

**ТУЦЕНКО К.О.,**

ФГБОУ ВО «Красноярский государственный медицинский университет им. проф. В.Ф. Войно-Ясенецкого», г. Красноярск, Россия, e-mail: kseniamkib@gmail.com

**НАРКЕВИЧ А.Н.,**

д.м.н., ФГБОУ ВО «Красноярский государственный медицинский университет им. проф. В.Ф. Войно-Ясенецкого», г. Красноярск, Россия, e-mail: narkevichart@gmail.com

**РОССИЕВ Д.А.,**

д.м.н., профессор, ФГБОУ ВО «Красноярский государственный медицинский университет им. проф. В.Ф. Войно-Ясенецкого», г. Красноярск, Россия, e-mail: rossiev@mail.ru

**ИПАТЮК О.В.,**

УН «Пальмира», г. Красноярск, Россия, e-mail: s.v.b.07@mail.ru

**АВДЕЕВ С.М.,**

ИП Авдеев Сергей Максимович, г. Красноярск, Россия, e-mail: avdeev63@mail.ru

## ПРИМЕНЕНИЕ КОМПЬЮТЕРНЫХ ТЕХНОЛОГИЙ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ ЗАБОЛЕВАНИЙ СЕРДЦА И ЛЁГКИХ ПО ДАННЫМ АУСКУЛЬТАЦИИ

DOI: 10.25881/18110193\_2022\_2\_12

**Аннотация.**

Аускультация является типовым методом обследования пациентов с патологиями органов дыхания и сердечно-сосудистой системы. Это дешевый и доступный, но субъективный метод, диагностическая ценность которого сильно зависит от опыта врача. Электронные стетоскопы способны увеличивать громкость аудиозаписи, устранять шумы, а также хранить и передавать звук на компьютер или смартфон. Для фильтрации полученных аудиозаписей используется вейвлет-преобразование, фильтр Баттерворта, фильтры нижних и верхних частот и другие. Для идентификации звуков используются методы машинного обучения, которые зачастую превосходят в точности опытных врачей. Методы математического анализа позволяют диагностировать патологические и невинные сердечные шумы, хрипы в лёгких, астматическое дыхание и другие патологии. В данном обзоре описываются различные исследования, посвященные диагностике патологий органов дыхания и сердечно-сосудистой системы по данным аускультации.

**Ключевые слова:** аускультация, диагностическая система, искусственный интеллект, дыхательные шумы, сердечные шумы, классификация звуков, машинное обучение.

**Для цитирования:** Туценко К.О., Наркевич А.Н., Россиев Д.А., Ипатюк О.В., Авдеев С.М. Применение компьютерных технологий для диагностики заболеваний сердца и лёгких по данным аускультации. Врач и информационные технологии. 2022; 2: 12-21. doi: 10.25881/18110193\_2022\_2\_12.

**TUTSENKO K.O.,**

Krasnoyarsk State Medical University named after prof. V.F. Voino-Yasenetsky»,  
Krasnoyarsk, Russia, e-mail: kseniamkib@gmail.com

**NARKEVICH A.N.,**

Dr. Sci. (Medicine), Krasnoyarsk State Medical University named after prof. V.F. Voino-Yasenetsky»,  
Krasnoyarsk, Russia, e-mail: narkevichart@gmail.com

**ROSSIEV D.A.,**

Dr. Sci. (Medicine), Professor, Krasnoyarsk State Medical University named after prof. V.F. Voino-Yasenetsky»,  
Krasnoyarsk, Russia, e-mail: rossiev@mail.ru

**IPATYUK O.V.,**

UN «Palmira», Krasnoyarsk, Russia, e-mail: s.v.b.07@mail.ru

**AVDEEV S.M.,**

Individual entrepreneur Avdeev Sergey Maksimovich, Krasnoyarsk, Russia, e-mail: avdeev63@ma

## APPLICATION OF COMPUTER TECHNOLOGIES USING AUSCULTATION DATA FOR HEART AND LUNG DISEASES DIAGNOSIS

DOI: 10.25881/18110193\_2022\_2\_12

**Abstract.**

*Auscultation is a classic method of examining patients with respiratory and cardiovascular pathologies. Auscultation is a subjective method, its diagnostic accuracy is highly dependent on the doctor's experience. Electronic stethoscopes can increase the volume of audio recordings, eliminate noise, and store and transmit sound to a computer or smartphone. Wavelet transform, Butterworth filter, low and high pass filters are used to filter the resulting audio recordings. Machine learning methods, which often surpass to experienced doctors in accuracy, are used to identify various sounds. Methods of mathematical analysis make it possible to differentiate pathological sounds from and innocent heart murmurs, wheezing in the lungs, asthmatic breathing and other pathologies. This review describes various studies on the diagnosis of respiratory and cardiovascular pathologies based on auscultation data.*

