 © Авторы статьи / Authors of the article

СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ, УПРАВЛЕНИЕ И ОБРАБОТКА ИНФОРМАЦИИ/SYSTEM ANALYSIS, MANAGEMENT AND PROCESSING OF INFORMATION

DOI: https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.173.10 EDN: MFBUIO

ПРИМЕНЕНИЕ КОМПЛЕКСНОЙ ТЕХНОЛОГИИ МОНИТОРИНГА СНА

Научная статья

Жиленков К.М.[1], Желтов К.Ю.[2], Дорофеев А.С.[3,*]
[3] ORCID : 0000-0002-8498-3301;
[1, 3] Иркутский национальный исследовательский технический университет, Иркутск, Российская Федерация
[2] ООО «Умные решения», Иркутск, Российская Федерация

* Корреспондирующий автор (dorbaik[at]istu.edu)

Предложена: 11.08.2026; Принята: 23.10.2026; Опубликована: 17.11.2026

Аннотация

В статье рассматриваются основные аспекты сна, его физиологические фазы, методы диагностики и роль современных технологий в мониторинге сна. Освещены как традиционные, так и инновационные подходы к изучению сна, включая использование носимых устройств и амбулаторных методов диагностики. Представлен комплексный обзор текущего состояния исследований в области сна, практических методов мониторинга физиологического состояния человека и микроклимата помещения в момент отхода ко сну и в период сна для обеспечения качественного пробуждения и бодрствования. Также рассматривается текущая работа по созданию программно-аппаратного комплекса для регистрации, накопления и анализа данных о состоянии организма.

Ключевые слова: сон, фазы сна, полисомнография, актиграф, актиграфия, фитнес-трекеры, мониторинг сна, механизм накопления данных, микроконтроллеры, датчик пульсоксиметр, датчик акселерометр, гироскоп.

THE USE OF COMPLEX SLEEP MONITORING TECHNOLOGY

Research article

Zhilenkov K.M.[1], Zheltov K.Y.[2], Dorofeev A.S.[3,*]
[3] ORCID : 0000-0002-8498-3301;
[1, 3] Irkutsk National Research Technical University, Irkutsk, Russian Federation
[2] LLC "Smart Health", Irkutsk, Russian Federation

* Corresponding author (dorbaik[at]istu.edu)

Suggested: 11.08.2026; Accepted: 23.10.2026; Published: 17.11.2026

Abstract

The article examines the key aspects of sleep, its physiological phases, diagnostic methods and the role of modern technologies in sleep monitoring. Both traditional and innovative approaches to the study of sleep are highlighted, including the use of wearable devices and outpatient diagnostic methods. A complex overview is presented of the current state of research in the field of sleep, practical methods for monitoring a person's physiological state and the indoor microclimate at the time of falling asleep and during sleep, to ensure a high-quality awakening and wakefulness. The current work on developing a hardware and software system for recording, storing and analysing data on the body's condition is also discussed.

Keywords: sleep, sleep phases, polysomnography, actigraph, actigraphy, fitness trackers, sleep monitoring, data collection mechanism, microcontrollers, pulse oximeter sensor, accelerometer, gyroscope.

Введение

Сон — один из фундаментальных биологических процессов, играющий ключевую роль в поддержании физического и психического здоровья человека [1], [2]. Современные исследования подтверждают, что качество и продолжительность сна существенно влияют на когнитивные функции, эмоциональное состояние, продуктивность и социальные взаимодействия. В статье рассмотрены основные аспекты сна, включая его фазы, методы диагностики, альтернативные подходы к организации сна и роль технологий в его анализе, с целью предоставить комплексный обзор текущего состояния исследований [3]. В сомнологии существует понятие «норма качества сна». Национальный фонд сна США (2017) предлагает критерии, представленные в таблице 1.

Таблица 1 - Нормы качества сна

DOI: https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.173.10.1

Показатель	Норма	Допустимо для пожилых
Латентность засыпания, минут	≤ 15	31–60
Пробуждения (> 5 минут), раз/ночь	≤ 2	≤ 3

 © Авторы статьи / Authors of the article

Показатель	Норма	Допустимо для пожилых
Время бодрствования после сна, минут	≤ 20	31–60
Дневной сон, минут	≤ 20	≤ 100

Эксперты Американской академии медицины сна рекомендуют спать взрослым не менее 7 часов в сутки для поддержания оптимального здоровья и благополучия. Сон имеет сложную и хорошо регулируемую структуру, включающую две основные фазы: медленноволновой сон (NREM) и быстрый сон (REM) [3]. Эти фазы чередуются в течение ночи (см. рис. 1), формируя циклы продолжительностью примерно 90–120 минут, которые повторяются 4–6 раз за ночь в зависимости от индивидуальных особенностей.

Фаза NREM, составляющая большую часть сна, подразделяется на три стадии: N1, N2 и N3. N1 — переходная стадия от бодрствования ко сну (около 5% времени сна). N2 занимает примерно 45–55% и характеризуется снижением чувствительности к внешним раздражителям. Стадия N3 представляет собой глубокий или дельта-сон. Это наиболее восстановительная стадия (15–25% ночного сна), которая важна для физического восстановления и иммунитета [1]. Фаза REM начинается примерно через 90 минут после засыпания, отличается повышенной мозговой активностью, занимает около 20–25% сна и связана с обработкой эмоций, консолидацией памяти и сновидениями [4], [5].



Рисунок 1 - Циклы сна
DOI: https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.173.10.2

Основываясь на кратком обзоре результатов научных исследований, представленных выше, авторы приняли решение о работе по созданию программного-аппаратного комплекса, способного давать качественную оценку сна и окружающего микроклимата для улучшения физиологического состояния организма.

