
МОДЕЛИРОВАНИЕ В МЕДИЦИНСКИХ И ТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ

MODELING IN MEDICAL AND TECHNICAL SYSTEMS

Оригинальная статья / Original article

<https://doi.org/10.21869/2223-1536-2023-13-1-143-169>



Развитие технологии биоимпедансной спектроскопии в системах поддержки принятия врачебных решений

О. В. Шаталова¹ ✉, Н. С. Стадниченко¹, М. А. Ефремов¹,
А. Ю. Новоселов¹, И. А. Башмакова¹

¹ Юго-Западный государственный университет
ул. 50 лет Октября, д. 94, г. Курск 305040, Российская Федерация

✉ e-mail: kstu-bmi@yandex.ru

Резюме

Цель исследования – развитие методов спектроскопии биоимпеданса для разработки на их основе объективных и реально доступных критериев оценки тяжести и прогноза заболеваний, а также оценки эффективности методов лечения, разработки критериев к использованию вариантов консервативной терапии и методов хирургических вмешательств у тяжелых больных.

Методы. Предлагаемый метод предполагает использование в качестве модели импеданса сегмента биоматериала рекуррентную модифицированную модель Войта. Для каждой модели сегмента биоматериала строится график Коула в заданном диапазоне частот. На этапе определения параметров каждой из моделей выполняется рекуррентная процедура, которая представляет собой решение систем нелинейных уравнений, начиная с одного звена модели Войта с последующим увеличением их числа на каждом шаге итерации, до тех пор, пока значение ошибки аппроксимации моделью Войта экспериментального графика Коула не достигнет допустимого значения.

Результаты. В результате исследования получены принципиально новые результаты, позволяющие создавать интеллектуальные системы поддержки принятия решений для диагностики социальнозначимых заболеваний. Создана модель биоимпедансного анализа на основе многочастотного измерения биоимпеданса, позволяющая разложить импеданс биоматериала на структурные элементы, на основе которых определить дескрипторы для нейросетевых классификаторов медицинского риска. В работе был проведен анализ ошибок классификатора при классификации риска острого деструктивного панкреатита, который показал, что максимальное значение показателей качества различных моделей классификаторов составило 78%, минимальное – 62%, демонстрируя близкие значения к показателям качества метода ультразвуковой диагностики.

© Шаталова О. В., Стадниченко Н. С., Ефремов М. А., Новоселов А. Ю., Башмакова И. А., 2023

Заключение. Использование многочастотного зондирования и модифицированных моделей Войта в нейросетевых классификаторах медицинского риска позволяет построить системы поддержки принятия клинических решений для диагностики социально значимых заболеваний, а также возможность повысить показатели качества классификации и расширить функциональные возможности интеллектуальные системы принятия врачебных решений.

Ключевые слова: спектроскопия биоимпеданса; прогнозирование заболеваний; модели импеданса; нейросетевой классификатор; поддержка принятия врачебных решений.

Финансирование: Исследования выполнены в рамках реализации программы стратегического академического лидерства «Приоритет-2030».

Конфликт интересов: Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

Для цитирования: Развитие технологии биоимпедансной спектроскопии в системах поддержки принятия врачебных решений / О. В. Шаталова, Н. С. Стадниченко, М. А. Ефремов, А. Ю. Новоселов, И. А. Башмакова // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. 2022. Т. 13, № 1. С. 143–169. <https://doi.org/10.21869/2223-1536-2023-13-1-143-169>.

Поступила в редакцию 30.01.2023

Подписана в печать 21.02.2023

Опубликована 30.03.2023

Development of Bioimpedance Spectroscopy Technology in Medical Decision Support Systems

Olga V. Shatalova¹✉, Nikita S. Stadnichenko¹, Mikhail A. Efremov¹,
Alexey Y. Novoselov¹, Irina A. Bashmakova¹

¹ Southwest State University

50 Let Oktyabrya Str. 94, Kursk 305040, Russian Federation

✉ e-mail: kiselevalexey1990@gmail.com

Abstract

The purpose of research – development of bioimpedance spectroscopy methods to develop on their basis objective and realistically accessible criteria for assessing the severity and prognosis of diseases, as well as evaluating the effectiveness of treatment methods, developing criteria for the use of conservative therapy options and surgical interventions in severe patients.

Methods. The proposed method involves the use of a recurrent modified Voigt model as a biomaterial segment impedance model. For each model of a biomaterial segment, a Cole plot is plotted in a given frequency range. At the stage of determining the parameters of each of the models, a recurrent procedure is performed, which is the solution of systems of nonlinear equations, starting from one link of the Voight model with a subsequent increase in their number at each iteration step, until the value of the approximation error by the Voight model of the Cole experimental plot reaches allowed value.

Results. As a result of the study, fundamentally new results have been obtained that allow creating intelligent decision support systems for diagnosing socially significant diseases. A bioimpedance analysis model based on multifrequency bioimpedance measurement has been created, which makes it possible to decompose the biomaterial impedance into structural elements, on the basis of which to determine descriptors for neural network classifiers of medical risk. In the work, an analysis of classifier errors was carried out in classifying the risk of acute destructive pancreatitis, which showed that the maximum value of the quality indicators of various classifier models was 78%, the minimum was 62%, demonstrating close values to the quality indicators of the ultrasound diagnostic method.

Conclusion. *The use of multifrequency sensing and modified Voight models in neural network classifiers of medical risk makes it possible to build clinical decision support systems for diagnosing socially significant diseases, as well as the ability to improve classification quality indicators and expand the functionality of intelligent medical decision-making systems.*

Keywords: *biompedance spectroscopy; disease prediction; impedance models; neural network classifier; medical decision support.*

Conflict of interest: *The Authors declare the absence of obvious and potential conflicts of interest related to the publication of this article.*

Funding: *The research was carried out as part of the implementation of the strategic academic leadership program "Priority 2030".*

For citation: Shatalova O. V., Stadnichenko N. S., Efremov M. A., Novoselov A. Y., Bashmakova I. A. Development of Bioimpedance Spectroscopy Technology in Medical Decision Support Systems. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Upravlenie, vychislitel'naja tekhnika, informatika. Meditsinskoe priborostroenie = Proceedings of the Southwest State University. Series: Control, Computer Engineering, Information Science. Medical Instruments Engineering.* 2023; 13(1): 143–169. (In Russ.) <https://doi.org/10.21869/2223-1536-2023-13-1-143-169>.

Received 30.01.2023

Accepted 21.02.2023

Published 30.03.2023

Введение

Возможность получать оперативную информацию о функциональном состоянии пациента с помощью анализа значений импеданса различных участков тела подтверждается клиническими исследованиями. Эта информация позволяет оптимизировать процессы планирования и контроля реабилитации пациентов, подбора препаратов для лечения, оценивать эффективность лечебных воздействий, а также дает возможность прогнозировать вероятность неблагоприятных исходов течения заболевания [1].

В большинстве случаев при проведении клинических исследований проводят анализ относительных показателей, таких как разница импеданса симметричных участков тела, здоровых участков кожи и участков с патологическими изменениями. Это обусловлено тем, что результаты измерений биоимпеданса варьируется при проведении исследований на различных участках тела.

Диагностическая валидность анализа биоимпеданса тканей связана еще и

с информативностью его частотных зависимостей, например, оценивают коэффициент поляризации (K_p), равный отношению импедансов на двух фиксированных частотах, низкой и высокой, так называемый диапазон β -дисперсии, который характеризуется резким частотным градиентом, свойственным исключительно живым тканям. По мере снижения активности обменных процессов и развития процессов деструкции крутизна дисперсии и соответственно K_p уменьшаются. В ряде случаев используют трехчастотную методику в том же диапазоне [1].

Однако двухчастотная или трехчастотная методика биоимпедансометрии, которая принята при исследовании состава тела, например, посредством комплекса КМ-АР-01 «Диамант-Р», не позволяет адекватно оценить функциональное состояние биоматериала. Это связано с тем, что на относительно малых значениях частот значение биоимпеданса определяется спецификой строения ткани, гемодинамикой и концентрацией проводящего межклеточного вещества

(тканевой жидкости). Электропроводимость ткани при воздействии тока высокой частоты, а также значение дисперсии электропроводимости в диапазоне частот 10 кГц – 1 МГц определяется поляризацией фосфолипидов мембран клеток в поле внешнего электрического тока и дипольной поляризацией структурных образований в цитоплазме. Это обстоятельство приводит к необходимости исследовать электропроводимость биоматериала во всем диапазоне частот от нуля до бесконечности, т. е. использовать метод биоимпедансной спектроскопии.

Спектроскопия биоимпеданса (СБИ) – это метод, который используется во многих медицинских приложениях. Сдерживающим фактором развития этой технологии в биотехнических системах являлось отсутствие программно-аппаратных средств проведения биоимпедансных исследований в широком диапазоне частот с приемлемыми для практики временными затратами [2]. Однако современный уровень развития технических средств и их программной поддержки позволяет преодолеть эту проблему.

В настоящее время СБИ широко используется совместно с биологическими платформами и является предпочтительным методом для многих практических приложений, и ее будущее в биологических приложениях выглядит многообещающе. В частности, если бы технология СБИ в большей степени применялась к электродам с трафаретной печатью, то синергия, использующая преимущества одноразовых датчиков, могла бы позволить диагностировать ВИЧ, гонорею, метициллинрезистентный золотистый стафилококк и другие

заболевания. Это позволило бы исключить времязатратные методы иммунного анализа, а также дает возможность проведения децентрализованного клинического тестирования.

В связи с вышеизложенным остаются актуальными развитие методов СБИ для разработки на их основе объективных и реально доступных критериев оценки тяжести и прогноза заболеваний, а также оценки эффективности методов лечения, разработки критериев к использованию вариантов консервативной терапии и методов хирургических вмешательств у тяжелых больных [3].

Материалы и методы

Предлагаемый метод предназначен для классификации биологических объектов на основе СБИ. Модель биоимпеданса реализована в виде пассивной двухполюсной цепи. На выбранный сегмент биоматериала накладываются электроды, после чего проводится многочастотное зондирование на таком количестве частот N , которое требуется для определения параметров пассивной биоплярной модели. Классификация биологического объекта проводится по наблюдаемым параметрам пассивного двухполюсника [4; 5; 6; 7; 8]. Предлагаемый метод предполагает использование в качестве модели импеданса сегмента биоматериала рекуррентную модель Войта [5]. Для каждой модели сегмента биоматериала строится график Коула в диапазоне частот от $\Omega_{\min}$ до $\Omega_{\max}$. На этапе определения параметров каждой из моделей выполняется рекуррентная процедура, которая представляет собой решение систем нелинейных уравнений, начиная с одного звена мо-

дели Войта с последующим увеличением их числа на каждом шаге, до тех пор, пока значение ошибки аппроксимации графика Коула для соответствующей модели Войта не достигнет приемлемого значения.

Для реализации предлагаемого метода и моделей биоимпеданса использовалось устройство для биоимпедансных

исследований, блок-схема которого представлена ниже (рис. 1).

