

Л.Н. Анищенко, Е.С. Смирнова, Л.С. Коростовцева, М.В. Бочкарёв,
Ю.В. Свиряев, А.С. Бугаев

АЛГОРИТМ И УСТРОЙСТВО ДЛЯ БЕСКОНТАКТНОЙ РЕГИСТРАЦИИ НАРУШЕНИЙ ДЫХАНИЯ ВО СНЕ НА ДОМУ*

Разработка эффективных бесконтактных портативных способов выявления нарушений дыхания во сне, которые могут указывать на наличие различных состояний, угрожающих здоровью, является актуальной задачей медицины сна. В работе представлено устройство для дистанционного длительного бесконтактного мониторинга сна на основе метода биорадиолокации. Данный прибор был протестирован на базе сомнологической лаборатории. Сигнал биорадиолокатора регистрировался синхронно с данными полисомнографии при оценке ночного сна, по результатам которой квалифицированный сомнолог оценивал наличие нарушений дыхания во сне, их характер и степень тяжести по индексу апноэ-гипопноэ (количество остановок дыхания в час сна). Всего в экспериментах приняли участие 14 добровольцев, как здоровых, так и имеющих нарушения дыхания во сне. Предложенный в данной работе алгоритм обработки биорадиолокационных данных состоял из стадий предобработки, формирования пространства признаков и обучения классификатора. Предобработка сигнала подразумевала синхронизацию полисомнографического и биорадиолокационного сигналов, исключение из рассмотрения фрагментов биорадиолокационного сигнала, содержащих артефакты движения, фильтрацию биорадиолокационного сигнала с целью выделения паттерна дыхания, оценку частоты дыхания для межартефактных периодов. Для формирования вектора признаков было использовано скользящее окно шириной 5 с без перекрытия. Каждый параметр, входящий в состав вектора признаков, оценивался в трех диапазонах частот: 0,05...0,5 Гц, 0,5...2 Гц, более 2 Гц. Кроме того, для выделенных из паттерна дыхания длительностей дыхательного цикла, продолжительности вдоха и выдоха рассчитывались максимум, минимум, стандартное отклонение, медиана, асимметрия, эксцесс и среднее значение. В качестве классификатора был использован Cat Boost Classifier. Точность и F1-мера для данного классификатора на тестовой выборке составили 67,25 и 68,25 % соответственно. Несмотря на то, что предложенный алгоритм завышает значение индекса апноэ-гипопноэ, степень тяжести синдрома обструктивного апноэ сна определяется при помощи него верно (кроме пограничных случаев). Результаты могут быть использованы при создании новых методов дистанционного выявления нарушений дыхания во сне пользователем на дому.

Ключевые слова: бесконтактная диагностика, биорадиолокация, машинное обучение, медицина сна, нарушения дыхания во сне.

L.N. Anishchenko, E.S. Smirnova, L.S. Korostovtseva, M.V. Bochkarev,
Yu.V. Sviryaev, A.S. Bugaev

ALGORITHM AND DEVICE FOR CONTACTLESS REGISTRATION OF SLEEP-RELATED BREATHING DISORDERS AT HOME

The development of effective portable non-contact methods for detecting sleep-related breathing disorders, which may indicate the presence of various health problems, is an up-to-date task of sleep medicine. The paper presents a bioradar for remote long-term non-contact sleep monitoring and the

* Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований в рамках гранта № 18-29-02013_мк.

results of its testing in a sleep laboratory. The bioradar signal was recorded synchronously with an overnight polysomnography, according to the results of which a qualified somnologist assessed the presence of sleep-related breathing disorders and their severity. In total, 14 volunteers both healthy and with sleep-related breathing disorders participated in the experiments. The algorithm for processing bioradar data proposed in this work consisted of the following stages: preprocessing, feature selection and extraction, classifier training. Signal preprocessing includes synchronization of bioradar and polysomnography signals, exclusion of the bioradar signal fragments containing motion artifacts, filtering the bioradar signal in order to distinguish a breathing pattern, and estimation of the respiration rate for inter-artifact periods. To form the feature vector, a sliding window of 5 s width without overlap was used. Each parameter included into the feature vector was evaluated in three frequency ranges: 0.05... 0.5 Hz, 0.5... 2 Hz, and >2 Hz. In addition, several parameters for the durations of the respiratory cycle, inhalation and exhalation selected from the breathing pattern were estimated. Among them were maximum, minimum, standard deviation, median, skewness, kurtosis, and mean. The Cat Boost Classifier was used in this work as a classifier. It achieved accuracy and F1-score on the test sample of 67.25 and 68.25 %, respectively. Despite the fact that the proposed algorithm overestimates the apnea-hypopnea index, the severity of obstructive sleep apnea syndrome determined using it is correct for all cases except for borderline ones. The results can be used for creating new methods for remote detection of sleep-related breathing disorders by the user at home.

