

УДК 681.785.432, 535-15, 53.082.53, 53.082.731
EDN: JAOFAE

© М. О. Михайлов, 2026

РАЗРАБОТКА АППАРАТНО-ПРОГРАММНОГО КОМПЛЕКСА МУЛЬТИСЕНСОРНОГО КОНТРОЛЯ КОНЦЕНТРАЦИИ ГЛЮКОЗЫ В БИОЛОГИЧЕСКОЙ СРЕДЕ

В работе предлагается концепция построения аппаратно-программного комплекса контроля концентрации глюкозы в биологической среде, основанного на мультисенсорном подходе. Предлагаемый подход мониторинга концентрации глюкозы в биологической среде сочетает в себе комбинацию методов инфракрасной спектроскопии, импедансометрии и термометрии, позволяющую взаимно компенсировать влияние внешних факторов на параметры системы. Предложены аппаратные средства стабилизации лазерного источника излучения, заключающиеся в применении высокочастотного импульсного режима работы источника, внедрении прецизионного драйвера тока и средств активной температурной стабилизации. Программные средства обеспечивают синхронизацию и предварительную фильтрацию оптических, импедансных и температурных сигналов, децимацию данных, формирование вектора признаков, включающего усредненные интенсивности излучений, их отношение, среднеквадратические отклонения и значения температур компонентов системы, а также построение единой базы данных параметров системы. Для расчета концентрации глюкозы по неоднородным данным построена регрессионная модель, наиболее точное решение которой осуществляется с помощью ансамблевого метода машинного обучения XGBoost. Испытания предлагаемого подхода показали, что общая относительная погрешность измерения в диапазоне 40–400 мг/дл составляет около 17.2%, а клиническая точность по шкале ошибок Паркс достигает 98.4%.

Ключевые слова: инфракрасная спектроскопия, импедансная спектроскопия, температура, машинное обучение, мультисенсорный прибор, неинвазивный метод, глюкоза

ВВЕДЕНИЕ

Обеспечение контроля концентрации глюкозы в биологических средах является важной задачей для клинической диагностики и персонализированной медицины. Существующие средства контроля, несмотря на высокую точность, обладают принципиальными ограничениями: болезненность процедуры, риск инфицирования, рубцевание тканей, необходимость регулярной замены расходных материалов, а также сложность интеграции в системы непрерывного мониторинга [1, 2]. Данные недостатки стимулируют развитие существующих и разработку новых методов, аппаратных средств и технологий неразрушающего контроля биологической среды, обеспечивающих определение уровня глюкозы без проникновения в среду с сохранением высокой клинической точности и надежности.

За последние десятилетия предложено множество неинвазивных методов измерения глюкозы, основанных на различных физических принципах. Тем не менее ни один из данных методов не обеспечивает требуемой точности в клинической практике [3]. Основная причина заключается в низком

отношении полезного сигнала к уровню помех, что обуславливается влиянием многочисленных факторов: температуры окружающей среды и объекта, влажности, индивидуальных особенностей биологических тканей, нестабильности аппаратных средств. Преодоление указанных ограничений требует перехода к принципиально новым подходам к построению измерительных систем.

Перспективным направлением является разработка мультисенсорных приборов, основанных на комбинировании сигналов различной физической природы. Интеграция нескольких датчиков позволяет получить более полную информацию об объекте и условиях проведения измерений, что дает возможность проводить взаимную компенсацию влияния внешних факторов, свойственных каждому из методов.

Существует несколько способов объединения данных, среди которых наиболее простым является расчет концентрации глюкозы путем подстановки комбинации измеряемых величин в физически обоснованную модель, основанную на уравнениях переноса излучения, теплопередачи и диэлектрического отклика исследуемой ткани. Однако на практике реализация такого подхода

обладает существенными недостатками, связанными с отсутствием учета динамичности внутренней среды исследуемого объекта. В связи с этим прямое аналитическое комбинирование регистрируемых сигналов без адаптивных алгоритмов в большинстве случаев редко обеспечивает приемлемую точность.

Несмотря на многообещающие результаты [4–7], в мире до сих пор отсутствуют такие приборы, отвечающие требованиям по клинической точности, что связано со сложностями, возникающими при проектировании таких систем, — в обеспечении синхронной и стабильной работы датчиков, высокой чувствительности интегрированных измерительных модулей к внутренним шумам, а также в недостаточном развитии алгоритмического и программно-технического обеспечения обработки гетерогенных сигналов. Таким образом, существует научно-техническая задача разработки мультисенсорного прибора контроля концентрации глюкозы в биологических средах, обеспечивающего требуемую точность и надежность измерений.

КОНЦЕПЦИЯ МУЛЬТИСЕНСОРНОГО ПРИБОРА

Разработка мультисенсорного прибора, в первую очередь, предполагает выбор методов неинвазивного контроля целевой величины. Существует большое количество неинвазивных методов, среди которых наиболее широкое распространение получили оптические, в частности методы абсорбционной ИК-спектроскопии. Так, в работе [8] отмечается, что на длине волны 1600 нм наблюдается пик поглощения глюкозой, который находится выше показателей поглощения остальных компонентов ткани, в особенности воды.

В свою очередь, ввиду наличия большого количества воды в тканях, существует необходимость использования опорной длины волны, на которой показатель поглощения глюкозы является минимальным, тогда как поглощение воды является значительным. Использование опорного источника излучения позволит компенсировать флуктуации, вызываемые изменением гидратации тканей. Таким образом, выбор двух длин волн позволяет повысить селективность определения глюкозы за счет применения дифференциального подхода измерения.

В качестве источника излучения наиболее предпочтительным является полупроводниковый лазерный диод, обладающий узкой шириной спек-

тральной линии и высокой плотностью мощности излучения, что обеспечивает достаточную глубину проникновения и высокое отношение сигнал/шум.

Для определения гидратации тканей и дополнительной информации о концентрации глюкозы в системе измерения также предлагается метод импедансной спектроскопии. При измерении импеданса ткани предлагается использование четырех электродов. Данная конфигурация предполагает, что заданный ток протекает от одного активного электрода к другому через исследуемую ткань, в результате чего возникающее напряжение в ткани регистрируется двумя оставшимися измерительными электродами. Такой подход позволяет избежать протекания тока через измерительные электроды, что делает измеряемое напряжение менее зависимым от контактных импедансов [9].

