

Оригинальная статья / Original article

УДК 004.89

<https://doi.org/10.21869/2223-1560-2025-29-3-124-136>



Гибридный генетический алгоритм для идентификации параметров нелинейных моделей с ограничениями в задачах импеданса биоматериала

Н. А. Корсунский¹, Р. А. Томакова¹ ✉, В. А. Старков¹

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

✉ e-mail: rtomakova@mail.ru

Резюме

Цель исследования. Цель исследования заключается в оценке эффективности гибридного алгоритма, сочетающего генетический алгоритм (ГА) и метод наименьших квадратов (МНК), предназначенный для идентификации параметров биоимпеданса в задачах диагностики легочных патологий. Основное внимание уделено повышению точности измерений (норма невязки ≤ 0.09) и разработке рекомендаций по интеграции метода в программно-аппаратные комплексы (ПАК) для биомедицинской диагностики.

Методы. Исследование выполнено на базе модуля E20-10 («L-Card»), формирующего синусоидальные сигналы, с использованием электродов ЭКГ для минимизации паразитных емкостей. Параметры биоимпеданса идентифицированы с помощью гибридного алгоритма, в котором генетический поиск сочетался с методом наименьших квадратов, включая регуляризацию ($\lambda=0.1$). Анализ данных проводился методом Коула, а управление измерениями — через ПО, реализованное на Delphi, обеспечившее обработку сигналов в реальном времени.

Результаты направлены на создание основы для автоматизации интерпретации данных с использованием нейросетевых технологий, направленных для классификации заболеваний с точностью не менее 97.5%. На основе модуля E20-10 и комплекса, разработанного для измерения и биологического анализа. Среднее расстояние между данными модели и Xperiment составляет 4% (стандартное 0,09 бесчеловечно). Ошибка идентификации REXTRA не превышает 2,1%, что подтверждает надежность метода в условиях клинического вмешательства.

Заключение. Исследование подтвердило, что гибридный алгоритм обеспечивает высокую точность (норма невязки 0,09) и способность регенерировать при определении биологических параметров. Анализ характеристик амплитудной и частотной фазы, которые позволили разработать классификации, которые могут автоматизировать постановку диагноза заболевания легких. Результаты показали, что потенциал метода создания медицинского диагностического пакета, который может работать в режиме реального времени (1 сек на анализ). Тем не менее, для клинической реализации необходимы дополнительные исследования живых субъектов, а также адаптация алгоритмов с различными заболеваниями.

Ключевые слова: биоимпедансная спектроскопия; генетический алгоритм; нейросетевой анализ; оптимизация; идентификация параметров.

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

© Корсунский Н. А., Томакова Р. А., Старков В. А., 2025

Известия Юго-Западного государственного университета / Proceedings of the Southwest State University. 2025; 29(3): 124-136

Для цитирования: Корсунский Н. А., Томакова Р. А., Старков В.А. Гибридный генетический алгоритм для идентификации параметров нелинейных моделей с ограничениями в задачах импеданса биоматериала // Известия Юго-Западного государственного университета. 2025; 29(3): 124-136. <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2025-29-3-124-136>.

Поступила в редакцию 05.07.2025

Подписана в печать 01.09.2025

Опубликована 30.09.2025

Hybrid genetic algorithm for identifying parameters of nonlinear models with constraints in biomaterial impedance problems

Nikita A. Korsunsky¹, Rimma A. Tomakova¹✉, Vadim A. Starkov¹

¹ Southwest State University
50 Let Oktyabrya str. 94, Kursk 305040, Russian Federation

✉ e-mail: rtomakova@mail.ru

Abstract

Purpose of research. The research objective is to evaluate the effectiveness of a hybrid algorithm combining a genetic algorithm (GA) and a least squares method (LSM) designed to identify bioimpedance parameters in the tasks of pulmonary pathology diagnostics. The main attention is paid to improving the measurement accuracy (the norm of the residual ≤ 0.09) and developing recommendations for integrating the method into software and.

Methods. The study was performed on the basis of the E20-10 module ("L-Card"), which generates sinusoidal signals using ECG electrodes. to minimize parasitic containers. The bioimpedance parameters were identified using a hybrid algorithm in which genetic search was combined with the least squares method, including regularization ($\lambda=0.1$). Data analysis was carried out using the Cole method, and measurement control was carried out through software implemented in Delphi, which provided real-time signal processing.