Keywords: remote diagnostics, bioradiolocation, machine learning, sleep medicine, sleep respiration disorders.

Введение

Сон является одним из важных физиологических процессов, так как его качество оказывает влияние на работу отдельных функциональных систем организма и на состояние организма в целом. Снижение качества сна может быть вызвано различными причинами: инсомнией, нарушениями дыхания во сне (НДС), периодическими движениями конечностей и др.

Нарушения дыхания во сне характеризуются изменениями нормального дыхательного паттерна, или уровня вентиляции во время сна [1]. В настоящее время в медицине сна наибольшее внимание уделяется синдрому обструктивного апноэ сна (СОАС) в связи с его распространенностью в популяции (10 % населения Земли имеют данное нарушение) [2, 3], а также значимым влиянием на клиническое состояние и прогноз пациента. При этом более 80 % пациентов с умеренной и тяжелой степенью СОАС (количество остановок дыхания в час > 15/час сна) остаются недиагностированными [4, 5]. Как было показано в [6], глобальная распространенность данного заболевания составляет 1 млрд человек, а общие оценки его распространенности среди населения некоторых стран превышают 50 %, в том числе 51 % в РФ среди лиц 30–69 лет [7].

Американская академия медицины сна (American Academy of Sleep Medicine (AASM)) определяет СОАС как состояние, характеризующееся наличием храпа, периодическим спаданием верхних дыхательных путей на уровне глотки и прекращением легочной вентиляции при сохраняющихся дыхательных усилиях, снижением уровня насыщения крови кислородом, грубой фрагментацией сна и избыточной дневной сонливостью [8]. Нарушения легочной вентиляции вызывают гипоксию, которая, в свою очередь, считается основным патогенетическим механизмом неблагоприятных осложнений, связанных с СОАС, включая сердечно-сосудистые осложнения (гипертония, ишемическая болезнь

сердца, застойная сердечная недостаточность), инсульты, метаболический синдром и сахарный диабет 2-го типа [9, 10]. СОАС независимо от возраста, пола и индекса массы тела (ИМТ) также ассоциируется со снижением качества жизни [11], дорожно-транспортными происшествиями [12], депрессией и нарушениями когнитивных функций человека [13].

Окончательный диагноз СОАС ставится после проведения инструментальной оценки сна – стационарной полисомнографии (ПСГ). Метод ПСГ, являясь «золотым стандартом» сомнологии, основан на всесторонней регистрации различных физиологических параметров человека во время сна и требует использования большого количества контактных электродов и сенсоров, которые ограничивают движения пациента во время сна и вызывают дискомфорт, что может повлиять на результаты мониторинга сна. Поэтому, несмотря на диагностическую ценность ПСГ, данный метод в некоторых задачах, требующих длительного ежедневного мониторинга НДС на дому у пациента, неприменим.

Хотя разработке портативных систем диагностики и мониторинга сна для упрощения процесса постановки диагноза СОАС на дому в настоящий момент в научной литературе уделяется большое внимание, вопрос проведения ежедневного мониторинга динамики развития заболевания остается мало изученным. Систем, способных при минимальном контакте с телом пациента проводить длительную запись физиологических параметров, необходимых для регистрации нарушений дыхания во сне, крайне мало, как и устройств, не требующих абсолютно никакого контакта с телом человека. Поэтому задача разработки портативной системы, способной бесконтактно и дистанционно регистрировать параметры жизнедеятельности для слежения за динамикой нарушений сна и пригодной для самостоятельной эксплуатации пользователем на дому, стоит остро.

Пандемия COVID-19 и связанные с ней ограничения в оказании медицинской помощи, необходимость соблюдения режима изоляции значительно обострили данный вопрос, так как амбулаторные больные, в том числе пациенты с различными нарушениями сна, лишились возможности пройти обследование в специализированных лабораториях.

Одним из методов диагностики сна, способных решить данную проблему, является метод биорадиолокации (БРЛ), основанный на дистанционной регистрации модуляции отраженного от человека сигнала биорадара, вызванной движениями человеческого тела и внутренних органов [14]. Хотя в литературе описаны алгоритмы обнаружения НДС при помощи биорадаров [15, 16], они характеризуются высокой точностью для пациентов со средним и тяжелым СОАС, но не для здоровых добровольцев и пациентов с легким СОАС. Кроме того, большинство из описанных в литературе решений являются громоздкими и дорогими, что ставит возможность их реального практического применения под сомнение.

