

ДИАГНОСТИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ ОБЕСПЕЧЕНИЯ НАДЕЖНОСТИ И КАЧЕСТВА СЛОЖНЫХ СИСТЕМ

DIAGNOSTIC METHODS FOR ENSURING RELIABILITY AND QUALITY OF COMPLEX SYSTEMS

УДК 616.12-073.97-71:004.89

doi: 10.21685/2307-4205-2024-1-13

НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДУЛЬ КОНТРОЛЯ КАЧЕСТВА ЗАРЕГИСТРИРОВАННЫХ СИГНАЛОВ ДЛЯ СИСТЕМ АМБУЛАТОРНОГО ПЕРСОНАЛЬНОГО ТЕЛЕМОНИТОРИНГА ЭКГ

Л. Ю. Кривоногов¹, М. С. Геращенко², С. И. Геращенко³, А. Н. Митрошин⁴, С. Ф. Левин⁵

^{1,2,3,4,5} Пензенский государственный университет, Пенза, Россия

¹ leonidkrivonogov@yandex.ru, ² cts.com@yandex.ru, ³ mpo@list.ru, ⁴ an-mitroshin@mail.ru, ⁵ lvin.stanislav.01@mail.ru

Аннотация. *Актуальность и цели.* Рассматривается разработка системы амбулаторного персонального телемониторинга ЭКГ (АПТЭКГ). Показана связь повышения достоверности принимаемых решений в системах АПТЭКГ с контролем качества зарегистрированных электрокардиосигналов (ЭКС). Доказана целесообразность включения в состав систем АПТЭКГ модуля контроля качества зарегистрированных ЭКС. *Материалы и методы.* Разработана структурная схема системы АПТЭКГ с модулем контроля качества зарегистрированных ЭКС в ее составе. Определены его функции и связи с другими модулями. Модуль контроля качества зарегистрированных ЭКС реализован как нейросетевой бинарный классификатор на основе 2D CNN. Для представления ЭКС в виде изображения использовалось вейвлет-преобразование. Создана база изображений для обучения и тестирования нейросетей. *Результаты и выводы.* На языке программирования Python разработаны четыре нейронные сети глубокого обучения, по результатам тестирования которых наилучший результат показала сеть VGGNet19 с точностью 0,97, логарифмической потерей 0,1 и F-мерой 0,97. Разработанная структурная схема системы АПТЭКГ и модуль контроля качества зарегистрированных ЭКС позволят повысить достоверность принимаемых диагностических решений.

Ключевые слова: качество электрокардиосигнала, искусственные нейронные сети, глубокое обучение, системы амбулаторного персонального телемониторинга ЭКГ

Для цитирования: Кривоногов Л. Ю., Геращенко М. С., Геращенко С. И., Митрошин А. Н., Левин С. Ф. Нейросетевой модуль контроля качества зарегистрированных сигналов для систем амбулаторного персонального телемониторинга ЭКГ. 2024. № 1. С. 116–123. doi: 10.21685/2307-4205-2024-1-13

NEURAL NETWORK MODULE FOR QUALITY CONTROL OF REGISTERED SIGNALS FOR AMBULATORY PERSONAL TELEMONITORING ECG SYSTEMS

L.Yu. Krivonogov¹, M.S. Gerashchenko², S.I. Gerashchenko³, A.N. Mitroshin⁴, S.F. Levin⁵

^{1,2,3,4,5} Penza State University, Penza, Russia

¹ leonidkrivonogov@yandex.ru, ² cts.com@yandex.ru, ³ mpo@list.ru, ⁴ an-mitroshin@mail.ru, ⁵ lvin.stanislav.01@mail.ru