Кроме оптического и импедансного модулей прибор должен иметь вспомогательные датчики, позволяющие оценить и компенсировать влияние факторов, возникающих в компонентах прибора, между блоками системы, в среде измерения и в окружающей среде. Одними из факторов, имеющих наиболее сильное влияние, являются температурные параметры системы контроля. Температура нагрева участка ткани может давать большой вклад в погрешность измерения ввиду изменения оптических свойств кожного покрова в результате расширения капилляров и их последующего насыщения кровью [10]. Температура полупроводникового источника также влияет на электрические и оптические свойства. Так, при повышении температуры диода его пороговый ток накачки повышается примерно на $1.5\%/^{\circ}\text{C}$ [11], что приводит к росту энергопотребления и к снижению выходной мощности излучения.

Структурная схема предлагаемого мультисенсорного прибора представлена на рис. 1.

АППАРАТНЫЕ СРЕДСТВА

Аппаратная реализация оптического модуля выполнена на базе двух высокочастотных полупроводниковых источников излучения с длинами волн 1600 и 1770 нм, размещенных в корпусе типа HNL и InGaAs фотодиода с расширенным спектральным диапазоном до 1900 нм. Источники излучения имеют мощность излучения 30 мВт и ширину спектра 5 нм. Спектральная чувствительность фотодиода на длине волны 1600 нм составляет 1 А/Вт, на длине волны 1770 нм — 1.05 А/Вт, диаметр фоточувствительной площадки фотодиода — 1 мм, а его темновой ток — 40 нА.

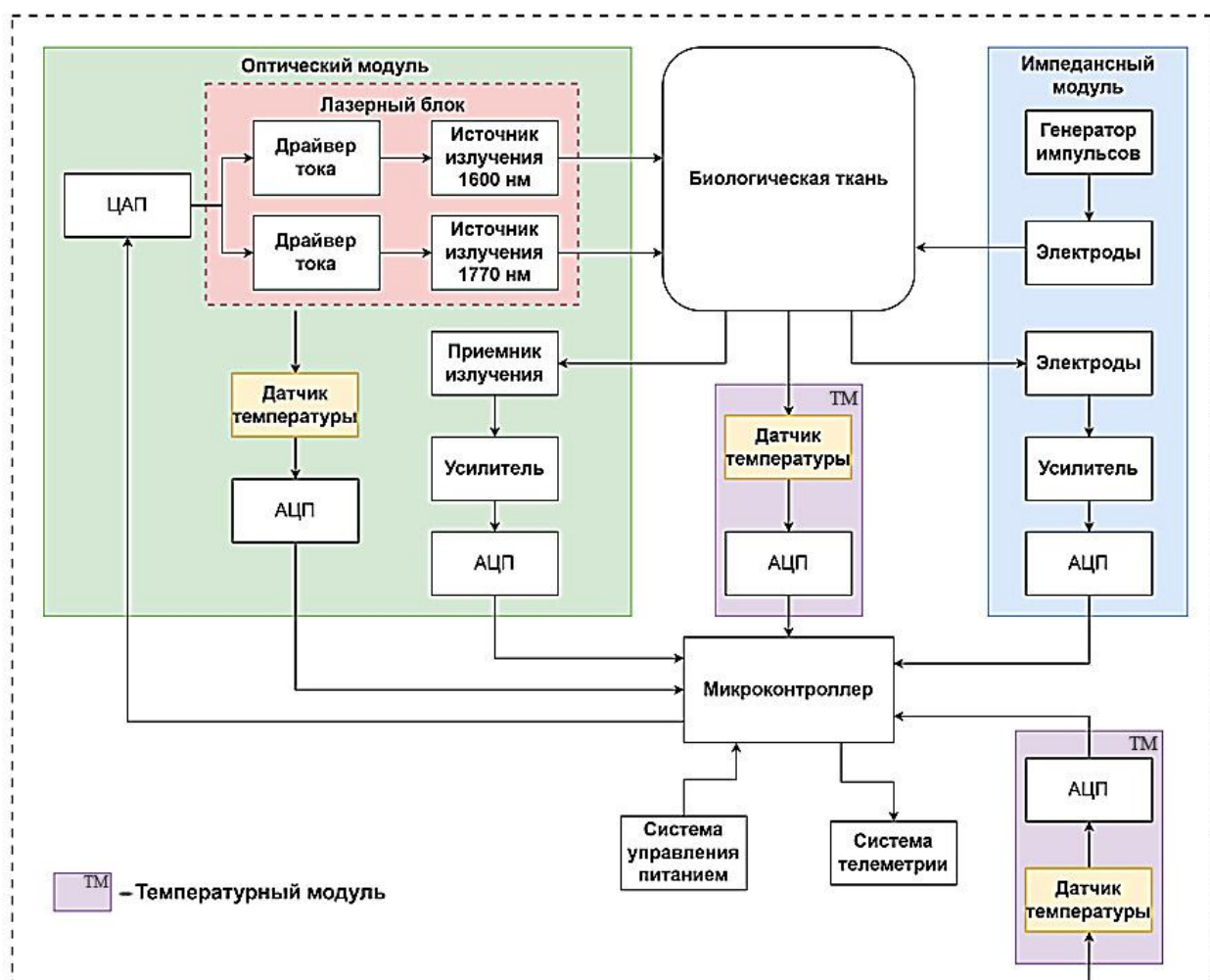


Рис. 1. Структурная схема предлагаемого мультисенсорного прибора контроля концентрации глюкозы в биологической среде

С целью минимизации температурного дрейфа характеристик лазерных источников в корпус интегрированы элемент Пельтье, датчик температуры и ПИД-регулятор. Работа источника излучения осуществляется в высокочастотном импульсном режиме с длительностью импульса 10 мкс и частотой их повторения 1 кГц. Для стабилизации тока накачки и обеспечения воспроизводимости импульсов источник излучения снабжен драйвером тока на основе схемы Либбрехта – Холла [12].

Импедансный модуль построен на базе специализированной микросхемы измерения импеданса, выступающей в качестве основного генератора и регистратора сигналов. Измерение импеданса исследуемого объекта осуществляется в полосе частот 10–200 кГц, частота регистрации импедансного сигнала составляет 200 Гц.

В качестве датчиков температуры выбраны цифровые датчики с погрешностью не более 0.03 °C в физиологическом диапазоне, частота ре-

гистрации температурного сигнала составляет 50 Гц. Датчики размещаются в двух местах — на поверхности исследуемого объекта и непосредственно на плате модуля для оценки температуры окружающей среды.

Для управления макетом мультисенсорного прибора разработана плата управления. Сигнал фотодиода оцифровывается 16-битным АЦП с частотой 5 МГц. Управление, обработка и передача данных на ПК через USB-порт осуществляется с помощью микроконтроллера. Температурный модуль представляет собой разработанную плату с собственным микроконтроллером для управления и обработки температурной информации.