**Keywords:** *auscultation, diagnostic system, artificial intelligence, breath sound, heart murmurs, classification of sounds, machine learning.*

**For citation:** *Tutsenko K.O., Narkevich A.N., Rossiev D.A., Ipatyuk O.V., Avdeev S.M. Application of computer technologies using auscultation data for heart and lung diseases diagnosis. Medical doctor and information technology. 2022; 2: 12-21. doi: 10.25881/18110193\_2022\_2\_12.*

## ВВЕДЕНИЕ

Аускультация является одним из наиболее доступных способов диагностики патологий сердца, лёгких и других органов, при этом данный метод имеет целый ряд ограничений. Человеческое ухо способно различить лишь малую часть акустического спектра, который генерируется сердечной деятельностью. К тому же диагностическая точность аускультации сильно зависит от опыта, состояния органов слуха, обстановки и знаний врача. Врач, не обладающий специальными навыками, способен пропустить патологию, что может привести к ухудшению состояния пациента. В других случаях наблюдается гипердиагностика, когда врач широкого профиля направляет здорового пациента на приём к узкоспециализированному врачу, что влечёт за собой ненужные экономические затраты. Гипо- и гипердиагностика в таком случае становится результатом неспособности специалиста различать нормальные и патологические звуки при аускультации.

Биологические и медицинские данные обычно нелинейны, что ограничивает использование традиционных методов для их анализа. Классификация дыхательных звуков является сложной задачей, с которой успешно справляются методы машинного обучения. За прошедшие годы были разработаны различные алгоритмы, которые значительно снижают вероятность ошибок. Диагностические системы на основе машинного обучения, используемые для аускультации, зачастую превосходят в точности опытных врачей.

## МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Выполнялся обзор публикаций по разработке диагностических моделей на основании данных аускультации сердца и лёгких.

Критериями включения явились:

- 1) использование для классификации данных аускультации;
- 2) применение нелинейных методов;
- 3) наличие данных о диагностической ценности метода.

Поиск научных статей проведен в библиографических базах данных PubMed, Embase, а также в поисковой базе данных научных публикаций eLIBRARY.

Ключевые слова для поиска: «аускультация», «легочный звук», «дыхательные шумы», «сердечные шумы» «диагностическая система», «классификация звуков», «машинное обучение», «искусственный интеллект», «auscultation», «respiratory sound», «heart murmurs» «diagnostic system», «classification of sounds», «machine learning», «artificial intelligence» присутствующие в названии или аннотации, а также их синонимы («респираторные шумы», «breath sounds»)

## РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЯ

Аускультация сердца является простым и удобным инструментом для ранней диагностики сердечных заболеваний. Исследование звукового сигнала сердца основывается на обнаружении первого (S1) и второго тона сердца (S2). Дополнительные звуковые феномены, такие как щелчки, шумы и пр., могут указывать на возможные патологии. Правильная идентификация дополнительных сердечных звуков направлена на постановку адекватного предварительного диагноза и принятие решения по направлению пациента к врачу-кардиологу.

Повышение качества диагностики заболеваний путем разработки автоматизированной системы поддержки принятия врачебных решений (СППВР) на основании результатов аускультации является актуальной научной задачей. В исследовании [1] оценивается дополнительная ценность одновременного изучения графического представления и акустического анализа сердечных тонов врачами. СППВР выполняет спектральный и временной анализ тонов сердца, графически отображает профили шума. В исследовании семь сертифицированных врачей первичной медико-санитарной помощи были оценены как без, так и с использованием СППВР. При использовании СППВР чувствительность для выявления патологических шумов выросла с 82,4% до 90,0%, в то время как специфичность выросла с 74,9% до 88,8%.

В работе [2] представлен алгоритм диагностической системы для обнаружения шумов в сердце. Данные сердечного звука визуально представлялись в виде спектрограммы, которая обрабатывалась как изображение, соответствующее сердечной функции. Алгоритм

включает в себя устранение шума с помощью вейвлет-анализа, подготовку входного вектора с помощью метода главных компонент и классификацию тона сердца с помощью искусственной нейронной сети. Первоначальное тестирование показало, что данная система способна различать нормальные и патологические звуки сердца с чувствительностью  $Se = 64,7\%$ , специфичностью  $Sp = 70,5\%$  и точностью  $Acc = 70,2\%$ .