Abstract. *Background.* The article is devoted to the development of an ambulatory personal telemonitoring ECG systems (APTECG systems). The relationship of increasing the reliability of decisions made in APTECG systems with

quality control of recorded ECGs is shown. The expediency of including the quality control module of registered ECGs in the APTECG systems is proved. *Materials and methods.* A block diagram of the APTECG system with a quality control module of registered ECGs in its composition has been developed. Its functions and connections with other modules are defined. The quality control module of registered ECGs is implemented as a neural network binary classifier based on 2D CNN. To represent the ECGs as an image, a wavelet transform was used. A database of images has been created for training and testing neural networks. *Results and conclusions.* Four deep learning neural networks have been developed in the Python programming language, according to the test results of which the VGGNet19 network showed the best result with an accuracy of 0.97, a logarithmic loss of 0.1 and an F-measure of 0.97. The developed block diagram of the APTECG system and the quality control module of the registered ones will increase the reliability of the diagnostic decisions made.

Keywords: ECGs quality, artificial neural networks, deep learning, ambulatory personal telemonitoring ECG systems

For citation: Krivonogov L.Yu., Gerashchenko M.S., Gerashchenko S.I., Mitroshin A.N., Levin S.F. Neural network module for quality control of registered signals for ambulatory personal telemonitoring ECG systems. *Nadezhnost' i kachestvo slozhnykh sistem = Reliability and quality of complex systems.* 2024;(1):116–123. (In Russ.). doi: 10.21685/2307-4205-2024-1-13

Введение

Оперативность и доступность оказания кардиологической помощи является одним из стратегических направлений здравоохранения большинства развитых стран мира. Успехи в этом направлении достигаются за счет совершенствования мониторинговых систем и технологий диагностики состояния сердечно-сосудистой системы человека. В последнее время все большую актуальность получает ранняя диагностика сердечно-сосудистой системы, осуществляемая в неспециализированных медицинских учреждениях, по месту работы или учебы, на дому, в условиях свободной активности пациентов. В англоязычных странах такая технология получила название «ambulatory ECG monitoring/telemetry» [1]. В настоящей статье авторы используют свой вариант перевода – «методика амбулаторного персонального телемониторинга ЭКГ (АПТЭКГ)». Амбулаторный персональный телемониторинг ЭКГ является неинвазивной, простой в применении, относительно недорогой и доступной для широких слоев населения методикой [1]. Интерес к ней неуклонно растет за счет массового распространения высокопроизводительных смартфонов, расширения зоны покрытия мобильных сетей, увеличения скорости мобильного Интернета, достаточно низких тарифов операторов мобильной связи.

Высокая достоверность автоматической классификации нарушений сердечной деятельности в системах амбулаторного персонального телемониторинга ЭКГ может быть обеспечена лишь при регистрации электрокардиосигналов (ЭКС) достаточно высокого качества. Качество зарегистрированных ЭКС в первую очередь связано с интенсивностью помех различного происхождения. Высокая интенсивность помех в ЭКС наблюдается при повышенной физической активности пациента или его нахождении рядом с источником промышленных помех, при плохом контакте ЭКГ-электродов с телом. Регистрация и дальнейшая автоматическая интерпретация ЭКС с высоким уровнем помех может привести к диагностическим ошибкам [2]. Проблема регистрации ЭКС низкого качества в системах АПТЭКГ усугубляется отсутствием возможности визуального контроля качества регистрируемых ЭКС квалифицированным кардиологом в течение всего времени исследований, а также не всегда правильным и качественным наложением ЭКГ-электродов самим пациентом.

Необходимо отметить, что применение аппаратных и/или программных фильтров для подавления помех в электрокардиографических системах не всегда эффективно, особенно при высокой интенсивности помех. Обычно фильтры не полностью подавляют помехи, при этом в той или иной мере искажают полезный сигнал (вплоть до имитации патологических состояний). Из этого следует, что в системах амбулаторного персонального телемониторинга ЭКГ для диагностики должны использоваться лишь ЭКС достаточно высокого (допустимого) качества, обеспечивающего достоверную автоматическую классификацию нарушений сердечной деятельности.

Таким образом, для повышения достоверности автоматических диагностических заключений в системах АПТЭКГ необходим контроль качества зарегистрированных сигналов, а при разработке подобных систем целесообразно в их состав ввести модуль контроля качества зарегистрированных ЭКС.