Исследование базируется на комплексном подходе к изучению качества сна и включает следующие основные методы: полисомнография, физиологический мониторинг, экологический контроль, разработка программно-аппаратного комплекса, машинное обучение.

Постановка задачи

Нарушения фаз сна могут приводить к нарушению самочувствия, снижению когнитивных функций и повышению риска хронических заболеваний [1], [2]. Хронический недостаток сна связан с увеличением вероятности сердечно-сосудистых заболеваний, метаболических нарушений (например, диабета) и психических расстройств, включая депрессию. Избыточный сон также может быть вредным и ассоциироваться с повышенным риском инсульта и ожирения [2]. Полисомнография (ПСГ) остаётся «золотым стандартом» исследования сна. Она регистрирует электроэнцефалографию (ЭЭГ), движения глаз, тонус мышц, дыхание и другие параметры. Метод требует пребывания пациента в лаборатории, что может вызывать «эффект первой ночи» — искажение данных из-за стресса. Для амбулаторного мониторинга используют, в частности, два метода. Первый — актиграфия (регистрация активности с помощью акселерометра). Актиграф — это специализированный прибор (обычно в виде наручных часов), предназначенный для непрерывной регистрации двигательной активности человека (прибор оснащен чувствительным датчиком движения — акселерометром), а актиграфия — метод исследования, основанный на использовании этого прибора для оценки циклов сна и бодрствования. Точность метода у здоровых людей составляет 89–98%, но снижается у пациентов с расстройствами сна. Второй — опросники, которые дают субъективную оценку и часто неточны: люди склонны завышать продолжительность сна примерно на 15–20 минут. В России продолжается разработка и внедрение цифровых методов коррекции нарушения сна [6], [7], [8]. С развитием носимых устройств (умные часы, фитнес-трекеры) появились новые возможности самостоятельного анализа сна. Эти устройства регистрируют движения, пульс и освещённость, позволяя оценивать фазы сна и периоды бодрствования [3]. Однако алгоритмы трекеров имеют ограничения: они могут ошибочно определять начало и конец сна и не учитывать внешние маркеры (например, выключение света). Поэтому пользователям рекомендуется критически относиться к данным и, при необходимости, вести дневник сна для аннотаций. Фитнес-трекеры обычно классифицируют состояние как «сон», «бодрствование» и «беспокойный сон» с разрешением в одну минуту. При соблюдении условий (сон длительностью более 3 часов, надёжный контакт датчика с кожей) некоторые устройства способны дифференцировать REM, лёгкий и

 © Авторы статьи / Authors of the article

глубокий сон. Принцип основан на акселерометрии и фотоплетизмографии (PPG), а также непрямом мониторинге температуры (STM). Акселерометры отслеживают активность запястья, предполагая, что отсутствие движений свидетельствует о сне, а активность — о бодрствовании. Однако такой подход имеет свои недостатки: устройство может ошибочно считать состояние покоя без движений за сон или не заметить пробуждения, сопровождаемые минимальной активностью. В то же время акселерометр остаётся основным датчиком для регистрации сна, поэтому для точной оценки фаз требуются дополнительные методы измерения физиологического состояния, такие как кардиография, что затрудняет широкое применение этих устройств. С другой стороны, в фитнес-браслетах применяется механизм фотоплетизмографии — измеряется пульс и вариабельность сердечного ритма через световые датчики, что помогает уточнить фазы сна. Например, учащение пульса может указывать на наступление REM-фазы. Тем не менее, алгоритмы, используемые устройствами для классификации фаз сна, разработанные компанией Fitbit, основываются на данных о движении и пульсе. Эти алгоритмы могут ошибочно интерпретировать начальные и конечные стадии сна как периоды бодрствования, что влияет на точность расчетов времени засыпания и пробуждения [3]. Отсутствие учета внешних маркеров также ограничивает возможности анализа, делая результаты менее надежными. Обозначив достоинства и недостатки программно-аппаратных способов исследования сна, авторы предприняли эксперимент по созданию собственной системы мониторинга состояния человека. Однако в данном случае дополнительным элементом контроля выступает комплексный мониторинг микроклимата помещения, в котором находится человек во время сна [9], [10]. Данный подход применяется для построения собственной «экосистемы сна» с применением «Интернета вещей» (IoT) и машинного обучения [11]. В совокупности данная система позволит выстраивать аналитику состояния человека после пробуждения, организовывать систему мониторинга, а впоследствии и управления микроклиматом помещения для повышения качества жизни конкретного потребителя [10].

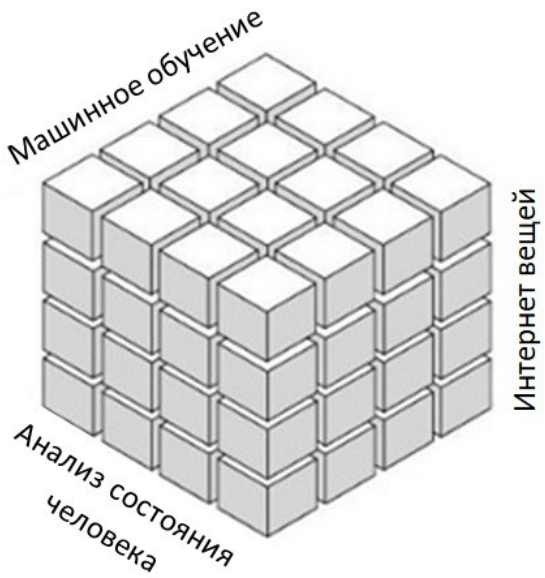


Рисунок 2 - Графическое представление комплексности подхода
DOI: https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.173.10.3

Графически комплексность обозначенного подхода можно выразить в виде куба, грани которого обозначают составную часть одной взаимосвязанной системы (рис. 2).