В исследовании [3] сравнивались различные алгоритмы машинного обучения для задачи классификации нормальных и аномальных тонов сердца. При изучении сердечных звуков были рассчитаны 52 числовые характеристики, из этого набора данных были созданы нормализованный и стандартизованный наборы. Данные были проанализированы с помощью шести классификаторов: k-ближайшие соседи, наивный байесовский классификатор, деревья решений, логистическая регрессия, метод опорных векторов и нейронные сети. Наилучшие результаты показала логистическая регрессия со специфичностью  $Sp = 75\%$  и площадью под ROC-кривой  $AUC = 0,8405$  (для стандартизованного набора данных),  $Sp = 71\%$  и  $AUC = 0,8407$  (для нормализованного набора данных). Методика интерпретации тонов сердца и определения шума, описанная в работе [4], состоит из этапов предварительной обработки сигнала, разработки функций и классификации. В данном исследовании энтропия Карджи впервые использовалась в классификации сердечных тонов. В работе применялись алгоритмы k-ближайшего соседа, метод опорных векторов и многослойный персептрон со всеми векторами признаков. При классификации с мел-кепстральными коэффициентами точность для используемых методов составила: k-ближайшего соседа  $Acc = 90,06\%$ , метод опорных векторов  $Acc = 90,12\%$ , многослойный персептрон  $Acc = 88,92\%$ .

Алгоритм глубокого обучения на основе сверточной нейронной сети обнаруживает шумы сердца с точностью, сравнимой с точностью опытных кардиологов [5]. Применение алгоритма к звукам сердца, записанным в определённой точке аускультации позволяет выявить тяжёлые формы стеноза аорты ( $Se = 93,2\%$ ,  $Sp = 86,0\%$ ) или митральной

регургитации ( $Se = 66,2\%$ ,  $Sp = 94,6\%$ ). В исследовании [6] оценивалась точность аускультации аномальных сердечных тонов с помощью платформы с искусственным интеллектом на основе сверточной нейронной сети. На платформе проводилась удалённая аускультация кардиологами и автоматическая аускультация искусственным интеллектом. Дистанционная аускультация обнаружила ненормальный звук сердца с чувствительностью  $Se = 98\%$ , специфичностью  $Sp = 91\%$ ,  $Acc = 97\%$ . Искусственный интеллект продемонстрировал  $Se = 97\%$ ,  $Sp = 89\%$ ,  $Acc = 96\%$ . Для автоматической аускультации сердца и обнаружения аномального сердцебиения с использованием сигнала фонокардиограммы используются и рекуррентные нейронные сети с долгой краткосрочной памятью [7]. В данной работе также применялся метод опорных векторов ( $Acc = 82,91\%$ ), логистическая регрессия ( $Acc = 69,91\%$ ) и случайный лес ( $Acc = 68,61\%$ ). Рекуррентная нейронная сеть показала наиболее высокую диагностическую точность ( $Acc = 97,06\%$ ), при использовании рекуррентного управляемого блока точность составила  $Acc = 95,42\%$ .

Авторы статьи [8] описывают опыт аускультации сердца с использованием смартфонов без дополнительных устройств. Звук регистрировался на коже грудной стенки с помощью 3 смартфонов: Samsung Galaxy S5 и Galaxy S6, а также LG G3. Тоны сердца классифицировались с использованием сверточных нейронных сетей на 5 категорий: норма, третий тон сердца, четвертый тон сердца (S4), систолический шум и диастолический шум. Алгоритм диагностики с высокой точностью классифицировал сердечные тоны с использованием всех смартфонов (для Galaxy S5  $Acc = 90\%$ , для Galaxy S6  $Acc = 87\%$ , для LG G3  $Acc = 90\%$ ).

Особенно сложна аускультация сердца у младенцев и детей младшего возраста. Возбуждённое поведение, плач и учащённое сердцебиение ограничивают точность диагностики, при этом многие формы врожденных пороков сердца можно распознать по наличию шумов при аускультации. Однако у детей часто бывают невинные шумы, которые достаточно сложно отличить от патологических. Опытные врачи, используя простой стетоскоп, отличают невинные и патологические шумы с

чувствительностью и специфичностью более 90% [9], точность диагностики среди стажеров-медиков и врачей первичного звена 73% [10].

