

## АЛГОРИТМ КЛАССИФИКАЦИИ ДИАГНОСТИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ СЕРДЕЧНОЙ СИСТЕМЫ НА ОСНОВЕ ВЕРОЯТНОСТНОГО ПОДХОДА

© О. Х. Я. Аль-Хамаи<sup>1,2</sup>✉, В. В. Алексеев<sup>1</sup>, А. В. Горбунов<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Кафедра «Информационные системы и защита информации»;  
oter\_h\_yahya@ntu.edu.iq; ФГБОУ ВО «ТГТУ», Тамбов, Российская Федерация;

<sup>2</sup>кафедра «Компьютерные технологии», Инженерно-технический колледж  
Северного технического университета, Мосул, Республика Ирак;

<sup>3</sup>кафедра «Биомедицинская техника», ФГБОУ ВО «ТГТУ»,  
Тамбов, Российская Федерация

**Ключевые слова:** акустический сигнал; апноэ во сне; голосовая активность; заболевание; машина опорных векторов; машинное обучение; сердечно-сосудистая система.

**Аннотация:** Представлены результаты исследования по разработке алгоритма анализа звуков дыхания человека во время сна для выявления потенциальных проблем с сердечно-сосудистой системой (ССС). Актуальность темы исследования обусловлена ростом сердечно-сосудистых заболеваний (ССЗ) во всем мире и, как следствие, поиском средств оперативной и достоверной их диагностики. В частности, апноэ во сне поражает 5 – 10 % населения и значительно повышает риск развития ССЗ, включая гипертонию, ишемическую болезнь сердца и инсульт. В представленном алгоритме, в отличие от традиционных методов прямого измерения воздушного потока, применен подход, основанный на классификации фаз дыхания и дальнейшего формирования диагноза на основе применения нейросетевой технологии. В основу классификатора положен метод опорных векторов, применение которого обеспечивает более высокую, по сравнению с существующими методами, достоверность диагностического решения. Приведены результаты эксперимента, подтверждающие значительную эффективность применения алгоритма, что позволяет реализовать неинвазивный способ мониторинга состояния ССС человека во время сна.

---

### Введение

Сердечно-сосудистые заболевания (ССЗ) остаются важной причиной смертности людей во всем мире [1, 2]. Исследования, проведенные в последнее время, показали наличие сильной связи между нарушениями дыхания во сне и проблемами с сердцем. Так, известно, что апноэ во сне поражает 5 – 10 % населения, значительно увеличивает риск развития гипертонии, ишемической болезни сердца, инсульта и сердечной недостаточности [3]. Вероятность того, что у людей с обструктивным апноэ во сне в конечном итоге разовьются эти осложнения, подтверждается эпидемиологическими данными за последние 10 лет [4].

Современные методы мониторинга дыхания во время сна являются сложными и неудобными для пациентов. В них применяются традиционные подходы, основанные на использовании назальных канюли, эластичных лент вокруг груд-

ной клетки и сложных устройств для измерения воздушного потока. Эти методы имеют существенные ограничения в применении и достоверности получаемого результата, такие как низкая точность измерений, высокие требования к техническому обслуживанию оборудования, дискомфорт для пациентов и высокая стоимость оборудования [5].

В данной статье представлен простой алгоритм, реализующий неинвазивный метод использования акустических сигналов дыхания для мониторинга состояния сердечно-сосудистой системы (ССС) человека во время сна. Использование разработанного алгоритма предполагает применение только микрофона, размещенного рядом с шеей пациента, для записи звуков дыхания, которые затем автоматически анализируются предложенным алгоритмом для выявления аномальных паттернов дыхания, которые указывают на проблемы с ССС.

Во время нормального сна у здоровых людей наблюдается снижение активности эфферентных симпатических нервов и повышение тонуса блуждающего нерва, что приводит к снижению скорости метаболизма, кровяного давления и частоты сердечных сокращений [6]. Следовательно, сон обычно является стабильным состоянием покоя здоровой ССС. При наличии патологий в ССС данное состояние нарушается результате прерывистого сна или сокращения общего времени сна, как это бывает у пациентов с сердечной недостаточностью или лекарственно-устойчивой гипертензией [7].