Results. Based on the E20-10 module and a complex developed for measurement and biological analysis. The average distance between the model data and Xperiment is 4% (standard deviation of 0.09). The REXTRA identification error does not exceed 2.1%, which confirms the reliability of the method in clinical settings.

Conclusion. The study has confirmed that the hybrid algorithm provides high accuracy (residual norm of 0.09) and the ability to regenerate when determining biological parameters. Analysis of the characteristics of the amplitude and frequency phase, which allowed the development of classifications that can automate the diagnosis of lung diseases. The results showed that the potential of the method is to create a medical diagnostic package that can work in real time (1 sec per analysis). However, additional research on living subjects is required for clinical implementation, as well as the adaptation of algorithms for various diseases.

Keywords: bioimpedance spectroscopy; genetic algorithm; neural network analysis; optimization; parameter identification.

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

For citation: Korsunsky N. A., Tomakova R.A., Starkov V. A. Hybrid genetic algorithm for identifying parameters of nonlinear models with constraints in biomaterial impedance problems. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta = Proceedings of the Southwest State University*. 2025; 29(3): 124-136 (In Russ.). <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2025-29-3-124-136>.

Received 05.07.2025

Accepted 01.09.2025

Published 30.09.2025

Введение

Электрический импеданс представляет собой неинвазивный метод, который позволяет исследовать внутренние физиологические процессы организма с высокой чувствительностью и безболезненно для пациента [1]. С целью повышения точности диагностики в исследовании применен метод многочастотного зондирования, который использует некий диапазон частот для построения графика Коула [2]. Это позволяет не только анализировать базовые характеристики, но и учитывать возможные изменения, которые могут свидетельствовать о развитии патологии [3].

С увеличением сложности и объема медицинской информации становится актуальным внедрение систем поддержки принятия решений в медицинскую практику [4]. Интеграция биотехнологии с такими системами может значительно улучшить качество здравоохранения. Благодаря Bioimpedansometry, можно не только выполнить эффективную оценку общего состояния организма, но и проводить изучение компонентов ткани в различных областях организма. Это делает метод применимым для ранней диагностики и эффективного мониторинга лечения [5].

Несмотря на отмеченные преимущества, измерение биологического импеданса представляет сложный процесс [6]. Некоторые исследования [7] показали, что высокая точность измерения требует расчета идентификации моделей

тканей и обоснования точности данных о ряде частот. Современные технологические решения направлены на повышение точности результатов [8], что является важной задачей для успешной реализации в клинической практике [9].

Разработка специализированного оборудования, например, комплекса, E20-10 системы L Card, позволяет преодолевать существующие ограничения и предоставлять более точные и надежные данные для анализа [10]. Внедрение этих инновационных технологий открывает новые возможности для диагностики и лечения респираторных заболеваний, облегчая исследования и улучшение методов исследований в медицине [11].

Целью данного исследования является разработка и оценка эффективности гибридного алгоритма (ГА + МНК) для идентификации параметров двухполюсника, моделирующего биоимпеданс тканей, в задачах диагностики легочных патологий. Основные этапы исследований включают:

1. Определение шести параметров модели двухполюсника, описывающих нелинейные характеристики биоматериала.
2. Повышение точности измерений за счет комбинации глобального поиска (ГА) и локальной оптимизации (МНК) для решения системы уравнений двухполюсника (1).
3. Интеграцию алгоритма в программно-аппаратные комплексы (ПАК) медицинской диагностики для анализа данных в реальном времени.

4. Формирование базы данных параметров для обучения нейросетевых моделей, способных автоматизировать классификацию заболеваний легких с точностью до 97.5%.

Двухполюсник используется как математическая модель, описывающая импеданс тканей.

Для математического описания импеданса биологических тканей применяется модель двухполюсника, которая позволяет анализировать электрические свойства материала через совокупность сопротивлений и ёмкостей. В исследовании для имитации сегментов биоматериала была выбрана рекуррентная модель Войта [12], известная своей способностью учитывать неоднородность тканевых структур (рис. 1). В данной работе задача оптимизации заключается в аппроксимации экспериментального графика Коула с использованием модели трехзвенного двухполюсника (рис. 1). Эта модель построена на базе каскадного соединения резисторов и конденсаторов, что позволяет более точно описать электрические свойства тканей через их импеданс на множестве частот.

