

Министерство образования и науки Российской Федерации

Федеральное государственное бюджетное
образовательное учреждение высшего образования
«Комсомольский-на-Амуре государственный университет»

На правах рукописи

Зиатдинова Екатерина Андреевна

**Создание модуля системы экстренного реагирования на основе
нейронных сетей**

Направление подготовки
02.04.03 «Математическое обеспечение
и администрирование информационных систем»

**АВТОРЕФЕРАТ
МАГИСТЕРСКОЙ ДИССЕРТАЦИИ**

2018

Работа выполнена в ФГБОУ ВО «Комсомольский-на-Амуре
государственный университет»

Научный руководитель

кандидат физико-
математических наук, доцент
Козлова Ольга Викторовна

Рецензент

кандидат технических наук,
начальник бюро
администрирования и
программирования учетной
системы филиала ПАО
«Компания «Сухой» «КнААЗ им.
Ю.А. Гагарина»
Степанено Виктор Евгеньевич

Защита состоится 22 июня 2018 года в 15 часов 10 мин на заседании государственной экзаменационной комиссии по направлению подготовки 02.04.03 «Математическое обеспечение и администрирование информационных систем» в Комсомольском-на-Амуре государственном университете по адресу: 681000, г. Комсомольск-на-Амуре, пр. Ленина, 27, ауд. 312/3.

Автореферат разослан 15 июня 2018 г.

Секретарь ГЭК

А.А. Сиротин

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА ДИССЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЫ

Актуальность темы. В настоящее время проблема сердечно-сосудистых заболеваний (ССЗ) среди людей пожилого возраста является злободневной. ССЗ являются основной причиной смерти во всем мире: ни по какой другой причине ежегодно не умирает столько людей, сколько от ССЗ.

При этом, основной сложностью при лечении подобных болезней является своевременная диагностика болезни, что связано с невозможностью проведения постоянных медицинских осмотров на местах и несвоевременные обращения в поликлиники в случае проявления каких-либо симптомов.

Разрабатываемый модуль, за счет своей компактности и автономности, может выдаваться категориям лиц, подверженных риску возникновения ВОЗ или ранее обращавшихся за медицинской помощью, что позволит вести постоянный мониторинг состояния здоровья, и поможет диагностировать данные заболевания на ранних стадиях. С помощью анализа данных, постоянно поступающих от пациента, появляется возможность не только постоянно следить за состоянием сердечной активности, но и своевременно диагностировать ухудшения состояния здоровья человека и экстренно реагировать на это.

Цель данной работы: разработать программный модуль системы распознавания системы экстренного реагирования на основе нейронных сетей

Для достижения указанной цели поставлены следующие *задачи*:

- изучить предметную область рассматриваемой задачи и ее существующие решения;
- рассмотреть основные алгоритмы для классификации временных рядов;
- на основании выбранного алгоритма классификации разработать программное обеспечение для создания модели и обучения нейронной сети;
- создать программное обеспечение для системы экстренного реагирования на основании обученной модели нейронной сети.

Объектом исследования является классификация данных, получаемых по времени, на основании нейронных сетей.

Предметом исследования являются архитектура и параметры нейронной сети, классифицирующей временные ряды.

Для решения поставленных задач использовались следующие *методы* исследования: теоретические (сравнение, анализ) и эмпирические (тестирование, изучение литературы и результатов деятельности).

Научная новизна исследования заключается в следующем:

- применение нейронных сетей на основании архитектуры MCNN для анализа постоянно поступающих данных;
- совместное применение нательных датчиков акселерометра-гироскопа и пульсометра, анализ и классификация получаемых данных для диагностики сердечно сосудистых заболеваний.

Достоверность и обоснованность результатов исследования. Основные положения и выводы, полученные в диссертации, достаточно обоснованы и аргументированы. Сформулированная в диссертации научная задача, заключающаяся в применении нейронных сетей для улучшения алгоритмов распознавания сердечно сосудистых заболеваний, была исследована и решена на основе алгоритмов сверточных нейронных сетей, при использовании библиотек Theano для языка программирования Python.

Достоверность основных выводов и результатов диссертации подтверждается:

1. Обоснованием выбора технологии нейронных сетей для распознавания экстренных ситуаций, связанных с приступами сердечно сосудистых заболеваний;
2. Положительными результатами применения разработанного алгоритма;
3. Полнотой опубликования результатов исследования и их широкой апробацией.

Практическая значимость. Полученное в результате работы программное обеспечение планируется использоваться в системе экстренного реагирования РАУ, разрабатываемой в рамках программы «Умник». Разработанные алгоритмы позволяют увеличить точность распознавания сердечно-сосудистых заболеваний при исследовании пульсограмм, а также уменьшить время, требуемое для индивидуальной настройки системы экстренного реагирования.