В данной работе мы предлагаем биорадиолокационное устройство и алгоритм обработки данных, который может помочь решить эту проблему.

Методы и аппаратура

В данной работе в качестве биорадиолокатора был использован прибор, разработанный в лаборатории дистанционного зондирования МГТУ имени Н. Э. Баумана. Его схема и фотография приведены на рисунках 1 и 2 соответственно. Технические характеристики биорадиолокатора приведены в таблице 1.



Рис. 1. Схема биорадиолокатора

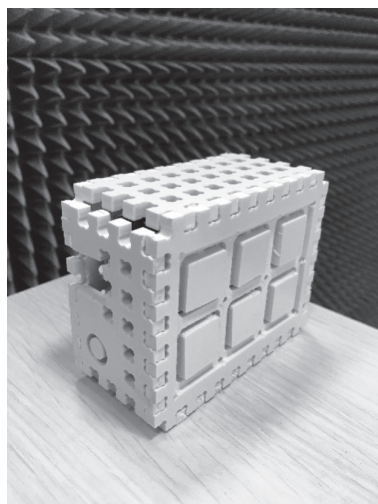


Рис. 2. Фотографии прототипа биорадиолокатора

Таблица 1

Технические характеристики биорадиолокатора

Параметр	Значение
Зондирующая частота	24,0 ГГц
Диапазон принимаемого сигнала	0,1 ... 10 Гц
Поверхностная плотность энергии	<3 мкВт/см ²
Диаграмма направленности антенны	80/34°
Габаритные размеры	95×75×45 мм

Архитектура биорадара основана на концепции недорогого портативного биорадара, предложенной в нашей предыдущей работе [17]. Биорадар был разработан с использованием однокристалльного высокочувствительного квадратурного приемопередатчика K-LC5 (RF beam), приемник которого имеет два отдельных выходных канала – I (синфазный) и Q (квадратурный).

Так как приемопередатчик не имеет встроенного усилителя, то чтобы сделать его подходящим для задачи наблюдения за сном человека, была разработана плата расширения с использованием адаптированной к данной задаче схемы усилителя. При этом полоса пропускания входного сигнала ограничена диапазоном 0,1 ... 10 Гц, а получаемый коэффициент усиления позволяет регистрировать паттерны дыхания и движения на расстоянии от 0,5 до 3,0 м между биорадаром и спящим человеком.

Для дальнейшей обработки аналоговые сигналы с выхода усилителя подаются через 16-разрядный аналого-цифровой преобразователь ADS1115 с частотой дискретизации 50 Гц на микроконтроллер, соединенный через USB-порт с компьютером.

Согласно данным, приведенным в таблице 1, максимальная плотность мощности, излучаемая радаром, составляет менее 3 мкВт/см². Такое значение соответствует россий-

скому стандарту безопасности для микроволнового излучения (не более 25 мкВт/см² в диапазоне частот 3... 300 ГГц).

Эксперименты по выявлению нарушений дыхания во сне с применением биорадиологатора проводились на базе сомнологической лаборатории ФГБУ «НМИЦ им. В.А. Алмазова» Минздрава России с октября 2018 по октябрь 2019 г. Перед проведением экспериментов было получено согласие комитета по этике ФГБУ «НМИЦ им. В. А. Алмазова» Минздрава России.

Биорадар был установлен слева на расстоянии 1 м от кушетки, на которой располагался испытуемый при проведении эксперимента, на высоте 1,2 м. Антенны радара были направлены на грудную клетку испытуемого. Фотография проведения эксперимента приведена на рисунке 3.



Рис. 3. Фотография эксперимента

В ходе экспериментов проводилась одновременная регистрация сигналов биорадара и ПСГ с помощью системы Embla N 7000 (Natus Neurology Inc., USA).

Запись сигналов ПСГ и БРА запускалась сомнологом вечером, а утром останавливалась. Каждое НДС было классифицировано сомнологом по данным ПСГ в соответствии с рекомендациями AASM 2.4 [18]. Апноэ оценивалось как остановка дыхания с полным прекращением потока воздуха в дыхательных путях продолжительностью не менее 10 с, гипопноэ – как уменьшение потока дыхания на 50 % и более, сопровождающееся снижением насыщения крови кислородом на 4 % и более или пробуждением, или как уменьшение потока дыхания на 70 % и более, сопровождающееся снижением насыщения крови кислородом на 3 % и более или пробуждением.