Цель исследования – разработка структуры системы амбулаторного персонального телемониторинга ЭКГ и нейросетевого модуля контроля качества зарегистрированных сигналов в ее составе.

Материалы и методы

При современном уровне развития науки и технологий система АПТЭКГ в своем составе должна иметь один или несколько патч-регистраторов ЭКС (*patch*, англ. – пластырь, заплатка), мобильного устройства пациента (смартфона), сервера приложений и автоматизированного рабочего места (АРМ) кардиолога.

ЭКГ-электроды, усилитель и радиопередатчик интегрированы в патч-регистратор, который представляет собой гибкую эластичную пластинку, клеящуюся на торс пациента. Патч-регистраторы регистрируют ЭКС пациента (чаще всего в одном отведении) и по беспроводному каналу связи передают его на смартфон. Смартфон под управлением специализированного мобильного приложения реализует прием ЭКС с патч-регистратора и его дальнейшую передачу на сервер приложений. На экране смартфона отображаются рекомендации от системы, направленные на обеспечение регистрации качественного ЭКС, сообщения и рекомендации от врача, а при необходимости – зарегистрированный ЭКС.

Программные средства сервера системы обеспечивают подавление помех, классификацию нарушений сердечной деятельности и обеспечивает связь с АРМ кардиолога. Такая конфигурация системы АПТЭКГ не только обеспечивает длительную регистрацию ЭКС пациента в условиях его свободной активности и позволяет оперативно принимать решения (как на уровне сервера приложений, так и на уровне врача), но и обмениваться информацией, необходимой для обеспечения эффективного лечебно-диагностического процесса.

В основу структурной схемы системы АПТЭКГ (рис. 1) была положена обобщенная структура системы ЭКГ-диагностики, предложенная в работе [2]. Зарегистрированный ЭКС (в одном или нескольких отведениях) X поступает в модули подавления помех и контроля качества зарегистрированных ЭКС. После подавления помех сигнал Y поступает в модуль классификации нарушений, результат классификации K отправляется в АРМ-врача и в модуль формирования сообщений и рекомендаций, которые высылаются на смартфон пациента (сигнал F). Врач также формирует сообщения и рекомендации для пациента (сигнал R).

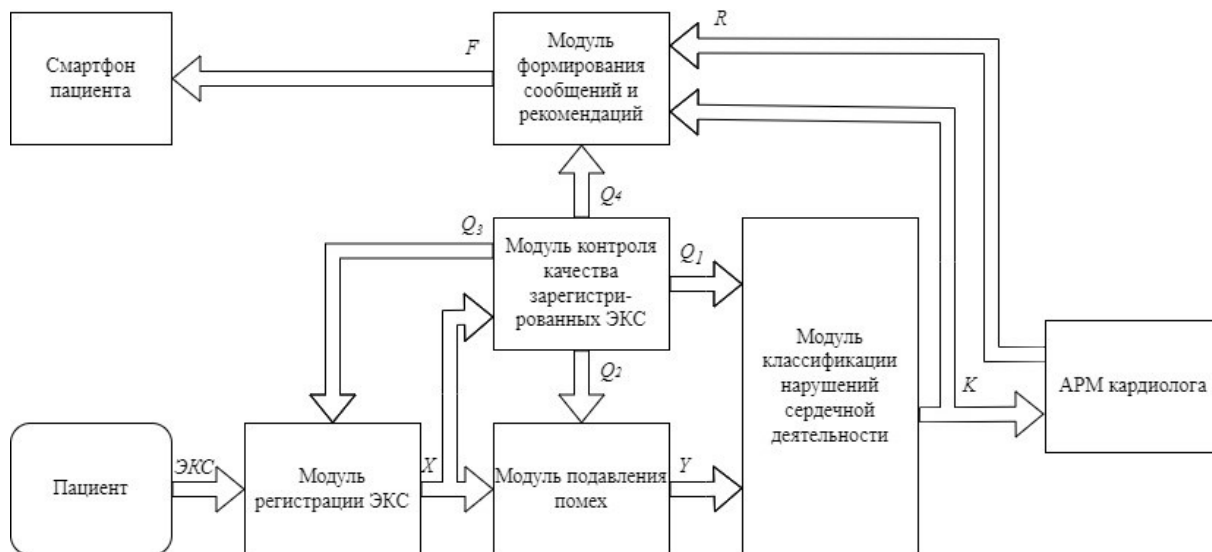


Рис. 1. Структурная схема системы АПТЭКГ

Модуль контроля качества в системе АПТЭКГ выполняет следующие функции:

