

<https://doi.org/10.21869/2223-1536-2025-15-2-221-232>



УДК 616.21

Разработка алгоритма диагностики эндотелиальной дисфункции у больных с хроническим риносинуситом

Д. В. Трусов^{1,3} ✉, Т. И. Субботина², Н. К. Починина³

¹ Тамбовская областная клиническая больница имени В. Д. Бабенко
ул. Московская, д. 29, г. Тамбов 392000, Российская Федерация

² Тульский государственный университет
пр. Ленина, д. 92, г. Тула 300012, Российская Федерация

³ Пензенский институт усовершенствования врачей – филиал Российской медицинской академии
непрерывного профессионального образования Министерства здравоохранения
ул. Стасова, д. 8А, г. Пенза 440060, Российской Федерации

✉ e-mail: trudoc747@rambler.ru

Резюме

Цель исследования. Проблематика загруженности врачей при увеличении объема информатизации в медицине может быть решена посредством реализации диагностических алгоритмов. Интегральный подход в работе врача включает не только осмотр больного, сбор анамнеза, но и результаты клиничко-лабораторных и лучевых методов исследования. Цель исследования – совершенствование алгоритма диагностики больного ХРС с применением математической модели.

Методы. При составлении алгоритма обследования применялись требования ГОСТ 19.701-90. В качестве математического метода построения математической модели использовалась логистическая регрессия. Для построения математической модели также применялись корреляционный анализ, ROC- анализ.

Результаты всего комплекса обследования больного должны вноситься в медицинскую информационную систему и интегрированы в систему поддержки принятия врачебных решений. По результатам расчета по математической модели у пациента констатируется наличие или отсутствие клиничко-лабораторных проявлений эндотелиальной дисфункции. В зависимости от полученного результата строится тактика дальнейшего лечения больного.

Заключение. Предложен алгоритм обследования больного с ХРС с применением математической модели. Такой подход сокращает время для обработки полученных данных для врача и принятия решения о дальнейшей тактике ведения больного. Разработанный алгоритм может применяться не только с диагностической целью, но и для мониторинга лечения больных с хроническим риносинуситом. Применение алгоритма можно рекомендовать использовать его врачам поликлиник и стационаров. Такая тактика обследования пациента сокращает время обработки полученных данных для врача и принятия решения о дальнейшей тактике ведения больного. Математическая модель не позволяет точно поставить диагноз, а только оценивает вероятность наличия заболевания. Для постановки диагноза необходимо проведение различных клинических данных.

Ключевые слова: хронический риносинусит; алгоритм; математическая модель; логистическая регрессия; ROC-анализ.

Конфликт интересов: Авторы декларируют отсутствие конфликта интересов, связанных с публикацией данной статьи.

Для цитирования: Трусов Д. В., Субботина Т. И., Починина Н. К. Разработка алгоритма диагностики эндотелиальной дисфункции у больных с хроническим риносинуситом // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. 2025. Т. 15, № 2. С. 221–232. <https://doi.org/10.21869/2223-1536-2025-15-2-221-232>

Поступила в редакцию 11.04.2025

Подписана в печать 10.05.2025

Опубликована 30.06.2025

Development of an algorithm for diagnosing endothelial dysfunction in patients with chronic rhinosinusitis

Dmitry V. Trusov^{1,3} ✉, Tatyana I. Subbotina², Natalia K. Pochinina³

¹ Tambov Regional Clinical Hospital named after V. D. Babenko
29 Moskovskaya Str., Tambov 392000, Russian Federation

² Tula State University
92 Lenin Ave., Tula 300012, Russian Federation

³ Penza Institute of Advanced Medical Training is a branch of the Russian Medical Academy of Continuing Professional Education of the Ministry of Health of the Russian Federation
8A Stasov Str., Penza 440060, Russian Federation

✉ e-mail: trudoc747@rambler.ru

Abstract

Purpose of research. The problem of workload of doctors with an increase in the volume of informatization in medicine can be solved through the development of diagnostic algorithms. The integral approach in the work of a doctor includes not only examining the patient, collecting anamnesis, but also taking into account the results of clinical laboratory and radiation research methods.

