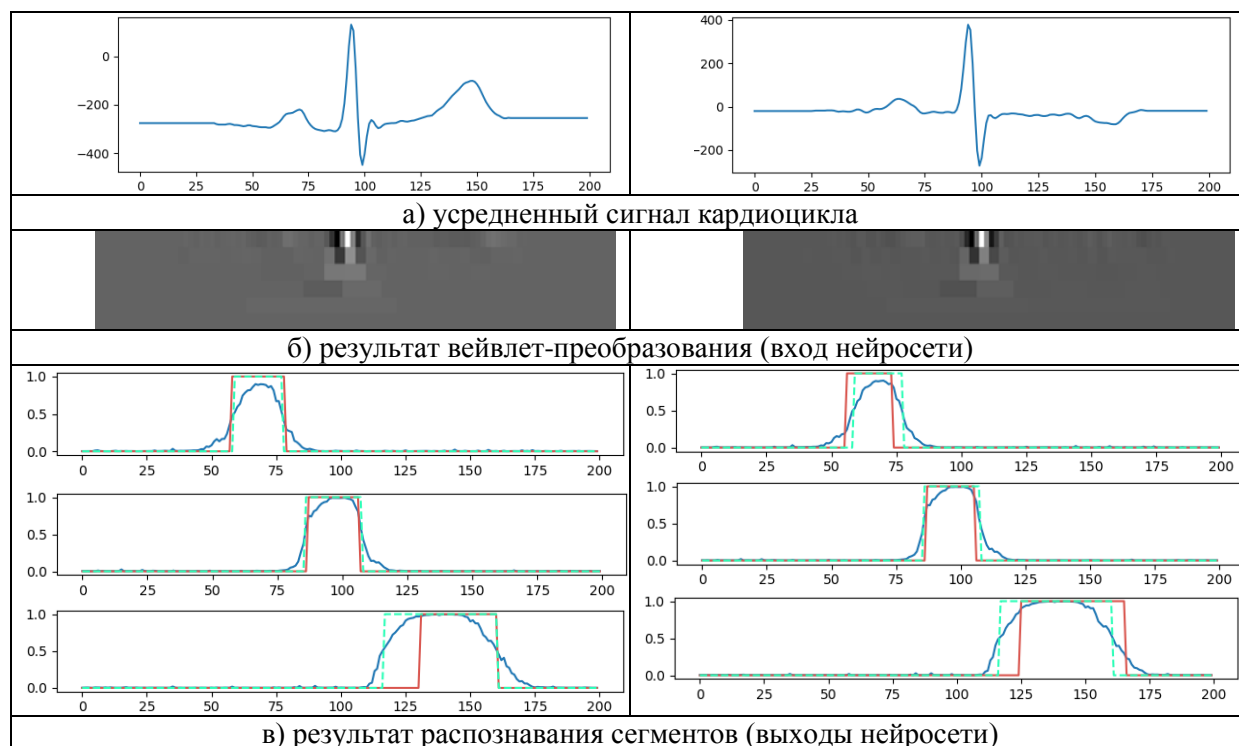


Рисунок 7. Пример работы системы анализа морфологии.

Таблица 1. Результаты применения системы распознавания.

e_{limit}	n	%	
		Образный анализ [2]	Сверточная нейросеть
2	1	39,77	34,15
2	2	41,59	39,31
2	3	58,76	46,25
2	4	60,64	57,18
2	5	43,46	45,69
2	6	43,62	41,27
4	1	58,33	53,28
4	2	60,89	56,34
4	3	76,76	73,56
4	4	77,93	68,93
4	5	64,58	62,80
4	6	61,58	60,56
8	1	81,44	84,93
8	2	83,35	82,18
8	3	90,38	90,82
8	4	89,20	88,74
8	5	84,65	86,15
8	6	80,50	85,36
16	1	93,54	96,93
16	2	93,95	92,99
16	3	95,31	94,53
16	4	95,31	95,18
16	5	94,56	93,62
16	6	94,15	92,23

По этим требованиям система распознавания на основе нейронных сетей при максимально допустимой ошибке 8 отсчетов показала удовлетворительные результаты по сегментам: *P* – 82,18 % образцов, *QRS* – 88,74 % образцов, *T* – 85,36 % образцов. Система на основе образного анализа в работе [2] показала удовлетворительный результат по сегментам: *P* – 81,44 % образцов, *QRS* – 89,20 % образцов, *T* – 80,50 % образцов.