- 1) формирование сигнала Q_1 при регистрации ЭКС с недопустимо высоким уровнем помех для остановки классификации нарушений или сокращения функций анализа (чтобы не делать неадекватных диагностических заключений);
- 2) управление фильтрами (сигнал Q_2) в модуле подавления помех (выбор конкретных фильтров и их параметров в зависимости от типа и интенсивности помех);
- 3) управление выбором наиболее качественных, т.е. менее зашумленных, отведений (сигнал Q_3) для регистрации и классификации нарушений;

4) управление формированием сообщений и рекомендации пациенту по уменьшению уровня помех (например, снизить физическую активность, выйти из зоны интенсивных помех, проверить/обеспечить контакт электрода с телом и т.д. (сигнал Q4)).

Для реализации всех вышеперечисленных функций модуль контроля качества ЭКС должен определять вид помех и их уровень (интенсивность). Модуль контроля качества зарегистрированных сигналов в настоящее время реализован в виде нейросетевого бинарного классификатора сигналов (приемлимый/неприемлимый).

В ряде научных работ [3–5] показана эффективность применения нейронных сетей глубокого обучения для анализа ЭКС, в том числе и для оценки их качества. В работах [6–8] обоснована перспективность выявления и классификации нарушений сердечной деятельности на основе вейвлет-преобразования ЭКС. Эти технологии (нейросети глубокого обучения и вейвлет-преобразование) и были использованы при реализации модуля контроля качества зарегистрированных ЭКС для системы АПТЭКГ [9–13]. Модуль был реализован как нейросетевой бинарный классификатор на основе сверточных нейронных сетей (2D CNN), а технология вейвлет-преобразования была применена для модификации участков ЭКС в полноцветные изображения [14].

При разработке нейросетевого классификатора в качестве обучающих и тестовых выборок были использованы участки ЭКС из базы данных PhysioNet/Computers in Cardiology Challenge 2011 (Set A challenge/2011/set a) [9]. Выборка состоит из 998 десятисекундных записей ЭКГ, зарегистрированных в 12 отведениях, при этом записи классифицированы на приемлемые (773) и неприемлемые (225).

Всего из базы данных PhysioNet было экспортировано и преобразовано в полноцветные изображения (вейвлет-спектрограммы) 205 приемлемых и 84 неприемлемых ЭКС. При обучении и тестировании классификатора использовались лишь записи II стандартного отведения.

При преобразовании участков сигналов в вейвлет-спектрограммы были выбраны следующие параметры: тип базового вейвлета – мексиканская шляпа (mexh), максимальный масштаб – 1000, цветовая карта – jet. Примеры ЭКС с соответствующими вейвлет-спектрограммами приведены на рис. 2.