ПРОГРАММНЫЕ СРЕДСТВА

Программа обмена данными с макетом написана на языке C++ в среде Qt. Настройки (мощность, периодичность включения, температура лазерного

блока, частота импульсов, частота регистрации температур) передаются через USB-порт компьютера. По этому же каналу принимаются оцифрованные сигналы фотодиода, датчиков температуры и системы телеметрии источника излучения, которые сохраняются в *xlsx*-файле.

Обработка сохраненных данных осуществляется в пакете *Matlab* и включает несколько этапов.

Первый этап заключается в синхронизации и предварительной фильтрации исходных сигналов. Обработка оптического сигнала сводится к его децимации путем суммирования нескольких отсчетов в фиксированных временных интервалах для получения одного суммарного импульса. Цифровая обработка фильтром Баттерворта 2-го порядка с частотой среза 5 Гц температурных данных при частоте дискретизации сигнала 50 Гц позволяет компенсировать шум, вызванный электромагнитными помехами в цепи. Для устранения шумов в схеме импедансного модуля используется цифровой фильтр Баттерворта 4-го порядка с частотой среза 20 Гц.

На втором этапе осуществляется формирование вектора дополнительных параметров, включающего усредненные значения интенсивностей на обеих длинах волн, их отношение, среднеквадратические отклонения, значения температур и создание единой базы данных.

Расчет целевого значения представляет собой задачу регрессии, решение которой возможно с помощью методов машинного обучения.

Зависимость концентрации глюкозы от параметров системы имеет нелинейный характер. Кроме того, в рассматриваемой системе могут наблюдаться скрытые взаимодействия между параметрами, что может указывать на значительные трудности в обеспечении точности расчета классическими регрессионными моделями. В связи с этим одним из выходов является применение ансамблевых методов машинного обучения, которые позволяют сформировать модель расчета на основе комбинации деревьев решений, имеющую высокую устойчивость к переобучению, способную работать с разнородными данными и описывать сложные нелинейные зависимости между признаками и целевой величиной [13]. Для решения данной задачи были отобраны 5 наиболее известных моделей — *Random Forest*, *XGBoost*, *CatBoost*, *Bagging Trees* и *LightGBM*.

РАЗРАБОТКА ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЙ УСТАНОВКИ И ВЫБОР МЕТОДА МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Проведены экспериментальные исследования разработанного аппаратно-программного ком-

плекса в целях оценки точности. Для проверки предложенного подхода разработана лабораторная установка (рис. 2), состоящая из оптической пары, платы управления лазерной установкой, платы температурного модуля и двух внешних температурных датчиков, платы четырехэлектродного импедансометрического модуля, лабораторного источника питания, магнитной мешалки с подогревом, спектрофотометра *StatFax 4500* (*Awareness Technology*, США) для измерения концентрации глюкозы в растворе, набора дозаторов 10–1000 мкл и набора одноразовых наконечников для забора на измерение концентрации глюкозы спектрофотометром. Собственная погрешность спектрофотометра *StatFax 4500* составляет 1% [14].

На магнитной мешалке размещался резервуар с магнитом для размешивания глюкозосодержащего раствора, имитирующего плазму крови человека. В качестве объекта исследования выступала кварцевая трубка диаметром 6 мм, через которую протекает раствор. Для приближения эксперимента к реальным условиям ломтик свиной кожи толщиной 2 мм [15], что соответствует средней толщине кожи человека, оборачивался вокруг кварцевой трубки и периодически увлажнялся водным раствором для имитации потоотделения. Для предотвращения механических колебаний оптический модуль жестко размещался на рельсе, исследуемый образец устанавливался в каретке, также жестко закрепленной на рельсе. Для исключения засветки приемников оптического модуля разработанный макет прибора размещался в защитном коробе. Для измерения импеданса ткани на ее внешней стороне размещались электроды импедансного модуля и датчик температуры.

Перед началом эксперимента разработанный макет проходил калибровку на дистиллированной воде. Измерение концентрации глюкозы проводилось в физиологическом диапазоне 40–400 мг/дл с шагом 10 мг/дл. Количество циклов измерения на каждой концентрации составляло 10, при этом порядок регистрации концентраций был случайным, что позволяло снизить влияние возможного дрейфа показаний элементов прибора. В результате был получен массив данных, содержащий 370 независимых наблюдений. Данный массив при обучении регрессионной модели расчета концентрации глюкозы разделялся на обучающую и тестовую выборки в отношении 80/20.

Обучение моделей происходило следующим образом.

В первую очередь, проводился анализ базы данных на наличие высоких корреляционных зависимостей между каждым параметром. Для выявления мультиколлинеарности параметров и ее устранения применялись два метода: *VIF*-анализ [16] и метод Бэлсли [17].