Особенно актуальна проблема недостаточной квалификации врачей для развивающихся стран, где большое количество детей живут с невыявленными сердечными шумами. Авторы статьи [11] разработали СППВР для медицинских организаций развивающихся стран. Данная система создана для проверки большого количества детей без необходимости наличия дорогостоящего оборудования или специальных навыков. Алгоритм обнаружения сердечных шумов в звуковых сигналах основан на ансамбле нейронных сетей. При использовании новых методов обработки сигналов и ансамбля нейронных сетей в качестве классификатора была достигнута высокая специфичность и чувствительность ( $Sp = 94\%$ ,  $Se = 91\%$ ).

J. Wang et al. (2020) [12] разработали метод интеллектуальной диагностики шумов при ишемической болезни сердца (ИБС) у детей. Были записаны сигналы фонокардиограммы у здоровых детей и у детей с шумами ИБС. Для определения первого и второго тона сердца использовалось дискретное вейвлет-преобразование в сочетании с произведением Адамара. Ансамбль, состоящий из 86 нейронных сетей, показал высокие значения точности ( $Acc = 93\%$ ), чувствительности ( $Se = 93,5\%$ ) и специфичности ( $Sp = 91,7\%$ ). В статье [13] представлен новый метод обработки звукового сигнала сердца для обнаружения четвёртого тона сердца у детей. S4 является патологическим диастолическим звуком, который слышен при серьезных заболеваниях сердца. Для предотвращения необратимых осложнений у пациентов с тяжелыми заболеваниями необходимо как можно раньше диагностировать наличие S4. Предлагаемый метод основан на нейронной сети с временным ростом (Backward Time-Growing Neural Network). При использовании данного метода точность составила  $Acc = 88,3\%$ , чувствительность  $Se = 82,4\%$ , специфичность  $Sp = 93,7\%$ .

В статье [14] предлагается новый метод классификации сердечных звуков у детей без обнаружения основных тонов сердца. Анализ направлен на классификацию трёх групп: норма (класс A), синдром пролабирования створок

митрального клапана (класс B) и другие патологические шумы (класс C). Предлагаемый метод основан на анализе спектров сингулярностей и долговременной зависимости нерегулярных структур. Результаты предлагаемого метода обеспечили высокие показатели точности для каждого из трех классов ( $Acc_{\text{класс A}} = 95,90\%$ ,  $Acc_{\text{класс B}} = 95,02\%$ ,  $Acc_{\text{класс C}} = 95,17\%$ ).

S. Kang и соавторы (2017) [15] разработали алгоритм для автоматической идентификации шума Стилла. Шум Фредерика Стилла является самым распространённым функциональным (непатологическим) шумом у детей, который зачастую неверно интерпретируется как патологический, в результате чего возникает большое количество ненужных обращений к кардиологу. Для фильтрации сигнала использовался фильтр Баттерворта 3-го порядка, фильтры нижних и верхних частот. В качестве классификаторов использовались искусственная нейронная сеть и метод опорных векторов. На основании усредненных признаков классификаторы показали высокую диагностическую ценность, для нейронной сети  $AUC = 0,9549$ , для метода опорных векторов  $AUC = 0,9661$ .

Аускультация легочного звука — один из наиболее часто используемых методов оценки респираторных заболеваний при оказании первичной медико-санитарной помощи и наблюдения за пациентом. Однако эффективность этого метода сильно зависит от подготовки врача. При аускультации лёгких важно не только идентифицировать звук, но и наблюдать его изменения в динамике. Сопоставление легочных звуков с другими клиническими симптомами и анамнезом является важной задачей при работе с пациентами пульмонологического профиля.

Для дистанционной диагностики патологий дыхательной системы с помощью аускультации была разработана компьютерная программа, которая способна определить локализацию точек аускультации без присутствия врача. Данная технология вычисляет координаты точек на основе анатомического строения торса [16].