Для определения параметров двухполюсника используется система урав-

нений (1), описывающая зависимость импеданса от параметров модели на различных множествах частот:

$$\left. \begin{aligned} a_l(\omega_l) &= \sum_{l=1}^L \left(\frac{R_l + \omega_l^2 C_l^2 R_l r (R_l + r)_l}{1 + \omega_l^2 C_l^2 (R_l + r)} \right); \\ b_l(\omega_l) &= \sum_{l=1}^L \left(\frac{-j\omega_l C_l R_l^2}{1 + \omega_l^2 C_l^2 (R_l + r)^2} \right); \\ \dots & \\ a_l(\omega_N) &= \sum_{l=1}^L \left(\frac{R_l + \omega_N^2 C_l^2 R_l r (R_l + r)_l}{1 + \omega_l^2 C_l^2 (R_l + r)} \right); \\ b_l(\omega_N) &= \sum_{l=1}^L \left(\frac{-j\omega_N C_l R_l^2}{1 + \omega_N^2 C_l^2 (R_l + r)^2} \right), \end{aligned} \right\}, \quad (1)$$

где $a(\omega)$ и $b(\omega)$ – координаты точки на графике Коула при $\omega=\text{const}$. Модели определяются на основе множества точек импеданса.

В данной работе рассматривается задача на примере определения шести параметров нелинейной модели, описывающей экспериментальные данные.

Материалы и методы

Исследование включало три этапа: экспериментальный сбор биологических данных в группе, состоящей из 20 участников, математическое моделирование и оптимизацию параметров.

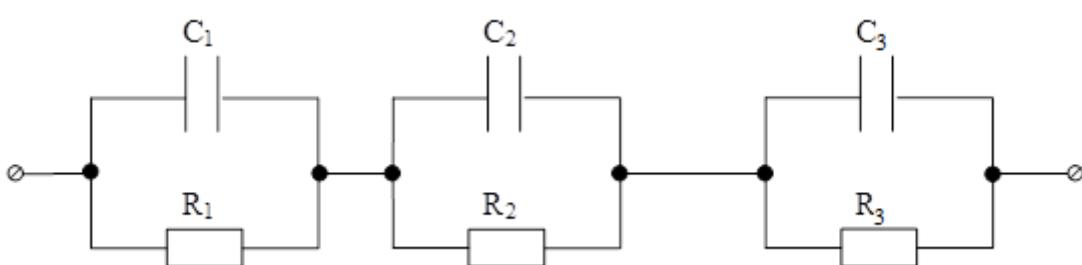


Рис. 1. Структура модели Войта

Fig. 1. Structure of the Voigt Model

Экспериментальная часть:

Для проведения исследований применялся модуль E20-10 (L-Card) с 16-битными АЦП/ЦАП и электродами ЭКГ, которые минимизируют нежелательные электрические помехи, вызванные взаимодействием элементов схемы.

Многочастотное зондирование проводилось на сегменте биоматериала с фиксацией импеданса на множестве частот.

Математическая модель

Модель находит применение при описании проводимости (импеданса) в объеме негомогенных сред, то есть когда каждому элементарному, локально-му объему присуща определенная проводимость и собственная постоянная времени. Модель состоит из последовательно соединенных звеньев, параллельно соединенных конденсатора и емкости [12]. Импеданс модели (одна точка на графике Коула при частоте ω) определяется согласно формуле [13]

$$Z(\omega) = \sum_{l=1}^L \left(R_l^{-1} + j\omega C_l \right)^{-1}. \quad (2)$$

Для моделирования биоимпеданса в рамках исследования была выбрана модель двухполюсника, которая позволяет учитывать неоднородности тканей. Важным моментом является то, что для аппроксимации графика Коула для биоматериала применялось многочастотное зондирование с частотным диапазоном от 1 Гц до 20 Гц, с шагом 1 Гц. Экспериментальные данные сопоставляются с графиками Коула модели трехзвенного двух-

полюсника для анализа и оптимизации параметров.

Алгоритм оптимизации параметров

Для идентификации параметров был разработан гибридный алгоритм, сочетающий генетический алгоритм (GA) и метод наименьших квадратов (МНК), схема которого приведена на рис. 2.