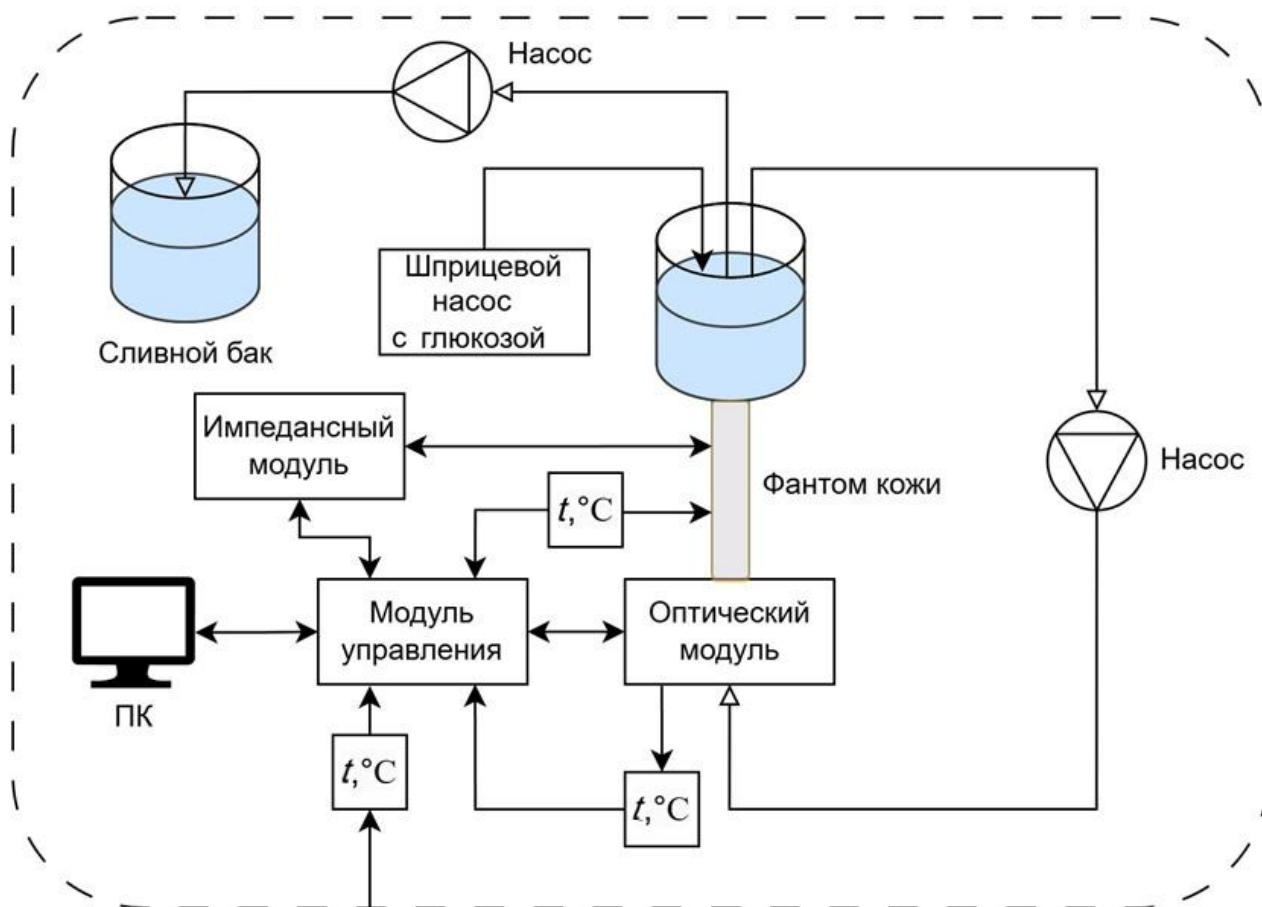


Рис. 2. Схематическое изображение экспериментальной установки

Обучение моделей сопровождалось методом перекрестной проверки.

Вторым этапом являлась оптимизация параметров полученных моделей, которая осуществлялась путем применения градиентных методов и метода случайного поиска.

Последний этап обучения направлен на оценку точности моделей на тестовых выборках с помощью метрик, применяющихся в задачах регрессии, таких как средняя абсолютная погрешность (Mean Absolute Error, MAE), среднеквадратическое отклонение от целевой величины (Root Mean Square Error, RMSE) и коэффициент детерминации (R^2), определяемые следующими формулами:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|}{N}, \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}, \quad (2)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}, \quad (3)$$

где y_i — вычисленное значение i -го целевого параметра, $\hat{y}_i$ — теоретическое значение i -го целевого параметра, $\bar{y}$ — среднее значение целевого параметра, N — количество элементов в массиве.

В табл. 1 представлены результаты обучения предложенных моделей, из которых можно сделать вывод о том, что ансамблевый метод XGBoost обеспечивает наилучшее сочетание точности и вычислительной эффективности, что делает его предпочтительным для задач, требующих быстрой обработки большого количества данных в режиме реального времени.

Табл. 1. Сравнение метрик качества регрессионных моделей

Модель	R^2	MAE, мг/дл	RMSE, мг/дл	Время расчета, с
Random Forest	0.97	19.01	32.85	6.72
Градиентный бустинг CatBoost	0.96	20.49	35.98	1.76
Bagging Trees	0.93	18.86	38.71	2.98
Градиентный бустинг XGBoost	0.97	18.06	34.37	1.21
Градиентный бустинг LightGBM	0.94	23.78	42.52	1.02

РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Выбранная модель была протестирована на новом наборе данных. По результатам тестирования R^2 составил 0.88, MAE — 31 мг/дл, RMSE — 55 мг/дл, общая относительная погрешность — 17.2%.

На рис. 3 представлена шкала ошибок Паркс. Шкала представляет собой сетку погрешностей, отражающую показания разработанного макета прибора относительно лабораторного спектрофотометра. Шкала разделена на 5 зон, характеризующих степень риска для здоровья пациента при разных показаниях референсного и исследуемого приборов. Зона А соответствует клинически точным измерениям, без риска для пациента, зона В соответствует допустимым погрешностям, тогда как зоны С–Е указывают на возрастающую сте-

пень клинического риска, где зона Е соответствует случаю, когда ставится ошибочный противоположный диагноз.

Исследования проводились на фантоме, концентрация глюкозы в котором задавалась в растворе, тогда как свиная кожа не содержала исследуемый компонент. Данный подход позволил изолировать вклад концентрации глюкозы непосредственно внутри ткани, однако он не учитывает взаимодействие с компонентами верхнего слоя ткани. В частности, отсутствие кровотока и естественной гидратации могло снижать корреляцию между изменениями концентрации глюкозы в растворе и регистрируемыми сигналами.

Также стоит отметить сложность создания фантома человеческой ткани, пригодной для непрерывного контроля концентрации глюкозы, связанной с постепенной деградацией структуры ткани, созданием динамики потоотделения и концентрации глюкозы в ткани. Тем не менее результаты исследования подтверждают принципиальную работоспособность предложенной концепции в условиях *in vitro*.

На следующей стадии разработки комплекса планируются разработки эргономичной версии прибора и фантома ткани, максимально приближенного по оптическим и электрохимическим свойствам к реальному аналогу.

Помимо этого, разработанный комплекс может быть интегрирован в системы, обеспечивающие контроль содержания различных компонентов в биологических тканях.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рамках настоящей работы предложена концепция построения аппаратно-программного комплекса неинвазивного контроля концентрации глюкозы в биологической среде, основанная на мультисенсорном подходе. Отличительной особенностью концепции является комбинирование оптического, импедансного и температурных датчиков, позволяющих взаимно компенсировать

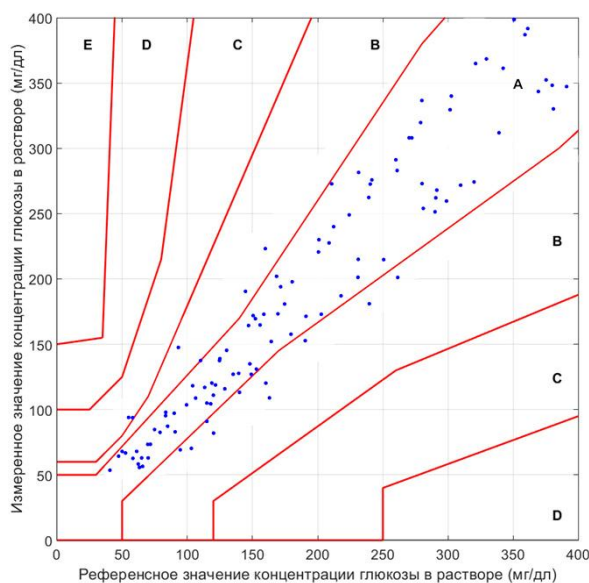


Рис. 3. Сравнение полученных и референсных значений концентрации глюкозы в фантоме ткани на шкале ошибок Паркс

влияние внешних факторов и ограничений электронно-компонентной базы.