В настоящее время при решении задач классификации легочных звуков большое внимание уделяется нейронным сетям. В работе [17] описывается опыт применения

алгоритма глубокого обучения для автоматической классификации звуков легких. С помощью глубокой нейронной сети лёгочные звуки классифицировались на три группы: сухие свистящие хрипы, влажные хрипы, отсутствие хрипов. Данные были собраны с помощью недорогого электронного стетоскопа (30\$ США) и переданы на компьютер с помощью специального приложения для мобильного телефона. Для сухих свистящих хрипов  $AUC = 0,86$ , для влажных хрипов  $AUC = 0,74$ . Y. Kim et al. (2021) [18] преобразовывали лёгочные звуки в мел-спектрограммы. Классификатор на основе сверточной нейронной сети обнаруживал аномальные звуки с точностью  $Acc = 86,5\%$  и площадью под кривой  $AUC = 0,93$ , патологические лёгочные звуки с точностью  $Acc = 85,7\%$  и средней  $AUC = 0,92$ , при этом точность аускультации интернов и ординаторов была менее 80%. В исследовании [19] классификация лёгочных звуков проводилась с помощью модели глубокой сети доверия, где нейроны внутри одного слоя не связаны друг с другом, но связаны с нейронами соседнего слоя. Данный метод показал высокие значения диагностической ценности  $Acc = 95,84\%$ ,  $Se = 93,34\%$ ,  $Sp = 93,65\%$

Анализ результатов аускультации имеет важное значение для диагностики бронхиальной астмы. В работе [20] проводилась классификация звуковых сигналов дыхания нормального и астматического состояний. Отдельно анализировались звуки на вдохе и выдохе. В работе использовалось дискретное вейвлет-преобразование, вейвлет-пакетное преобразование и нейронная сеть. Наибольшую точность показала нейронная сеть в сочетании с дискретным вейвлет-преобразованием (правое легкое:  $Acc_{\text{вдох}} = 91,67\%$ ,  $Acc_{\text{выдох}} = 76,67\%$ ; левое лёгкое:  $Acc_{\text{вдох}} = 90\%$ ,  $Acc_{\text{выдох}} = 86,67\%$ ).

В статье [21] оценивались два подхода к классификации, основанные на глубоком обучении. Первый подход реализован с помощью глубоких сверточных нейронных сетей (для выделения признаков) и метода опорных векторов (для классификации), второй подход — нейронная сеть и классификатор softmax. Оба подхода показали недостаточную диагностическую точность, для первого подхода  $Acc = 65,50\%$ , для второго  $Acc = 63,09\%$ .

R. Naves и соавторы (2016) [22] с целью повышения точности использовали подход «разделяй и властвуй», для чего классификация была разделена на более мелкие подзадачи. Авторами было построено дерево классификации, в каждом узле которого реализован свой классификатор. На первом этапе (узел 1) лёгочный звук классифицировался на один из трех классов с помощью метода k-ближайших соседей ( $Acc = 92,1\%$ ): нормальный лёгочный звук, влажные хрипы и сухие свистящие хрипы. Далее если звук был классифицирован как сухой свистящий хрип, наивный Байесовский классификатор (узел 2) ( $Acc = 91,1$ ) определял звук как монофонический или полифонический. Если лёгочный звук был классифицирован как влажный хрип на первом этапе, другой наивный Байесовский классификатор (узел 3) ( $Acc = 91,4\%$ ) определял звук как крупно- или мелкопузырчатый хрип. Общая точность для классификации лёгочных звуков с помощью представленного метода составила  $Acc = 92,2\%$

В работе [23] рассматриваются основные методы машинного обучения для задачи классификации звуков легких. Наилучшие значения диагностической точности показали метод опорных векторов ( $Acc = 95\%$ ) и дерево решений ( $Acc = 93\%$ ), наименьшую точность показала логистическая регрессия ( $Acc = 53\%$ ). В работе [24] сравнивались три подхода машинного обучения для классификации звуков легких. Звуки классифицировались на нормальный лёгочный звук, мелко- и крупнопузырчатые влажные хрипы, моно- и полифонические сухие свистящие хрипы, короткие хрипы и стридор. Первые два подхода основаны на извлечении набора созданных вручную функций, обученных тремя разными классификаторами (метод опорных векторов, k-ближайшего соседа и модель гауссовой смеси), третий подход основан на сверточной нейронной сети. Наибольшая диагностическая точность получена для нейронной сети ( $Acc = 93,26\%$ ). Исследователи [25] разработали собственный электронный стетоскоп и мобильное приложение, которое создает записи о пациентах и использует аудиотеку. Классификация дыхательных звуков производилась с помощью метода опорных векторов на основе частотных кепстральных коэффициентов и изображений спектрограмм

в сверточной нейронной сети. Точность для классификации нормальных и патологических лёгочных звуков составила  $Acc = 86\%$  для обоих методов.