Классифицируемые типы НДС представлены в таблице 2.

Разметка записи сомнологом использовалась для последующей разработки и тестирования алгоритма классификации эпизодов СОАС по БРА-данным.

По результатам классификации для каждого испытуемого оценивалась степень тяжести СОАС с использованием индекса апноэ-гипопноэ (ИАГ), который рассчитывается как количество эпизодов НДС в час.

Всего в экспериментах приняло участие 14 добровольцев, как здоровых, так и имеющих нарушения дыхания во сне. Каждый из добровольцев перед проведением эксперимента подписывал информированное согласие. Характеристики выборки БРА приведены в таблице 3.

Таблица 2

Основные метки записей ПСГ

Метка	Описание
Apnea	Эпизод апноэ неопределенного типа
Apnea Central	Эпизод центрального апноэ
Apnea Mixed	Эпизод смешанного апноэ
Apnea Obstructive	Эпизод обструктивного апноэ
Нурорнеа	Эпизод гипопноэ
Нурорнеа Central	Эпизод центрального гипопноэ
Нурорнеа Mixed	Эпизод смешанного гипопноэ
Нурорнеа Obstructive	Эпизод обструктивного гипопноэ

Таблица 3

Экспериментальная выборка

Параметр	Значение
Количество испытуемых	14
Возраст, лет	20–81 (45,2 ± 18,4)*
Пол (м/ж)	7/7
Индекс массы тела, кг/м ²	17,3 – 40,4 (26,1 ± 7,3)*
Длительность записи, мин	309,5–588,5 (410,9 ± 71,4)*
ИАГ, события / события в час	1–580 (117,4 ± 185,9) / 0,1–93,5 (17,8 ± 28,4)*

* Минимальное – максимальное значение (среднее значение ± СКО)

Алгоритм обработки данных

Разработанный алгоритм состоял из предобработки данных, формирования пространства признаков и обучения классификатора (рис. 4).



Рис. 4. Схема алгоритма обработки сигнала БРА

Предобработка сигнала подразумевала синхронизацию сигналов ПСГ и БРА, исключение из рассмотрения фрагментов сигнала БРА, содержащих артефакты движения, фильтрацию сигнала БРА с целью выделения паттерна дыхания, оценку частоты дыхания для межартефактных периодов.

Синхронизация сигналов ПСГ и БРА необходима для того, чтобы иметь возможность использовать для верификации данных результатов БРА разметки сигналов ПСГ сомнологом. Сигнал биорадара был синхронизирован с сигналом абдоминального поясного датчика ПСГ системы по времени с помощью синхронизации часов компьютеров, на которых проводилась регистрация данных обеих систем.

Обнаружение и удаление артефактов движения были выполнены с использованием ранее разработанного алгоритма, описанного в [19]. После исключения из рассмотрения фрагментов сигнала БРА, содержащих артефакты движения, для последующей обработки и расчета признаков в каждом межартефактном периоде выбиралась квадратура с максимальной энергией. Затем она была отфильтрована с помощью фильтра Баттерворта второго порядка с полосой пропускания $[f - 0,1; f + 0,1]$ Гц, где f – основная частота дыхания испытуемого, определяемая по спектру сигнала. Использование данного фильтра позволяет подавить низкочастотный тренд и высокочастотные составляющие, не имеющие отношения к паттерну дыхания испытуемого. Для отфильтрованного сигнала дыхания были найдены пики, соответствующие моментам начала вдоха или выдоха. Для поиска пиков был использован стандартный алгоритм, реализованный в пакете `scipy.signal.find_peaks`, в качестве ограничений выбрано минимальное расстояние между пиками, равное 1,6 с. Данная величина выбрана исходя из того, что максимально возможная частота дыхания человека в спокойном состоянии не должна превышать 0,6 Гц. Пример синхронизированных фрагментов сигналов БРА и ПСГ с выделенными пиками дыхания приведен на рисунке 5.