Личный вклад автора. проведен анализ существующих методов классификации временных рядов (в частности пульсограмм); разработано программное обеспечение, реализующее распознавание сердечно-сосудистых заболеваний на основе сверточных нейронных сетей.

В основу диссертационной работы положены результаты исследований:

1. Исследование методов классификации временных рядов;
2. Исследование методов распознавания сердечно-сосудистых заболеваний на основе ВСР (вариативности сердечного ритма);

Апробация результатов. Результаты работы докладывалась на 48-ой научно-технической конференции студентов и аспирантов «Научно-техническое творчество аспирантов и студентов», Комсомольск-на-Амуре, апрель 2018 г.

Публикации. По результатам выполненных в диссертации исследований автором опубликовано 2 работы:

- журнал «Молодой ученый» № 17 (203, апрель 2018 г.);
- сборник материалов 48-ой научно-технической конференции студентов и аспирантов «Научно-техническое творчество аспирантов и студентов» (Комсомольск-на-Амуре, апрель 2018 г.).

Структура и объем. Магистерская диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы и приложения. Объем работы – 82 страницы, в том числе 35 рисунков, 7 таблиц и 1 приложение.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Введение раскрывает актуальность темы, определяются цель и задачи работы, объект, предмет, указывается научная новизна, практическая значимость, достоверность и обоснованность результатов исследования.

В первой главе приводится описание возможных решений проблемы автономной диагностики сердечно-сосудистых заболеваний у людей пожилого возраста. Приводится описание алгоритмов анализа variability сердечного ритма.

Существуют различные методы автономной диагностики ССЗ. Для реализации проекта был выбран способ, основанный на отслеживании сердечного ритма с помощью нательных датчиков.

Вариабельность сердечного ритма (ВСР) – средство измерения изменений в сердечном ритме. Обычно она рассчитывается путём анализа длительности интервалов между последующими сердечными сокращениями, основываясь на ЭКГ или кривых артериального давления. ВСР также применяется для анализа пульсограмм. Однако анализ является недостаточно точным, что обусловлено различиями в нормальных показателях сердечного ритма, для различных групп людей.

Данные, получаемые с датчиков измерения пульса, представляют собой последовательность временных рядов, следовательно, задача сводится к классификации временных рядов. Математическая модель временного ряда имеет вид: пусть исследователь работает с некоторой величиной $x(t)$, которая меняется во времени. Он замеряет эту величину в моменты времени $\{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ и получает последовательность значений величины $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$. Именно эта последовательность замеров и называется временным рядом.

Во второй главе рассматриваются различные методики классификации данных временных рядов, приводится их сравнительная характеристика.

Можно разделить методы классификации временных рядов на два под-вида: основанные на нейронных сетях, и базирующиеся на методах машинного обучения.

Методы основанные на машинном обучении

Метод ближайших соседей и динамической трансформации временной шкалы

Классифицируемый объект относится к тому классу, которому принадлежат ближайшие к нему объекты обучающей выборки. Понятие близости формирует понятие метрики и для классификации временных рядов используется так называемая DTW метрика, деформирующие временные ряды относительно оси x , так чтобы их можно было сравнивать.

Мешок слов

В начале множество возможных значений измеряемой переменной разбивается на несколько равновероятных интервалов (бины) и каждому бину ставится в соответствие некоторая метка. В дальнейшем, каждое значение во временном ряде заменяется на метку, которая соответствует тому бину, к которому принадлежит значение. В итоге, мы преобразуем временной ряд в последовательность меток. Далее над векторами обучают обычные модели машинного обучения (например, линейную регрессию или случайный лес).

Шэйплеты

Шэйплеты – набор паттернов, наличие которых во временном ряде позволяет судить о принадлежности ряда к каким-то классам. Перебираются все возможные непрерывные подпоследовательности временных рядов различных длин, исходя из предположения, что текущая подпоследовательность – шейплет, ищется расстояние до всех временных рядов, далее подбирается такой порог по расстоянию, разделение классов относительно которого будет наилучшим, и оно считается решением для этого разбиение.

Методы основанные на нейронных сетях

Свёрточная нейронная сеть - специальная архитектура искусственных нейронных сетей, нацеленная на эффективное распознавание изображений,

входит в состав технологий глубокого обучения. Идея свёрточных нейронных сетей заключается в чередовании свёрточных слоев и субдискретизирующих слоев (или англ. pooling layers). Структура сети - однонаправленная (без обратных связей), принципиально многослойная. Для обучения используются стандартные методы, чаще всего метод обратного распространения ошибки.