Когда во время сна преодолевается порог апноэ, центральное возбуждение дыхательных мышц прерывается, что приводит к центральному апноэ во сне. Верхние дыхательные пути остаются открытыми большую часть времени, но дыхательные движения либо отсутствуют, либо ослаблены пропорционально снижению дыхательной активности [8]. Центральное апноэ во сне является характерным симптомом сердечной недостаточности [9]. Несмотря на то что оно поражает только 1 % населения в целом, центральное апноэ чаще встречается у пациентов с сердечной недостаточностью, фибрилляцией предсердий и инсультом [10].

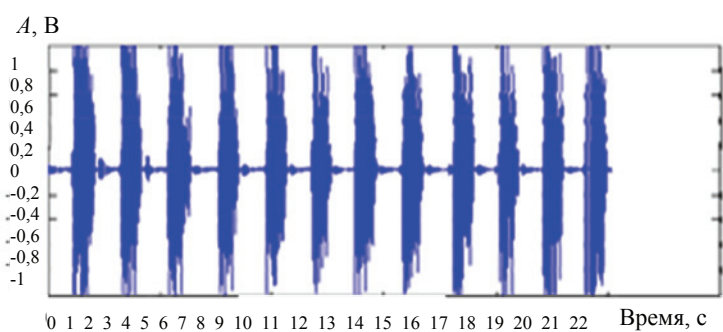
Центральное апноэ возникает при сердечной недостаточности из-за врожденной нестабильности системы контроля дыхания. Это происходит в результате стимуляции раздражающих рецепторов блуждающего нерва из-за застойных явлений в легких [11]. При этом рефлекторно усиливается дыхательный импульс за счет повышенной центральной и периферической чувствительности к химическим стимулам, а также увеличивается частота пробуждений от сна [12].

## **Методология проведения исследования.**

### **Постановка задачи**

В исследовании приняли участие 14 пациентов с нерегулярным режимом сна и различными сердечными заболеваниями. Пятеро из участников – женщины в возрасте от 55 до 60 лет, остальные девять – мужчины от 45 до 67 лет. Все участники имели диагностированные ССЗ и нарушения сна.

Акустические сигналы дыхания записывались с помощью высокочувствительного микрофона (марка Samsung C01UCW), подключенного к ноутбуку и размещенного на одежде рядом с шеей в определенном месте для сохранения качества записываемых сигналов. Сеансы записи длились от одного до четырех часов при содействии членов семьи пациентов. Записанные сигналы сохранялись в виде файлов формата .wav для использования программой обработки сигналов. Цифровая форма сигнала показана на рис. 1 (амплитуда сигнала представляет собой значение акустических сигналов  $A$ ).



**Рис. 1. Цифровая форма записанного сигнала**

Для обучения и тестирования алгоритма данные разделены следующим образом: десять записей использовались для обучения машинного классификатора опорных векторов, в то время как остальные четыре записи – для тестирования алгоритма. Частота дискретизации аналогового сигнала дыхания составляла 44,1 кГц, что позволило разделить сигнал на несколько кадров по 600 отсчетов в каждом. Обработка сигнала, представленного короткими сегментами информации, стала существенно проще.

### Обработка сигналов

Для анализа дыхательных сигналов использовался компьютер с операционной системой Windows 10 и программным обеспечением MATLAB R2012a. Разделение дыхательного сигнала на кадры дало возможность разделить его на озвученные и неозвученные сегменты. Далее применялся алгоритм обнаружения голосовой активности (ОГА), в котором реализовались различные методы обработки, основанные на оценке энергетических параметров сигнала, скорости пересечения нуля, спектральной энтропии, а также на вейвлет-преобразовании.

Основная идея алгоритма ОГА заключается в измерении параметров дыхательного сигнала с последующим сравнением значений данных параметров и известных пороговых значений для получения бинарного решения. Используемый алгоритм основан на измерении энергии и сравнении ее с энергией шума, которая является порогом, определяемым динамически. Начальный порог рассчитывается по формуле

$$E_r = \frac{1}{v} \sum_{m=0}^v E_m, \quad (1)$$

где  $E_m$  – амплитуда сигнала в каждом кадре;  $v$  – число кадров.