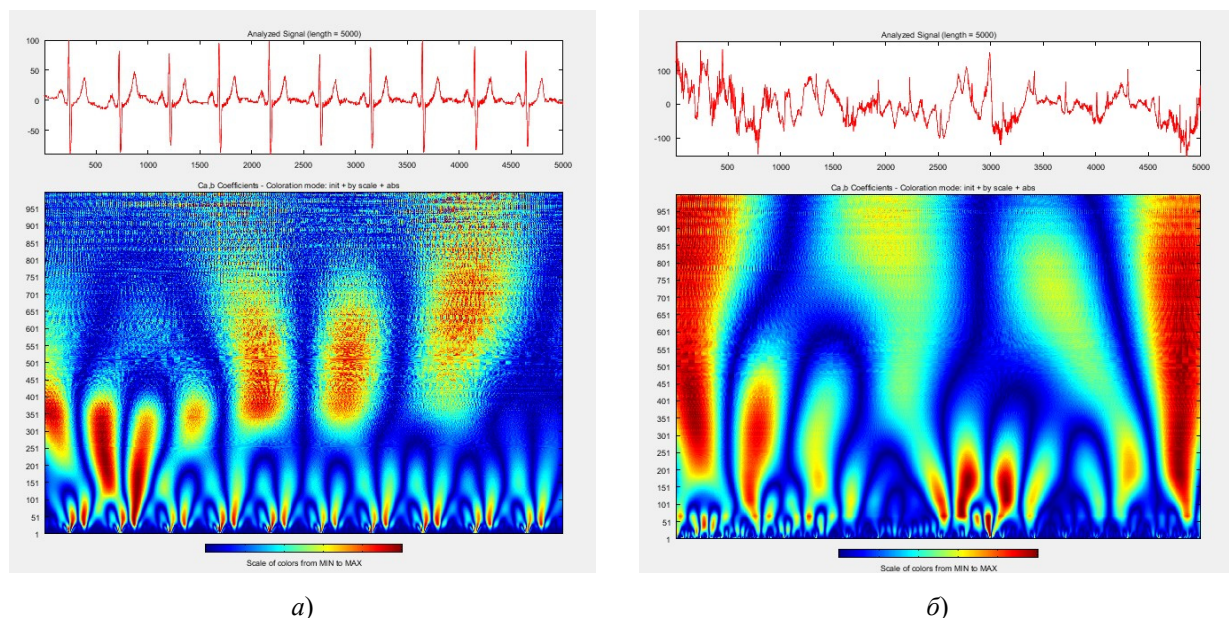


Рис. 2. Примеры допустимого (а) и недопустимого (б) ЭКС и соответствующие им вейвлет-спектрограммы

Из полученных 289 вейвлет-спектрограмм (205 изображений с приемлемым сигналом, 84 – с неприемлемым), сохраненных в формате png, с размерностью 585×386 , был создан набор для обучения и тестирования нейронных сетей. Изображения были разделены на обучающую и тестовую выборки. В обучающую выборку вошло 217 изображений (154 приемлемых и 63 неприемлимых, всего примерно 75 % от общего количества), в тестовую – 51 и 21 соответственно [15].

Результаты и их обсуждение

Для моделирования из библиотек PyTorch и TensorFlow были выбраны безвесовые сверточные нейронные сети VGGNet16, VGGNet19, ResNet34, ResNet50, их архитектура была сформирована в программной среде Google Colab (Colaboratory) на языке Python. Выбранные модели имеют высокую эффективность классификации изображений и не требуют больших вычислительных ресурсов, что повышает скорость обработки изображений и обучения моделей [10]. Модели ResNet реализованы с помощью библиотеки PyTorch, а модели VGG – с помощью TensorFlow.

Архитектура моделей VGGNet16/19 состоит из 16/19 весовых слоев соответственно [11]. На начальном этапе исходное полноцветное изображение размером 224×224 пикселя и тремя каналами RGB последовательно проходит через первые два сверточных слоя – Conv1-1 и Conv1-2. Каждый сверточный слой содержит 64 фильтра с размером окна 3×3. Фильтры выполняют операцию свертки с изображением, выделяя различные признаки. Следующим шагом является операция MaxPooling, которая уменьшает размеры карт признаков в два раза. Это позволяет сети сосредоточиться на более важных признаках и уменьшить количество параметров для обработки. После этого следуют два сверточных слоя Conv2-1 и Conv2-2 с 128 фильтрами, имеющими также размер окна 3×3. Результат блока сверточных слоев проходит функцию активации ReLU и формирует конечный тензор размером 7×7×512, который подается на полносвязную нейронную сеть, состоящую из двух скрытых слоев (количество нейронов в первом слое – 4096, во втором – 256) и одного выходного слоя из двух нейронов.