Многомасштабные иерархические свёрточные нейронные сети

Особенность данного метода для временных рядов заключается в применении преобразования временного ряда к произвольному масштабу (например, с помощью дискретного преобразования Фурье), затем для каждого из преобразований используются свертка и пулинг. Далее полученные результаты объединяются в одно целое и к ним еще раз применяются операции свертки и пулинга.

Свёрточные нейронные сети с использованием преобразования к изображению

В данном методе временной ряд преобразуется в изображения двумя способами, после чего применяется обычная свёрточная нейронная сеть для изображения. В начале данные нормируются в отрезок $[-1;1]$, затем переводятся в полярную систему координат и преобразуется в матрицу. На этом этапе теряется информация об исходных границах и распределении значений ряда. Для их восстановления применяется еще одно преобразование начального ряда к матрице транзакций Маркова. На полученные матрицу применяются классические методы для распознавания изображений.

Третья глава содержит подробное описание выбранной для реализации архитектуры нейронной сети, а также ее программную реализацию.

После сравнения результатов алгоритмов, приведенных в главе 2, был выбран алгоритм многомасштабной иерархической свертки (MCNN), как показывающий наилучшие результаты на различных выборках. Так как с помощью выбранного датчика мы можем получить только данные о сердечном ритме, детектирования были выбраны следующие состояния (классы):

- нормальное состояние;
- брадикардия;
- тахикардия.

Обучающая выборка состоит из 300 пульсограмм собранных с различных датчиков. Для предотвращения переобучения сети обучающая выборка случайным образом делится на тестовую и проверочную части. Лучшей считается ситуация, в которой минимальная ошибка на валидационной выборке.

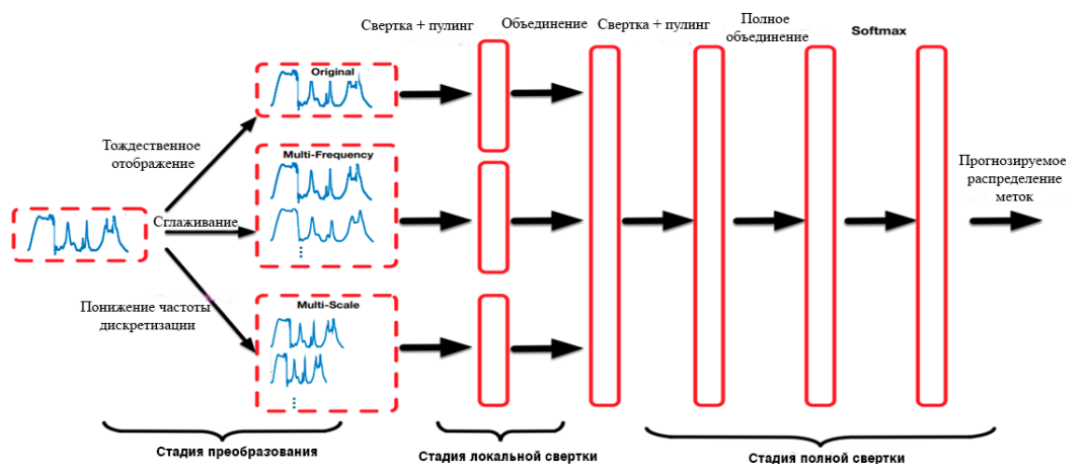


Рисунок 1 - Архитектура нейронной сети MCNN

Согласно рисунку 1 первая стадия алгоритма – это частотные и временные масштабирования данных. Для временного преобразование используется операция понижения частоты дискретизации:

$$T^k = \{t_{1+k*i}\}, i = 0, 1, \dots \lfloor \frac{n-1}{k} \rfloor. \quad (1)$$

Для частотных преобразований используется метод скользящей средней. Операция локальной свертки проводится отдельно над каждой ветвью данных. Функция активации, используемая на стадии локальной свертки – гиперболический тангенс:

$$\tanh x = \frac{\sinh x}{\cosh x} = \frac{e^{2x}-1}{e^{2x}+1}. \quad (2)$$

После применения операции пулинга все карты свойств, полученные в локальной свертке объединяются в одномерный вектор и передаются в полносвязный слой. Слой основан на принципе многослойного персептрона

(также называется скрытым слоем) с сигмоидальной функцией активации. Для классификации используется Softmax слой. Softmax слой применяется для задач классификации когда количество возможных классов больше 2-ух. Математически функция преобразует вектор z размерности K в вектор σ той же размерности, где каждая координата σ_i полученного вектора представлена вещественным числом в интервале $[0,1]$ и сумма координат равна 1.