5. Выводы

Система на основе сверточных нейронных сетей, предложенная в данной работе, показала результаты немного превосходящие предыдущую систему, предложенную в работе [2]. Результаты работы алгоритма следует признать удовлетворительными, учитывая, что выборка была составлена в основном на основе ЭКГ кардиологического отделения функциональной диагностики, и большой процент ее составляли сложные патологические ЭКГ.

Предложенная система эффективно решает задачу на основе стандартных блоков современных сверточных нейронных сетей. Использование стандартных блоков современных сверточных нейронных сетей упрощает разработку систем анализа сигналов и изображений.

В дальнейшем возможно совершенствование разработанной структуры нейронной сети посредством добавления новых слоев. Есть возможность улучшения работы алгоритма при увеличении разнообразия и объема обучающей выборки, которая использовалась для тренировки нейросети. Таким образом, возможно улучшение работы системы распознавания и использование в клинической практике.

6. Литература

- [1] Барановский, А.Л. Кардиомониторы. Аппаратура непрерывного контроля ЭКГ / А.Л. Барановский, А.П. Немирко. – М.: Радио и связь, 1993. – 247 с.
- [2] Коробейников, А.В. Алгоритмы и комплексы программ мониторно-компьютерных систем для анализа морфологии и ритма электрокардиограмм: автореферат диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук // Ижевский государственный технический университет. – Ижевск, 2004. – 23 с.
- [3] Интернет-сайт ООО "ИжТелеМед" [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.izhtelemed.ru> (01.09.2018).
- [4] Смоленцев, Н.К. Основы теории вейвлетов. Вейвлеты в Matlab. – М.: ДМК Пресс, 2014. – 628 с.
- [5] Николенко, С. Глубокое обучение / С. Николенко, А. Кадури, Е. Архангельская. – СПб.: Питер, 2018. – 480 с.
- [6] LeCun, Y. Convolutional Networks for Images, Speech, and Time-Series / Y. LeCun, Y. Bengio // The Handbook of Brain Theory and Neural Networks. – MIT Press, 1995.

The electrocardiogram signal morphology analysis based on convolutional neural network

M. Zavoyских¹, A. Korobeynikov^{1,2}, A. Menlitdinov², V. Lyuminarskiy¹

¹ Kalashnikov Izhevsk State Technical University, Studencheskaya 7, Izhevsk, Russia, 426069

² IzhTeleMed Ltd., Lenina 110-147, Izhevsk, Russia, 426009

³ Republican Clinical Diagnostic Center, Lenina 87B, Izhevsk, Russia, 426009

Abstract. The analysis of electrocardiogram signal morphology based on convolutional neural network is considered. Input data is obtained by splitting the signal into cardiac cycles. To exclude the artefacts it is performed calculation the average cycle. The Haar wavelet transform is performed for the average cycle. The input data for the recognition system are images of size 200x6: 200 – number of counts constituting the cycle; 6 – number of Haar transform time scales. This work is a revision of the previous work of the authors. The marked sample base of cardiac cycle segments is the same (1500 cycles): the average cycle and the segments indexes. In the previous work, the original composite system consisting of several modules was used as a recognition system. In current work was proposed to use the convolutional neural network with the original structure: 4 convolutional layers; 2 dense layers; 200 outputs for every of 3 segment. The proposed recognition system showed results slightly superior to the previous system. The percent of acceptable localization of the segments was: P – 82.2%; QRS – 88.7%; T – 85.4%. The proposed system effectively solves the problem on the basis of standard modules of modern convolutional neural networks.