Фоновый шум в основном стабилен и имеет меньшую интенсивность, медленно изменяясь со временем, поэтому, если измеренные значения дыхательного сигнала превышают пороговые – голосовая активность объявляется равной единице, иначе – принимается решение с нулевым значением. Процесс измерения уровня энергии дыхательного сигнала основан на доказанном факте того, что этот сигнал имеет более высокий, по сравнению с шумом, уровень и является квазистационарным с быстрыми изменениями спектра. Для более точного сравнения уровня дыхательного сигнала с уровнем фонового шума в алгоритме предусмотрен этап фильтрации сигнала. Реализация данного этапа позволяет удалить неинформативные частотные составляющие, после чего измеряется мощность дыхательного сигнала. На рисунке 2 представлена структурная схема алгоритма ОГА.



**Рис. 2. Схема алгоритма ОГА**

Как сказано выше, дыхательный сигнал разделен на несколько кадров, которые затем обрабатывались с помощью быстрого преобразования Фурье для определения его энергетического уровня. Расчет уровня энергии для соответствующего значения частоты выполнялся по формуле

$$E_k = \sum_{k=k_1}^{k_2} |X(k)|^2, \quad (2)$$

где  $k_1$  и  $k_2$  – ближайшие целые числа частотных индексов;  $X(k)$  – выборка быстрого преобразования Фурье.

Далее следует этап определения фазы дыхания. После применения алгоритма ОГА для различения озвученных и неозвученных периодов сигнала, на этапе определения фазы дыхания используются озвученные периоды акустического сигнала, чтобы узнать – является ли это вдохом или выдохом. Метод обнаружения учитывает только периоды озвучивания сигнала, удаляя неозвученные периоды тишины или паузы из анализа. Результат обработки дыхательного сигнала на данном этапе формируется путем суммирования пиков сигнала для каждой фазы

$$\text{Sum}_k = \sum_{i=1}^{N_k} |\text{Peak}_i|, \quad (3)$$

где  $\text{Sum}_k$  – значение суммы отсчетов максимальной амплитуды в сегменте;  $k$  – номер исследуемого озвученного сегмента сигнала;  $N_k$  – число отсчетов максимальной амплитуды в сегменте;  $i$  – шаг суммирования,  $i = 1, \dots, N_k$ ;  $\text{Peak}_i$  – значение амплитуды отсчета.

Представленный на рис. 3 алгоритм имеет значительное преимущество перед другими алгоритмами и методами обработки сигнала, заключающееся в том, что функция суммирования в нем имеет меньшую сложность, что делает его привлекательным для программной реализации.

Алгоритм определяет начальное и конечное местоположения каждого окна на основе границ, определенных при применении алгоритма ОГА. Таким образом, нет необходимости оценивать окна с приблизительным временем, поскольку для каждой фазы дыхания существует свое окно. При анализе фаз дыхания для каждого испытуемого особый интерес представляла сумма значений максимальной амплитуды и число отсчетов в каждом кадре дыхательного сигнала. Для этого определялись пики сигнала в каждом кадре в соответствии с выражением (3).

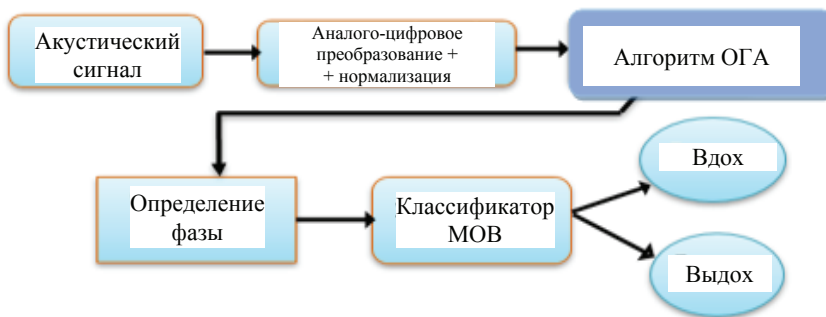


Рис. 3. Схема предложенного алгоритма

Таким образом, рассматриваемый алгоритм имеет значительное преимущество перед другими алгоритмами обработки сигналов, поскольку использует функцию суммирования меньшей вычислительной сложности, что делает его привлекательным для аппаратных реализаций. Желаемое число пиков определялось для оценки продолжительности фазы путем указания числа кадров для каждой фазы.