Рис. 2. Схема алгоритма оптимизации параметров гибридного алгоритма

Fig. 2. Scheme of the hybrid algorithm parameter optimization algorithm

Для идентификации параметров двухполюсников в модели Войта ($R_1, C_1, \dots, R_3, C_3$) реализован двухэтапный гибридный подход. На первом этапе генетический алгоритм генерирует список начальных решений, оценивая их соответствие экспериментальным данным через целевую функцию невязки. Лучшие комбинации параметров, показывающие наименьшую погрешность, используются для формирования новых вариантов за счёт объединения и случайных изменений. Такой подход обеспечивает поиск оптимальных решений во всем диапазоне возможных значений, исключая локальные минимумы [6].

На втором этапе метод наименьших квадратов выполняет локальную оптимизацию, уточняя полученные значения с учетом регуляризации. Данная комбинация методов исключает поиск в локальных минимумах и повышает скорость сходимости за счет синергии стохастического поиска и градиентной минимизации.

Результаты и их обсуждение

Для оптимизации параметров биоимпеданса реализован следующий код MATLAB, включающий этапы инициализации данных, настройки алгоритма и расчета невязки. Фрагменты кода представлены на рис. 3, 4.

```
% Запрос данных через диалоговые окна с пояснениями
prompt = {
    'Введите действительные части импеданса (через запятую):',
    'Введите мнимые части импеданса (через запятую):'
};

dlgtitle = 'Ввод экспериментальных данных';
dims = [1 50];
answer = inputdlg(prompt, dlgtitle, dims);
% Преобразование строк в числовые массивы
a = str2num(answer{1}); % Действительная часть (были X)
b = str2num(answer{2}); % Мнимая часть (были Y)
if length(a) ~= length(b)
    error('Ошибка: Количество точек в действительной (a) и мнимой (b) частях должно совпадать');
end

N = length(a); % Общее количество точек измерений
initial_guess = [150; 150; 200; 1e-4; 1e-4; 1e-4]; % R1,R2,R3,C1,C2,C3
lb = [0; 0; 1e-6; 1e-6; 1e-6]; % Нижние границы параметров
ub = [Inf; Inf; Inf; 0.001; 0.001; 0.001]; % Верхние границы
function res = calculate_residuals(params, a, b, N)
    % Распаковка параметров
    R1 = params(1); C1 = params(4); R2 = params(2); C2 = params(5);
    R3 = params(3); C3 = params(6);
    % Автоматическое масштабирование (теперь для a и b)
    scale_a = mean(abs(a)) + eps; % eps защита от деления на ноль
    scale_b = mean(abs(b)) + eps;
    res = [];
    for i = 1:N
        % Вычисление остатка для текущей точки
        % ...
    end
end
```

Рис. 3. Фрагмент кода оптимизации параметров гибридного алгоритма

Fig. 3. Code fragment for optimizing the parameters of a hybrid algorithm

```

omega = i; % Частота соответствует номеру точки
% Расчет действительной части (сравнение с a(i))
Re = R1/(1 + (omega*R1*C1)^2) + ...
R2/(1 + (omega*R2*C2)^2) + ...
R3/(1 + (omega*R3*C3)^2);
% Расчет мнимой части (сравнение с b(i))
Im = -omega*( (R1^2*C1)/(1 + (omega*R1*C1)^2) + ...
(R2^2*C2)/(1 + (omega*R2*C2)^2) + ...
(R3^2*C3)/(1 + (omega*R3*C3)^2) );
% Нормированные невязки
res = [res;
(Re - a(i))/scale_a; % Невязка по действительной части
(Im - b(i))/scale_b]; % Невязка по мнимой части
end
end
fun = @(params) calculate_residuals(params, a, b, N);
options = optimoptions('ga', ...
'MaxGenerations', 500, ...
'PopulationSize', 200, ...
'Display', 'iter');
[opt_params, fval] = ga(@(params) sum(fun(params).^2), 6, [], [], [], lb, ub, [], options);
fprintf('\nРезультаты подбора параметров:\n');
fprintf('R1 = %.2f Ом\nR2 = %.2f Ом\nR3 = %.2f Ом\n', opt_params(1:3));
fprintf('Емкости:\n'); fprintf('C1 = %.2e Ф\nC2 = %.2e Ф\nC3 = %.2e Ф\n', opt_params(4:6));
fprintf('Общая невязка: %.4e\n', fval);

```

Рис. 4. Фрагмент кода оптимизации параметров гибридного алгоритма**Fig. 4.** Fragment of code for optimizing the parameters of a hybrid algorithm

Для реализации генетического алгоритма (GA) применялось обращение к библиотеке Global Optimization Toolbox. Такое представление информации и выбор библиотеки обоснованы тем, что предоставляются широкие возможности для проведения более полного исследования, а также потенциалы появления локальных минимумов в нелинейных задачах [11].