Стабильность и достоверность измерений обеспечивается комплексом аппаратных и программных средств. Аппаратная реализация комплекса объединяет в себе стабилизированный оптический модуль, импедансный модуль с четырехэлектродной схемой подключения и набор высокоточных цифровых датчиков. Программная реализация обеспечивает синхронизацию, фильтрацию и построение базы данных. Расчет концентрации глюкозы по многомерным данным осуществляется по построенной регрессионной модели, оптимизированной с помощью ансамблевого метода XGBoost, позволяющего учитывать нелинейные зависимости между параметрами. Совокупность перечисленных решений обеспечивает высокую точность измерений, подтверждающихся результатами исследовательских испытаний комплекса.

Предложенная концепция может послужить основой разработки приборов для проведения научных исследований состава биологических сред в составе живых объектов. Неинвазивный мультисенсорный подход может обеспечить непрерывный мониторинг на живых объектах при их различных физиологических состояниях без влияния факторов, возникающих при проведении инвазивных процедур, что является востребованным в области физиологии, токсикологии и спортивной медицины. Кроме того, предложенный подход может найти прикладное применение при разработке приборов неинвазивного мониторинга концентрации глюкозы в составе автоматизированных систем инсулинотерапии [18].

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Ghosh M., Bora V.R. Evolution in blood glucose monitoring: a comprehensive review of invasive to non-invasive devices and sensors // *Discover Medicine*. 2025. Vol. 2, no. 1. Id. 74. DOI: 10.1007/s44337-025-00273-1
2. Gonzales W.V., Mobashsher A.T., Abbosh A. The progress of glucose monitoring — A review of invasive to minimally and non-invasive techniques, devices and sensors // *Sensors*. 2019. Vol. 19, no. 4. P. 1–45. DOI: 10.3390/S19040800
3. Laha S., Rajput A., Laha S.S., Jadhav R. A concise and systematic review on non-invasive glucose monitoring for potential diabetes management // *Biosensors*. 2022. Vol. 12, no. 11. P. 1–20. DOI: 10.3390/bios12110965
4. Caduff A., Talary M.S., Mueller M., Dewarrat F., Klisic J., Donath M., Heinemann L., Stahel W.A. Non-invasive glucose monitoring in patients with Type 1 diabetes: A Multisensor system combining sensors for electric and optical characterisation of skin // *Biosensors and Bioelectronics*. 2009. Vol. 24, no. 9. P. 2778–2784. DOI: 10.1016/j.bios.2009.02.001
5. Feng R., Geng Z., Li A., Chu Y., Wu C., Zhang N., Guo X., Zhang J., Wang X., Tang, F. Noninvasive blood glucose monitor via multi-sensor fusion and its clinical evaluation // *Sensors and Actuators B: Chemical*. 2021. Vol. 332. Id. 129445. DOI: 10.1016/j.snb.2021.129445
6. Harman-Boehm I., Gal A., Raykhman A.M., Naidis E., Mayzel Y. Noninvasive Glucose Monitoring: Increasing Accuracy by Combination of Multi-Technology and Multi-Sensors // *Journal of Diabetes Science and Technology*. 2010. Vol. 4, no. 3. P. 583–595. DOI: 10.1177/193229681000400312
7. Nandi S., Zhan Y., Xia A., Singh T., Mastrandrea L. A Noninvasive Glucose Estimation based on Near Infrared Spectroscopy and Pulse-Echo Ultrasound // *Proc. of the 13th Russian – German Conference on Biomedical Engineering (Aachen, Germany, 23–25 May 2018)*. Aachen: RWTH Aachen University, 2018. P. 90–93. DOI: 10.18154/RWTH-2018-224393
8. Pozhar K.V. Transmission Spectroscopy in Noninvasive Blood Glucose Measurement // *Biomedical Engineering*. 2018. V. 52, № 4. P. 247–250. DOI: 10.1007/s10527-018-9823-y
9. Presti A.L., Montoya N.A., Criscuolo V., Khan G., Khan U., Vecchione R., Falconi C. Fundamentals of skin bioimpedances // *Advanced Materials*. 2023. Vol. 35, no. 33. Id. 2302127. DOI: 10.1002/adma.202302127
10. Iorizzo T.W., Jermain P.R., Salomatina E., Muzikansky A., Yaroslavsky A.N. Temperature induced changes in the optical properties of skin in vivo // *Nature: Scientific Reports*. 2021. Vol. 11. Id. 754. DOI: 10.1038/s41598-020-80254-9
11. Жмудь В.А. Системы автоматического управления. Прецизионное управление лазерным излучением: учебник для вузов. 2-е изд. / Под общ. ред. С.Н. Бараева. М: Изд-во Юрайт, 2026. 437 с. URL: <https://urait.ru/bcode/585254>
12. Libbrecht K.G., Hall J.L. A low-noise high-speed diode laser current controller // *Review of scientific instruments*. 1993. Vol. 64, no. 8. P. 2133–2135. DOI: 10.1063/1.1143949
13. Wadghiri M.Z., Idri A., El Idrissi T., Hakkoum H. Ensemble blood glucose prediction in diabetes mellitus: A review // *Computers in Biology and Medicine*. 2022. Vol. 147. Id. 105674. DOI: 10.1016/j.combiomed.2022.105674
14. Stat Fax® 4500 Chemistry Analyzer. URL: https://awareness.ru/pdf/Awareness_Stat%20Fax%204500_Rev%202.0_02.2023_leaflet_RU_CIS.pdf (дата обращения 01.05.2026)
15. Standring S. *Gray's Anatomy: The Anatomical Basis of Clinical Practice*, 42nd ed. London: Elsevier Health Sciences, 2021. 1590 p.
16. James G., Witten D., Hastie T., Tibshirani R. *An introduction to statistical learning: with applications in R*. New York: Springer New York, 2021. 607 p. DOI: 10.1007/978-1-4614-7138-7

17. Belsley D.A., Kuh E., Welsch R.E. Regression diagnostics: Identifying influential data and sources of collinearity. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2005. 297 p.
18. Пожар К.В. Проблемы и методы автоматизации систем управления концентрацией глюкозы в крови // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2025. № 12. С. 11–18.
URL: <http://pribor.tgizd.ru/ru/arhiv/23999>