### Классификация дыхательных циклов

Этап классификации параметров диагностики ССЗ предназначен для автоматизации определения фаз дыхания, что предотвращает ошибки и повышает достоверность принимаемого диагностического решения. При автоматизации процесса классификации дыхательных циклов использовался *метод опорных векторов*, который является методом машинного обучения [5]. Его применение целесообразно для классификации признаков процессов в широком спектре областей. Метод основан на двух ключевых этапах. Первоначально так называемый машинный классификатор опорных векторов обучается на наборе данных из двух известных классов. Затем он определяет границу, которая используется для разделения новых данных на одну из двух групп на основе обучающих данных. Это разделение осуществляется гиперплоскостями, которые создают границы между объектами, отражающими значения определенных параметров. На протяжении всего этапа обучения классификатору присваиваются две метки для двух классов. После завершения этого этапа данные из обученного классификатора включаются в так называемую модель классификатора [10]. Результат обработки сигнала представлен на рис. 4.

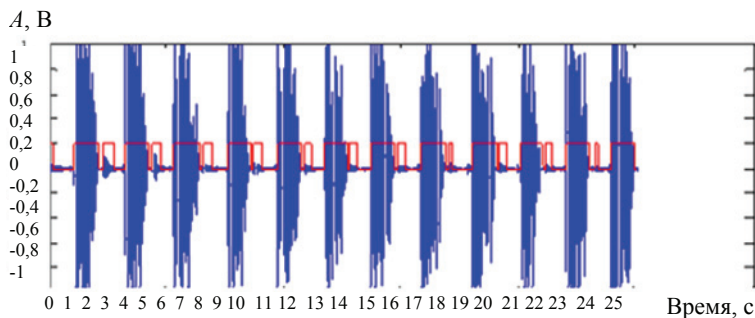


Рис. 4. Дыхательный сигнал после подачи с использованием предложенного алгоритма

В рассматриваемом случае машине опорных векторов передавался массив объектов, содержащий значения суммирования из уравнения (3) и значения энергии каждого озвученного периода, полученные в соответствии с выражением (2) с применением алгоритма ОГА. Классы отмечены как (1, -1) для фаз выдоха и вдоха соответственно. Данные, которые необходимо было классифицировать с использованием обученных знаний классификатора, затем подавались в классификационную функцию. Как видно из сравнительного анализа сигналов, представленных на рис. 1 и 4, обнаруживается увеличение нескольких периодов дыхания.

### Результаты экспериментов

Результаты, полученные в соответствии с условиями, представленными выше, для нескольких испытуемых, показывают эффективность применения предложенного алгоритма классификации (табл. 1). Они основаны на статистических измерениях эффективности теста бинарной классификации. Несмотря на то что нет четкого временного различия между фазами дыхания, результаты показывают, что значения других диагностических параметров могут быть получены из записанных сигналов дыхательной активности. Когда дыхание изучается как источник звука, исходящего из области шеи, природа дыхания приводит к тому, что звук на выдохе имеет более высокие значения амплитуды, чем на вдохе. Эта особенность послужила основой для разработки представленного алгоритма классификации, в котором специально учитывается сумма пиковых значений дыхательных сигналов в кадре и его энергия для определения фазы сигнала.

Статистические параметры – истинно положительный результат (*англ.* True Positive (**TP**)) и истинно отрицательный (*англ.* True Negative (**TN**)) – представляют количество правильно классифицированных выдохов и вдохов соответственно, тогда как статистические параметры – ложноположительный результат (*англ.* False Positive (**FP**)) и ложноотрицательный (*англ.* False Negative (**FN**)) – представляют количество неправильно классифицированных выдохов и вдохов соответственно. Переменные TP, TN, FP и FN затем использовались для генерации значений точности (*англ.* Accuracy (**ACC**)) и погрешности (*англ.* Error (**ERR**)). Для проверки правильности результатов, полученных при применении классификатора, проверено вручную количество фактических дыхательных действий (*англ.* Actual Breathing Actions (**ABA**)), фактических выдохов (*англ.* Actual Exhalation (**AEX**)) и фактических вдохов (*англ.* Actual Inhalation (**AIN**)). Средняя точность классификации фаз дыхания составила 95,06 %. Полученное значение показало, что лучший результат классификации наблюдается у испытуемых номер 2 и 7 со 100%-й точностью, в то время как наименьшая точность соста-