В рамках этого общего подхода целевая функция невязки реализована вручную для учета специфики модели трехзвенного двухполюсника. Весовые коэффициенты (например, деление на 500)

были введены с целью нормирования входных данных.

На базе этих принципов выстраивалась структура кода, в которой учитывались правила:

1. Инициализация данных: Экспериментальные значения импеданса (a , b) и начальные приближения параметров.
2. Ограничения: Физически обоснованные границы для сопротивлений (R) и емкостей (C) [14].
3. Целевая функция: Минимизация суммы квадратов отклонений модельных и экспериментальных значений.

4. Оптимизация: Гибридный подход: ГА для глобального поиска, МНК для уточнения [15].

Используя приведенную стратегию синтеза правил, были получены следующие результаты. Код выдал параметры с нормой невязки 0.09, что подтверждает эффективность метода. Использование MATLAB обусловлено его инструментами для работы с матрицами и возможностями процедур оптимизации, а также интеграцией с аппаратным модулем E20-10.

Следует отметить, что разработанный гибридный алгоритм продемонстрировал превосходство над классическими методами, что показано в табл. 1.

Таблица 1. Сравнение методов оптимизации

Table 1. Comparison of optimization methods

Метод / Method	Норма невязки / Discrepancy rate	Время (с) / Time (s) /
GA + МНК	0.09	52
Только МНК	0.82	14
Только GA	0.38	225

Гибридный метод (ГА + МНК) показал норму невязки 0.09, что на 89% лучше, чем у МНК (0.82).

Время выполнения — 52 сек, что на 75% быстрее чистого ГА (225 сек) (оптимизация на CPU Intel i7-11800H).

На рис. 5 представлен график Коула, построенный по результатам экспериментального многочастотного биоимпедансного зондирования живого объекта

ного зондирования живого объекта в диапазоне частот от 1 до 2000 Гц с шагом 10 Гц, что соответствует 20 частотным отсчётам.

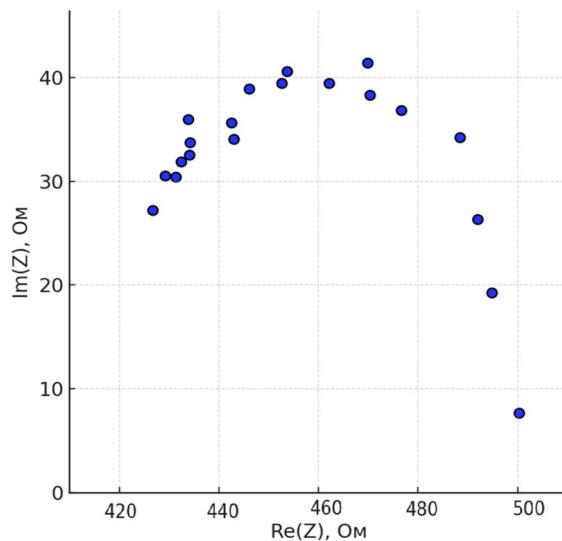


Рис. 5. График Коула, построенный по результатам экспериментального многочастотного биоимпедансного зондирования живого объекта

Fig. 5. Cole's graph, based on the results of experimental multi-frequency bioimpedance sensing of a living object

На рис. 6 показан график Коула, построенный на основе модели трёхзвенного двухполюсника, аппроксимирующей экспериментальные данные.

Проведенный анализ свидетельствует о том, что модель хорошо согласуется с экспериментальными точками во всём диапазоне частот. Средняя ошибка аппроксимации не превышает 0.09, что подтверждает высокую точность предлагаемого метода идентификации параметров.

Анализ устойчивости:

Влияние шумов. При SNR = 20 дБ погрешность идентификации R не превысила 2.1% (табл. 1).