The purpose of the research is to improve the algorithm for diagnosing a patient with chronic rhinosinusitis using a mathematical model.

Methods. When compiling the examination algorithm, the requirements of GOST 19.701-90 were applied. Logistic regression was used as a mathematical method for constructing a mathematical model. Correlation analysis and ROC analysis were also used to build a mathematical model.

Results. The results of the entire complex of examination of the patient should be entered into the medical information system and integrated into the medical decision support system. According to the results of the calculation using a mathematical model, the patient is diagnosed with the presence or absence of clinical and laboratory manifestations of endothelial dysfunction. Depending on the result obtained, the tactics of further treatment of the patient are built.

Conclusion. An algorithm for examining a patient with chronic rhinosinusitis using a mathematical model is proposed. This approach reduces the time for processing the received data for the doctor and making a decision on further patient management tactics. The developed algorithm can be used not only for diagnostic purposes, but also for monitoring the treatment of patients with chronic rhinosinusitis. The use of the algorithm can be recommended to doctors of polyclinics and hospitals. This tactic of examining the patient reduces the processing time of the received data for the doctor and making a decision on further patient management tactics. The mathematical model does not provide an accurate diagnosis, but only estimates the likelihood of the disease. Various clinical data are also needed to make a diagnosis.

Keywords: chronic rhinosinusitis; algorithm; mathematical model; logistic regression; ROC analysis.

Conflict of interest: The authors declares no conflict of interest related to the publication of this article.

For citation: Trusov D.V., Subbotina T.I., Pochinina N.K. Development of an algorithm for diagnosing endothelial dysfunction in patients with chronic rhinosinusitis. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Serija: Upravlenie, vychislitel'naja tekhnika, informatika. Meditsinskoe priborostroenie* = *Proceedings of the Southwest State University. Series: Control, Computer Engineering, Information Science. Medical Instruments Engineering*. 2025;15(2):221–232. (In Russ.) [https://doi.org/ 10.21869/2223-1536-2025-15-2-221-232](https://doi.org/10.21869/2223-1536-2025-15-2-221-232)

Received 11.04.2025

Accepted 10.05.2025

Published 30.06.2025

Введение

Длительное время медицину считали неточной наукой. С внедрением медицинской статистики и развитием доказательной медицины эти представления стали опровергаться [1]. Внедрение в работу медицинских работников диагностических комплексов с программным обеспечением и лабораторных анализаторов значительно повысило точность диагностики и результатов обследования пациента [2]. Медицина – сложная наука, ежегодно знания в ней умножаются, в связи с этим нагрузка на врачей увеличивается. Интеллектуальная перегрузка врачей может оказаться сверх сил. Для решения вопроса с обработкой такого количества информации требуется научная основа в виде эргономики [3]. Поэтому для хранения такого количества информации и автоматической обработки медицинской статистики разработаны и внедрены в практику врача медицинские информационные системы (МИС). Работа с их помощью может быть оптимизирована в медицинских учреждениях [4]. В МИС могут быть интегрированы системы поддержки принятия врачебных решений (СПВР) [5]. Реализация работы СПВР основана на построении четких алгоритмов в каждом конкретном случае (диагностическом блоке, лечебном мероприятии и т. д.). В

медицине существует профессиональный язык, изложенный в специальной литературе, используемый для стандартов, протоколов и клинических рекомендаций. Для единого понимания этой информации и четкости действий медицинских работников требуется алгоритмизация медицинского языка [6].

В XX веке с появлением ЭВМ и массовой информатизацией термин «алгоритм» приобрел значение инструмента для последовательного четкого решения конкретных задач. Алгоритмы могут быть словесными, формульными, в виде схем [3]. Построение алгоритмов осуществляется по правилам ГОСТ 19.701-90 [3].