В настоящее время для анализа данных сна широко применяются методы машинного обучения. Глубокие нейронные сети (CNN, LSTM, BiLSTM) демонстрируют достаточно высокую точность классификации стадий сна по данным ЭЭГ, ЭКГ и акселерометрии: точность 5-классовой классификации (W, N1, N2, N3, REM) достигает 71–90% [13]. Для детекции апноэ на данных носимых IoT-устройств применяются 1D-CNN, SVM и Random Forest, обеспечивая точность 93–99% [11], [16]. Использование рекуррентных нейронных сетей на основе данных фотоплетизмографии и акселерометрии с носимых устройств позволяет классифицировать фазы сна с F1-score 60–67% [14]. Эти результаты обосновывают выбор архитектуры с многомодальным объединением признаков и применением методов глубокого обучения в разработанном комплексе.

Реализация программно-аппаратного комплекса мониторинга состояния человека

Разрабатываемый механизм регистрации времени периодов сна базируется на классическом подходе к ведению личного дневника сна для самоконтроля. Для построения собственной системы регистрации сна, осуществляющей регистрацию движение тела, параметры пульса, уровня кислорода и температуры, авторами была реализована аппаратная составляющая комплекса. В её состав входят: микропроцессорная система ESP32; датчик пульса MAX30102; пьезометрический датчик температуры; датчик ЭКГ (электрокардиограмма) AD8232; датчик акселерометр на основе гироскопа GY-521 (применяется два элемента: крепление на руку и грудь). На рис. 3 приведена блок-схема аппаратного обеспечения для мониторинга физиологического состояния человека.

 © Авторы статьи / Authors of the article



Рисунок 3 - Блок-схема устройства мониторинга состояния человека
DOI: https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.173.10.4

Выбор микроконтроллера ESP32 обусловлен наличием встроенных модулей Wi-Fi и Bluetooth, двойного процессорного ядра с тактовой частотой до 240 МГц, низкого энергопотребления в режиме глубокого сна и обширной экосистемы библиотек для работы с датчиками. Датчик MAX30102 применим благодаря интегрированному решению для фотоплетизмографии и пульсоксиметрии с цифровым интерфейсом I2C. Датчик AD8232 обеспечивает регистрацию одноканальной ЭКГ с минимальным количеством электродов, что важно для носимого устройства. Датчик GY-521 (MPU-6050) совмещает акселерометр и гироскоп в одном корпусе, что снижает габариты носимого блока. Для мониторинга микроклимата используются датчики CCS811 (CO_2 и TVOC), DHT11 (температура и влажность) и BMP280 (атмосферное давление), обеспечивающие комплексную оценку параметров среды при низкой стоимости и простоте интеграции [16].

Вторым устройством, выполненным в корпусе декоративного светильника, является также микропроцессорная система, состоящая из датчика качества воздуха CCS811; датчика влажности и температуры DHT11; датчика микрофона (определение шума в помещении), барометра BMP280 (рис. 4). Устройство позволяет создавать в помещении приглушенный свет с постепенным гашением, а также индикацию для отображения качества микроклимата (выполнено в виде трехцветной подсветки).

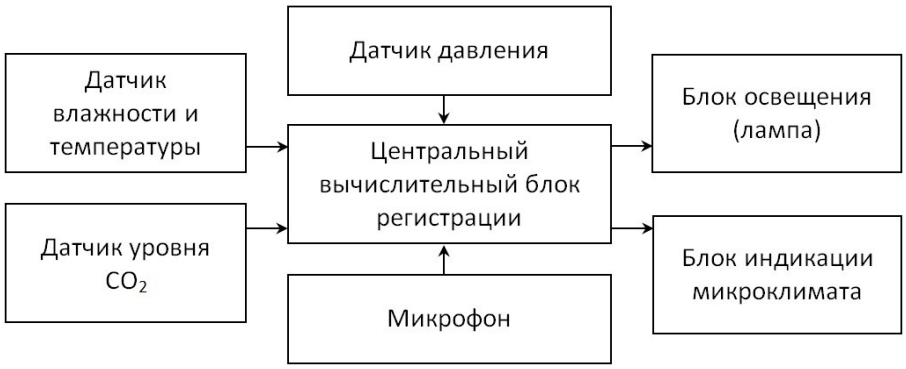


Рисунок 4 - Блок мониторинга микроклимата
DOI: https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.173.10.5

Разработка программной подсистемы мониторинга и ее последующего документирования базируется на построении ряда диаграмм, описывающих работу системы мониторинга с разных аспектов. На диаграмме последовательностей (рис. 5) отражается общий принцип выполнения мониторинга состояния здоровья.

 © Авторы статьи / Authors of the article

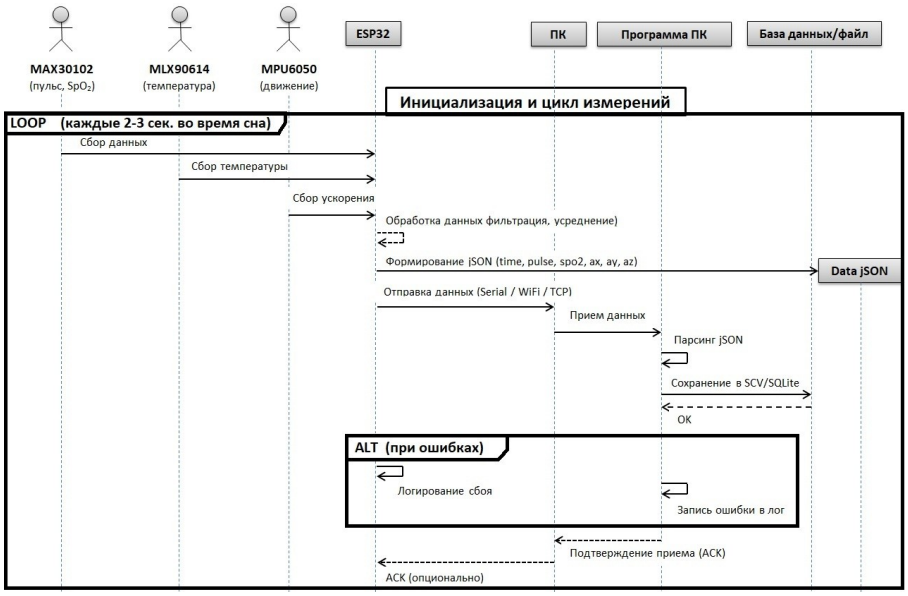


Рисунок 5 - Диаграмма последовательностей
DOI: https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.173.10.6