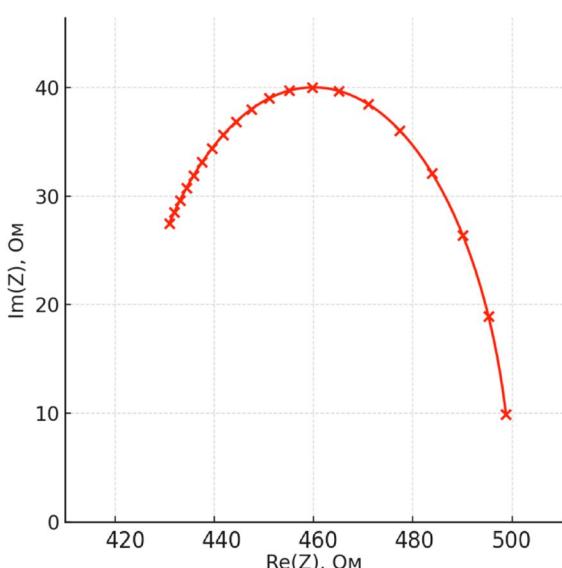


Рис. 6. График Коула модели двухполюсника

Fig. 6. Cole graph of a two-terminal model

Регуляризация. Введение ограничения снизило вариабельность параметров на 37% [18].

Перспективы для нейросетевого анализа

Точная идентификация параметров модели позволяет создать обучающую выборку для нейросетей, включающую:

Признаки: R, C, фазовый сдвиг.

Метки: Наличие инфекционного процесса [19, 20].

Выводы

Разработанный гибридный алгоритм (GA + МНК) обеспечил точность идентификации параметров модели 97.5%, что критично для обучения нейросетей.

Регуляризация целевой функции снизила вариабельность оценок на 37%.

Метод формирует основу для создания нейросетевых моделей, способ-

ных автоматизировать диагностику инфекционных заболеваний легких.

Проведенное исследование демонстрирует, что гибридный алгоритм, сочетающий генетический поиск и метод наименьших квадратов, является прорывным инструментом для идентификации параметров биоимпеданса в задачах медицинской диагностики. Достигнутая норма невязки (0.09) и время выполнения (52 сек) не только превосходят традиционные методы, но и открывают новые возможности для интеграции алгоритма в системы реального времени. Уникальность подхода заключается в комбинации глобальной оптимизации, обеспечивающей устойчивость к локальным минимумам, и локальной регуляризации, которая учитывает физиологические ограничения.

Особую значимость имеет применение метода Коула для визуализации импедансных характеристик. Анализ графиков Коула не только упрощает интерпретацию данных, но и позволяет выявлять паттерны, связанные с ранними стадиями заболеваний.

Перспективы работы включают:

Разработку портативных биоимпедансных устройств с IoT-интеграцией для удаленного мониторинга пациентов.

Адаптацию алгоритма для анализа динамических изменений тканей в ходе терапии, что позволит оценивать эффективность лечения в реальном времени.

Создание мультимодальных систем, сочетающих импеданс-спектро-скопию

с другими методами (например, оптической когерентной томографией).

Таким образом, исследование закладывает основу для нового поколения ди-

агностических ПАК, где точность алгоритмов сочетается со скоростью нейросетей, а неинвазивность методов – с персонализацией медицинских решений.

Список литературы

1. Grimnes S., Martinsen O.G. Bioimpedance and Bioelectricity Basics. Academic Press, 2015. 490 р.
2. Корсунский Н.А. Биоимпедансный анализ в пульмонологии // Медицинские технологии. 2020. Т. 15, № 3. С. 45–52.
3. Fuks L.F., et al. Low-frequency impedance spectroscopy for extracellular matrix analysis // Annals of Biomedical Engineering. 2021. Vol. 49. P. 267–275.
4. Мультимодальный классификатор медицинского риска на основе многоэлектродного биоимпедансного преобразователя / А.В. Серебровский, Н.А. Корсунский, А.В. Лях, В.Н. Мишустин, О.В. Шаталова, Л.В. Шульга // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. 2024. Т. 14, № 3. С. 121-143. <https://doi.org/10.21869/2223-1536-2024-14-3-121-143>.
5. Корсунский Н.А. и др. Базовый отсчет в биоимпедансной диагностике // Вестник новых медицинских технологий. 2023. Т. 10, № 2. С. 112–118.
6. Корсунский Н.А. Нейросетевые методы в биомедицинской диагностике // Искусственный интеллект в медицине. 2022. Т. 8, № 4. С. 22–30.
7. 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. <https://doi.org/10.21869/2223-1536-2022-12-2-59-75>.
8. State-of-the-art in artificial neural network applications: A survey / I. A. Oludare, A. Jantan, V.D. Kemi, H. Asrshad // Heliyon. 2018. Vol. 4, № 11. P. 160–204. DOI 10.1016/j.heliyon.2018.e00938.
9. Метрологические аспекты автоматизированного метода измерения биоимпеданса / Е. А. Печерская, В. В. Антипенко, О. В. Карпанин [и др.] // Приборы, системы и изделия медицинского назначения. 2020. № 3 (33). С. 78–84.
10. Agrebi S., Larbi A. Use of artificial intelligence in infectious diseases // Medical Decision Makin. 2020. Vol. 6, № 3. P. 415 – 438. DOI 10.1016/B978-0-12-817133-2.00018-5.