Контакты: Михайлов Михаил Олегович,
mikhail.mikhailov1997@gmail.com

**Национальный исследовательский университет
"Московский институт электронной техники",
Москва**

Материал поступил в редакцию 22.05.2026

DEVELOPMENT OF HARDWARE-SOFTWARE COMPLEX FOR MULTISENSOR GLUCOSE LEVEL CONTROL IN BIOLOGICAL MEDIUM

M. O. Mikhailov

National Research University of Electronic Technology, Moscow, Russia

The paper proposes a concept for building a hardware-software system for glucose level control in a biological medium based on a multisensor approach. The proposed approach for glucose level control combines infrared spectroscopy, impedance spectroscopy, and thermometry, allowing mutual compensation of the influence of external factors on system parameters. Hardware for stabilizing the laser radiation source is proposed, including the use of a high-frequency pulsed operating mode of the source, a precision current driver, and active temperature stabilization. The software provides synchronization and pre-filtering of optical, impedance, and temperature signals, data decimation, feature vector formation including average radiation intensities, their ratio, root-mean-square deviations, and temperature values of system components, as well as the construction of a unified system parameter database. To calculate glucose concentration from heterogeneous data, a regression model is built, whose most accurate solution is obtained using the XGBoost ensemble machine learning method. Tests of the proposed approach have shown that the total relative measurement error in the range of 40–400 mg/dL is about 17.2%, and the clinical accuracy according to the Parkes error grid reaches 98.4%.

Keywords: infrared spectroscopy, impedance spectroscopy, temperature, machine learning, multisensor, non-invasive, glucose

REFERENCES

1. Ghosh M., Bora V.R. Evolution in blood glucose monitoring: a comprehensive review of invasive to non-invasive devices and sensors. *Discover Medicine*, 2025, vol. 2, no. 1, id. 74. DOI: 10.1007/s44337-025-00273-1
2. Gonzales W.V., Mobashsher A.T., Abbosh A. The progress of glucose monitoring — A review of invasive to minimally and non-invasive techniques, devices and sensors. *Sensors*, 2019, vol. 19, no. 4, pp. 1–45. DOI: 10.3390/S19040800
3. Laha S., Rajput A., Laha S.S., Jadhav R. A concise and systematic review on non-invasive glucose monitoring for potential diabetes management. *Biosensors*, 2022, vol. 12, no. 11, pp.1–20. DOI: 10.3390/bios12110965
4. Caduff A., Talary M.S., Mueller M., Dewarrat F., Klisic J., Donath M., Heinemann L., Stahel W.A. Non-invasive glucose monitoring in patients with Type 1

- diabetes: A Multisensor system combining sensors for dielectric and optical characterisation of skin. *Biosensors and Bioelectronics*, 2009, vol. 24, no. 9, pp. 2778–2784. DOI: 10.1016/j.bios.2009.02.001
5. Feng R., Geng Z., Li A., Chu Y., Wu C., Zhang N., Guo X., Zhang J., Wang X., Tang, F. Noninvasive blood glucose monitor via multi-sensor fusion and its clinical evaluation. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2021, vol. 332, id. 129445. DOI: 10.1016/j.snb.2021.129445
 6. Harman-Boehm I., Gal A., Raykhman A.M., Naidis E., Mayzel Y. Noninvasive Glucose Monitoring: Increasing Accuracy by Combination of Multi-Technology and Multi-Sensors. *Journal of Diabetes Science and Technology*, 2010, vol. 4, no. 3, pp. 583–595. DOI: 10.1177/193229681000400312
 7. Nandi S., Zhan Y., Xia A., Singh T., Mastrandrea L. A Noninvasive Glucose Estimation based on Near Infra-red Spectroscopy and Pulse-Echo Ultrasound. *Proc. of the 13th Russian-German Conference on Biomedical Engineering* (Aachen, Germany, 23-25 May 2018), Aachen: RWTH Aachen University, 2018, pp. 90–93. DOI: 10.18154/RWTH-2018-224393
 8. Pozhar K.V. Transmission Spectroscopy in Noninvasive Blood Glucose Measurement. *Biomedical Engineering*, 2018, vol.52, no.4, pp.247–250. DOI: 10.1007/s10527-018-9823-y
 9. Presti A.L., Montoya N.A., Criscuolo V., Khan G., Khan U., Vecchione R., Falconi C. Fundamentals of skin bioimpedances. *Advanced Materials*, 2023, vol. 35, no. 33, id. 2302127. DOI: 10.1002/adma.202302127
 10. Iorizzo T.W., Jermain, P.R., Salomatina, E., Muzikansky A., Yaroslavsky A.N. Temperature induced changes in the optical properties of skin in vivo. *Nature: Scientific Reports*, 2021, vol. 11, id. 754. DOI: 10.1038/s41598-020-80254-9
 11. Zhmud V.A., Bagaev S.N. (ed.) *Sistemy avtomaticheskogo upravleniya. Pretsizionnoye upravleniye lazernym izlucheniym* [Automatic Control Systems. Precision Control of Laser Radiation: Tutorial], 2nd ed. Moscow: Yurait Publishing House, 2026. 437 p. URL: <https://urait.ru/bcode/585254> (In Russ.).
 12. Libbrecht K.G., Hall J.L. A Low Noise High-Speed Diode Laser Current Controller. *Review of scientific instruments*, 1993, vol. 64, no. 8, pp. 2133–2135. DOI: 10.1063/1.1143949
 13. Wadghiri M.Z., Idri A., El Idrissi T., Hakkoum H. Ensemble Blood Glucose Prediction in Diabetes Mellitus: A Review. *Computers in Biology and Medicine*, 2022, vol. 147, id. 105674. DOI: 10.1016/j.combiomed.2022.105674
 14. *Stat Fax® 4500 Chemistry Analyzer*. (In Russ.). URL: https://awareness.ru/pdf/Awareness_Stat%20Fax%204500_Rev%202.0_02.2023_leaflet_RU_CIS.pdf (request date 01.05.2026)
 15. Standring S. *Gray's Anatomy: The Anatomical Basis of Clinical Practice*, 42nd ed. London: Elsevier Health Sciences, 2021. 1590 p.
 16. James G., Witten D., Hastie T., Tibshirani R. *An Introduction to Statistical Learning: with Applications in R*. New York: Springer New York, 2021. 607 p. DOI: 10.1007/978-1-4614-7138-7
 17. Belsley D.A., Kuh E., Welsch R.E. *Regression Diagnostics: Identifying Influential data and Sources of Collinearity*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2005. 297 p.
 18. Pozhar K.V. [Problems and methods of automation of blood glucose concentration control systems]. *Ustroystva i sistemy. Upravleniye, kontrol', diagnostika* [Devices and systems. Management, Control, Diagnostics], 2025, no. 12, pp. 11–18. (In Russ.). URL: <http://pribor.tgizd.ru/ru/arhiv/23999>

Contacts: *Mikhailov Mikhail Olegovich*,
mikhail.mikhailov1997@gmail.com

The article was received by the editorial office on 22.05.2026

INTRODUCTION

Monitoring glucose concentrations in biological media is an important task for clinical diagnostics and personalized medicine. Existing monitoring methods, despite their high accuracy, have fundamental limitations: procedural pain, risk of infection, tissue scarring, the need for regular replacement of consumables, and difficult integrating into continuous monitoring systems [1, 2]. These shortcomings stimulate the development of existing and new methods, hardware, and technologies for non-destructive testing of biological media that enable glucose determination without penetrating the medium while maintaining high clinical accuracy and reliability.