Таблица 1

Результаты классификации дыхательных циклов

Пациент	ABA	AEX	AIN	TP	TN	FP	FN	ACC, %	ERR, %
1	19	10	9	9	9	0	1	94,73	5,26
2	16	8	8	8	8	0	0	100	0
3	18	9	9	8	9	0	1	94,44	5,55
4	15	7	8	7	7	1	0	93,33	6,66
5	19	9	10	9	9	1	0	94,73	5,26
6	17	8	9	7	8	1	1	88,23	11,76
7	24	12	12	12	12	0	0	100	0

вила 88,23 % у испытуемого номер 6. Стандартное отклонение – 4,12 %, что указывает на стабильность работы алгоритма.

Анализ влияния различных факторов на работу алгоритма классификации параметров диагностики показал, что ключевым фактором является методика ОГА. Второй по значимости фактор – тип микрофона. Его чувствительность играет важную роль в обеспечении точности классификации фаз дыхания и, как следствие, точности диагноза. Это объясняется тем, что микрофон с высокой чувствительностью улавливает дыхательные озвученные сигналы с очень низкими значениями амплитуды. На результат классификации также влияет расстояние до микрофона. Чем ниже чувствительность микрофона, тем ближе он должен быть расположен. Таким образом, исследование влияния расстояния и глубины дыхания – перспектива дальнейшего исследования.

### **Обсуждение**

Достигнутая точность классификации 95,06 % является сопоставимой с коммерческими системами полисомнографии, которые показывают точность в диапазоне 94 – 98 %, что подтверждает клиническую применимость разработанного алгоритма. Анализ результатов показал лучшую применимость алгоритма к пациентам с «изолированными» формами ишемической болезни сердца, в то время как при комбинированной патологии наблюдалось умеренное снижение точности.

Разработанный алгоритм обладает несколькими техническими преимуществами. Вычислительная эффективность алгоритма позволяет обрабатывать минуту записи за 0,15 с при объеме памяти менее 50 МБ для четырехчасовой записи. Это делает возможным его работу в реальном времени на обычном персональном компьютере.

Результаты исследования имеют технические ограничения, связанные с требованием к «тишине окружающей среды». Уровень шума должен быть менее 40 дБ, в зависимости от правильного позиционирования микрофона. Кроме того, существует необходимость выполнения процедуры калибровки для каждого типа микрофона. Клинические ограничения включают необходимость дополнительной валидации на различных возрастных группах.

### **Заключение**

Данное исследование представляет инновационный подход к неинвазивному мониторингу сердечно-сосудистых заболеваний через анализ акустических паттернов дыхания. Разработанный алгоритм, в котором используется цифровая обработка акустических дыхательных сигналов, демонстрирует высокую эффективность с точностью классификации 95,06 % и превосходит многие традиционные алгоритмы по критериям комфорта пациентов и экономической эффективности.

#### *Список литературы*

1. Cardiovascular diseases (CVDs) [Электронный ресурс]. – URL : [https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds)) (дата обращения: 12.09.2025).
2. Deaths from cardiovascular disease surged 60% globally over the last 30 years: Report [Электронный ресурс] // World Heart Federation. – URL : <https://world-heart-federation.org/news/deaths-from-cardiovascular-disease-surged-60-globally-over-the-last-30-years-report/> (дата обращения: 12.09.2025).
3. Santilli, M. Prevalence of Obstructive Sleep Apnea Syndrome: A Single-Center Retrospective Study / M. Santilli, E. Manciocchi, G. D'Addazio, E. Di Maria, M. D'Attilio, B. Femminella, B. Sinjari // International Journal of Environmental

Research and Public Health (IJERPH). – 2021. – Vol. 18, No. 19. – P. 10277. doi: 10.3390/ijerph181910277

4. Parish, J. M. Obstructive Sleep Apnea and Cardiovascular Disease / J. M. Parish, V. K. Somers // *Mayo Clinic Proceedings*. – 2004. – Vol. 79, No. 8. – P. 1036–1046. doi: 10.4065/79.8.1036. – URL : <https://www.sci-hub.ru/10.4065/79.8.1036> (дата обращения: 20.01.2026).