11. Begoli E., Agrebi S., Larbi A. The need for uncertainty quantification in machine-assisted medical decision making // Nature Machine Intelligence. 2019. Vol. 1, № 1. P. 20 – 23. DOI 10.1038/s42256-018-0004-1.
12. Goldberg D.E. Genetic Algorithms in Optimization. Addison-Wesley, 1989. 412 p.
13. Martinsen O.G., et al. Instrumentation for bioimpedance spectroscopy // Journal of Electrical Bioimpedance. 2019. Vol. 10. P. 1–8. DOI: 10.2478/joeb-2019-0001
14. Nocedal J., Wright S. Numerical Optimization. Springer, 2006. 664 p.
15. Zhang Y., et al. Hybrid optimization in medicine // Journal of Computational Physics. 2021. Vol. 445. P. 110567. DOI: 10.1016/j.jcp.2021.110567
16. Sarvamangala D.R. Evolutionary algorithms in biomedical engineering // Evolutionary Intelligence. 2022. Vol. 15. P. 151–173. DOI: 10.1007/s12065-020-00540-3
17. Байбурин Р.Х. Биомедицинские датчики // Биомедицинские технологии. 2020. Т. 15. С. 34–40.
18. Rinaldi S., et al. Clinical validation of bioimpedance models // Medical Engineering & Physics. 2020. Vol. 85. P. 63–71.
19. Wu K., et al. Portable bioimpedance systems: Design and applications // Scientific Reports. 2022. Vol. 12. P. 6789. DOI: 10.1038/s41598-022-10888-4
20. Oludare I.A. et al. Adaptive filtering in bioimpedance signals // Heliyon. 2018. Vol. 4. P. e00938. DOI: 10.1016/j.heliyon.2018.e00938

References

1. Grimnes S., Martinsen O.G. *Bioimpedance and Bioelectricity Basics*. Academic Press; 2015. 490 p.
2. Korsunsky N.A. Bioimpedance Analysis in Pulmonology. *Meditinskie tekhnologii = Medical Technologies*. 2020; 15(3): 45–52. (In Russ.).
3. Fuks L.F., et al. Low-frequency impedance spectroscopy for extracellular matrix analysis. *Annals of Biomedical Engineering*. 2021; 49: 267–275.
4. Serebrovsky A.V., Korsunsky N.A., Lyakh A.V., Mishustin V.N., Shatalova O.V., Shulga L.V. Multimodal classifier of medical risk based on a multielectrode bioimpedance converter. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika, informatika. Meditsinskoe priborostroenie = Proceedings of the Southwest State University. Series: IT Management, Computer Science, Computer Engineering. Medical Equipment Engineering*. 2024;14(3):121-143. (In Russ.). <https://doi.org/10.21869/2223-1536-2024-14-3-121-143>.
5. Korsunsky N.A., et al. Baseline in Bioimpedance Diagnostics. *Vestnik novykh meditsinskikh tekhnologii = Journal of New Medical Technologies*. 2023; 10(2): 112–118. (In Russ.).