Исходя из рис. 5, проектируемое приложение состоит из четырех подсистем, реализованных на блоках мониторинга и сервере накопления и обработки (накопление данных и блок машинного обучения). Для них далее выделены классы выполняемых функций.

1. Блок мониторинга состояния человека:
• PulseOximeter — работа с пульсоксиметром: измерение пульса и уровень насыщения крови кислородом, SpO_2;
• Thermometer — работа с использованием термометра: измерение температуры тела;
• MotionSensor — работа с использованием акселерометра для определения движения испытуемого во сне;
• SensorManager — оркестрирует сбор данных со всех датчиков, управляет циклом измерений;
• DataProcessor — фильтрация, усреднение, валидация данных;
• DataPacket — формирование структуры данных (JSON);
• Transmitter — отправка данных на сервер (Wi-Fi);
• Logger — сбор ошибок и состояния системы;
• SleepMonitor — мониторинга сна: определение активности.
2. Блок мониторинга микроклимата:
• EnvironmentSensor — базовый интерфейс для датчиков среды;
• BMP280Sensor — измерение атмосферного давления;
• CO2Sensor — измерение концентрации CO_2 ;
• NoiseSensor — измерение уровня шума;
• DHTSensor — измерение температуры и влажности;
• EnvironmentManager — управляет всеми датчиками микроклимата, сбор данных.
3. Подсистема регистрации и накопления данных:
• DataReceiver — приём данных с блоков мониторинга;
• DataParser — парсинг JSON пакетов, проверка целостности;
• DataManager — управление потоком данных, буферизация;
• EnvironmentAnalyzer — оценка комфорта по температуре, влажности, давлению, CO_2 ;
• AirQualityMonitor — классификация качества воздуха по уровню CO_2/ TVOC;
• EnvironmentPlotter — визуализация параметров микроклимата;
• SleepAnalyzer — анализ данных: фазы сна, аномалии (апноэ, повышение пульса);
• RealTimePlotter — визуализация данных в реальном времени;
• AlertSystem — генерация предупреждений;
• Logger — локальное логирование событий приложения.
4. Подсистема машинного обучения:
• FeatureExtractor — извлечение признаков из необработанных данных;
• MultimodalFusion — объединение данных здоровья и микроклимата в единый вектор признаков;
• MLModel — абстрактный интерфейс модели;
• SleepPhaseClassifier — классифицирует фазу сна;
• ApneaDetector — обнаруживает эпизоды апноэ по падению SpO_2 и отсутствию движения;
• SleepQualityPredictor — предсказывает итоговую оценку сна метод регрессии);
• EnvironmentImpactAnalyzer — определяет какие факторы среды сильнее всего влияют на сон;
• ModelTrainer — обучает модели на исторических данных;
• ModelStorage — загрузка/сохранение моделей. Взаимодействует с базой данных и файловой подсистемой.

 © Авторы статьи / Authors of the article

На рис. 6 приведена диаграмма компонентов, отражающая механизм взаимодействия подсистемы машинного обучения со всеми подсистемами комплекса мониторинга.

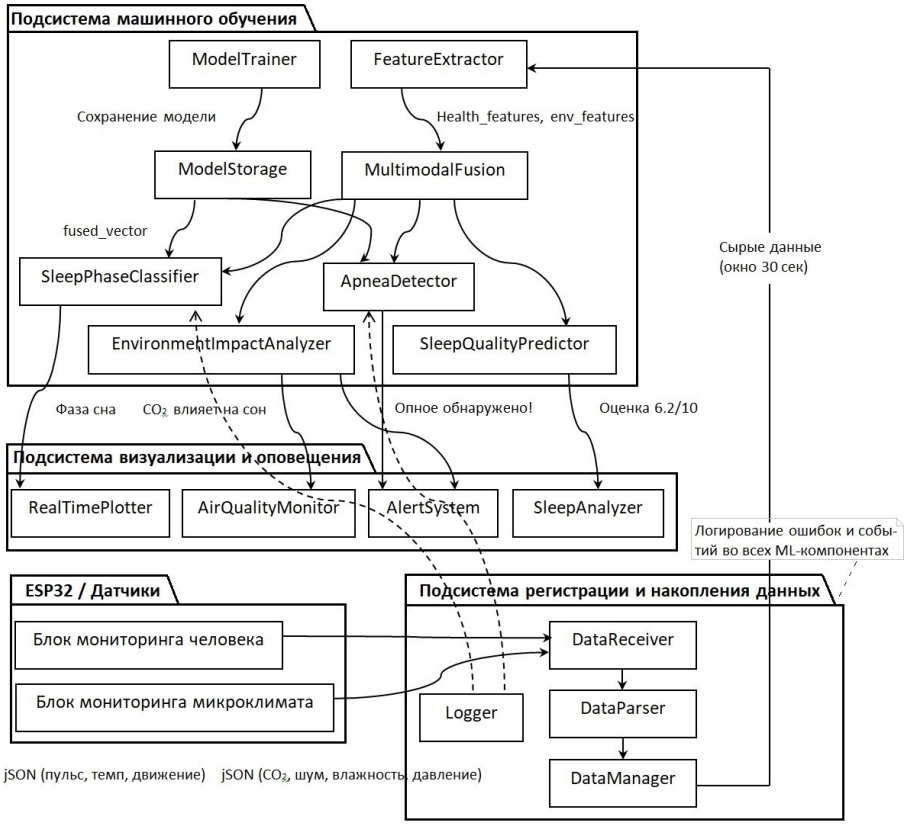


Рисунок 6 - Диаграмма компонентов проектируемой системы
DOI: https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.173.10.7

Данная схема отражает взаимодействие модулей системы: сетевое взаимодействие систем регистрации данных с серверным решением, осуществляющим регистрацию и обработку данных. Взаимодействие осуществляется по беспроводному каналу связи WiFi.