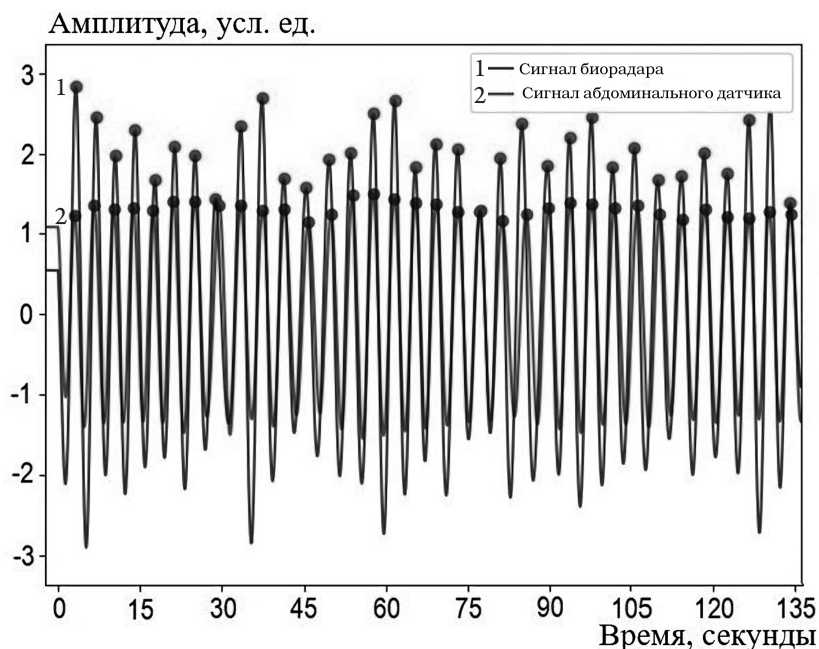


Рис. 5. Синхронизированные фрагменты БРА и ПСГ сигналов с выделенными пиками дыхания (красные точки – максимумы сигнала БРА, зеленые точки – максимумы сигнала абдоминального датчика ПСГ системы)

При формировании вектора признаков параметры рассчитывались в скользящем окне шириной 5 с без перекрытия. Оценивались следующие параметры: энергия, амплитуда, основная частота, максимум, минимум, стандартное отклонение, медиана, асимметрия, эксцесс, среднее значение. Каждый параметр оценивался в трех диапазонах частот: 0,05 ... 0,5 Гц, 0,5 ... 2 Гц, более 2 Гц. Кроме того, для выделенных из паттерна дыхания длительностей дыхательного цикла, продолжительности вдоха и выдоха рассчитывалась максимум, минимум, стандартное отклонение, медиана, асимметрия, эксцесс, среднее значение. Вектор признаков для каждого скользящего окна был отмечен в соответствии с классификацией, сделанной сомнологом для сигналов ПСГ, как «апноэ или гипопноэ» и «не апноэ или гипопноэ» для эпизодов, содержащих или нет любое из событий, приведенных в таблице 2.

Перед обучением классификатора при помощи корреляционного анализа были отобраны независимые признаки. Так, если для двух признаков коэффициент корреляции был больше либо равен 0,6, то в итоговый вектор признаков включался только один из них. Затем был проведен отбор признаков по их значимости при помощи инструмента Feature Selector, реализованного в Python, и исключены из рассмотрения признаки с нулевой значимостью. Отобранные таким образом признаки использовались при обучении классификатора.

Результаты

Размеченные данные для выборки, приведенной в таблице 3, были разделены на обучающую выборку (10 испытуемых, 70 %) и тестовую выборку (4 испытуемых, 30 %), как это показано в таблице 4. Так как количество эпизодов с нарушением дыхания на порядок меньше по сравнению с количеством эпизодов без нарушения дыхания, то выборка является несбалансированной. В связи с этим перед тем как обучать классификатор, выборка была сбалансирована путем случайного выбора примеров из мажоритарного класса «не апноэ или гипопноэ».

Таблица 4

Количество 5-секундных интервалов, содержащихся в выборках, для классификации на два класса: «не апноэ или гипопноэ» и «апноэ или гипопноэ»

Выборка	Апноэ или гипопноэ	Не апноэ или гипопноэ
Обучающая	8808	121 668
Тестовая	3775	52 143
Общее количество интервалов	12 583	173 811

В ходе работы были протестированы 10 наиболее часто используемых алгоритмов классификации, реализованных в Python. Наилучший результат продемонстрировала модель на базе алгоритма Cat Boost Classifier.

В таблице 5 представлены основные метрики эффективности обученного классификатора для случаев обучения на исходном векторе признаков и после отбора признаков по значимости.