Аускультация легких играет важную роль в диагностике легочных заболеваний у детей. Целью исследования [26] была оценка использования алгоритма искусственного интеллекта для обнаружения звуков дыхания в реальной клинической среде у детей с легочными заболеваниями. Для искусственного интеллекта чувствительность и специфичность в обнаружении влажных хрипов составили  $Se = 81,3\%$  и  $Sp = 94,1\%$ , чувствительность, специфичность при стратификации хрипов  $86,4\%$  и  $83,0\%$ . Для педиатров чувствительность и специфичность в обнаружении влажных хрипов составили  $47,8\%$  и  $77,1\%$ , при стратификации хрипов  $82,2\%$  и  $72,1\%$ . В работе [27] сравнивалась эффективность искусственного интеллекта на основе нейронной сети и группы из пяти врачей с точки зрения идентификации респираторных звуков у детей. Эффективность этих двух групп существенно различается, нейронная сеть показала более высокую чувствительность при обнаружении всех четырех патологических явлений (крупнопузырчатые влажные хрипы: нейронная сеть ( $Se = 56,1\%$ ,  $Sp = 88,2\%$ ), врачи ( $Se = 56,1\%$ ,  $Sp = 84,6\%$ ); мелкопузырчатые влажные хрипы: нейронная сеть ( $Se = 83,9\%$ ,  $Sp = 79,3\%$ ), врачи ( $Se = 72,3\%$ ,  $Sp = 69,8\%$ ); сухие свистящие хрипы: нейронная сеть ( $Se = 78,2$ ,  $Sp = 82,2$ ), врачи ( $Se = 58,1$ ,  $Sp = 90,7$ ); басовые хрипы: нейронная сеть ( $Se = 87,6$ ,  $Sp = 84,6$ ), врачи ( $Se = 67,3$ ,  $Sp = 85,3$ ).

Исследование [28] описывает метод быстрой дистанционной компьютерной диагностики COVID-19, основанный на анализе дыхательных шумов с помощью метода быстрого преобразования Фурье. Дыхательные звуки обследуемых были записаны на расстоянии 2 см возле рта с помощью мобильного телефона. Предлагаемая компьютерная диагностика

COVID-19 демонстрирует точность диагностики свыше  $88\%$ . Е.А. Lapteva и соавторы (2021) [29], используя нейронную сеть, создали автоматизированную платформу LungPass, состоящую из электронного беспроводного стетоскопа и приложения для мобильного телефона. Данная платформа использовалась в качестве инструмента скрининга на вовлечение нижних дыхательных путей у пациентов с COVID-19 в патологический процесс. LungPass продемонстрировал чувствительность  $98,6\%$  и специфичность  $96,9\%$  при выявлении COVID-19. Данную систему можно использовать для выявления бронхиальной астмы, хронической обструктивной болезни лёгких и пневмонии. При диагностике указанных патологий автоматическая система анализа звуковых феноменов также обладает высокой чувствительностью ( $80,81-93,33\%$ ) и специфичностью ( $83,33-98,99\%$ ) [30].

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Классификация аускультативных звуков с помощью машинного обучения имеет высокие показатели чувствительности, специфичности и точности, которые в большинстве случаев превосходят диагностическую ценность врачебных решений. Компьютерная аускультация является многообещающей технологией для помощи врачам первичного звена в принятии решения о направлении пациента к узкоспециализированному врачу. Описанные технологии позволят повысить точность скрининга сердечно-сосудистых и легочных патологий, а также позволят избежать ненужных обращений к узким специалистам.

Алгоритмы искусственного интеллекта могут использоваться не только в диагностике различных патологий, но и в обучении студентов-медиков. Также с помощью удалённой аускультации в сочетании с диагностической системой пациент может осуществлять мониторинг состояния своего здоровья.

**ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES**

1. Watrous RL, Thompson WR, Ackerman SJ. The impact of computer-assisted auscultation on physician referrals of asymptomatic patients with heart murmurs. *Clinical Cardiology: An International Indexed and Peer-Reviewed Journal for Advances in the Treatment of Cardiovascular Disease*. 2008; 31(2): 79-83. doi: 10.1002/clc.20185.
2. Andrišević N, Ejaz K, Rios-Gutierrez F, Alba-Flores R, Nordehn G, Burns S. Detection of heart murmurs using wavelet analysis and artificial neural networks. *Journal of Biomechanical Engineering*. 2005; 127(6): 899-904. doi: 10.1115/1.2049327.
3. Soto-Murillo MA, Galván-Tejada JI, Galván-Tejada CE, Celaya-Padilla JM, Luna-García H, Magallanes-Quintanar R, et al. Automatic Evaluation of Heart Condition According to the Sounds Emitted and Implementing Six Classification Methods. *Healthcare*. 2021; 9(3): 317. doi: 10.3390/healthcare9030317.
4. Gündüz AF, Karci A. Heart Sound Classification for Murmur Abnormality Detection Using an Ensemble Approach Based on Traditional Classifiers and Feature Sets. *Computer Science*. 2020; 5(1): 1-13.
5. Chorba JS, Shapiro AM, Le L, Maidens J, Prince J, Pham S, et al. Deep Learning Algorithm for Automated Cardiac Murmur Detection via a Digital Stethoscope Platform. *Journal of the American Heart Association*. 2021; 10(9): e019905. doi:10.1161/JAHA.120.019905.
6. Lv J, Dong B, Lei H, Shi G, Wang H, Zhu F, et al. Artificial intelligence-assisted auscultation in detecting congenital heart disease. *European Heart Journal*. 2021; 2(1): 119-124. doi: 10.1093/ehjdh/ztaa017.
7. Latif S, Usman M, Rana JQ. Abnormal heartbeat detection using recurrent neural networks. *Computer Vision and Pattern Recognition*. 2018; 1: 1-8.
8. Kang SH, Joe B, Yoon Y, Cho GY, Shin I, Suh JW. Cardiac Auscultation Using Smartphones: Pilot Study. *Journal of Medical Internet Research Mhealth and Uhealth*. 2018; 6(2): e8946. doi: 10.2196/mhealth.8946.
9. Castello-Herbreteau B, Vaillant MC, Magontier N, Pottier JM, Blond MH, Chantepie A. Diagnostic value of physical examination and electrocardiogram in the initial evaluation of heart murmurs in children. *Archives de Pédiatrie*. 2000; 7: 1041-1049. doi: 10.1016/s0929-693x(00)00311-0.
10. Kumar K, Thompson WR. Evaluation of cardiac auscultation skills in pediatric residents. *Clinical Pediatrics*. 2013; 52: 66-73. doi: 10.1177/0009922812466584.
11. Pretorius E, Cronje ML, Strydom O. Development of a pediatric cardiac computer aided auscultation decision support system. *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology*. 2010: 6078-6082. doi: 10.1109/IEMBS.2010.5627633.
12. Wang J, You T, Yi K, Gong Y, Xie Q, Qu F, et al. Intelligent diagnosis of heart murmurs in children with congenital heart disease. *Journal of healthcare engineering*. 2020; 2020: 9640821. doi: 10.1155/2020/9640821.
13. Gharehbaghi A, Sepehri AA, Babic A. Forth Heart Sound Detection Using Backward Time-Growing Neural Network. *CMBEBIH*. 2019; 73: 341-345. doi: 10.1007/978-3-030-17971-7\_53.