5. Advancements in wearable heart sounds devices for the monitoring of cardiovascular diseases / R. U. S. Ahmad, S. Khan, M. E. Hilal, B. Khan, Y. Zhang, B. L. Khoo // *SmartMat*. – 2024. – Vol. 6, No. 1. – P. e1311. doi: 10.1002/smm2.1311

6. Sympathetic-Nerve Activity during Sleep in Normal Subjects / V. K. Somers, M. E. Dyken, A. L. Mark, F. M. Abboud // *New England Journal of Medicine (NEJM)*. – 1993. – Vol. 328, No. 5. – P. 303–307. doi: 10.1056/NEJM199302043280502

7. Silvani, A. V. Physiological Sleep-Dependent Changes in Arterial Blood Pressure: Central Autonomic Commands and Baroreflex Control / A. V. Silvani // *Clinical and Experimental Pharmacology and Physiology*. – 2008. – Vol. 35, No. 9. – P. 987–994. doi: 10.1111/j.1440-1681.2008.04985.x

8. Агальцов, М. В. Обструктивное апноэ сна и сердечно-сосудистая коморбидность: современное разногласие в оценке эффективности влияния CPAP-терапии на патогенетические механизмы и сердечно-сосудистые заболевания / М. В. Агальцов, Л. С. Коростовцева // *Пульмонология*. – 2021. – Т. 31, № 6. – С. 799–807. doi: 10.18093/0869-0189-2021-31-6-799-807

9. Клинические рекомендации Евразийской Ассоциации Кардиологов (ЕАК) / Российского общества сомнологов (РОС) по диагностике и лечению обструктивного апноэ сна у пациентов с сердечно-сосудистыми заболеваниями (2024) / А. Ю. Литвин, И. Е. Чазова, Е. М. Елфимова [и др.] // *Евразийский кардиологический журнал*. – 2024. – № 3(48). – С. 6–27. doi: 10.38109/2225-1685-2024-3-6-27

10. Obstructive Sleep Apnea and Cardiovascular Disease: A Scientific Statement from the American Heart Association / Y. Yeghiazarians, H. Jneid, J. R. Tietjens [et al.] // *Circulation*. – 2021. – Vol. 144, No. 3. – P. 56–67. doi: 10.1161/CIR.0000000000000988

11. Khokhrina, A. The prevalence of sleep-disordered breathing in Northwest Russia: The ARKHsleep study / A. Khokhrina, E. Andreeva, J.-M. Degryse // *Chronic Respiratory Disease*. – 2020. – Vol. 17. – P. 1479973120928103. doi: 10.1177/1479973120928103

12. Tobushi, T. Sleep Apnea, Autonomic Disturbances, and Blood Pressure Variability / T. Tobushi, J. S. Floras // *Hypertension*. – 2024. – Vol. 81, No. 9. – P. 1837–1844. doi: 10.1161/HYPERTENSIONAHA.124.20433

---

## Classification Algorithm for Diagnostic Parameters of the Cardiovascular System Based on a Probabilistic Approach

© O. H. Ya. Al-Hamami<sup>1,2</sup>✉, V. V. Alekseev<sup>1</sup>, A. V. Gorbunov<sup>3</sup>

<sup>1</sup> *Department of Information Systems and Information Security;*  
*omer\_h\_yahya@ntu.edu.iq; TSTU, Tambov, Russian Federation;*

<sup>2</sup> *Department of Computer Technologies, College of Engineering and Technology*  
*Northern Technical University, Mosul, Republic of Iraq;*

<sup>3</sup> *Department of Biomedical Engineering, TSTU, Tambov, Russian Federation*

**Keywords:** acoustic signal; sleep apnea; voice activity; disease; support vector machine; machine learning; cardiovascular system.