Аппаратные элементы передают данные в JSON-формате и накапливаются в специализированной СУБД (система управления базой данных) ClickHouse.

Инструменты машинного обучения, применяемые в проекте, основаны на фреймворке PyTorch. Обработка звука выполняется библиотекой Librosa. Процедура обучения моделей включает сбор размеченных данных с последующей экспертной верификацией, разделение выборки на обучающую (70%), валидационную (15%) и тестовую (15%) части, а также обучение с применением техники ранней остановки для предотвращения переобучения. Для каждой модели проводится подбор гиперпараметров и кросс-валидация, оценка качества осуществляется по специализированным метрикам. Обученные модели конвертируются в формат ONNX (открытый формат и стандарт для представления моделей машинного обучения). Подобная архитектура обеспечивает баланс между вычислительной эффективностью и точностью анализа, позволяя масштабировать систему и оперативно обновлять модели по мере накопления данных.

В современной литературе методы машинного обучения для анализа сна демонстрируют высокие результаты. Так, свёрточные нейронные сети (CNN), применяемые для классификации фаз сна по ЭЭГ-сигналам, достигают точности 83–95%, а гибридные архитектуры CNN-LSTM — до 96% [16]. Для детекции апноэ на основе ЭКГ-сигналов с носимых IoT-устройств одномерные CNN (1D-CNN) показывают точность до 99,56% при посекундном разрешении [13]. Модели на основе LSTM, использующие PPG-сигналы, достигают точности 76–90% при классификации четырёх фаз сна [15], [16]. Алгоритмы Random Forest, применяемые к данным акселерометрии запястья, обеспечивают F1-score 73,9% для бинарной классификации «сон–бодрствование» [15]. Глубокое обучение с применением transfer learning (перенос обучения с ЭКГ на PPG) позволяет повысить точность классификации фаз сна с носимых устройств до 76,4% (Cohen's κ = 0,65) [16]. Полученные в литературе результаты подтверждают целесообразность многомодального подхода, объединяющего физиологические сигналы и параметры окружающей среды для повышения точности анализа сна.

Логическая схема IoT, показывающая взаимодействие компонентов комплекса, отражающего обрабатываемые данные и действия с ними, приведена на рис. 7.

 © Авторы статьи / Authors of the article

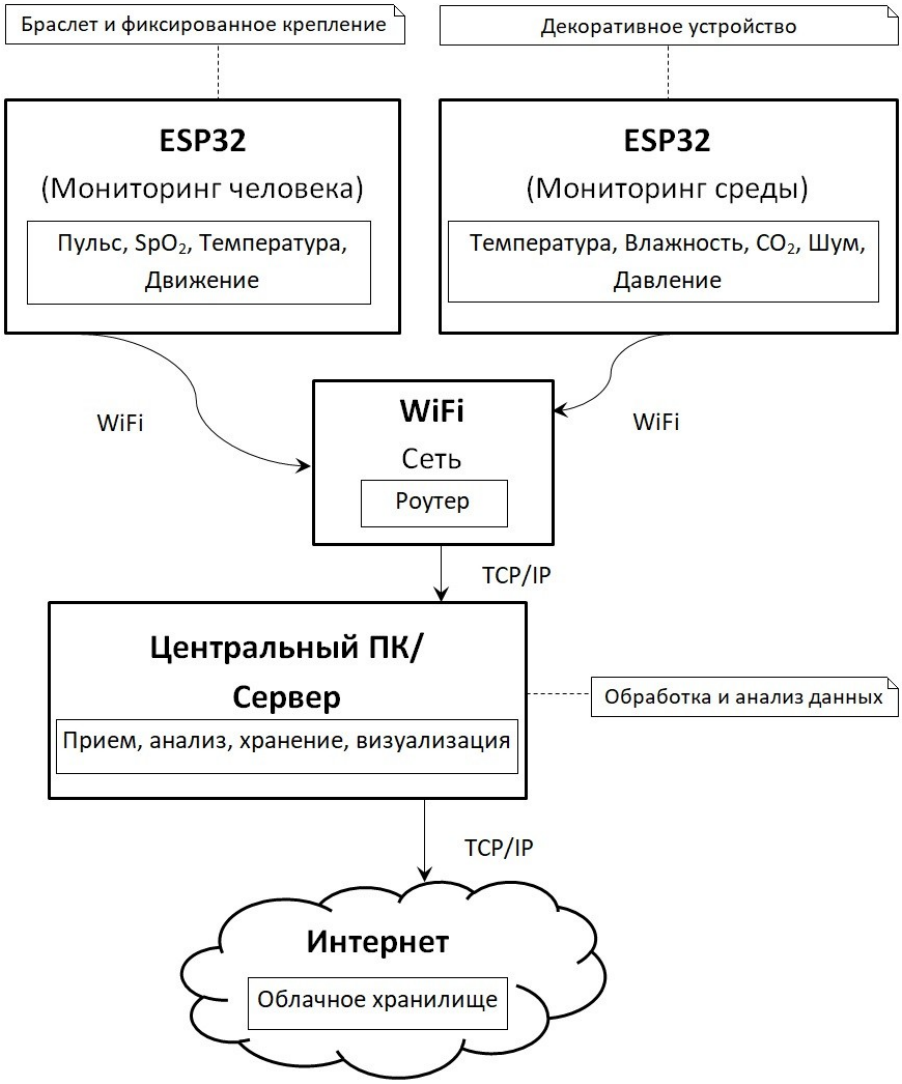


Рисунок 7 - Логическая схема IoT сети мониторинга
DOI: https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.173.10.8

Данная схема отражает взаимодействие модулей комплекса: сетевое взаимодействие систем регистрации данных с серверным решением, осуществляющим регистрацию и обработку данных. Взаимодействие осуществляется по беспроводному каналу связи WiFi.