Процесс идентификации отклика биологического объекта начинается с формирования графиков Коула, рассчитываются действительная и мнимая составляющая биоимпеданса как проекция комплексного вектора биоимпеданса на соответствующие оси.

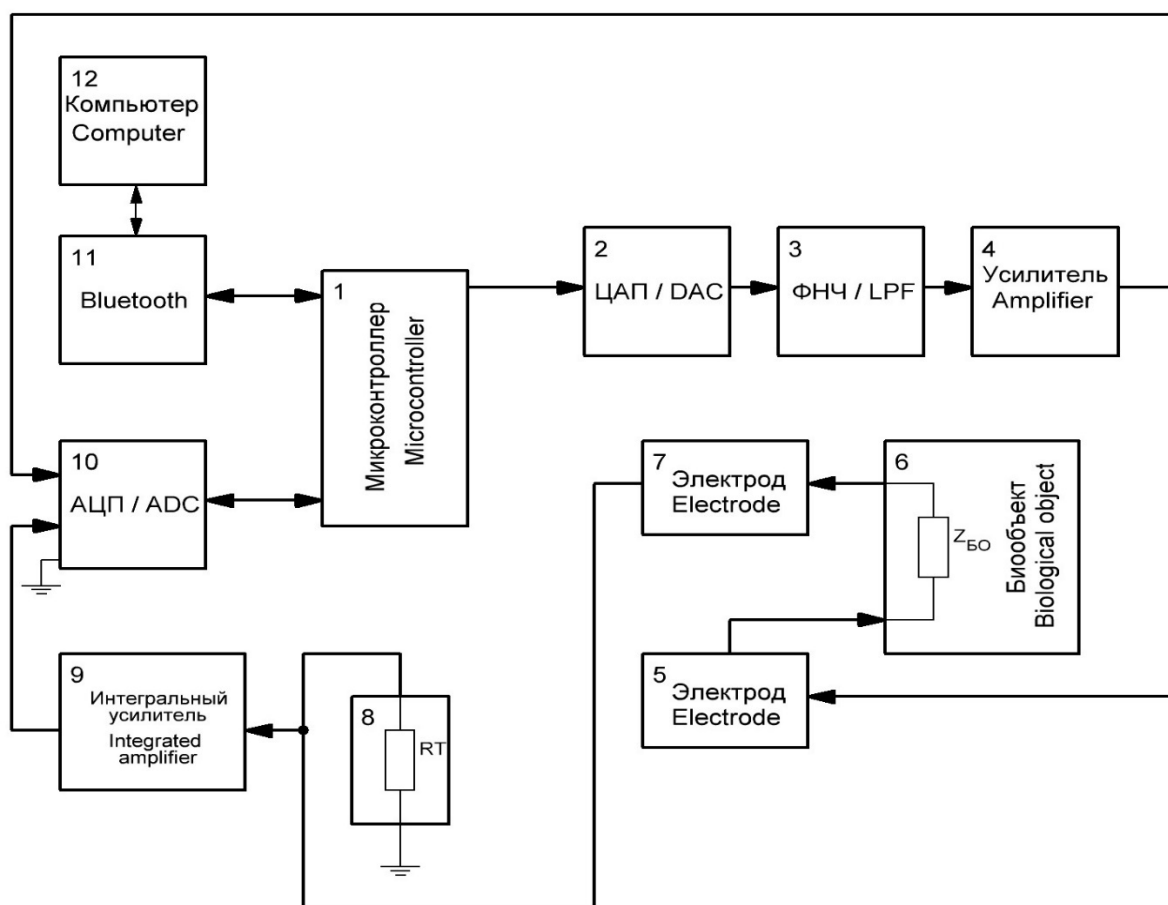


Рис. 1. Блок-схема устройства для анализа биоимпеданса

Fig. 1. Block diagram of the device for bioimpedance analysis

Рассмотрим алгоритм построения графика Коула посредством данного устройства (рис. 2). Каждому блоку соответствует его уникальный номер. Работу данного алгоритма можно описать следующим образом. Сначала необходимо выбрать диапазон изучаемых частот, затем для каждой из N выбранных

частот, входящих в этот диапазон, рассчитывается импеданс биологического объекта (блок 3). На каждой частоте проводится по 10 измерений биоимпеданса (блоки 4–6) и находится их среднее значение (блок 7). Далее выводится график Коула (блок 8).

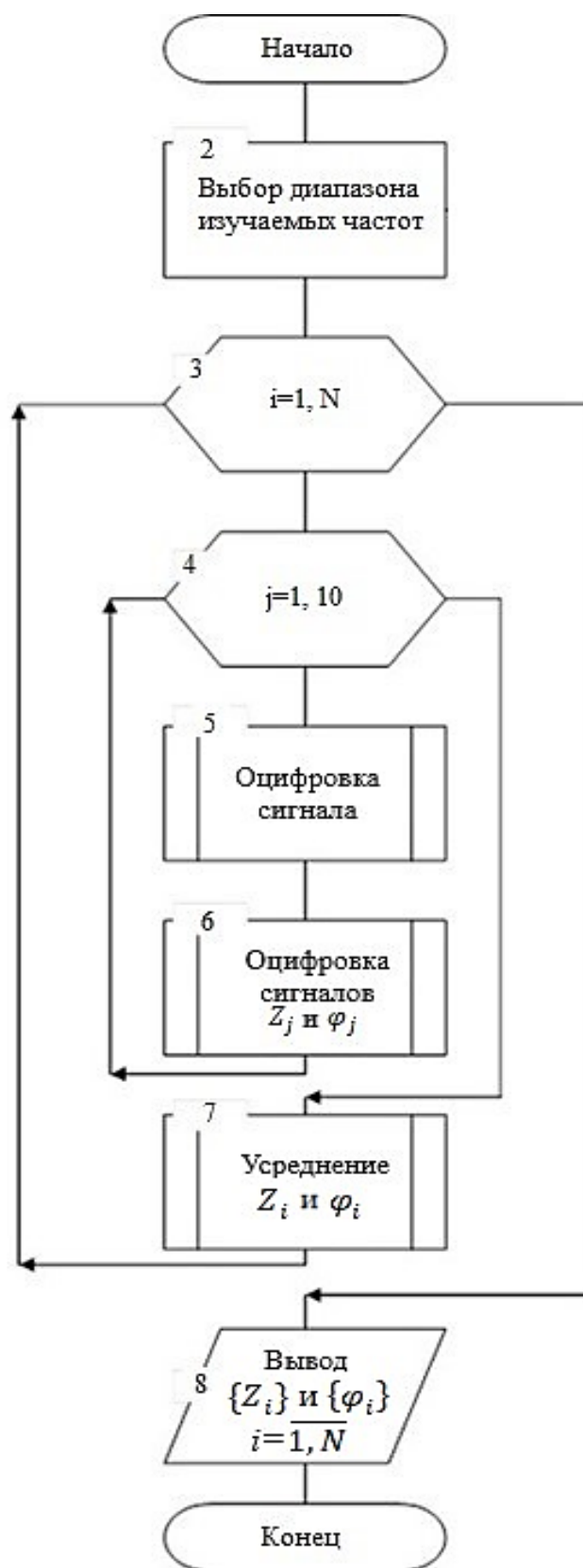


Рис. 2. Блок-схема алгоритма построения графика Коула

Fig. 2. Block diagram of the algorithm for constructing a Cole graph

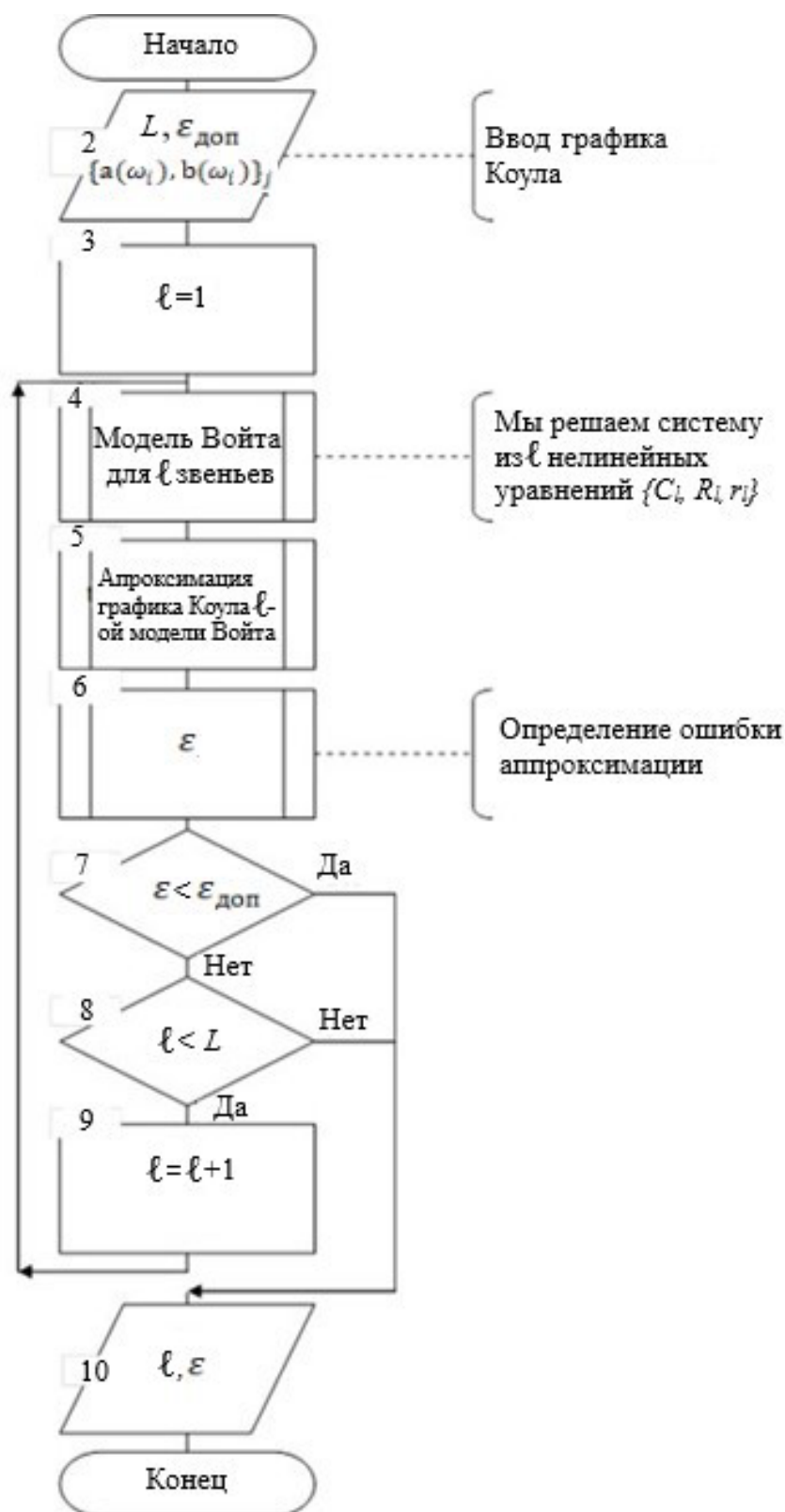


Рис. 4. Блок-схема алгоритма построения модифицированной модели Войта

Fig. 4. Flowchart for building a modified Voight model

Последнее уравнение системы (2) определяет сопротивление биоматериала на постоянном токе. Величина const в этом уравнении может быть определена экспериментально. Поскольку каждое новое звено дает три новых неизвестных в систему уравнений (2), а каждый частотный отсчет на графике Коула дает 2 уравнения, то максимальное число звеньев в цепи, параметры которых возможно рассчитать согласно (2), составит 8 звеньев. С другими соотношениями L и N система уравнений (2) может быть либо переопределена, либо не доопределена.