Алгоритмы обязаны своим появлением математике – точной науке, соответственно должны иметь такие свойства, как: дискретность, определенность, результативность и универсальность [3]. Но медицинские алгоритмы имеют свои особенности, так как объектом для их выполнения является живой организм, поэтому медицинские алгоритмы развернуты во времени и не всегда могут быть выполнены одномоментно. Кроме того, не всегда работа алгоритма может завершиться на конечном блоке, иногда требуется коррекция для получения результата, а может быть и вовсе отмена всего процесса. К тому

же построение алгоритма в виде блок-схем не может быть универсальным для медицины, и в процессе изучения такого алгоритма требуется обращаться к сопроводительному тексту за разъяснением [3]. Для построения медицинских алгоритмов может применяться язык ДРАКОН, который был разработан для запуска космических кораблей. Расшифровывается аббревиатура ДРАКОН как Дружелюбный Русский Алгоритмический язык, Который Обеспечивает Наглядность. По сравнению с ГОСТ 19.701-90, в блоках ДРАКОН можно поместить текст, который не вмещается в ромбы ГОСТа, хотя правила построения блок-схем схожи [3].

Алгоритм – это способ последовательного решения задач, обеспечивающих варианты лечения (принятия решения) [7]. Для решения такой задачи сначала нужно поставить диагноз, а для этого необходимы различные клинические данные [8]. Далее, в ходе обследования пациента, полученные данные анализируются и могут быть внесены в диагностическую математическую модель. Математическая модель является одной из ключевых в построении алгоритма, который, в свою очередь, входит в систему СППВР [2], так как числовой результат расчета по математической модели помогает врачу в оценке и предлагает варианты действий [9]. На основе алгоритма и математической модели можно также оценивать динамику интенсивности проявления заболевания [10]. Одна из основных задач в построении математической модели – это правильный выбор предикторов [11]. Выбор

предикторов должен быть обоснован критериями значимости и информативности [12]. Прогноз выздоровления и эффективности проводимого лечения / исхода заболевания зависит от большого количества факторов, которые не всегда можно учесть [13].

С внедрением математических методов для обработки статистических данных в медицине появилась возможность на их основе прогнозировать развитие и исход заболеваний [14]. Одним из таких методов является логистическая регрессия [15]. Логистическая регрессия используется для решения задач бинарного типа, т. е. для прогнозирования наступления какого-либо события (например, болен / здоров) [16]. Логистическая регрессия имеет свои ограничения применения. Одним из них является отсутствие мультиколлинеарности [17], так как мультиколлинеарность может исказить интерпретацию результата [18].

Далее, с помощью ROC-анализа возможно рассчитать порог отсечения, т. е. найти диагностический порог, который указывает на отделение одной группы от другой (есть заболевание / нет заболевания) [19].

Материалы и методы

Построение алгоритма с помощью блок-схем выполнено соответственно требованиям ГОСТ 19.701-90 [3]. В качестве математического метода построения математической модели использовалась логистическая регрессия. Расчет осуществлялся по уравнению

$$P = \frac{1}{1 + e^{-z}},$$

где P – вероятность того, что произойдет интересующее событие; e – основание натуральных логарифмов 2,71...; z – стандартное уравнение регрессии.

$z = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \dots + \beta_k x_k$,
где β_0 – точка пересечения; $\beta_1, \beta_2, \beta_3 \dots$ и т. д. – коэффициенты регрессии для предикторов $x_1, x_2, x_3 \dots$ соответственно.

Для построения математической модели также применялись корреляционный анализ, ROC- анализ [20].

Результаты и их обсуждение

Работа алгоритма построена на междисциплинарном подходе в диагностике больных с хроническим риносинуситом. Последовательность диагностических мероприятий включает в себя осмотр врачом-оториноларингологом. Осмотр лор-органов обязательно осуществляется с помощью эндоскопического оборудования. Назначаются дополнительно лучевые методы диагностики (рентгенография, компьютерная томография или магнитно-резонансная томография околоносовых пазух). Оценка и интерпре-

тация результатов лучевых методов исследования проводится совместно с врачом-рентгенологом.

Далее выполняется забор биоматериала для исследования (образцы периферической венозной крови, отделяемой из носовых ходов). В анализах крови, кроме стандартных общеклинических методов исследования, мы в своем исследовании определяли уровни высокочувствительных биомаркеров эндотелиальной дисфункции (гомоцистеина, цистатина С, высокочувствительного С-реактивного белка (вчСРБ) и Д-димера).