Процедура апробации

Существующие IoT-системы для мониторинга сна, описанные в литературе, как правило, ограничиваются одной модальностью: ЭКГ (точность детекции апноэ до 99,56% [13]), PPG (точность классификации синдрома апноэ >90% [14]) или акселерометрия (F1 = 73,9% [15]). Ключевое отличие разработанного комплекса состоит в интеграции многомодальных физиологических данных (пульс, SpO_2, ЭКГ, движение, температура тела) с параметрами микроклимата (CO_2, TVOC, влажность, температура, шум, освещённость), что потенциально повышает объяснительную способность моделей качества сна. Однако количественная оценка этого приращения точности требует дальнейшей валидации.

В процессе осуществления ручного и полуавтоматизированного тестирования использовался простой вывод показателей с их динамическим обновлением через заданный промежуток времени — 1 секунда. На рис. 8 приведен снимок экрана приложения устройства мониторинга среды, отражающий пример показаний. Все показатели, получаемые с устройства, фиксировались в базе данных. Дополнительно следует отметить, что устройство мониторинга подвергалось воздействию агрессивной среды: повышенный шум, распыление спирта в окружающей среде, изменение интенсивности освещенности, изменение температурного режима. Подобные «испытания» требуются для машинного обучения, а именно – для получения пограничных и допустимых значений качества окружающей среды [3], [11], [13], [14].

 © Авторы статьи / Authors of the article



Рисунок 7 - Вывод числовых показателей для целей тестирования
DOI: https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.173.10.9

Аналогичным образом осуществлялся мониторинг с применением программно-аппаратного актиграфа. Отображение результатов в реальном времени для наблюдения пользователем представлено через минималистичную web-панель, визуализирующую показатели, обрабатываемые моделью (рис. 9).



Рисунок 8 - Визуализация показателей
DOI: https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.173.10.10

Сопоставление параметров (отклонение регистрируемого времени начала и окончания сна), получаемых с носимых устройств (Samsung Galaxy Watch 5, Honor Band 9) и данных от разработанного программного комплекса показало высокую степень совпадения.

Сравнение разработанного комплекса с существующими решениями показывает следующие преимущества и ограничения. Коммерческие носимые устройства (Samsung Galaxy Watch, Honor Band, Apple Watch) обеспечивают удобство и автономность, однако их алгоритмы закрыты, а данные о микроклимате не регистрируются. Исследовательские IoT-системы на базе ESP32 для мониторинга сна и апноэ, описанные в литературе, используют схожий набор датчиков (SpO_2, ЧСС, акселерометр) и достигают точности детекции апноэ до 93–99% при использовании методов машинного обучения (SVM, Random Forest, 1D-CNN) [11], [16]. Ключевое отличие разработанного комплекса — интеграция мониторинга микроклимата с физиологическими данными в единой многомодальной архитектуре, что позволяет оценивать влияние факторов среды на качество сна.

Следует отметить, что в рамках настоящей работы количественная валидация на синхронизированных данных полисомнографии не проводилась. Заявленная апробация ограничивается ручным и полуавтоматизированным тестированием прототипа. В дальнейшем планируется проведение полевого исследования с участием не менее 30 испытуемых, параллельная регистрация данных разработанным комплексом и ПСГ, а также расчёт метрик точности: accuracy, F1-score, Cohen's κ, построение графиков Блэнда–Альтмана для оценки пределов согласия. Только после проведения такого исследования возможен корректный сравнительный анализ точности разработанной системы и существующих решений.

 © Авторы статьи / Authors of the article

Заключение

Проведённый обзор источников в сфере сомнологии и реализованный эксперимент показывают, что сочетание носимых устройств мониторинга состояния человека и окружающего его микроклимата, представляет собой перспективное направление в сфере сомнологии для повышения объективности исследований в естественных условиях [3], [9]. Полисомнография хотя и остаётся «золотым стандартом» для клинической диагностики и детального изучения архитектуры сна, но её лабораторные ограничения — эффект первой ночи и низкая доступность для длительного наблюдения — обосновывают востребованность амбулаторных и носимых решений для масштабных эпидемиологических и длительных когортных исследований [3]. Разработанная авторами архитектура объединяет мультисенсорный IoT-подход, реализованный в актиграфе и устройстве мониторинга (интернет вещей), и машинное обучение (Machine Learning, ML). Она позволяет собирать многомодальные данные (движение, ЭКГ/ PPG, SpO_2, температура и параметры микроклимата) в естественной среде проживания испытуемого. Данная стратегия получения данных улучшает информативность признаков по сравнению с классической полисомнографией, что повышает аналитическую способность моделей к обнаружению клинически релевантных событий, таких как эпизоды апноэ и аномалии сердечного ритма, одновременно оценивая влияние внешних факторов на качество сна [3], [12], [16]. В результате исследования выявлены следующие практические выводы:

• предполагается, что включение параметров микроклимата (температура, влажность, CO_2/TVOC, уровень шума, освещённость) существенно повышает объяснительную способность моделей качества сна. Однако данное утверждение требует дополнительных полевых исследований;

• объединение данных акселерометрии с физиологическими сигналами (PPG/ЭКГ, SpO_2) и применение адаптивных алгоритмов с учётом индивидуальной вариабельности возможно в ближайшем будущем будет применяться как один из показателей точности распознавания фаз сна;

• в полевых исследованиях необходимо регулярно фиксировать качество входящих сигналов (уровень PPG, плотность контакта сенсора с кожей, время автономной работы устройств, версии программного обеспечения), так как эти параметры существенно влияют на воспроизводимость результатов;

• авторы полагают, что разработанная архитектура требует дальнейших исследований и в том числе в медицинских учреждениях для подтверждения устойчивости работы алгоритмов и системы в целом [12], [13].