В большинстве случаев число частотных отсчетов в графике Коула будет превышать число уравнений в системах. Исходя из этого возникает необходимость в создании определенных правил для отбора частот, которые входят в си-

стему (2). В данном случае были разработаны два метода отбора частот – метод равномерного распределения частот и групповой метод.

Метод равномерного распределения частот заключается в том, что сначала выбираются крайние частоты из диапазона частот, затем, при необходимости включения в систему большего числа уравнений, диапазон делится на две части и выбирается частота, наиболее близкая к месту разделения диапазона. Если нужно еще больше уравнений в системе, то каждая часть, в свою очередь, делится пополам и т. д. (рис. 5).

Однако добавление в систему (2) последнего уравнения делает систему переопределенной. Для устранения возможной переопределенности устраним одно из уравнений для реальной части биоимпеданса, получая несколько вариантов системы (2).

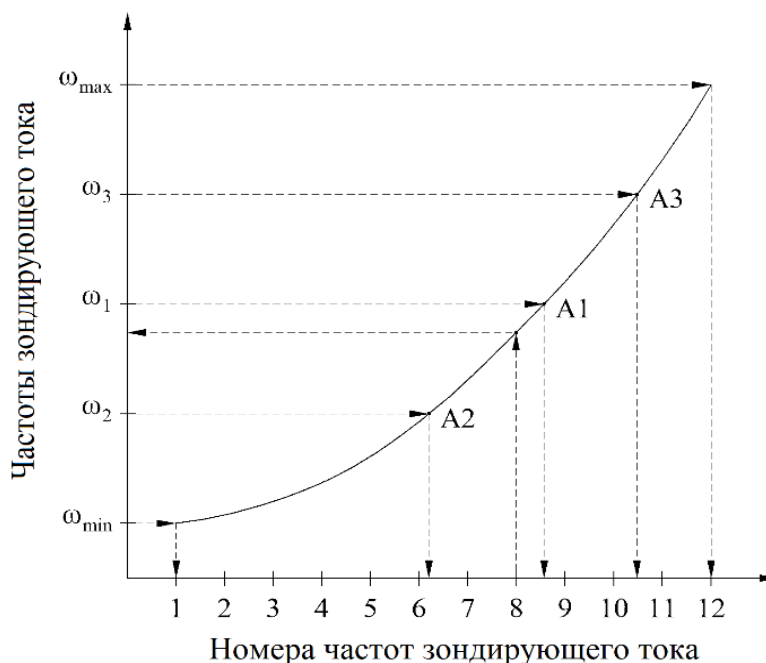


Рис. 5. Алгоритм составления пула исходных данных для решения системы уравнений модели

Fig. 5. Algorithm for compiling the pool of initial data for solving the system of equations of the model

В групповом методе частоты выбираются группами: например, сначала выбираются первая, вторая и третья частоты, затем вторая, третья и четвертая и т. д. Когда достигается крайняя частота (в нашем случае – двенадцатая), частоты начинают выбираться заново. Так после десятой, одиннадцатой и двенадцатой частот выбираются одиннадцатая, двенадцатая и первая, потом – двенадцатая, первая и вторая.

Ошибка на каждой частоте n определялась согласно следующим уравнениям:

$$\Delta \operatorname{Re}(n, \ell) = \operatorname{Re}(n) - \overline{\operatorname{Re}}(n, \ell), \quad (3)$$

$$\Delta \operatorname{Im}(n, \ell) = \operatorname{Im}(n) - \overline{\operatorname{Im}}(n, \ell), \quad (4)$$

где идентификаторами с верхней чертой обозначены составляющие импеданса, которые были получены с помощью модифицированной модели Войта.

Величина общей ошибки аппроксимации для ℓ -й модели Войта определяется как

$$\varepsilon(\ell) = \sum_{n=1}^N \sqrt{(\Delta \operatorname{Re}(n, \ell))^2 + (\Delta \operatorname{Im}(n, \ell))^2}. \quad (5)$$

Относительная ошибка модели определяется как

$$\varepsilon_1^*(\ell) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{\sqrt{(\Delta \operatorname{Re}(n, \ell))^2 + (\Delta \operatorname{Im}(n, \ell))^2}}{\sqrt{(\operatorname{Re}(n, \ell))^2 + (\operatorname{Im}(n, \ell))^2}} \quad (6)$$

или

$$\varepsilon_2^*(\ell) = \frac{\sum_{n=1}^N \sqrt{(\Delta \operatorname{Re}(n, \ell))^2 + (\Delta \operatorname{Im}(n, \ell))^2}}{\sum_{n=1}^N \sqrt{(\operatorname{Re}(n, \ell))^2 + (\operatorname{Im}(n, \ell))^2}}. \quad (7)$$

Рассчитав модели групповым методом [5], получим график ошибок (рис. 6) и импедансные диаграммы модели ПЭС (рис. 7, 8).

Рассчитав модели методом равномерного распределения частот, получим следующие графики ошибок (рис. 9) и диаграммы (рис. 10, 11).

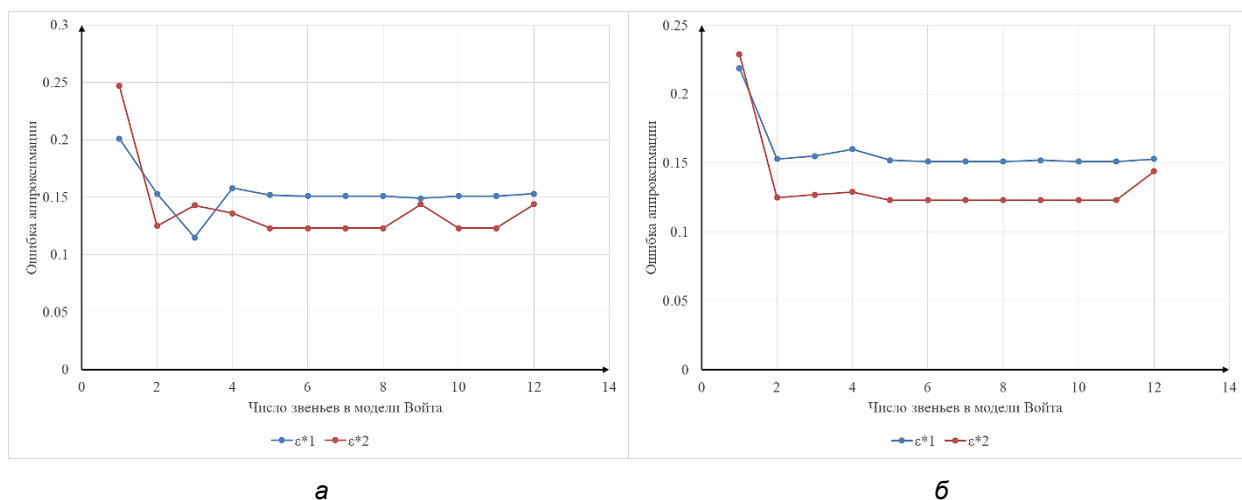


Рис. 6. Зависимости ошибки аппроксимации от количества звеньев в цепи: а – выбраны модели с наименьшими ошибками ε^*1 ; б – выбраны модели с наименьшими ошибками ε^*2

Fig. 6. Dependences of the approximation error on the number of links in the chain: а – models with the smallest errors ε^*1 are selected; б – the models with the smallest errors ε^*2 are selected

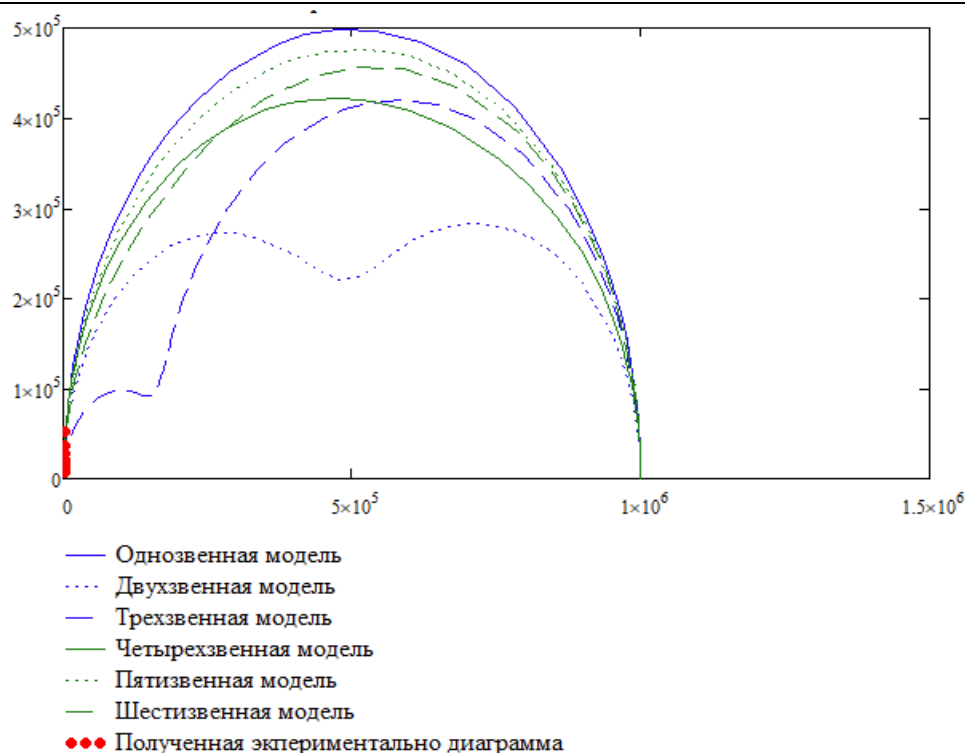


Рис. 7. Импедансные диаграммы моделей с наименьшими ошибками аппроксимации на частотах 0...100 кГц

Fig. 7. Impedance diagrams of models with the smallest approximation errors at frequencies of 0 ... 100 kHz