В качестве функции потерь используется негативная логарифмическая функция правдоподобия (Negative log-likelihood, функция кросс-энтропии):

$$L(x|\theta) = -\ln f(x|\theta). \quad (3)$$

Сеть обучается методом обратного распространения ошибки. Для обновления весов сети обычно используется метод адаптивного градиента, что позволяет учитывать редкие признаки, встречающиеся в выборке. Параметры обновляются в соответствии с тем, как часто они встречаются в выборке, для этого для каждого параметра сети хранится сумма квадратов его обновлений. Если параметр принадлежит цепочке часто активирующихся нейронов сумма накапливается быстрее.

Сеть завершила свое обучение с ошибкой проверочной выборки равной 0,2167. Для проверки работоспособности сети были произведены записи 40 пульсограмм разных людей. На данной выборке процент верного распознавания был равен 61, что является достаточно хорошим результатом.

В четвертой главе на основе обученной нейронной сети создается приложение для определения экстренной ситуации.



Рисунок 2 - Схема работы программы экстренного реагирования

Программное обеспечение для нательных датчиков было написано на языке C++. Для очистки данных пульсометра от случайных шумов и получения пульсограмм используются медианный фильтр для удаления высокочастотных шумов и фильтр Баттерворта для сглаживания графика на допустимых пропускных полосах.

Для получения максимальной пропускной частоты будем считать, что максимально возможный пульс в минуту равен 220 (4). И соответственно, минимально возможный показатель пульса 50 в минуту (5).

$$Fc = \frac{220}{60} = 3.66 \text{ Гц.} \quad (4)$$

$$f = \frac{50}{60} = 0.83 \text{ Гц.} \quad (5)$$

ПО для распознавания написано на языке Python. Данные с датчиков передаются по Wi-Fi на серверную обработку.

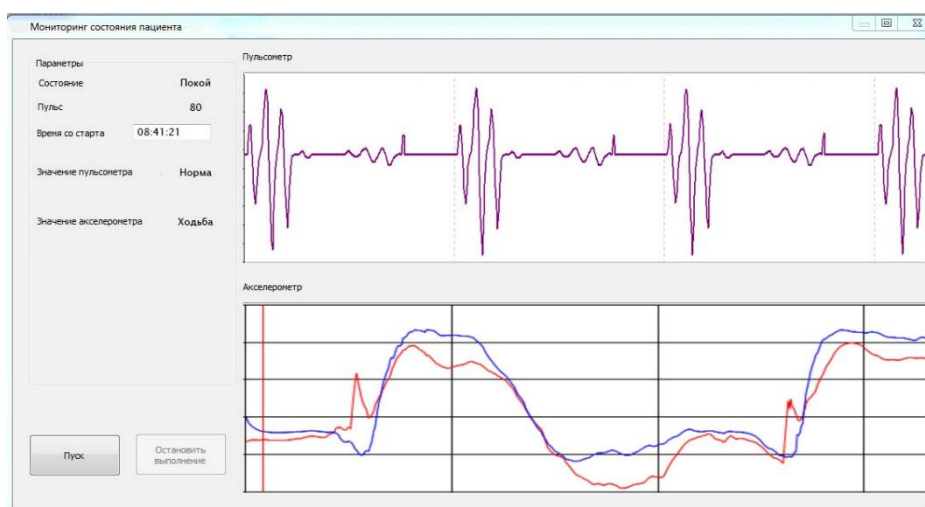


Рисунок 3 - Интерфейс программы экстренного реагирования

На основании экспериментальных данных для функции принятия решения о подаче экстренного сигнала был разработан алгоритм, учитывающий опасность совокупности показаний датчиков акселерометра-гироскопа и пульсометра.

Для каждого из рассматриваемых состояний присваивался приоритет, если сумма приоритетов показаний датчиков превышает критическое значение, тогда можно считать ситуацию экстренной. Приоритеты пульсометра и

акселерометра-гироскопа обновляются каждые 5 минут и 30 секунд соответственно. Проверка на наличие экстренной ситуации производится при проверке данных пульсометра. При этом в качестве приоритета для данных пульсометра выбирается максимальное значение, полученное за эти 5 минут.

В заключении подводятся итоги исследования, формируются окончательные выводы по рассматриваемой теме.

СПИСОК ПУБЛИКАЦИЙ ПО ТЕМЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

1 Зиатдинова, Е.А. Обработка данных оксигемометра для получения пульсограмм / Е.А. Зиатдинова, О.В. Козлова // Молодой ученый. – 2018. - № 17 (203).- С. 129–133.

2 Зиатдинова, Е.А. Создание модуля системы экстренного реагирования на основе нейронных сетей / Е.А. Зиатдинова, О.В. Козлова // Научно-техническое творчество аспирантов и студентов: материалы 48-ой научно-технической конференции студентов и аспирантов, Комсомольск-на-Амуре, 11-23 апреля 2018 г. - Комсомольск-на-Амуре: ФГБОУ ВО «КНАГУ», 2018 - С. 331-332.