14. Gavrovska A, Zajić G, Bogdanović V, Reljin I, Reljin B. Paediatric heart sound signal analysis towards classification using multifractal spectra. *Physiological measurement*. 2016; 37(9): 1556. doi: 10.1088/0967-3334/37/9/1556.
15. Kang S, Doroshov R, McConnaughey J, Shekhar R. Automated Identification of Innocent Still's Murmur in Children. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2017; 64(6): 1326-1334. doi: 10.1109/TBME.2016.2603787.
16. Zaitseva EG, Chernetsky MV, Shevel NA. About Possibility of Remote Diagnostics of the Respiratory System by Auscultation. *Devices and Methods of Measurements*. 2020; 11(2): 148-154. doi: 10.21122/2220-9506-2020-11-2-148-154.
17. Chamberlain D, Kodgule R, Ganelin D, Miglani V, Fletcher RR. Application of semi-supervised deep learning to lung sound analysis. 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. 2016: 804-807. doi: 10.1109/EMBC.2016.7590823.
18. Kim Y, Hyon Y, Jung SS, Lee S, Yoo G, Chung C, et al. Respiratory sound classification for crackles, wheezes, and rhonchi in the clinical field using deep learning. *Scientific Reports*. 2021; 11: 1-11. doi: 10.1038/s41598-021-96724-7.
19. Altan G, Kutlu Y, Pekmezci AÖ, Nural S. Deep learning with 3D-second order difference plot on respiratory sounds. *Biomedical Signal Processing and Control*. 2018; 45: 58-69. doi:10.1016/j.bspc.2018.05.014.
20. Бердибаева Г.К., Бодин О.Н., Фирсов Д.С. Классификация звуков астматического дыхания с использованием нейронных сетей // Измерение. Мониторинг. Управление. Контроль. — 2018. — №2(24). — С.86-90. [Berdibaeva GK, Bodin ON, Firsov DS. Classification of sounds of asthmatic breathing using neural networks. *Measuring. Monitoring. Management. Control*. 2018; 2(24): 86-90. (In Russ).] doi: 10.21685/2307-5538-2018-2-11.
21. Demir F, Sengur A, Bajaj V. Convolutional neural networks based efficient approach for classification of lung diseases. *Health Information Science and Systems*. 2020; 8(4): 1-8. doi: 10.1007/s13755-019-0091-3.
22. Naves R, Barbosa BH, Ferreira DD. Classification of lung sounds using higher-order statistics: A divide-and-conquer approach. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*. 2016; 129: 12-20. doi: 10.1016/j.cmpb.2016.02.013.
23. Порева А.С., Вайтышин В.И., Карплюк Е.С. Методы машинного обучения для исследования звуков легких // Микросистемы, Электроника та Акустика. — 2017. — Т.22. — №6. — С.41-47. [Poreva AS, Vaityshyn VI, Karplyuk YeS. Machine learning methods for the study of the lung sounds signals. *Microsystems, Electronics and Acoustics*. 2017; 22(6): 41-47. (In Russ).] doi: 10.20535/2523-4455.2017.22.6.108829.
24. Bardou D, Zhang K, Ahmad SM. Lung sounds classification using convolutional neural networks. *Artificial Intelligence in Medicine*. 2018; 88: 58-69. doi: 10.1016/j.artmed.2018.04.008.
25. Aykanat M, Kılıç Ö, Kurt B, Saryal S. Classification of lung sounds using convolutional neural networks. *Journal on Image and Video Processing*. 2017; 1: 1-9. doi: 10.1186/s13640-017-0213-2.
26. Zhang J, Wang HS, Zhou HY, Dong B, Zhang L, Zhang F, et al. Real-World Verification of Artificial Intelligence Algorithm-Assisted Auscultation of Breath Sounds in Children. *Frontiers in Pediatrics*. 2021; 9: 152. doi: 10.3389/fped.2021.627337.

27. Grzywalski T, Piecuch M, Szajek M, Bręborowicz A, Hafke-Dys H, Kociński J, et al. Practical implementation of artificial intelligence algorithms in pulmonary auscultation examination. *European Journal of Pediatrics*. 2019; 178(6): 883-890. doi: 10.1007/s00431-019-03363-2.
28. Фурман Е.Г., Чарушин А., Эйрих Е., Фурман Г., Соколовский В., Малинин С. и др. Возможности компьютерного анализа дыхательных шумов у пациентов с заболеванием COVID-19 // Пермский медицинский журнал. — 2021. — Т.38. — №3. — С.97-109. [Furman E, Charushin A, Eirikh E, Furman G, Sokolovsky V, Malinin S, et al. Capabilities of computer analysis of breath sounds in patients with COVID-19. *Perm Medical Journal*. 2021; 38(3): 97-109. (In Russ).] doi: 10.17816/pmj38397%109.
29. Lapteva EA, Kharevich ON, Khatsko VV, Voronova NA, Chamko MV, Bezruchko IV, et al. Automated lung sound analysis using the LungPass platform: A sensitive and specific tool for identifying lower respiratory tract involvement in COVID-19. *European Respiratory Journal*. 2021; 58(6): 2101907. doi: 10.1183/13993003.01907-2021.
30. Лаптева Е.А., Коваленко И.В., Лаптев А.Н., Катибникова Е.И., Позднякова А.С., Коровкин В.С. и др. Применение технологии «нейронных сетей» для выявления и мониторинга аускультативных феноменов при диагностике заболеваний органов дыхания // Журнал Гродненского государственного медицинского университета. — 2020. — Т.18. — №3. — С.230-235. [Lapteva EA, Kovalenko IV, Laptev AN, Katibnikova EI, Pozdnyakova AS, Korovkin VS, et al. Application of the neural network technology for detection and monitoring of auscultative phenomena in diagnosis and treatment of diseases of the respiratory system. *Journal of the Grodno State Medical University*. 2020; 18(3): 230-235. (In Russ).] doi: 10.25298/2221-8785-2020-18-3-230-235.