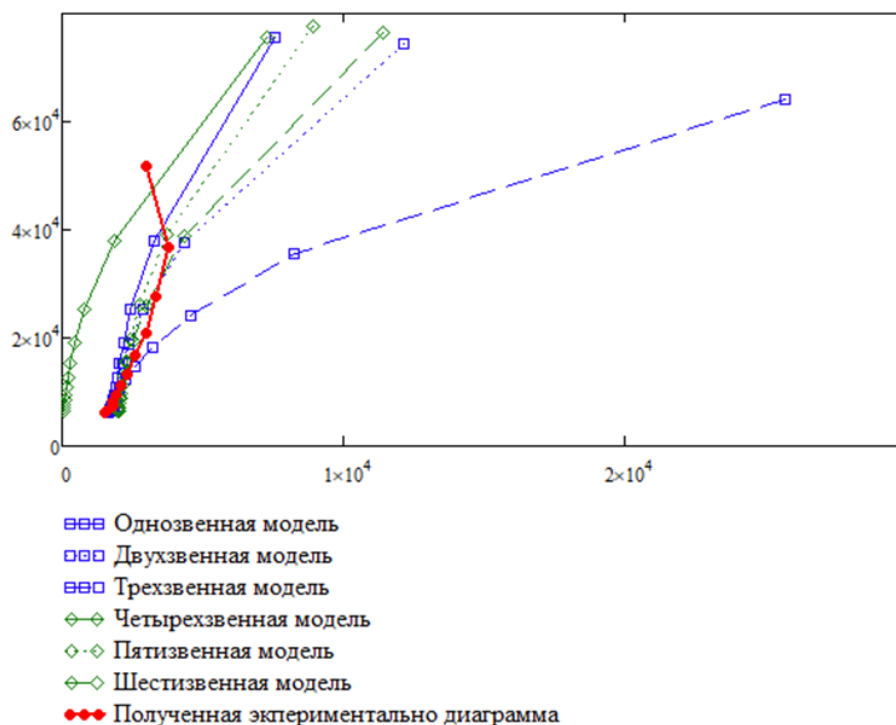


Рис. 8. Импедансные диаграммы моделей с наименьшими ошибками аппроксимации на частотах 1...12 кГц

Fig. 8. Impedance diagrams of models with the smallest approximation errors at frequencies of 1 ... 12 kHz

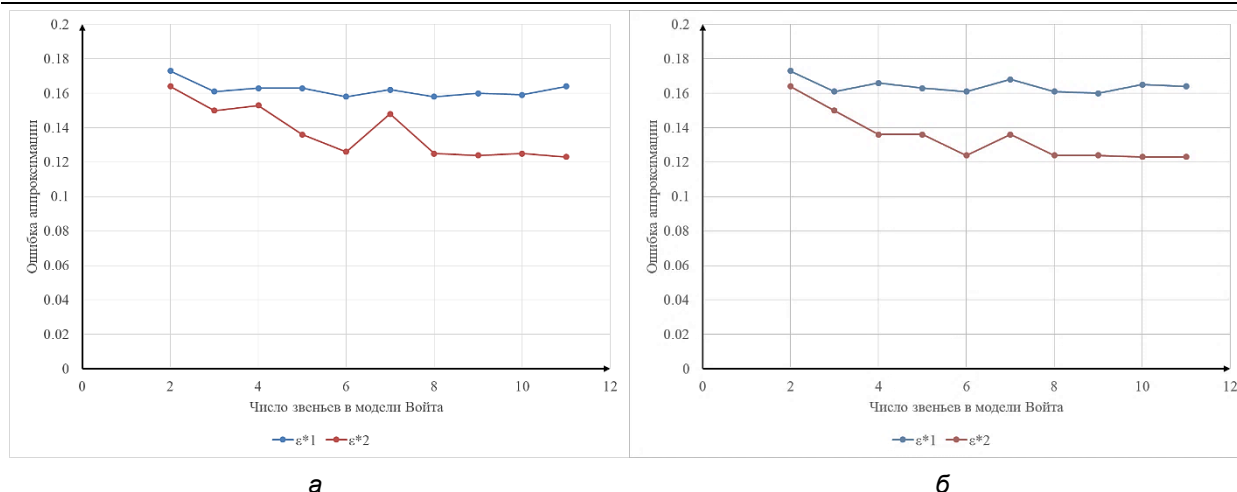


Рис. 9. Зависимости ошибки аппроксимации от количества звеньев в цепи:
 а – выбраны модели с наименьшими ошибками ϵ^*1 ; б – выбраны модели с наименьшими ошибками ϵ^*2

Fig. 9. Dependences of the approximation error on the number of links in the chain:
 а – models with the smallest errors ϵ^*1 are selected;
 б – the models with the smallest errors ϵ^*2 are selected

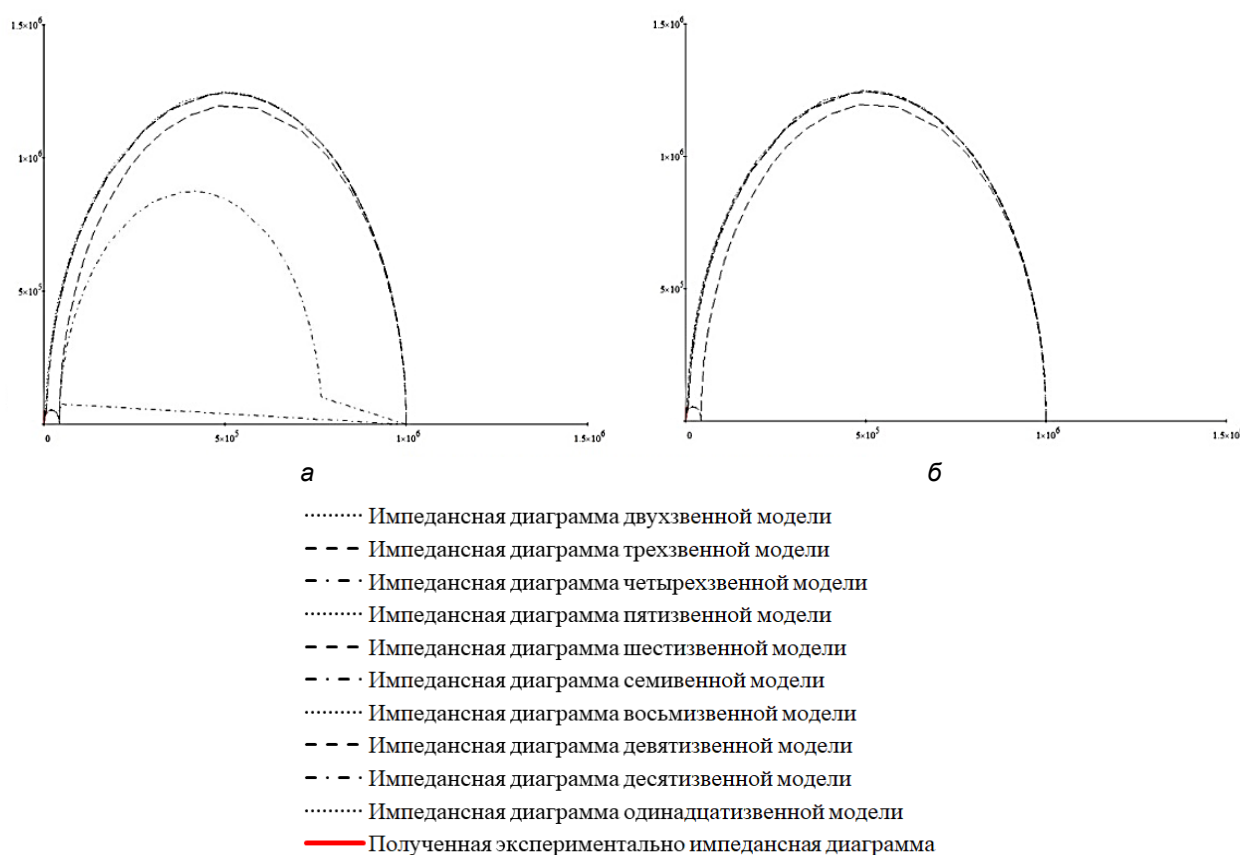


Рис. 10. Импедансные диаграммы моделей с наименьшими ошибками аппроксимации на частотах 0...100 кГц: а – выбраны модели с наименьшими ошибками ϵ^*1 ; б – выбраны модели с наименьшими ошибками ϵ^*2

Fig. 10. Impedance diagrams of models with the smallest approximation errors at frequencies of 0...100 kHz: а – models with the smallest errors ϵ^*1 are selected; б – the models with the smallest errors ϵ^*2 are selected

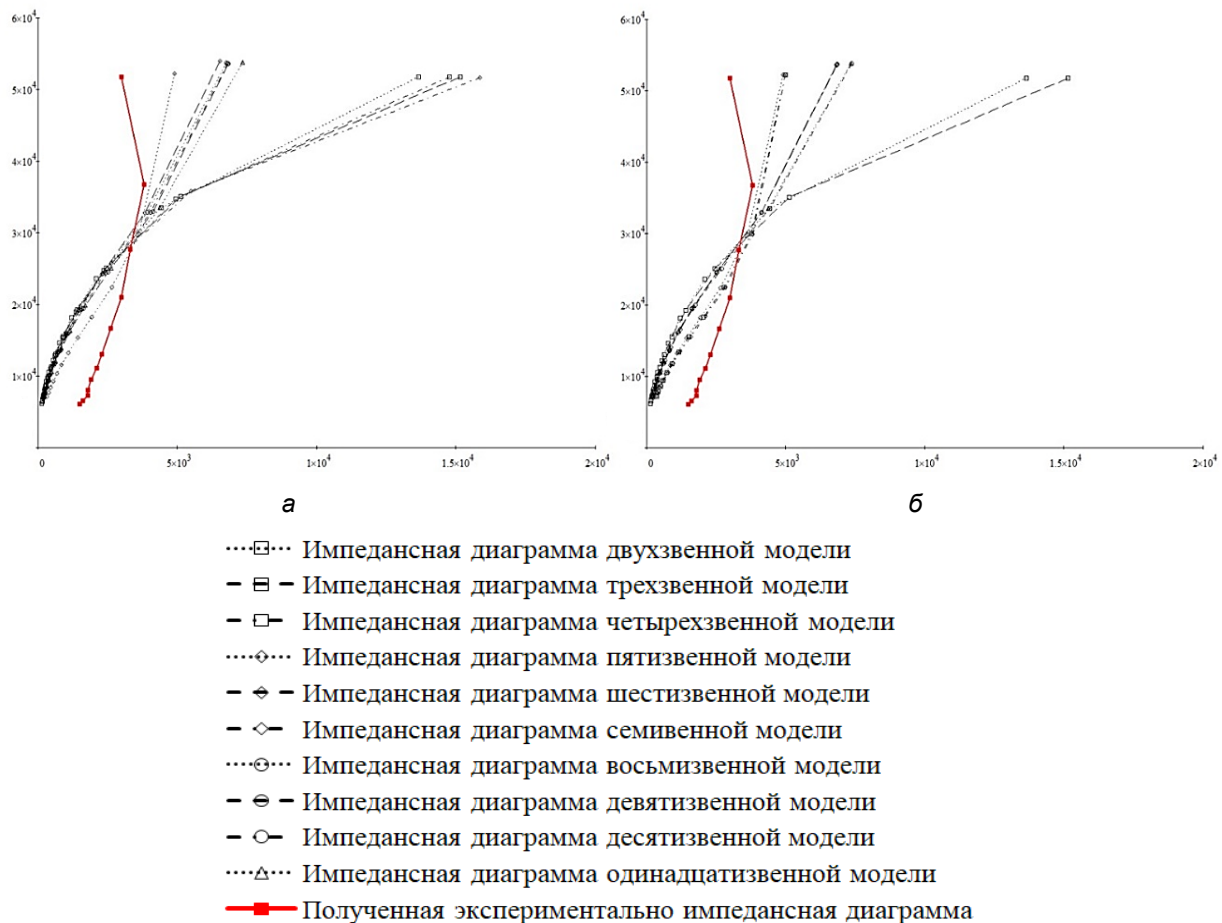


Рис. 11. Импедансные диаграммы моделей с наименьшими ошибками аппроксимации на частотах 1...12 кГц: а – выбраны модели с наименьшими ошибками ϵ^*1 ; б – выбраны модели с наименьшими ошибками ϵ^*2