Архитектура ResNet34 и ResNet50 схожа с архитектурой VGGNet, но в отличие от нее в основе ResNet используются блоки с пропусками (residual blocks), которые добавляют прямое соединение (shortcut connection) между входом и выходом слоя, что позволяет эффективно обучать глубокие сети и бороться с проблемой затухающих градиентов [11].

Для обучения и работы всех моделей был настроен полносвязный слой, реализованы глубокие слои (Dense) и функции активации (relu – для первых двух слоев, softmax – для третьего слоя). Для оптимизации весов в процессе обучения выбраны оптимизаторы: для VGGNet – Adam (адаптивная оценка момента – одна из модификаций стохастического градиентного спуска), для ResNet – SGD (стохастический градиентный спуск) [12].

Для предотвращения переобучения обучение моделей VGGNet16, VGGNet19 и ResNet34 было остановлено на эпохе 14, а ResNet50 – на эпохе 12.

Оценка эффективности нейросетевого классификатора (тестирование) была выполнена на основе стандартных метрик качества классификации: точности (accuracy), прецизионности (precision), полноты (recall), логарифмической потери (loss), F-меры (F1Score) [13].

В табл. 1 приведены результаты сравнения эффективности разработанных нейросетевых классификаторов.

Таблица 1

Результат сравнения эффективности нейронных сетей

Модели	Метрики качества			
	Accuracy	Loss	Val F1Score	F1Score
VGGNet16	0,95	0,17	0,73	0,95
VGGNet19	0,97	0,1	0,72	0,97
ResNet34	0,65	0,23	0,81	0,94
ResNet50	0,65	0,21	0,77	0,76

По результатам тестирования наилучший результат классификации показала VGGNet19 с точностью 0,97; логарифмической потерей 0,1 и F-мерой 0,97. Нейросеть ResNet34 показала наилучшую обучаемость (значение метрики val_F1Score составляет 0,81), что свидетельствует о перспективе ее дальнейшего совершенствования.

Проблема недостаточно высокой обучаемости разработанных классификаторов, по всей видимости, связана с небольшим объемом обучающих данных.

Заключение

Система амбулаторного персонального телемониторинга ЭКГ с нейросетевым модулем контроля качества зарегистрированных сигналов в своем составе, созданная в соответствии с предложенной структурной схемой, обеспечит повышение достоверности диагностических заключений за счет:

– использования для анализа лишь сигналов достаточно высокого (допустимого) качества, адекватно характеризующих электрическую активность сердца;

– выбора конкретных фильтров для подавления помех и их параметров;

– выбора менее зашумленных отведений для регистрации и классификации нарушений;

– формирования рекомендаций пациенту, выполнение которых должно устранить причину или снизить интенсивность помех.

Разработанный нейросетевой классификатор показал достаточную эффективность и имеет все перспективы для дальнейшего повышения точности классификации посредством оптимизации выбора базового вейвлета, типа и размера вейвлет-изображений; использования большего количества отведений и обучающих выборок большего объема.

Направление дальнейших исследований ориентировано на совершенствование классификатора таким образом, чтобы он мог определять тип помехи и оценивать ее интенсивность.