Таблица 5

Результаты классификации методом Cat Boost Classifier

Характеристика	С исходными признаками	После отбора признаков по значимости
Чувствительность, %	69,86	70,48
Прецизионность, %	66,51	66,27
Специфичность, %	64,69	64,02
Точность, %	67,28	67,25
F1-мера, %	68,06	68,25

Как следует из приведенных результатов, точность классификатора после отбора признаков по значимости возрастает по сравнению с исходным вектором признаков.

Также классификатор был дополнен следующими эвристиками:

- если между соседними выявленными эпизодами нарушений дыхания менее 20 с, то период между ними также считался нарушением дыхания;
- первые и последние 10 мин записи предполагались свободными от эпизодов нарушения дыхания.

Также для каждого испытуемого из тестовой группы оценивался ИАГ по результатам классификации. Затем на основании ИАГ делался вывод о тяжести СОАС по данным БРА и сопоставлялся результат с диагнозом сомнолога по данным ПСГ (табл. 6).

Таблица 6

Сравнение результатов классификации с результатами, предоставленными врачом-сомнологом

Испытуемый	1	2	3	4
<i>Результаты врача-сомнолога</i>				
ИАГ, события в час	13,8	10,5, 48 на спине	74,8	9,2
Степень тяжести СОАС	Легкая	Тяжелая, СОАС позиционно-зависимый	Тяжелая	Легкая
<i>Результаты классификации по данным БРА</i>				
ИАГ, события в час	16,0	64,5	93,2	12,7
Степень тяжести СОАС	Средняя	Тяжелая	Тяжелая	Легкая

Как видно, предложенный алгоритм завышает значение ИАГ, при этом степень тяжести СОАС определяется верно для 3 из 4 испытуемых, данные которых входили в тестовую выборку. Для испытуемого 1 степень тяжести СОАС из-за завышения ИАГ ошибочно определена как «средняя», а не «легкая», что объявляется пограничной величиной ИАГ 13,8 событий в час, определенной по ПСГ, при пороге перехода от легкой к тяжелой степени тяжести, равном 15 событиям в час.

Заключение

В работе предложено устройство и алгоритм для дистанционного длительного бесконтактного мониторинга сна на основе метода биорадиолокации. Данный прибор был протестирован на базе сомнологической лаборатории ФГБУ «НМИЦ имени В.А. Алмазова» Минздрава России с участием 14 добровольцев, как практически здоровых, так и имеющих различные нарушения дыхания во сне. В качестве биорадиолокатора был использован недорогой портативный биорадар для дистанционной регистрации паттернов дыхания и двигательной активности человека.

Точность и F1-мера для предложенного алгоритма классификации нарушений дыхания во сне на тестовой выборке составили 67,25 и 68,25 % соответственно. Несмотря на то, что предложенный алгоритм завышает значение индекса апноэ-гипопноэ, степень тяжести СОАС определяется при помощи него верно для всех случаев, кроме пограничных. Завышение ИАГ может быть связано с тем, что критериями оценки НАС по ПСГ являются не только изменения амплитуды потока носового дыхания или торакоабдоминальных движений, но и снижение насыщения гемоглобина крови кислородом по пульсоксиметру и наличие микропробуждений, определяемых по электроэнцефалограмме, которые невозможно оценить по БРА.

К ограничениям настоящей работы следует отнести сравнительно небольшой объем экспериментальной выборки и тот факт, что все записи получены в одной и той же сомнологической лаборатории, т. е. окружающая обстановка от эксперимента к эксперименту оставалась практически неизменной, что не позволяет судить об устойчивости результатов при изменении взаимного положения прибора и испытуемого. В будущем предполагается расширить набор экспериментальных данных с целью устранения данных ограничений.

Результаты могут быть использованы при создании новых персональных дистанционных методов для выявления нарушений сна пользователем на дому.

Публикуется с разрешения «Журнала радиоэлектроники»

Библиографические ссылки

1. Doukas C., Petsatodis T., Boukris C., and Maglogiannis I. Automated sleep breath disorders detection utilizing patient sound analysis. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2012, vol. 7, pp. 256–264.
2. Young T., Peppard P.E., Gottlieb D.J. Epidemiology of obstructive sleep apnea: a population health perspective. *Journal of Thoracic Disease*, 2020, vol. 12, no. 9.
3. Lévy P., Kohler M., McNicholas W.T. Obstructive sleep apnoea syndrome. *Nat Rev Dis Primers*, 2015, no. 1, pp. 1–21.
4. Kapur V., Strohl K.P., Redline S. Underdiagnosis of sleep apnea syndrome in U.S. communities. *Sleep Breath*, 2002, no. 6, pp. 49–54.
5. Young T., Skatrud J., Peppard P.E. Risk factors for obstructive sleep apnea in adults. *JAMA*, 2004, no. 291, pp. 2013–2016.
6. Benjafield A.V., Ayas N.T., Eastwood P.R. Estimation of the global prevalence and burden of obstructive sleep apnoea: a literature-based analysis. *Lancet Respir Med*, 2019, no. 7, pp. 687–698.
7. Benjafield A.V. Estimation of the global prevalence and burden of obstructive sleep apnoea: a literature-based analysis. *The Lancet Respiratory Medicine*, 2019, vol. 7, no. 8, pp. 687–698.