Fig. 11. Impedance diagrams of models with the smallest approximation errors at frequencies of 1...12 kHz: а – models with the smallest errors ϵ^*1 are selected; б – the models with the smallest errors ϵ^*2 are selected

Результаты и их обсуждение

При диагностике конкретного заболевания нет смысла сканировать биоимпеданс во всем спектре частот с нуля до бесконечности, так как не все частоты являются релевантными. Поэтому выбор излишне большого числа частот для построения графика Коула приводит к снижению помехоустойчивости метода. Поэтому целесообразно частотный диапазон разбить на сегменты и модель графика Коула строить для каждого сегмента.

Проиллюстрируем это на примере трех частотных сегментов. Для каждого сегмента модель Войта строится по трем точкам на графике Коула. Три значения частоты соответствуют шести нелинейным алгебраическим уравнениям или диаде звеньев в модели Войта. Двухзвенной модели Войта двухзвенная, и ей соответствуют шесть параметров (гексада): R_1 , R_2 , r_1 , r_2 , C_1 , C_2 (рис. 3). Они определяются путем решения системы шести нелинейных алгебраических уравнений:

$$\left. \begin{aligned} a(\omega_1) &= \sum_{\ell=1}^2 \left(\frac{R_{\ell} + \omega_1^2 C_{\ell}^2 R_{\ell} r_{\ell} (R_{\ell} + r_{\ell})}{1 + \omega_1^2 C_{\ell}^2 (R_{\ell} + r_{\ell})^2} \right), \\ b(\omega_1) &= \sum_{\ell=1}^2 \left(\frac{-j\omega_1 C_{\ell} R_{\ell}^2}{1 + \omega_1^2 C_{\ell}^2 (R_{\ell} + r_{\ell})^2} \right), \\ a(\omega_2) &= \sum_{\ell=1}^2 \left(\frac{R_{\ell} + \omega_2^2 C_{\ell}^2 R_{\ell} r_{\ell} (R_{\ell} + r_{\ell})}{1 + \omega_2^2 C_{\ell}^2 (R_{\ell} + r_{\ell})^2} \right), \\ b(\omega_2) &= \sum_{\ell=1}^2 \left(\frac{-j\omega_2 C_{\ell} R_{\ell}^2}{1 + \omega_2^2 C_{\ell}^2 (R_{\ell} + r_{\ell})^2} \right), \\ a(\omega_3) &= \sum_{\ell=1}^2 \left(\frac{R_{\ell} + \omega_3^2 C_{\ell}^2 R_{\ell} r_{\ell} (R_{\ell} + r_{\ell})}{1 + \omega_3^2 C_{\ell}^2 (R_{\ell} + r_{\ell})^2} \right), \\ b(\omega_3) &= \sum_{\ell=1}^2 \left(\frac{-j\omega_3 C_{\ell} R_{\ell}^2}{1 + \omega_3^2 C_{\ell}^2 (R_{\ell} + r_{\ell})^2} \right). \end{aligned} \right\} (8)$$

Однако из системы уравнений (8) окончательно определяются параметры только первого звена. Последнее звено становится первым в следующей диаде. В этом случае расчетные значения предыдущей гексады принимаются в качестве начального приближения при расчете текущей гексады. Всего таких гексад (моделей Войта) на графике Коула будет N-2.

Каждая диада модели Войта дает гексаду дескрипторов. Блок-схема этой модели классификатора (параметрическая) показана ниже (рис. 12).

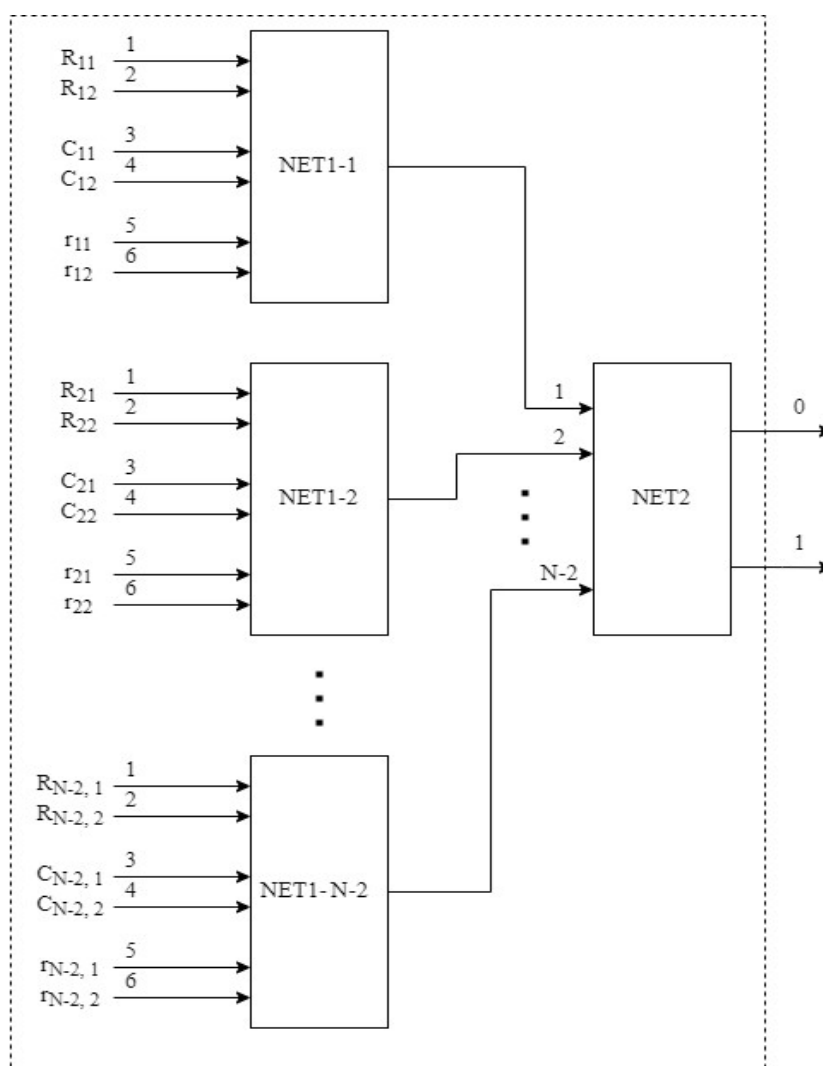


Рис. 12. Структурная схема первой модели классификатора

Fig. 12. Structural diagram of the first classifier model

Классификатор выполнен на нейронных сетях NET1, NET2. Нейронные сети имеют структуру «многослойный персептрон» с линейной функцией активации на нижнем иерархическом уровне. Функция линейной активации позволяет использовать выходные данные классификатора более низкого иерархического уровня в качестве дескрипторов для классификатора более высокого иерархического уровня. На первом иерархическом уровне в качестве дескрипторов используются параметры моделей Войта, полученные из импедансов в частотных триадах графика Коула. Количество нейросетей на начальном уровне иерархии определяется количеством возможных триад частот на графике Коула, т. е. $N-2$. Второй иерархический уровень классификатора NET2 агрегирует решения классификаторов нижнего иерархического уровня по частотным отсчетам графиков Коула [9; 10; 11; 12; 13].

Для построения второго классификатора используются непосредственно

«сырые» данные из графика Коула. На вход второго классификатора в качестве дескрипторов подаются $(N-2)$ диады. Каждая диада определяется разностью проекций двух ближайших точек на графике Коула. На рисунке 13 показана кривая графика Коула с соответствующими координатами частот и комплексными векторами соответствующих им биоимпедансов. Осуществляется локальная линейная интерполяция графика Коула по двум смежным частотным отсчетам. Затем на отрезке интерполяции находятся две частоты, для которых в базе данных имеются соответствующие комплексные сопротивления. По известным двум комплексным сопротивлениям определяется диада дескрипторов, соответствующая двум смежным точкам на графике Коула [14; 15; 16]. Для определения следующей диады дескрипторов производится аналогичная процедура с очередной диадой точек на графике Коула. Так продолжается $N-2$ раза.

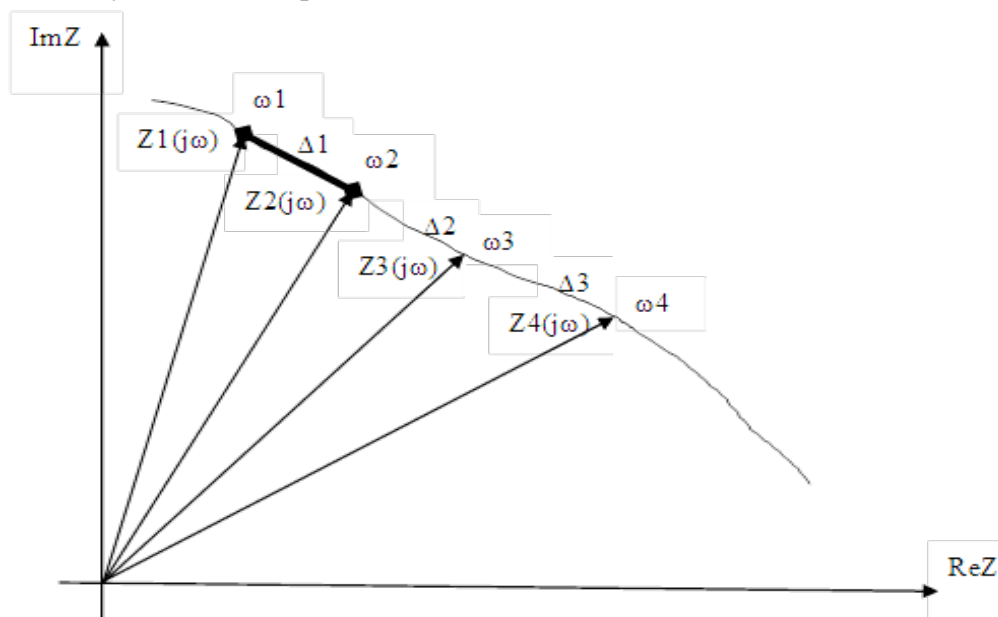


Рис. 13. График Коула с локальными приращениями

Fig. 13. Cole Plot with Local Increments

Дескрипторы данной модели классификатора определяются согласно уравнению

$$\left\{ \begin{array}{l} \operatorname{Re}(\Delta n) = \frac{\operatorname{Re}(\omega(n+1)) - \operatorname{Re}(\omega n)}{\operatorname{Re}(\omega n)}, \\ \operatorname{Im}(\Delta n) = \frac{\operatorname{Im}(\omega(n+1)) - \operatorname{Im}(\omega n)}{\operatorname{Im}(\omega n)}, \end{array} \right\}_i \quad (9)$$

$$n = \overline{1, N-2},$$

где

$$\operatorname{Re}(\omega(n)) = \operatorname{Re}(Zn(j\omega)),$$

$$\operatorname{Im}(\omega(n)) = \operatorname{Im}(Zn(j\omega)).$$

Рассмотрим блок-схему этой модели классификатора (рис. 14).