Список литературы

1. Steinberg J. S., Varma N., Cygankiewicz I. [et al.]. ISHNE-HRS expert consensus statement on ambulatory ECG and external cardiac monitoring/telemetry // *Heart Rhythm*. 2017.
2. Кривоногов Л. Ю. Система электрокардиографической диагностики критических состояний в условиях свободной активности пациентов : дис. ... д-ра техн. наук. Пенза, 2017.
3. Исаков Р. В., Сушкова Л. Т. Возможности применения искусственных нейронных сетей для обнаружения искажений ЭКГ. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/vozmozhnosti-primeneniya-iskusstvennyh-neyronnyh-setey-dlya-obnaruzheniya-iskazheniy-ekg>
4. Hannun A. Y., Rajpurkar P., Haghpanahi M. [et al.]. Cardiologist-Level Arrhythmia Detection and Classification in Ambulatory Electrocardiograms Using a Deep Neural Network // *Nature Medicine*. 2019. Vol. 25. P. 65–69.
5. Tae J. J., Hoang M. N., Daeyoung K. [et al.]. ECG Arrhythmia Classification Using a 2-D Convolutional Neural Network // *Computer Science. Computer Vision and Pattern Recognition* arXiv:1804.06812
6. Чупов А. А., Жданов А. Е., Князев С. Т. [и др.]. Обработка сигналов ЭКГ с помощью вейвлет-анализа: диагностические возможности // *Ural Radio Engineering Journal*. 2021. Vol. 5. С. 337–352
7. Синютин С. А. Обработка электрокардиограммы с помощью вейвлет-анализа при холтеровском мониторинге. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/obrabotka-elektrokardiogrammy-spomoschyu-veyvlet-analiza-pri-holterovskom-monitorirovanii/viewer>
8. Kumari G. S., Seeramreddi K., Anusha J., Rao M. P. Electrocardiographic Signal Analysis Using Wavelet Transforms // *International Conference on Electrical, Electronics, Signals, Communication and Optimization (EESCO)*. 2015.
9. PhysioNet / Computers in Cardiology Challenge 2011. Set A challenge/2011/set. URL: <https://archive.physionet.org/challenge/2011/>
10. Russakovsky O., Deng J., Hao S. [et al.]. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge. *IJCV*, 2015.
11. Long Short-Term Memory. URL: <http://www.bioinf.jku.at/publications/older/2604.pdf>
12. Кофендерфер М. Дж., Уилер Т. А. Алгоритмы оптимизации. СПб. : Диалектика, 2020. 528 с.
13. Брюс П., Брюс Э., Гедек П. Практическая статистика для специалистов Data Science. СПб. : БХВ-Петербург, 2021. 352 с.
14. Дарьина А. Н., Прокопьев И. В. Метод нейросетевого управления в реальном времени на основе синтеза функции выбора // *Надежность и качество сложных систем*. 2019. № 4. С. 41–50.
15. Иванов А. И., Куприянов Е. Н., Савинов К. Н. [и др.]. Сокращение требований к объему выборки при проверке гипотезы нормальности биометрических данных через нейросетевое объединение семи статистических критериев // *Надежность и качество сложных систем*. 2019. № 4. С. 69–77.

References

1. Steinberg J.S., Varma N., Cygankiewicz I. et al. ISHNE-HRS expert consensus statement on ambulatory ECG and external cardiac monitoring/telemetry. *Heart Rhythm*. 2017.
2. Krivonogov L.Yu. System of electrocardiographic diagnosis of critical conditions in conditions of free activity of patients. DSc dissertation. Penza, 2017. (In Russ.)
3. Isakov R.V., Sushkova L.T. *Vozmozhnosti primeneniya iskusstvennykh neyronnykh setey dlya obnaruzheniya iskazheniy EKG = The possibilities of using artificial neural networks to detect ECG distortions*. (In Russ.). Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/vozmozhnosti-primeneniya-iskusstvennyh-neyronnyh-setey-dlya-obnaruzheniya-iskazheniy-ekg>