**Abstract:** This paper presents the results of a study on the development of an algorithm for analyzing human breathing sounds during sleep to identify potential cardiovascular problems. The relevance of this research topic is driven by the increasing incidence of cardiovascular diseases (CVD) worldwide and, consequently, the search for rapid and reliable diagnostic methods. In particular, sleep apnea affects 5–10% of the population and significantly increases the risk of developing CVD, including hypertension, coronary heart disease, and stroke. The presented algorithm, unlike traditional methods of direct airflow measurement, utilizes an approach based on the classification of respiratory phases and subsequent diagnosis using neural network technology. The classifier is based on the support vector machine, which ensures a higher diagnostic reliability compared to existing methods. The results of the experiment are presented, confirming the significant effectiveness of the algorithm, which makes it possible to implement a non-invasive method for monitoring the state of the human cardiovascular system during sleep.

### References

1. Available at: [https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds)) (accessed 12 September 2025).
2. Available at: <https://world-heart-federation.org/news/deaths-from-cardiovascular-disease-surged-60-globally-over-the-last-30-years-report/> (accessed 12 September 2025).
3. Santilli M., Manciocchi E., D'Addazio G., Di Maria E., D'Attilio M., Femminella B., Sinjari B. Prevalence of Obstructive Sleep Apnea Syndrome: A Single-Center Retrospective Study, *International Journal of Environmental Research and Public Health (IJERPH)*, 2021, vol. 18, no. 19, pp. 10277. doi: 10.3390/ijerph181910277
4. Parish J.M., Somers V.K. Obstructive Sleep Apnea and Cardiovascular Disease, *Mayo Clinic Proceedings*, 2004, vol. 79, no. 8, pp. 1036-1046. doi: 10.4065/79.8.1036, available at: <https://www.sci-hub.ru/10.4065/79.8.1036> (accessed 20 January 2026).
5. Ahmad R.U.S., Khan S., Hilal M.E., Khan B., Zhang Y., Khoo B.L. Advancements in wearable heart sounds devices for the monitoring of cardiovascular diseases, *SmartMat*, 2024, vol. 6, no. 1, pp. e1311. doi: 10.1002/smm2.1311
6. Somers V.K., Dyken M.E., Mark A.L., Abboud F.M. Sympathetic-Nerve Activity during Sleep in Normal Subjects, *New England Journal of Medicine (NEJM)*, 1993, vol. 328, no. 5, pp. 303-307. doi: 10.1056/NEJM199302043280502
7. Silvani A.V. Physiological Sleep-Dependent Changes in Arterial Blood Pressure: Central Autonomic Commands and Baroreflex Control, *Clinical and Experimental Pharmacology and Physiology*, 2008, vol. 35, no. 9, pp. 987-994. doi: 10.1111/j.1440-1681.2008.04985.x
8. Agal'tsov M.V., Korostovtseva L.S. [Obstructive sleep apnea and cardiovascular comorbidity: current discord in assessing the effectiveness of CPAP therapy on pathogenetic mechanisms and cardiovascular diseases], *Pul'monologiya [Pulmonology]*, 2021, vol. 31, no. 6, pp. 799-807. doi: 10.18093/0869-0189-2021-31-6-799-807 (In Russ., abstract in Eng.)

9. Litvin A.Yu., Chazova I.Ye., Yelfimova Ye.M. [et al.], [Clinical guidelines of the Eurasian Association of Cardiologists (EAC) / Russian Society of Somnologists (ROS) for the diagnosis and treatment of obstructive sleep apnea in patients with cardiovascular diseases (2024)], *Yevraziyskiy kardiologicheskiy zhurnal* [Eurasian Journal of Cardiology], 2024, no. 3(48), pp. 6-27. doi: 10.38109/2225-1685-2024-3-6-27 (In Russ., abstract in Eng.)