Классификатор состоит из двух иерархических уровней. Первый иерархический уровень представлен I нейросетями с двумя выходами и входами в количестве $2(N_i-1)$, где I – число сегментов частот графика Коула, N_i – число частот в i -м сегменте.

Второй иерархический уровень классификатора агрегирует решения классификаторов нижнего иерархического уровня по графикам Коула, полученным по различным частотным сегментам.

На рисунке 15 представлена блок-схема мультимодального классификатора ФС живых систем, основанного на двух моделях графика Коула.

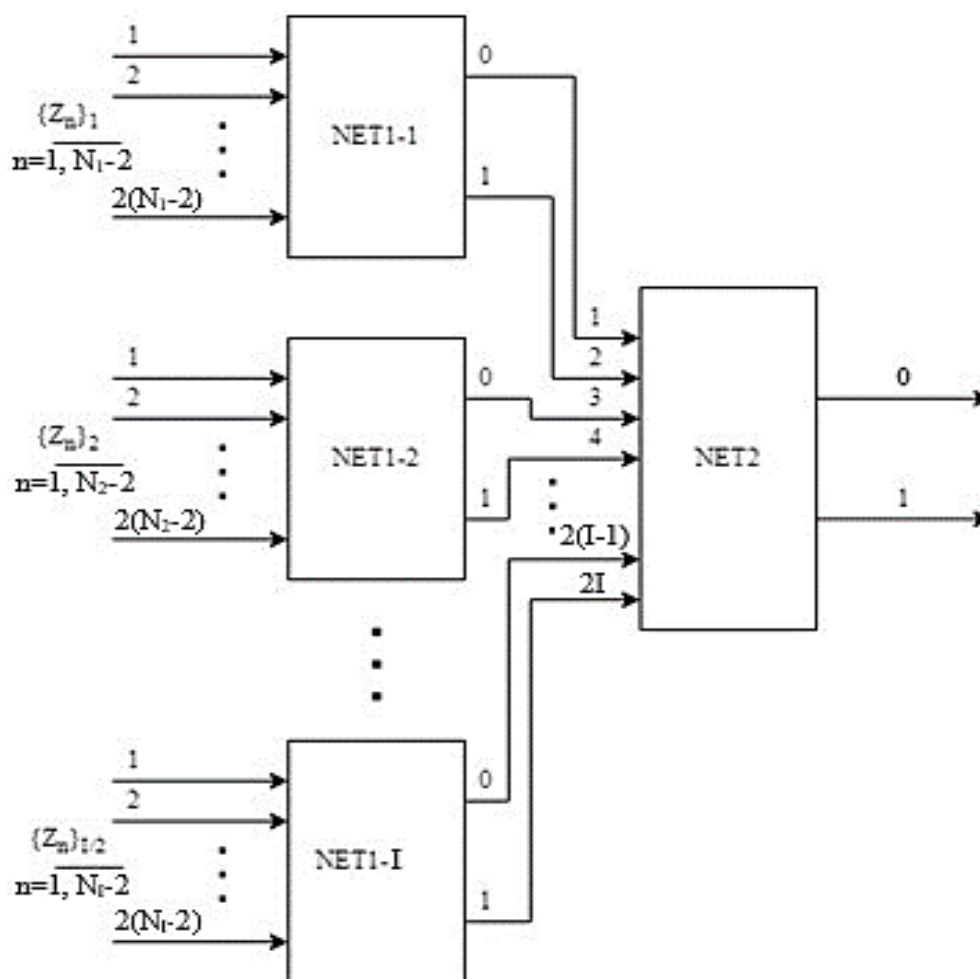


Рис. 14. Структурная схема второй модели классификатора

Fig. 14. Structural diagram of the second classifier model



Рис. 15. Структура мультимодального классификатора

Fig. 15. Structure of the multimodal classifier

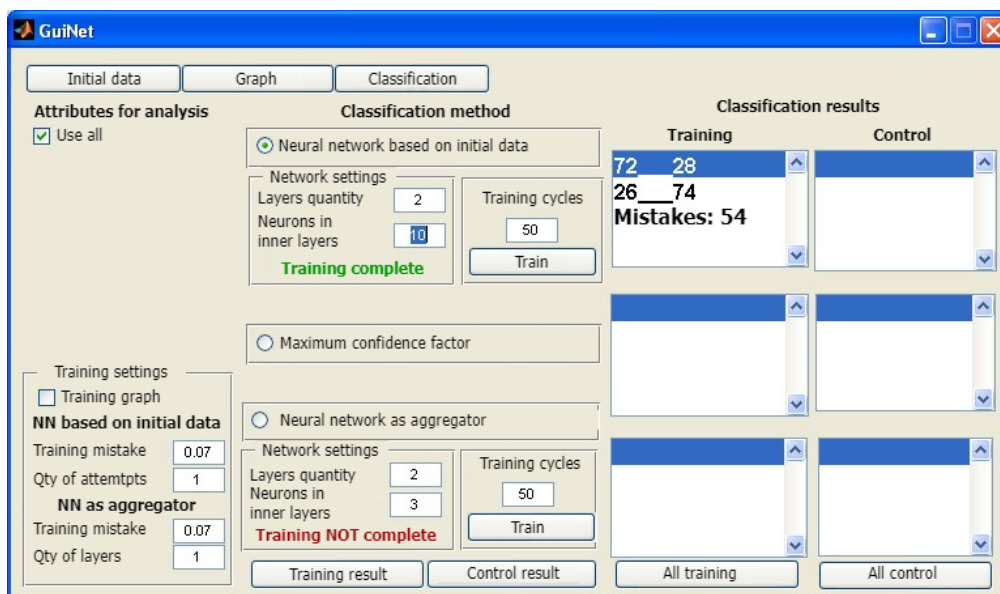
Мультимодальный классификатор состоит из двух классификаторов, построенных по схеме линейного многослойного персептрона. Классификаторы имеют по два выхода, соответствующих наличию патологии в биоматериале и ее отсутствию [17; 18]. Каждый классификатор настраивается автономно по соответствующему набору данных. Агрегатор также построен на базе многослойного персептрона. Для его настройки используется набор данных, полученный по результатам классификации параметрических и непараметрических моделей классификаторов [19; 20; 21; 22].

Для реализации классификаторов риска критических состояний в среде

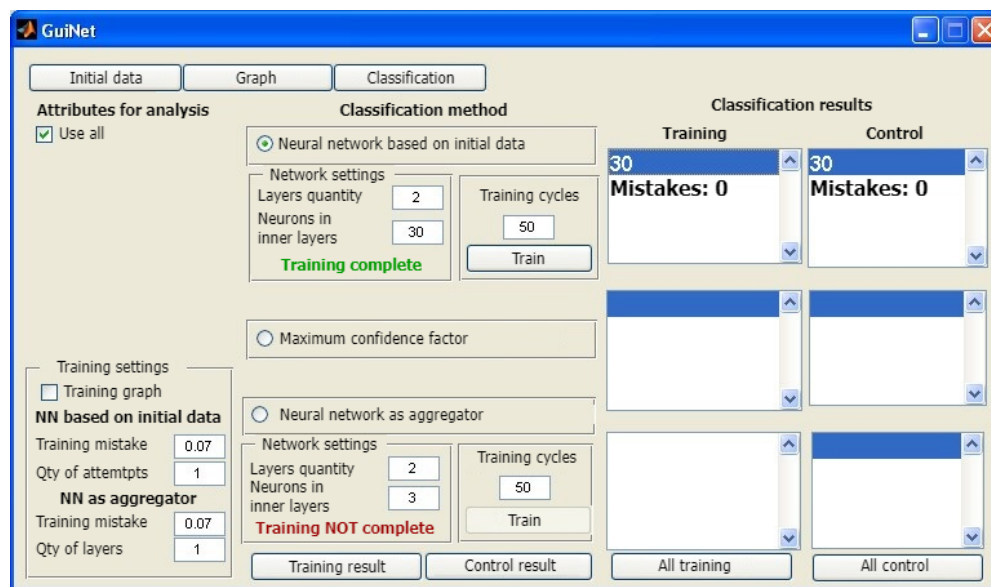
Matlab 2018b был разработан программный продукт Neurowork.

Модуль Neurowork предназначен для работы с выборками обучающих и контрольных данных, которые будут использоваться при проектировании классификаторов. На рисунке 16 представлен интерфейс окна Neurowork.

Выбор вкладки *Classification* позволяет задать структуру нейронных сетей прямого распространения сигнала и параметры их обучения, а также контролировать результаты классификации нейронных сетей на обучающей и контрольной выборках. Окно интерфейса при выборе этой вкладки показано на рисунке 16, а.



a



б

Рис. 16. Примеры окна интерфейса при обучении нейронной сети: а – увеличение количества нейронов во внутреннем слое; б – использование режима «управление»

Fig. 16. Examples of the interface window when training a neural network: а – increasing the number of neurons in the inner layer; б – using the "control" mode

При работе с этой вкладкой выбираются дескрипторы, используемые для настройки классификатора. Если используются все дескрипторы, то ставится флажок *Use all*. Если мы хотим использовать какие-то специфические возможности в обучении, то убираем этот

флажок *Use all*. Это вызывает диалоговое окно, в котором мы можем выбрать интересующие нас функции.

Острый деструктивный панкреатит (ОДП), являясь наиболее тяжелым заболеванием органов брюшной полости, остается сложной и трудоемкой пробле-

мой для специалистов ургентной хирургии и интенсивной терапии. Среди причин высокой летальности, в частности послеоперационной, достигающей при деструктивных формах острого панкреатита 30–40% и более, одно из важных мест занимают ошибки в диагностике, недооценка степени тяжести состояния больного и, как следствие, запоздалый и неадекватный выбор тактики консервативного и/или хирургического лечения.