4. Hannun A.Y., Rajpurkar P., Haghpanahi M. et al. Cardiologist-Level Arrhythmia Detection and Classification in Ambulatory Electrocardiograms Using a Deep Neural Network. *Nature Medicine*. 2019;25:65–69.
5. Tae J.J., Hoang M.N., Daeyoun K. et al. ECG Arrhythmia Classification Using a 2-D Convolutional Neural Network. *Computer Science. Computer Vision and Pattern Recognition arXiv:1804.06812*
6. Chupov A.A., Zhdanov A.E., Knyazev S.T. et al. Processing of ECG signals using wavelet analysis: diagnostic capabilities. *Ural Radio Engineering Journal*. 2021;5:337–352. (In Russ.)
7. Sinyutin S.A. *Obrabotka elektrokardiogrammy s pomoshch'yu veyvlet-analiza pri kholterovskom monitorirovanii = Electrocardiogram processing using wavelet analysis during Holter monitoring*. (In Russ.). Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/obrabotka-elektrokardiogrammy-spomoshchyu-veyvlet-analiza-pri-holterovskom-monitorirovanii/viewer>
8. Kumari G.S., Seeramreddi K., Anusha J., Rao M.P. Electrocardiographic Signal Analysis Using Wavelet Transforms. *International Conference on Electrical, Electronics, Signals, Communication and Optimization (EESCO)*. 2015.
9. *PhysioNet*. Computers in Cardiology Challenge 2011. Set A challenge/2011/set. Available at: <https://archive.physionet.org/challenge/2011/>
10. Russakovsky O., Deng J., Hao S. et al. *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge*. IJCV, 2015.
11. *Long Short-Term Memory*. Available at: <http://www.bioinf.jku.at/publications/older/2604.pdf>
12. Kofenderfer M.Dzh., Uiler T.A. *Algoritmy optimizatsii = Optimization algorithms*. Saint Petersburg: Dialektika, 2020:528. (In Russ.)
13. Bryus P., Bryus E., Gedek P. *Prakticheskaya statistika dlya spetsialistov Data Science = Practical statistics for Data Science specialists*. Saint Petersburg: BKhV-Peterburg, 2021:352. (In Russ.)
14. Dar'ina A.N., Prokop'ev I.V. The method of neural network control in real time based on the synthesis of the selection function. *Nadezhnost' i kachestvo slozhnykh system = Reliability and quality of complex systems*. 2019;(4):41–50. (In Russ.)
15. Ivanov A.I., Kupriyanov E.N., Savinov K.N. et al. Reduction of sample size requirements when testing the hypothesis of the normality of biometric data through a neural network combination of seven statistical criteria. *Nadezhnost' i kachestvo slozhnykh system = Reliability and quality of complex systems*. 2019;(4):69–77. (In Russ.)

Информация об авторах / Information about the authors

Леонид Юрьевич Кривоногов

доктор технических наук, доцент,
профессор кафедры медицинской
кибернетики и информатики,
Пензенский государственный университет
(Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40)
E-mail: leonidkrivonogov@yandex.ru

Михаил Сергеевич Геращенко

кандидат технических наук,
доцент кафедры медицинской
кибернетики и информатики,
Пензенский государственный университет
(Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40)
E-mail: cts.com@yandex.ru

Сергей Иванович Геращенко

доктор технических наук, профессор,
заведующий кафедрой медицинской
кибернетики и информатики,
Пензенский государственный университет
(Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40)
E-mail: mpo@list.ru

Leonid Yu. Krivonogov

Doctor of technical sciences, associate professor,
professor of the sub-department
of medical cybernetics and computer science,
Penza State University
(40 Krasnaya street, Penza, Russia)

Mikhail S. Gerashchenko

Candidate of technical sciences,
associate professor of the sub-department
of medical cybernetics and computer science,
Penza State University
(40 Krasnaya street, Penza, Russia)

Sergey I. Gerashchenko

Doctor of technical sciences, professor,
head of the sub-department of medical
cybernetics and computer science,
Penza State University
(40 Krasnaya street, Penza, Russia)

Александр Николаевич Митрошин

доктор медицинских наук, профессор,
заведующий кафедрой хирургии,
директор Медицинского института,
Пензенский государственный университет
(Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40)
E-mail: an-mitroshin@mail.ru

Станислав Фёдорович Лёвин

студент,
Пензенский государственный университет
(Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40)
E-mail: lvin.stanislav.01@mail.ru

Aleksandr N. Mitroshin

Doctor of medical sciences, professor,
head of the sub-department of surgery,
director of the Medical Institute,
Penza State University
(40 Krasnaya street, Penza, Russia)

Stanislav F. Levin

Student,
Penza State University
(40 Krasnaya street, Penza, Russia)

**Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов /
The authors declare no conflicts of interests.**

Поступила в редакцию/Received 25.11.2023

Поступила после рецензирования/Revised 10.12.2023

Принята к публикации/Accepted 25.12.2023