8. Andrew T. Thornton, PhD, Parmjit Singh, BSc(Hons), MBA, Warren R. Ruehland, BSc(Hons), Peter D. Rochford, BAppSc, Grad Dip Bio Instr. AASM Criteria for Scoring Respiratory Events: Interaction between Apnea Sensor and Hypopnea Definition. *Sleep*, 2012, no. 35, pp. 425–432.
9. Barta K., Szabó Z., Kun C., Munkácsy C., Bene O., Tünde Magyar M., Csiba L., Lőrincz I. The effect of sleep apnea on QT interval, QT dispersion, and arrhythmias. *Clinical cardiology*, 2010, no. 33, pp. E35-E39.
10. Kent B.D., McNicholas W.T., Ryan S. Insulin resistance, glucose intolerance and diabetes mellitus in obstructive sleep apnoea. *J. Thorac Dis.*, 2015, no. 7, pp. 1343–1357.
11. Vinnikov D., Blanc P.D., Alilin A. Fatigue and sleepiness determine respiratory quality of life among veterans evaluated for sleep apnea. *Health Qual Life Outcomes*, 2017, no. 15, p. 48.
12. Bioulac S., Micoulaud-Franchi J.A., Arnaud M. Risk of Motor Vehicle Accidents Related to Sleepiness at the Wheel: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Sleep*, 2017, no. 40.
13. Kerner N.A., Roose S.P. Obstructive Sleep Apnea is Linked to Depression and Cognitive Impairment: Evidence and Potential Mechanisms. *Am J. Geriatr Psychiatry*, 2016, no. 24, pp. 496–508.
14. Anishchenko L. Application of step-frequency radars in medicine. *Radar Sensor Technology XVIII: International Society for Optics and Photonics*, 2014, vol. 9077, p. 90771N.
15. Du N., Liu K., Ge L., Zhang J. ApneaRadar: A 24ghz Radar-Based Contactless Sleep Apnea Detection System. In 2017 2nd International Conference on Frontiers of Sensors Technologies (ICFST), 14–16 April 2017, pp. 372–376.
16. Alekhin M., Anishchenko L., Tataraidze A., Ivashov S., Parashin V., Korostovtseva L., Sviryaev Yu. Bogomolov A. A novel method for recognition of bioradiolocation signal breathing patterns for noncontact screening of sleep apnea syndrome. *International J. of Antennas and Propagation*, 2013, no. 2013.
17. Anishchenko L., Zhuravlev A., Razevig V., Chizh M., Evteeva K., Korostovtseva L., Bochkarev M., Sviryaev Yu. Non-contact Sleep Disorders Detection Framework for Smart Home. *Proc. of 2019 Photonics & Electromagnetics Research Symposium (PIERS)*. Rome, Italy, 17–20 June 2019, pp. 3553–3557.
18. Berry R.B., Brooks R., Gamaldo C., Harding S.M., Lloyd R.M., Quan S.F., Troester M.T., Vaughn B.V. AASM scoring manual updates for 2017 (Version 2.4). *J. Clin. Sleep. Med*, 2017, no. 13, pp. 665–666.
19. Anishchenko L., Evteeva K., Korostovtseva L., Bochkarev M., Sviryaev Yu. Respiratory Rate Determination during Sleep by CW Doppler Radar. 2019 IEEE International Conference on Biomedical Innovations and Applications (BIAConf). Varna, Bulgaria, 2019, no. 8–9.

References

1. Doukas C., Petsatodis T., Boukris C., and Maglogiannis I. Automated sleep breath disorders detection utilizing patient sound analysis. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2012, vol. 7, pp. 256–264.
2. Young T., Peppard P.E., Gottlieb D.J. Epidemiology of obstructive sleep apnea: a population health perspective. *Journal of Thoracic Disease*, 2020, vol. 12, no. 9.
3. Lévy P., Kohler M., McNicholas W.T. Obstructive sleep apnoea syndrome. *Nat Rev Dis Primers*, 2015, no. 1, pp. 1–21.