В работе [23] авторами были проведены исследования на выборке более чем из 50 больных с острым панкреатитом на различных этапах течения болезни. Исследования проводились на основе анализа биоимпеданса, была выявлена корреляция биоимпеданса с клинической картиной острого панкреатита. Так значительные изменения биоимпеданса на различных частотах были обнаружены именно у больных с острым деструктивным инфицированным панкреонекрозом. Это обуславливается электролитным дисбалансом клеток, подверженных деструктивным воздействиям. На практике методика лечения при подобном течении заболевания сводится к восполнению нормального уровня объема циркулирующей крови (ОЦК), что позволяет избежать аномальной концентрации электролитов в организме и увеличить межклеточное пространство, вследствие чего показатели биоимпеданса приближаются к норме.

Для апробации метода на основании комплекса диагностических мероприятий (лабораторные тесты, ультрасонография, лапароскопия, интраоперационная ревизия, компьютерная томография) была сформирована экспериментальная группа из 50 больных ОДП. Мужчин

было 32, женщин – 18. Возраст пациентов колебался от 23 до 79 лет. Вторая группа состояла из добровольцев без патологии желудочно-кишечного тракта. Для классификации первой и второй группам присваиваются обозначения «1» и «0» соответственно. Из этих двух групп была сформирована обучающая выборка. Контрольная выборка формируется из обучающей методом скользящего экзамена.

Для определения правой части в последнем уравнении системы уравнений (2) у пациентов в области брюшной полости измерялось сопротивление постоянному току силой в 10 мкА и 20 мкА в двух ортогональных проекциях. В качестве $\sum_{\ell=1}^L R_{\ell}$ бралось среднее значение этих четырех измерений.

Оценка качества классификации была проведена с помощью следующих показателей качества: диагностическая эффективность (ДЭ), диагностическая чувствительность (ДЧ), диагностическая специфичность (ДС). На основе анализа этих показателей качества для двух моделей биоимпеданса была проведена оценка качества диагностики для классификаторов с иерархической структурой по двум классам: «острый деструктивный панкреатит», «нет острого деструктивного панкреатита» (рис. 17).

В первом классификаторе в качестве модели биоимпеданса использовались модели Войта [4; 5], а во втором классификаторе использовалась модифицированная модель согласно схеме на рисунке 3. Число звеньев в моделях биоимпеданса определялось ошибкой аппроксимации импедансных диаграмм или априорно заданным предельным значением числа звеньев в модели Войта.

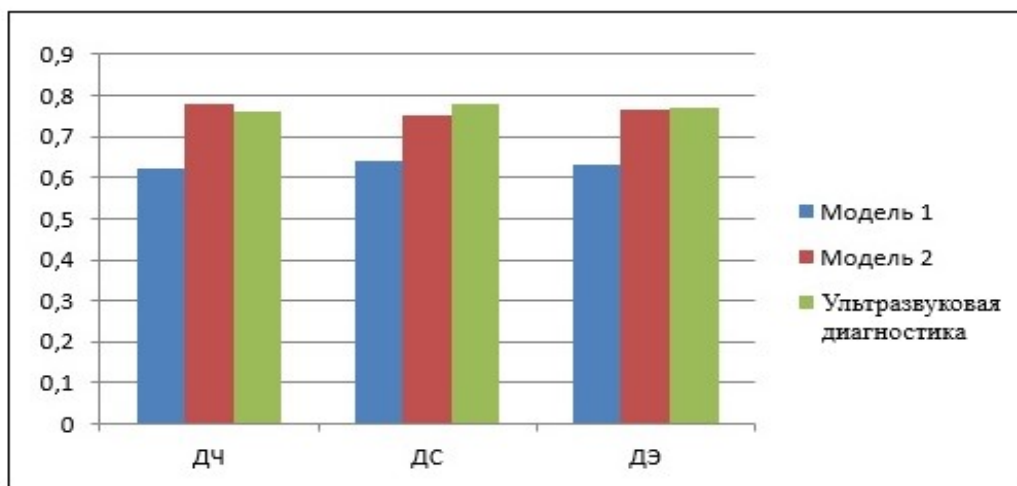


Рис. 17. Показатели качества диагностики острого деструктивного панкреатита для трех классификаторов.

Fig. 17. Quality indicators for the diagnosis of acute destructive pancreatitis for three classifiers

Сравнение показателей качества диагностики рассматриваемого в данной работе классификатора проводилось как с прототипом, так и с показателями качества ультразвуковых исследований на той же контрольной выборке. Максимальное значение показателей качества различных моделей классификаторов составило 78%, минимальное – 62%, демонстрируя близкие значения к показателям качества методов ультразвуковой диагностики (см. диаграммы на рис. 17).

Выводы

В результате исследования получены принципиально новые результаты, позволяющие создавать интеллектуальные системы поддержки принятия врачебных решений для диагностики панкреатита. Создана модель биоимпедансного анализа на основе многочастотного измерения биоимпеданса, позволяющая разложить импеданс биоматериала на структурные элементы, на основе которых определить дескрипторы для

нейросетевых классификаторов медицинского риска.

На контрольной выборке была проведена оценка качества диагностики с помощью мультимодального классификатора с двумя классификаторами, построенными на основе иерархической нейросетевой структуры, по двум классам: «острый деструктивный панкреатит», «нет острого деструктивного панкреатита». В работе был проведен анализ ошибок первого и второго рода для двух моделей биоимпеданса, который показал, что максимальное значение показателей качества различных моделей классификаторов составило 78%, минимальное – 62%, демонстрируя близкие значения к показателям качества методов ультразвуковой диагностики.

Полученные результаты могут быть использованы для выявления различных патологий. На их основе могут быть сформулированы новые правила, позволяющие модифицировать интеллектуальные системы принятия врачебных решений.

Список литературы

1. Диагностические возможности неинвазивной биоимпедансометрии / Ю. В. Торнуев, Д. Л. Непомнящих, Д. Б. Никитюк [и др.] // *Фундаментальные исследования*. 2014. № 10-4. С. 782–788.
2. Barsoukov E., Macdonald J. R. *Impedance Spectroscopy Theory, Experiment, and Applications*. 2 nd ed. New Jersey: Wiley Interscience Publication, 2005. 595 p.
3. Булатов Р. Д. Применение интегральной двухчастотной импедансометрии в клиническом мониторинге у больных деструктивным панкреатитом // *Анестезиология и реаниматология*. 2012. № 3. С. 59–62.
4. Модели импеданса биоматериала для формирования дескрипторов в интеллектуальных системах диагностики инфекционных заболеваний / А. В. Мирошников, Н. С. Стадниченко, О. В. Шаталова, С. А. Филист // *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2020. Т. 8, № 4 (31). С. 1–14.
5. Алгоритм оптимизации модели Войта в классификаторах функционального состояния живых систем / А. В. Мирошников, О. В. Шаталова, М. А. Ефремов, Н. С. Стадниченко, А. Ю. Новоселов, А. В. Павленко // *Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение*. 2022. Т. 12, № 2. С. 59–75.
6. Филист С. А., Кузьмин А. А., Кузьмина М. Н. Биотехническая система для контроля импеданса биоматериалов в экспериментах *invivo* // *Биомедицинская радиоэлектроника*. 2014. № 9. С. 38–42.
7. Классификации биологических объектов на основе многомерного биоимпедансного анализа / А. В. Мирошников, О. В., Шаталова Н. С. Стадниченко, Л. В. Шульга // *Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение*. 2020. Т. 10, № 3/4. С. 29–49.
8. Шаталова О. В. Итерационная многопараметрическая модель биоимпеданса в экспериментах *in vivo* // *Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение*. 2019. Т. 9, № 1 (30). С. 26–38.
9. Biotechnical system based on fuzzy logic prediction for surgical risk classification using analysis of current-voltage characteristics of acupuncture points / S. Filist, O. Shatalova, N. Korenevskiy [et al.] // *Journal of Integrative Medicine*. 2022. N 20 (3). P. 252–264.
10. Hybrid neural networks with virtual flows in medical risk classifiers / K. Khatatneh, S. Filist, R. T. Al-Kasasbeh [et al.] // *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*. 2022. Vol. 43, N 1. P. 1621–1632.

11. Classifier for the functional state of the respiratory system via descriptors determined by using multimodal technology / S. A. Filist, R. T. Al-Kasasbeh, O. V. Shatalova [et al.] // Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering. 2022. P. 1–19.
12. Developing neural network model for predicting cardiac and cardiovascular health using bioelectrical signal processing / S. Filist, O. Shatalova, N. Korenevskiy [et al.] // Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering. 2021. P. 908–921.
13. Application of fuzzy neural network model and current-voltage analysis of biologically active points for prediction post-surgery risks / O. Shatalova, S. Filist, N. Korenevskiy [et al.] // Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering. 2021. Vol. 24, N 13. P. 1504–1516.
14. Miroshnikov A. V., Shatalova O. V., Zhilin V. V. Biomaterial impedance model for medical risk classifiers in in vivo experiments // Journal of Physics: Conference Series. 2021. N 1801(1). P. 012045.
15. Formation of descriptors for medical risk classifiers based on the current-voltage characteristics of biologically active points / A. V. Miroshnikov, A. V. Kiselev, O. V. Shatalova, S. Kadyrova // Journal of Physics: Conference Series. 2021. N 2060(1). P. 012013.
16. Iterative models of bioimpedance in intelligent systems for early diagnosis of infectious diseases / A. V. Miroshnikov, A. V. Kiselev, O. V. Shatalova, R. A. Krupchatnikov // CEUR Workshop Proceedings. ITIDMS 2021 – Proceedings of the International Scientific and Practical Conference "Information Technologies and Intelligent Decision Making Systems", 2021. P. 25.
17. Филист С. А., Алексенко В. А., Кабус Кассим. Гибридные информационные технологии по экспресс-диагностике инфекционных заболеваний на основе многочастотного анализа пассивных свойств биотканей // Известия Южного федерального университета. Технические науки. Тематический выпуск. Медицинские информационные системы. 2010. № 8(109). С. 12–17.
18. Филист С. А., Шаталова О. В., Ефремов М. А. Гибридная нейронная сеть с макрослоями для медицинских приложений // Нейрокомпьютеры. Разработка и применение. 2014. № 6. С. 35–39.
19. Параметрические модели биоимпеданса для идентификации функционального состояния живой системы / К. Д. А. Кассим, И. А. Ключиков, О. В. Шаталова, З. Д. Яа // Биомедицинская радиоэлектроника. 2012. № 4. С. 50–56.
20. Классификации биологических объектов на основе многомерного биоимпедансного анализа / А. В. Мирошников, О. В. Шаталова, Н. С. Стадниченко, Л. В. Шульга // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. 2020. Т. 10, № 3/4. С. 29–49.

21. Модель формирования функциональных систем с учетом менеджмента адаптационного потенциала / С. А. Филист, А. Н. Шуткин, Е. С. Шкатова, С. В. Дегтярев, Д. Ю. Савинов // Биотехносфера. 2018. № 1(55). С. 32–37.

22. Попечителей Е. П., Филист С. А. Способы и модели идентификации биоматериалов на основе анализа многочастотного импеданса // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника. Медицинское приборостроение. 2011. № 1. С. 74–80.