In recent decades, numerous non-invasive glucose measurement methods based on various physical principles have been proposed. However, none of these methods provides the required accuracy in clinical practice [3]. The main reason is the low signal-to-noise ratio, which is influenced by numerous factors: ambient and object temperature, humidity, individual characteristics of biological tissue, and hardware instability. Overcoming these limitations requires a shift to fundamentally new approaches to constructing measurement systems.

A promising direction is the development of multisensor devices based on the combination of signals of different physical origins. The integration of multiple sensors allows for more complete information about the object and measurement conditions, enabling mutual compensation for the influence of external factors specific to each method.

There are several methods for combining data, the simplest of which is to calculate glucose concentration by substituting a combination of measured values into a physical model based on the equations of radiative transfer, heat transfer, and the dielectric response of the tissue being studied. However, in practice, the implementation of this approach has significant drawbacks associated with the failure to take into account the dynamic nature of the internal medium of the test object. Therefore, direct analytical combination of recorded signals without adaptive algorithms in most cases rarely provides acceptable accuracy.

Despite promising results [4-7], there are still no such devices available worldwide that meet clinical accuracy requirements. This is due to the complexities involved in designing such systems, including ensuring synchronous and stable operation of sensors, the high sensitivity of integrated measurement modules to internal noise, as well as the insufficient development of algorithmic and software support for processing heterogeneous signals. Thus, the scientific and technical challenge lies in developing a multisensor device for monitoring glucose concentrations in biological

media that ensures the required accuracy and reliability of measurements.

MULTISENSORY DEVICE CONCEPT

Developing a multisensory device, first and foremost, involves selecting methods for noninvasively monitoring the target value. A large number of noninvasive methods exist, among which optical methods, particularly IR absorption spectroscopy, are the most widely used. Thus, in [8], it is noted that at a wavelength of 1600 nm, glucose absorption peaks and is higher than the absorption of other tissue components, especially water.

In turn, due to the large amount of water in tissues, it is necessary to use a reference wavelength at which glucose absorption is minimal, while water absorption is significant. Using a reference radiation source will compensate for fluctuations caused by changes in tissue hydration. Thus, choosing two wavelengths allows for increased selectivity in glucose determination through the use of a differential measurement approach.

A semiconductor laser diode is the preferred radiation source. Its narrow spectral linewidth and high power density ensure sufficient penetration depth and a high signal-to-noise ratio.

To determine tissue hydration and obtain additional information on glucose concentration, the measurement system also offers impedance spectroscopy. The use of four electrodes is proposed for measuring tissue impedance. This configuration assumes that a specified current flows from one active electrode to another through the tissue being measured, the resulting voltage in the tissue is being recorded by the two other measuring electrodes. This approach avoids current flow through the measuring electrodes, making the measured voltage less dependent on contact impedances [9].

In addition to the optical and impedance modules, the device must have auxiliary sensors to assess and compensate for the influence of factors arising in the device components, between system units, in the measurement medium, and in the surrounding environment. One of the most influential factors is the temperature parameters of the control system. The heating temperature of a tissue area can significantly contribute to measurement error due to changes in the optical properties of the skin as a result of capillary dilation and their subsequent blood saturation [10]. The temperature of the semiconductor source also affects the electrical and optical properties. For example, increasing diode temperature leads to an increase of its threshold pump current by approximately 1.5%/°C [11], resulting in the increased power consumption and a decrease in output radiation power.

The block diagram of the proposed multi-sensor device is shown in Fig. 1.

Fig. 1. Structural diagram of the proposed multisensor device for monitoring glucose concentration in a biological medium

HARDWARE

The hardware implementation of the optical module is based on two high-frequency semiconductor radiation sources with wavelengths of 1600 and 1770 nm, placed in an HHL-type housing, and an InGaAs photodiode with an extended spectral range of up to 1900 nm. The radiation sources have a power of 30 mW and a spectral width of 5 nm. The spectral sensitivity of the photodiode at 1600 nm is 1 A/W, and at 1770 nm, it is 1.05 A/W. The diameter of the photodiode's photosensitive area is 1 mm, and its dark current is 40 nA.

To minimize temperature drift in the laser source characteristics, a Peltier element, temperature sensor, and PID controller are integrated into the housing. The laser source operates in high-frequency pulse mode with a pulse duration of 10 μ s and a repetition rate of 1 kHz. To stabilize the pump current and ensure pulse reproducibility, the laser source is equipped with a current driver based on a Libbrecht – Hall circuit [12].

The impedance module is built around a specialized impedance measurement chip, which serves as the main generator and signal recorder. Impedance measurements of the test object are performed in a frequency range of 10–200 kHz, and the impedance signal recording frequency is 200 Hz.

Digital temperature sensors with an error of no more than 0.03 $^{\circ}$ C in the physiological range were selected as temperature sensors, a temperature signal recording frequency was 50 Hz. The sensors are placed in two locations: on the surface of the test object and on the module board for measuring the ambient temperature.

A control board was developed to manage the multisensor device prototype. The photodiode signal is digitized by a 16-bit ADC at a frequency of 5 MHz. Control, processing, and data transfer to a PC via a USB port is performed by a microcontroller. The temperature module is a custom-designed board with its own microcontroller for managing and processing temperature data.

SOFTWARE

The program for data exchange with the prototype is written in C++ using the Qt framework. Settings

(power, switching frequency, laser unit temperature, pulse frequency, temperature recording frequency) are transmitted via the computer's USB port. The same channel receives digitized signals from the photodiode, temperature sensors, and the radiation source telemetry system, which are saved in an xlsx file.

Processing of the saved data is performed in the Matlab package and involves several stages.

The first stage involves synchronization and preliminary filtering of the output signals. Optical signal processing is reduced to its decimation by summing several samples in fixed time intervals to obtain a single total pulse. Digital processing of the temperature data using a second-order Butterworth filter with a cutoff frequency of 5 Hz at a signal sampling frequency of 50 Hz compensates for noise caused by electromagnetic interference in the circuit. To eliminate noise in the impedance module circuit, a fourth-order Butterworth digital filter with a cutoff frequency of 20 Hz is used.