10. Yeghiazarians Y., Jneid H., Tietjens J.R. [et al.] Obstructive Sleep Apnea and Cardiovascular Disease: A Scientific Statement from the American Heart Association, *Circulation*, 2021, vol. 144, no. 3, pp. 56-67. doi: 10.1161/CIR.0000000000000988

11. Khokhrina A., Andreeva E., Degryse J.-M. The prevalence of sleep-disordered breathing in Northwest Russia: The ARKHsleep study, *Chronic Respiratory Disease*, 2020, vol. 17, pp. 1479973120928103. doi: 10.1177/1479973120928103

12. Tobushi T., Floras J.S. Sleep Apnea, Autonomic Disturbances, and Blood Pressure Variability, *Hypertension*, 2024, vol. 81, no. 9, pp. 1837-1844. doi: 10.1161/HYPERTENSIONAHA.124.20433

---

### **Klassifizierungsalgorithmus für diagnostische Parameter des Herzsystems auf Basis eines probabilistischen Ansatzes**

**Zusammenfassung:** Dieser Artikel präsentiert die Ergebnisse der Studie zur Entwicklung eines Algorithmus zur Analyse menschlicher Atemgeräusche im Schlaf, um potenzielle kardiovaskuläre Probleme zu identifizieren. Die Relevanz dieses Forschungsthemas ergibt sich aus der weltweit steigenden Inzidenz von Herz-Kreislauf-Erkrankungen und dem damit verbundenen Bedarf an schnellen und zuverlässigen Diagnosemethoden. Insbesondere Schlafapnoe betrifft 5–10 % der Bevölkerung und erhöht das Risiko für Herz-Kreislauf-Erkrankungen wie Bluthochdruck, koronare Herzkrankheit und Schlaganfall signifikant. Der vorgestellte Algorithmus verwendet im Gegensatz zu herkömmlichen Methoden der direkten Messung des Atemflusses einen Ansatz, der auf der Klassifizierung der Atemphasen und der anschließenden Diagnose mittels neuronaler Netze basiert. Der Klassifikator basiert auf einer Support-Vector-Machine (SVM), die im Vergleich zu bestehenden Methoden eine höhere diagnostische Zuverlässigkeit bietet. Die präsentierten experimentellen Ergebnisse bestätigen die hohe Effektivität des Algorithmus und ermöglichen die Implementierung einer nicht-invasiven Methode zur Überwachung des menschlichen Herz-Kreislauf-Systems im Schlaf.

---

### **Algorithmes de la classification des paramètres de diagnostic du système cardiaque basé sur une approche probabiliste**

**Résumé:** Sont présentés les résultats d'une étude sur le développement d'une analyse algorithmique des sons respiratoires d'une personne pendant le sommeil pour identifier les problèmes potentiels du système cardiovasculaire (SCV). La pertinence du

сujet de l'étude est due à l'augmentation des maladies cardiovasculaires (MCV) dans le monde entier et, par conséquent, à la recherche de moyens de diagnostic rapide et fiable. En particulier, l'apnée du sommeil affecte 5 à 10 % de la population et augmente considérablement le risque de MCV, y compris l'hypertension, la douleur coronarienne et un accident vasculaire cérébral. L'algorithme présenté, contrairement aux méthodes traditionnelles de mesure directe du flux d'air, applique une approche basée sur la classification des phases respiratoires et la formation ultérieure d'un diagnostic basé sur l'utilisation de la technologie du réseau neuronal. Le classificateur est basé sur la méthode des vecteurs de référence, dont l'utilisation fournit la plus grande fiabilité de la solution diagnostique par rapport aux méthodes existantes. Les résultats de l'expérience confirment l'efficacité significative de l'application de l'algorithme, ce qui permet de mettre en œuvre une méthode non invasive de surveillance de l'état du SCV d'une personne pendant le sommeil.

---

**Авторы:** *Аль-Хамами Омар Хашим Яхья* – аспирант кафедры «Информационные системы и защита информации», ФГБОУ ВО «ТГТУ», Тамбов, Российская Федерация; преподаватель кафедры «Компьютерные технологии», Инженерно-технический колледж Северного технического университета, Мосул, Республика Ирак; *Алексеев Владимир Витальевич* – доктор технических наук, профессор кафедры «Информационные системы и защита информации»; *Горбунов Алексей Викторович* – доктор медицинских наук, профессор кафедры «Биомедицинская техника», ФГБОУ ВО «ТГТУ», Тамбов, Российская Федерация.