23. Свиридов С. В., Николаев Д. В., Гафоров Д. А. Исследование водных секторов у хирургических больных острым панкреатитом методом биоимпедансометрии // Российский медицинский журнал. 2010. № 3. С. 23–27.

References

1. Tornuev Yu. V., Nepomnyashchikh D. L., Nikityuk D. B., eds. Diagnosticheskiye vozmozhnosti neinvazivnoy bioimpedansometrii [Diagnostic capabilities of non-invasive bioimpedancemetry]. *Fundamental'nyye issledovaniya = Fundamental Research*, 2014, no. 10–4, pp. 782–788.

2. Barsoukov E., Macdonald J. R. Impedance Spectroscopy Theory, Experiment, and Applications. 2nd ed. New Jersey, Wiley Interscience Publication, 2005. 595 p.

3. Bulatov R. D. Primeneniye integral'noy dvukhchastotnoy impedansometrii v klinicheskoy monitoringe u bol'nykh destruktivnym pankreatitom [The use of integral two-frequency impedancemetry in clinical monitoring in patients with destructive pancreatitis]. *Anesteziologiya i reanimatologiya = Anesthesiology and Resuscitation*, 2012, no. 3, pp. 59–62.

4. Miroshnikov A. V., Stadnichenko N. S., Shatalova O. V., Filist S. A. Modeli impedansa biomateriala dlya formirovaniya deskriptorov v intellektual'nykh sistemakh diagnostiki infektsionnykh zabolevaniy [Biomaterial impedance models for the formation of descriptors in intelligent systems for diagnosing infectious diseases]. *Modelirovaniye, optimizatsiya i informatsionnyye tekhnologii = Modeling, Optimization and Information Technologies*, 2020, vol. 8, no. 4 (31), pp. 1–14.

5. Miroshnikov A. V., Shatalova O. V., Efremov M. A., Stadnichenko N. S., Novoselov A. Yu., Pavlenko A. V. Algoritm optimizatsii modeli Voyta v klassifikatorakh funktsional'nogo sostoyaniya zhivyykh sistem [Optimization algorithm for the Voigt model in the classifiers of the functional state of living systems]. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika. Meditsinskoe priborostroenie = Proceedings of Southwest State University. Series: Control, Computer Engineering, Information Science. Medical Instruments Engineering*, 2022, vol. 12, no. 2, pp. 59–75.

6. Filist S. A., Kuzmin A. A., Kuzmina M. N. Biotehnicheskaya sistema dlya kontrolya impedansa biomaterialov v eksperimentah in vivo [Biotechnical system for controlling the impedance of biomaterials in in vivo experiments]. *Biomeditsinskaya radioelektronika = Biomedical Radioelectronics*, 2014, no. 9, pp. 38–42.

7. Miroshnikov A. V., Shatalova O. V., Stadnichenko N. S., Shulga L. V. Klassifikatsii biologicheskikh ob"ektov na osnove mnogomernogo bioimpedansnogo analiza [Classification of biological objects based on multidimensional bioimpedance analysis]. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika. Meditsinskoe priborostroenie = Proceedings of Southwest State University. Series: Control, Computer Engineering, Information Science. Medical Instruments Engineering*, 2020, vol. 10, no. 3/4, pp. 29–49.

8. Shatalova O. V. Iteratsionnaya mnogoparametricheskaya model' bioimpedansa v eksperimentah in vivo [Iterative multiparameter bioimpedance model in in vivo experiments]. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika. Meditsinskoe priborostroenie = Proceedings of Southwest State University. Series: Control, Computer Engineering, Information Science. Medical Instruments Engineering*, 2019, no. 9(1), pp. 26–38.

9. Filist S., Shatalova O., Korenevskiy N., eds. Biotechnical system based on fuzzy logic prediction for surgical risk classification using analysis of current-voltage characteristics of acupuncture points. *Journal of Integrative Medicine*, 2022, no. 20(3), pp. 252–264.

10. Khatatneh K., Filist S., Al-Kasasbeh R. T., eds. Hybrid neural networks with virtual flows in medical risk classifiers. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2022, vol. 43, no. 1, pp. 1621–1632.

11. Filist S. A., Al-Kasasbeh R. T., Shatalovaa O. V., eds. Classifier for the functional state of the respiratory system via descriptors determined by using multimodal technology. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 2022, pp. 1–19.

12. Filist S., Shatalova O., Korenevskiy N., eds. Developing neural network model for predicting cardiac and cardiovascular health using bioelectrical signal processing. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 2021, pp. 908–921.

13. Shatalova O., Filist S., Korenevskiy N., eds. Application of fuzzy neural network model and current-voltage analysis of biologically active points for prediction post-surgery risks. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 2021, vol. 24, no. 13, pp. 1504–1516.

14. Miroshnikov A. V., Shatalova O. V., Zhilin V. V. Biomaterial impedance model for medical risk classifiers in in vivo experiments. *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, no. 1801(1), p. 012045.

15. Miroshnikov A. V., Kiselev A. V., Shatalova O. V., Kadyrova S. Formation of descriptors for medical risk classifiers based on the current-voltage characteristics of biologically active points. *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, no. 2060(1), p. 012013.

16. Miroshnikov A. V., Kiselev A. V., Shatalova O. V., Krupchatnikov R. A. Iterative models of bioimpedance in intelligent systems for early diagnosis of infectious diseases. CEUR Workshop Proceedings. ITIDMS 2021 – Proceedings of the International Scientific and Practical Conference "Information Technologies and Intelligent Decision Making Systems", 2021, p. 25.

17. Filist S. A., Aleksenko V. A., Kassim Kabus. Gibridnye informatsionnye tekhnologii po ekspress-diagnostike infektsionnyh zabolevaniy na osnove mnogochastotnogo analiza passivnyh svoystv biotkaney [Hybrid information technologies for express diagnostics of infectious diseases based on multifrequency analysis of passive properties of biological tissues]. *Izvestiya Yuzhnogo Federal'nogo universiteta. Tekhnicheskie nauki. Tematicheskiy vypusk. Meditsinskie informatsionnye sistemy = Proceedings Southern Federal University. Technical Science. Thematic Issue. Medical Information Systems*, 2010, no. 8(109), pp. 12–17.

18. Filist S. A., Shatalova O. V., Efremov M. A. Gibridnaya neyronnaya set's makrosloyami dlya meditsinskih prilozheniy [Hybrid neural network with macro layers for medical applications]. *Neyrokomp'yutery. Razrabotka i primeneniye = Neurocomputers. Development and Application*, 2014, no. 6, pp. 35–39.

19. Kassim K. D. A., Klyuchikov I. A., Shatalova O. V., Yaa Z. D. Parametricheskie modeli bioimpedansa dlya identifikatsii funktsional'nogo sostoyaniya zhivoy sistemy [Parametric bioimpedance models for identifying the functional state of a living system]. *Biomeditsinskaya radioelektronika = Biomedical Radioelectronics*, 2012, no. 4, pp. 50–56.

20. Miroshnikov A. V., Shatalova O. V., Stadnichenko N. S., Shulga L. V. Klassifikatsii biologicheskikh ob"ektov na osnove mnogomernogo bioimpedansnogo analiza [Classification of biological objects based on multidimensional bioimpedance analysis]. *Izvestiya YugoZapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika. Meditsinskoe priborostroenie = Proceedings of Southwest State University. Series: Control, Computer Engineering, Information Science. Medical Instruments Engineering*, 2020, vol. 10, no. 3/4, pp. 29–49.

21. Filist S. A., Shutkin A. N., Shkatova E. S., Degtyarev S. V., Savinov D. Yu. Model' formirovaniya funktsional'nyh sistem s uchetom menedzhmenta adaptatsionnogo potentsiala [Model of the formation of functional systems taking into account the management of adaptive potential]. *Biotekhnosfera = Biotechnosphere*, 2018, no. 1(55), pp. 32–37.

22. Popechitelev E. P., Filist S. A. Sposoby i modeli identifikatsii biomaterialov na osnove analiza mnogochastotnogo impedansa [Methods and models for identification of biomaterials based on multifrequency impedance analysis]. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika. Meditsinskoe priborostroenie = Proceedings of Southwest State University. Series: Control, Computer Engineering, Information Science. Medical Instruments Engineering*, 2011, no. 1, pp. 74–80.

23. Sviridov S. V., Nikolaev D. V., Gafarov D. A. Issledovaniye vodnykh sektorov u khirurgicheskikh bol'nykh ostrym pankreatitom metodom bioimpedansometrii [Study of water sectors in surgical patients with acute pancreatitis using bioimpedansometry]. *Rossiyskiy meditsinskiy zhurnal = Russian Medical Journal*, 2010, no. 3, pp. 23–27.

Информация об авторах / Information about the Authors

Шаталова Ольга Владимировна, доктор технических наук, доцент, профессор кафедры биомедицинской инженерии, Юго-Западный государственный университет, г. Курск, Российская Федерация, e-mail: kstu-bmi@yandex.ru, ORCID: 0000-0002-0901-9272, Researcher ID: C-3687-2015

Olga V. Shatalova, Dr. of Sci. (Engineering), Associate Professor, Professor of the Department of Biomedical Engineering, Southwest State University, Kursk, Russian Federation, e-mail: kstu-bmi@yandex.ru, ORCID: 0000-0002-0901-9272, Researcher ID: C-3687-2015

Стадниченко Никита Сергеевич, аспирант кафедры биомедицинской инженерии, Юго-Западный государственный университет, г. Курск, Российская Федерация, e-mail: kstu-bmi@yandex.ru

Nikita S. Stadnichenko, Post-Graduate Student of the Department of Biomedical Engineering, Southwest State University, Kursk, Russian Federation, e-mail: kstu-bmi@yandex.ru

Ефремов Михаил Александрович, кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры информационной безопасности, Юго-Западный государственный университет, г. Курск, Российская Федерация, e-mail: ib-swsu@yandex.ru

Mikhail A. Efremov, Cand. of Sci. (Engineering), Associate Professor, Associate Professor of the Department of Information Security, Southwest State University, Kursk, Russian Federation, e-mail: ib-swsu@yandex.ru

Новоселов Алексей Юрьевич, студент
кафедры биомедицинской инженерии,
Юго-Западный государственный
университет, г. Курск, Российская Федерация,
e-mail: kstu-bmi@yandex.ru

Alexey Y. Novoselov, Student of the Department
of Biomedical Engineering, Southwest
State University, Kursk, Russian Federation,
e-mail: kstu-bmi@yandex.ru

Башмакова Ирина Алексеевна, кандидат
технических наук, преподаватель кафедры
электрообеспечения, Юго-Западный
государственный университет,
г. Курск, Российская Федерация,
e-mail: Irina92_2010@mail.ru,
ORCID: 0009-0001-1402-7349

Irina A. Bashmakova, Cand. of Sci.
(Engineering), Lecturer of the Department
of Electricity Supply, Southwest State University,
Kursk, Russia Federation,
e-mail: Irina92_2010@mail.ru,
ORCID: 0009-0001-1402-7349