Исследование проблем качественного сна и влияние на него окружающего микроклимата должно включать валидацию разработанных алгоритмов на синхронизированных данных ПСГ. Однако, согласно исследованиям, приведенным в Phrenic Nerve Stimulation for the Treatment of Central Sleep Apnea: A Pooled Cohort Analysis [12], для более надёжного выявления апноэ эффективен комбинированный подход, сочетающий падения SpO_2 с отсутствием движения и акустической регистрацией дыхательных шумов, однако такая схема требует валидации по данным ПСГ.

В контрольных точках, отражающих различные нарушения сна, фиксируются длительные изменения микроклимата на метрики сна в кросс-субъектных и индивидуальных траекториях, а также внедрение адаптивных методов обучения (transfer learning, персонализированные модели) и процедур контроля качества данных IoT-устройств.

Конфликт интересов

Не указан.

Рецензия

Сообщество рецензентов Международного научно-исследовательского журнала
DOI: https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.173.10.11

Conflict of Interest

None declared.

Review

Community of Reviewers of the International Research Journal
DOI: https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.173.10.11

Список литературы / References

1. Groenewald C.B. Associations between adolescent sleep deficiency and prescription opioid misuse in adulthood / C.B. Groenewald, E.F. Law, J.A. Rabbitts [et al.] // Sleep. — 2021. — Vol. 44. — № 3. — P. zsaa201. — DOI: 10.1093/sleep/zsaa201.

2. Soh A.Z. Sleep lengthening in late adulthood signals increased risk of mortality / A.Z. Soh, M.W.L. Chee, J.M. Yuan [et al.] // Sleep. — 2018. — Vol. 41. — № 3. — P. zsy5. — DOI: 10.1093/sleep/zsy005.

3. De Zambotti M. Wearable sleep technology in clinical and research settings / M. De Zambotti, N. Cellini, A. Goldstone [et al.] // Medicine and Science in Sports and Exercise. — 2019. — Vol. 51. — № 7. — P. 1538–1557. — DOI: 10.1249/MSS.0000000000001947.

4. Sumi Y. The prevalence of depression in isolated/idiopathic rapid eye movement sleep behavior disorder: a systematic review and meta-analysis / Y. Sumi, F. Masuda, H. Kadotani [et al.] // Sleep Medicine Reviews. — 2022. — Vol. 65. — P. 101684. — DOI: 10.1016/j.smrv.2022.101684.

5. Swift K.M. Sleep and PTSD: delving deeper to understand a complicated relationship / K.M. Swift // Sleep. — 2020. — Vol. 43. — № 9. — P. zsaa74. — DOI: 10.1093/sleep/zsaa074.

6. Горбачев Н.А. Возможности цифровых методов оценки сна и поведенческой терапии бессонницы / Н.А. Горбачев, М.Г. Полуэктов // Эффективная фармакотерапия. — 2024. — Т. 20. — № 33. — С. 80-86

7. Полуэктов М.Г. Диагностика и лечение нарушений сна / М.Г. Полуэктов. — Москва: МЕДпресс-информ, 2016. — 128 с.

8. Антипов О.И. Возможности различных методов автоматического распознавания стадий сна / О.И. Антипов, А.В. Захаров, И.Е. Повереннова [и др.] // Саратовский научно-медицинский журнал]. — 2012. — № 2. — С. 374–379.

 © Авторы статьи / Authors of the article

9. Figueiro M.G. Individually tailored light intervention through closed eyelids to promote circadian alignment and sleep health / M.G. Figueiro // Sleep Health. — 2015. — Vol. 1. — № 1. — P. 75–82. — DOI: 10.1016/j.sleh.2014.12.009.

10. Luo Y. Fast and accurate prediction of air temperature and velocity field in non-uniform indoor environment under complex boundaries / Y. Luo, D. Cui, Y. Song [et al.] // Building and Environment. — 2023. — Vol. 230. — P. 109987. — DOI: 10.1016/j.buildenv.2023.109987.

11. John M. A 1D-CNN Based Deep Learning Technique for Sleep Apnea Detection in IoT Sensors / M. John [et al.] // IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS). — 2021. — P. 1–5. — DOI: 10.1109/ISCAS51556.2021.9401510.

12. Fudim M. Phrenic nerve stimulation for the treatment of central sleep apnea: a pooled cohort analysis / M. Fudim [et al.] // Journal of Clinical Sleep Medicine: JCSM: Official Publication of the American Academy of Sleep Medicine. — 2019. — Vol. 15. — № 12. — P. 1747–1755. — DOI: 10.5664/jcsm.8076.

13. Jiang X. Convolutional neural network based on photoplethysmography signals for sleep apnea syndrome detection / X. Jiang, Y. Ren, H. Wu [et al.] // Frontiers in Neuroscience. — 2023. — Vol. 17. — P. 1222715. — DOI: 10.3389/fnins.2023.1222715.