In the second stage, a vector of additional parameters is generated, it includes averaged intensity values at both wavelengths, their ratios, standard deviations, temperature values, and a unified database is created.

Calculating the target value is a regression problem, which can be solved using machine learning methods.

The dependence of glucose concentration on system parameters is nonlinear. Furthermore, hidden interactions between parameters may be observed in the system under consideration, which may indicate significant difficulties in ensuring calculation accuracy using classical regression models. Therefore, the way out is to use ensemble machine learning methods, which allow the formation of a calculation model based on a combination of decision trees that is highly resistant to overfitting, capable of handling heterogeneous data and describing complex nonlinear relationships between features and the target value [13]. To solve this problem, five of the most well-known models were selected: Random Forest, XGBoost, CatBoost, Bagging Trees, and LightGBM.

EXPERIMENTAL SETUP DEVELOPMENT AND CHOICE OF A MACHINE LEARNING METHOD

Experimental studies of the developed hardware and software system were conducted to evaluate its accuracy. To test the proposed approach, a laboratory setup (Fig. 2) was developed. It consisted of an optical pair, a laser control board, a temperature module board and two external temperature sensors, a four-electrode impedance module board, a laboratory power supply, a heated magnetic stirrer, a StatFax 4500 spectrophotometer (Awareness Technology, USA) for measuring glucose concentration in solution, a set of

10–1000 μL pipette tips, and a set of disposable sampling tips for measuring glucose concentration using the spectrophotometer. The StatFax 4500 spectrophotometer has an intrinsic error of 1% [14].

Fig. 2. Schematic layout of the experimental setup

A reservoir with a magnet for stirring a glucose-containing solution simulating human blood plasma was placed on the magnetic stirrer. The experimental object was a 6 mm diameter quartz tube through which the solution flowed. To approximate real-world conditions, a 2 mm thick slice of pigskin [15], corresponding to the average thickness of human skin, was wrapped around the quartz tube and periodically moistened with an aqueous solution to simulate sweating. To prevent mechanical vibrations, the optical module was firmly mounted on a rail, and the test sample was mounted in a carriage, also rigidly secured to the rail. To prevent overexposure of the optical module's receivers, the developed device prototype was housed in a protective box. To measure tissue impedance, electrodes of the impedance module and a temperature sensor were placed on the outer surface of the tissue.

Before the experiment, the developed prototype was calibrated using distilled water. Glucose concentration measurements were conducted in the physiological range of 40–400 mg/dL with a step of 10 mg/dL. The number of measurement cycles at each concentration was 10, with the order of concentration recording randomized to reduce the impact of possible drift in instrument element readings. This resulted in a dataset containing 370 independent observations. This dataset was divided into training and test sets at an 80/20 ratio during training of the regression model for calculating glucose concentration.

The models were trained as follows.

First, the database was analyzed for high correlations between each parameter. Two methods were used to identify and eliminate multicollinearity in the parameters: VIF analysis [16] and the Balsley method [17].

Model training was accompanied by cross-validation.

The second stage was optimization of the parameters of the resulting models, which was accomplished using gradient methods and a random search method.

The final training stage is aimed at assessing the accuracy of the models on test samples using regression metrics, such as the mean absolute error (MAE), the root mean square error (RMSE), and the coefficient of determination (R^2), defined by the following formulas:

$$\text{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|}{N}, \quad (1)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}, \quad (2)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}, \quad (3)$$

where y_i is the calculated value of the i th target parameter, $\hat{y}_i$ is the theoretical value of the i th target parameter, $\bar{y}$ is the mean value of the target parameter, and N is the number of elements in the array.

Table 1 presents the training results for the proposed models, from which it can be concluded that the XGBoost ensemble method provides the best combination of accuracy and computational efficiency, making it preferable for problems requiring rapid processing of large amounts of data in real time.

Tab. 1. Comparison of regression model quality metrics

RESULTS AND DISCUSSION

The selected model was tested on a new dataset. The test results were $R^2 = 0.88$, MAE — 31 mg/dL, RMSE — 55 mg/dL, and the overall relative error — 17.2%.

Figure 3 shows the Parkes error bar. The bar represents a grid of errors reflecting the readings of the developed device prototype relative to a laboratory spectrophotometer. The bar is divided into five zones, characterizing the degree of risk to patient health due to different readings of the reference and test devices. Zone A corresponds to clinically accurate measurements, without risk to the patient, zone B corresponds to acceptable errors, while zones C-E indicate increasing degrees of clinical risk, and zone E corresponding to the case of an erroneous opposite diagnosis.

Fig. 3. Comparison of the obtained and reference values of glucose concentration in the tissue phantom on the Parkes error scale

The studies were conducted on a phantom, in which the glucose concentration was set in a solution, while the pig skin did not contain the test component.

This approach allowed us to isolate the contribution of glucose concentration directly inside the tissue; however, it does not account for interactions with components of the upper tissue layer. In particular, the lack of blood flow and natural hydration could reduce the correlation between changes in glucose concentration in the solution and the recorded signals.

It is also worth noting the difficulty of creating a human tissue-mimicking phantom suitable for continuous glucose concentration monitoring due to the gradual degradation of the tissue structure, simulating dynamics of sweating and glucose concentration in the tissue. Nevertheless, the study results confirm the fundamental viability of the proposed concept under *in vitro* conditions.

The next stage of the system's creation includes the development of an ergonomic version of the device and a tissue phantom with optical and electrochemical properties that closely match those of the real analog.

Furthermore, the developed system can be integrated into systems that monitor the content of various components in biological tissues.

CONCLUSION

This paper proposes a concept for constructing a hardware and software system for noninvasive monitoring of glucose concentrations in biological medium, based on a multisensory approach. A distinctive feature of the concept is the combination

of optical, impedance, and temperature sensors, allowing for mutual compensation of external factors and limitations of the electronic components.

Stability and reliability of measurements are ensured by a combination of hardware and software. The hardware combines a stabilized optical module, an impedance module with a four-electrode connection scheme, and a set of high-precision digital sensors. The software provides signal synchronization and filtering, and database construction. Glucose concentration calculations based on multivariate data are performed using a regression model optimized employing the XGBoost ensemble method, which takes into account nonlinear relationships between parameters. The combination of these solutions ensures high measurement accuracy, confirmed by the results of research tests of the complex.

The proposed concept can serve as the basis for the development of devices for scientific research into the composition of biological media in living objects. A noninvasive multisensor approach can enable continuous monitoring of living subjects in various physiological states without the influence of factors arising during invasive procedures; this is in demand in the fields of physiology, toxicology, and sports medicine. Furthermore, the proposed approach may find practical application in the development of noninvasive glucose monitoring devices as part of automated insulin therapy systems [18].