Анищенко Л.Н. и др. Алгоритм и устройство для бесконтактной регистрации нарушений...

4. *Kapur V, Strohl K.P., Redline S.* Underdiagnosis of sleep apnea syndrome in U.S. communities. *Sleep Breath*, 2002, no. 6, pp. 49–54.
5. *Young T, Skatrud J, Peppard P.E.* Risk factors for obstructive sleep apnea in adults. *JAMA*, 2004, no. 291, pp. 2013–2016.
6. *Benjafield A.V., Ayas N.T., Eastwood P.R.* Estimation of the global prevalence and burden of obstructive sleep apnoea: a literature-based analysis. *Lancet Respir Med*, 2019, no. 7, pp. 687–698.
7. *Benjafield A.V.* Estimation of the global prevalence and burden of obstructive sleep apnoea: a literature-based analysis. *The Lancet Respiratory Medicine*, 2019, vol. 7, no. 8, pp. 687–698.
8. *Andrew T. Thornton, PhD, Parmjit Singh, BSc(Hons), MBA, Warren R. Ruehland, BSc(Hons), Peter D. Rochford, BAppSc, Grad Dip Bio Instr.* AASM Criteria for Scoring Respiratory Events: Interaction between Apnea Sensor and Hypopnea Definition. *Sleep*, 2012, no. 35, pp. 425–432.
9. *Barta K., Szabó Z., Kun C., Munkácsy C., Bene O., Tünde Magyar M., Csiba L., Lőrincz I.* The effect of sleep apnea on QT interval, QT dispersion, and arrhythmias. *Clinical cardiology*, 2010, no. 33, pp. E35-E39.
10. *Kent B.D., McNicholas W.T., Ryan S.* Insulin resistance, glucose intolerance and diabetes mellitus in obstructive sleep apnoea. *J. Thorac Dis.*, 2015, no. 7, pp. 1343–1357.
11. *Vinnikov D., Blanc P.D., Alilin A.* Fatigue and sleepiness determine respiratory quality of life among veterans evaluated for sleep apnea. *Health Qual Life Outcomes*, 2017, no. 15, p. 48.
12. *Bioulac S., Micoulaud-Franchi J.A., Arnaud M.* Risk of Motor Vehicle Accidents Related to Sleepiness at the Wheel: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Sleep*, 2017, no. 40.
13. *Kerner N.A., Roose S.P.* Obstructive Sleep Apnea is Linked to Depression and Cognitive Impairment: Evidence and Potential Mechanisms. *Am J. Geriatr Psychiatry*, 2016, no. 24, pp. 496–508.
14. *Anishchenko L.* Application of step-frequency radars in medicine. *Radar Sensor Technology XVIII: International Society for Optics and Photonics*, 2014, vol. 9077, p. 90771N.
15. *Du N., Liu K., Ge L., Zhang J.* ApneaRadar: A 24ghz Radar-Based Contactless Sleep Apnea Detection System. In *2017 2nd International Conference on Frontiers of Sensors Technologies (ICFST)*, 14–16 April 2017, pp. 372–376.
16. *Alekhin M., Anishchenko L., Tataraidze A., Ivashov S., Parashin V., Korostovtseva L., Sviryaev Yu. Bogomolov A.* A novel method for recognition of bioradiolocation signal breathing patterns for noncontact screening of sleep apnea syndrome. *International J. of Antennas and Propagation*, 2013, no. 2013.
17. *Anishchenko L., Zhuravlev A., Razevig V., Chizh M., Evteeva K., Korostovtseva L., Bochkarev M., Sviryaev Yu.* Non-contact Sleep Disorders Detection Framework for Smart Home. *Proc. of 2019 Photonics & Electromagnetics Research Symposium (PIERS)*. Rome, Italy, 17–20 June 2019, pp. 3553–3557.
18. *Berry R.B., Brooks R., Gamaldo C., Harding S.M., Lloyd R.M., Quan S.F., Troester M.T., Vaughn B.V.* AASM scoring manual updates for 2017 (Version 2.4). *J. Clin. Sleep. Med*, 2017, no. 13, pp. 665–666.
19. *Anishchenko L., Evteeva K., Korostovtseva L., Bochkarev M., Sviryaev Yu.* Respiratory Rate Determination during Sleep by CW Doppler Radar. *2019 IEEE International Conference on Biomedical Innovations and Applications (BIAConf)*. Varna, Bulgaria, 2019, no. 8–9.