14. Kilic O. Sleep Quality Prediction from Wearables using Convolution Neural Networks and Ensemble Learning / O. Kilic, B. Saylam, I. Durmaz [et al.] // Proceedings of the 8th International Conference on Machine Learning Technologies (ICMLT). — 2023. — P. 116–120. — DOI: 10.1145/3589883.3589900.

15. Walch O. Sleep classification from wrist-worn accelerometer data using random forests / O. Walch [et al.] // Scientific Reports. — 2021. — Vol. 11. — № 1. — P. 5449. — DOI: 10.1038/s41598-020-79217-x.

16. Altaheri H. Automatic sleep stage classification using deep learning: signals, data representation, and neural networks / H. Altaheri [et al.] // Artificial Intelligence Review. — 2024. — Vol. 57. — P. 135. — DOI: 10.1007/s10462-024-10926-9.

Список литературы на английском языке / References in English

1. Groenewald C.B. Associations between adolescent sleep deficiency and prescription opioid misuse in adulthood / C.B. Groenewald, E.F. Law, J.A. Rabbitts [et al.] // Sleep. — 2021. — Vol. 44. — № 3. — P. zsaa201. — DOI: 10.1093/sleep/zsaa201.

2. Soh A.Z. Sleep lengthening in late adulthood signals increased risk of mortality / A.Z. Soh, M.W.L. Chee, J.M. Yuan [et al.] // Sleep. — 2018. — Vol. 41. — № 3. — P. zsy5. — DOI: 10.1093/sleep/zsy005.

3. De Zambotti M. Wearable sleep technology in clinical and research settings / M. De Zambotti, N. Cellini, A. Goldstone [et al.] // Medicine and Science in Sports and Exercise. — 2019. — Vol. 51. — № 7. — P. 1538–1557. — DOI: 10.1249/MSS.0000000000001947.

4. Sumi Y. The prevalence of depression in isolated/idiopathic rapid eye movement sleep behavior disorder: a systematic review and meta-analysis / Y. Sumi, F. Masuda, H. Kadotani [et al.] // Sleep Medicine Reviews. — 2022. — Vol. 65. — P. 101684. — DOI: 10.1016/j.smrv.2022.101684.

5. Swift K.M. Sleep and PTSD: delving deeper to understand a complicated relationship / K.M. Swift // Sleep. — 2020. — Vol. 43. — № 9. — P. zsaa74. — DOI: 10.1093/sleep/zsaa074.

6. Gorbachev N.A. Vozmozhnosti tsifrovykh metodov otsenki sna i povedencheskoy terapii insomnii [Possibilities of digital methods for sleep assessment and behavioral therapy of insomnia] / N.A. Gorbachev, M.G. Poluektov // Effektivnaya farmakoterapiya [Effective pharmacotherapy]. — 2024. — Vol. 20. — № 33. — P. 80–86

7. Poluektov M.G. Diagnostika i lechenie rasstroystv sna [Diagnosis and treatment of sleep disorders] / M.G. Poluektov. — Moscow: MEDpress-inform, 2016. — 128 p. [in Russian].

8. Antipov O.I. Vozmozhnosti razlichnykh metodov avtomaticheskogo raspoznavaniya stadiy sna [Possibilities of various methods for automatic recognition of sleep stages] / O.I. Antipov, A.V. Zakharov, I.E. Poverennova [et al.] // Saratovskiy nauchno-meditsinskiy zhurnal [Saratov Journal of Medical Scientific Research]. — 2012. — № 2. — P. 374–379 [in Russian].

9. Figueiro M.G. Individually tailored light intervention through closed eyelids to promote circadian alignment and sleep health / M.G. Figueiro // Sleep Health. — 2015. — Vol. 1. — № 1. — P. 75–82. — DOI: 10.1016/j.sleh.2014.12.009.

10. Luo Y. Fast and accurate prediction of air temperature and velocity field in non-uniform indoor environment under complex boundaries / Y. Luo, D. Cui, Y. Song [et al.] // Building and Environment. — 2023. — Vol. 230. — P. 109987. — DOI: 10.1016/j.buildenv.2023.109987.

11. John M. A 1D-CNN Based Deep Learning Technique for Sleep Apnea Detection in IoT Sensors / M. John [et al.] // IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS). — 2021. — P. 1–5. — DOI: 10.1109/ISCAS51556.2021.9401510.

12. Fudim M. Phrenic nerve stimulation for the treatment of central sleep apnea: a pooled cohort analysis / M. Fudim [et al.] // Journal of Clinical Sleep Medicine: JCSM: Official Publication of the American Academy of Sleep Medicine. — 2019. — Vol. 15. — № 12. — P. 1747–1755. — DOI: 10.5664/jcsm.8076.

13. Jiang X. Convolutional neural network based on photoplethysmography signals for sleep apnea syndrome detection / X. Jiang, Y. Ren, H. Wu [et al.] // Frontiers in Neuroscience. — 2023. — Vol. 17. — P. 1222715. — DOI: 10.3389/fnins.2023.1222715.

14. Kilic O. Sleep Quality Prediction from Wearables using Convolution Neural Networks and Ensemble Learning / O. Kilic, B. Saylam, I. Durmaz [et al.] // Proceedings of the 8th International Conference on Machine Learning Technologies (ICMLT). — 2023. — P. 116–120. — DOI: 10.1145/3589883.3589900.

15. Walch O. Sleep classification from wrist-worn accelerometer data using random forests / O. Walch [et al.] // Scientific Reports. — 2021. — Vol. 11. — № 1. — P. 5449. — DOI: 10.1038/s41598-020-79217-x.

 © Авторы статьи / Authors of the article

16. Altaheri H. Automatic sleep stage classification using deep learning: signals, data representation, and neural networks / H. Altaheri [et al.] // Artificial Intelligence Review. — 2024. — Vol. 57. — P. 135. — DOI: 10.1007/s10462-024-10926-9.