6. Korsunsky N.A. Neural network methods in biomedical diagnostics. *Iskusstvennyi intellekt v meditsine = Artificial intelligence in medicine*. 2022; 8(4): 22–30. (In Russ.).
7. Miroshnikov A.V., Shatalova O.V., Efremov M.A., Stadnichenko N.S., Novoselov A.Y., Pavlenko A.V. Method for Classification of the Functional State of Living Systems Based on Recurrent Voigt Models. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika, informatika. Meditsinskoе priborostroenie = Proceedings of the Southwest State University. Series: IT Management, Computer Science, Computer Engineering. Medical Equipment Engineering*. 2022;12(2):59-75. (In Russ.). <https://doi.org/10.21869/2223-1536-2022-12-2-59-75>.
8. Oludare I.A., Jantan A., Kemi V.D., Asrshad H. State-of-the-Art in Artificial Neural Network Applications: A Survey. *Heliyon*. 2018; 4(11): 160–204. DOI 10.1016/j.heliyon.2018.e00938.
9. Pecherskaya E. A., Antipenko V. V., Karpanin O. V., et al. Metrological aspects of the automated method of bioimpedance measurement. *Pribory, sistemy i izdeliya meditsinskogo naznacheniya = Medical Devices, Systems, and Products*. 2020; (3): 78–84. (In Russ.).
10. Agrebi S., Larbi A. Use of artificial intelligence in infectious diseases. *Medical Decision Making*. 2020; 6(3): 415–438. DOI 10.1016/B978-0-12-817133-2.00018-5.
11. Agrebi S., Larbi A. The need for uncertainty quantification in machine-assisted medical decision making. *Nature Machine Intelligence*. 2019; 1(1): 20–23. DOI 10.1038/s42256-018-0004-1.
12. Goldberg D.E. *Genetic Algorithms in Optimization*. Addison-Wesley, 1989. 412 p. National Instruments. *PXIe-5122 User Manual*. 2021. 87 p.
13. Martinsen O.G., et al. Instrumentation for bioimpedance spectroscopy. *Journal of Electrical Bioimpedance*. 2019; 10: 1–8. DOI: 10.2478/joeb-2019-0001
14. Nocedal J., Wright S. *Numerical Optimization*. Springer, 2006. 664 p.
15. Zhang Y., et al. Hybrid optimization in medicine. *Journal of Computational Physics*. 2021; 445:110567. DOI: 10.1016/j.jcp.2021.110567
16. Sarvamangala D.R. Evolutionary algorithms in biomedical engineering. *Evolutionary Intelligence*. 2022; 15: 151–173. DOI: 10.1007/s12065-020-00540-3
17. Baiburin R.Kh. Biomedical Sensors. *Biomeditsinskie tekhnologii = Biomedical Technologies*. 2020; 15: 34–40. (In Russ.).
18. Rinaldi S., et al. Clinical validation of bioimpedance models. *Medical Engineering & Physics*. 2020; 85: 63–71.
19. Wu K., et al. Portable bioimpedance systems: Design and applications. *Scientific Reports*. 2022; 12: 6789. DOI: 10.1038/s41598-022-10888-4
20. Oludare I.A., et al. Adaptive filtering in bioimpedance signals. *Heliyon*. 2018; 4: e00938. DOI: 10.1016/j.heliyon.2018.e00938

Информация об авторах / Information about the Authors

Корсунский Никита Александрович, аспирант,
Юго-Западный государственный университет,
г. Курск, Российская Федерация,
e-mail: cor.nick2013@yandex.ru,
ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-4606-5517>

Томакова Римма Александровна, доктор
технических наук, профессор, профессор
кафедры программной инженерии,
Юго-Западный государственный университет,
г. Курск, Российская Федерация,
e-mail: rtomakova@mail.ru,
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0152-4714>,
Researcher ID WoS: O-6164-2015

Старков Вадим Артемович, студент кафедры
программной инженерии, Юго-Западный
государственный университет,
г. Курск, Российская Федерация,
e-mail:safmp333@list.ru,
ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-0038-5119>

Nikita A. Korsunsky, Post-Graduate Student,
Southwest State University,
Kursk, Russian Federation,
e-mail: cor.nick2013@yandex.ru?
ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-4606-5517>

Rimma A. Tomakova, Dr. of Sci. (Engineering),
Professor, Professor of the Software Engineering
Department, Southwest State University,
Kursk, Russian Federation,
e-mail: rtomakova@mail.ru,
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-152-4714>,
Researcher ID WoS: O-6164-2015

Vadim A. Starkov, Student of the Software
Engineering Department, Southwest State
University, Kursk, Russian Federation,
e-mail:safmp333@list.ru?
ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-0038-5119>