Полученные результаты подвергли статистическому анализу. В нашем исследовании наиболее значимыми независимыми факторами-предикторами прогноза являлись гомоцистеин, цистатин С, высокочувствительный С-реактивный белок и Д-димер. Предварительно проведена описательная статистика. Далее проведен корреляционный анализ полученных данных по каждому биомаркеру на предмет выявления взаимосвязи их с заболеванием (ХРС). Результаты анализа представлены ниже (табл. 1).

Таблица 1. Данные корреляционного анализа биомаркеров с группой заболевания у пациентов с ХРС

Table 1. Data from the correlation analysis of biomarkers with the disease group in patients with CRS

Показатель	Коэффициент корреляции	Уровень достоверности
вчСРБ	$r = 0,376$	$p = 0,000$
Гомоцистеин	$r = 0,728$	$p = 0,000$
Цистатин С	$r = 0,712$	$p = 0,000$
Д-димер	$r = 0,779$	$p = 0,000$

Учитывая выявленную корреляционную зависимость между исследуемыми биомаркерами и кодом группы, для построения прогностической математической модели и получения количественной оценки был выбран один из наиболее распространённых методов анализа данных – логистическая регрессия (ЛР), которая используется для описания взаимосвязей между переменными. Результаты клинико-лабораторных методов исследования вводят в формулу математической модели и проводят расчет с соответствующими коэффициентами:

$$z = -50,1607 + 0,0865 \cdot x_1 + \\ + -0,0579 \cdot x_2 + 1,1252 \cdot x_3 + 0,0209 \cdot x_4,$$

где x_1 – Д-димер, нг/мл; x_2 – вЧСРБ мг/л; x_3 – гомоцистеин, мкмоль/л; x_4 – цистатин С, нг/мл.

Для оценки диагностической значимости модели проведен метод анализа ROC-кривых. Площадь под ROC-кривой (AUC) равна 0,99, что свидетельствует о высокой эффективности модели в задаче классификации «здоровый» (0) и «больной» (1), корректно классифицируя 99% случаев.

Для нахождения оптимального порога отсечения использовали метрику F1-Score. Из рисунка 1 видно, что график F1-Score по различным порогам отображен зеленой линией. Оптимальный порог указан красной вертикальной линией и равен 0,3864.

Оценка производительности модели при пороге отсечения, равном 0,3864,

имеет следующие характеристики: чувствительность – 99,6%, специфичность – 100%, точность – 100%.

Таким образом, при значении результата расчета $< 0,3864$ констатируют у пациента отсутствие клинико-лабораторных проявлений эндотелиальной дисфункции, при $\geq 0,3864$ – наличие у пациента клинико-лабораторных проявлений эндотелиальной дисфункции.

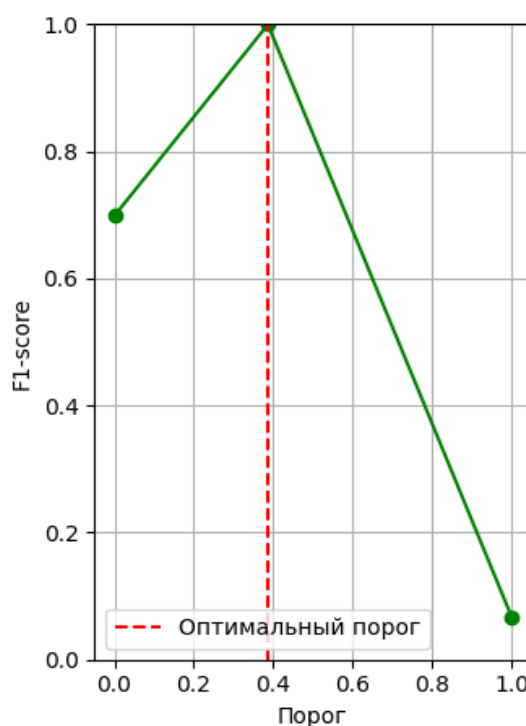


Рис. 1. График F1-Score

Fig. 1. F1-Score Graph

По полученному результату расчета о наличии или отсутствии клинико-лабораторных признаков эндотелиальной дисфункции принимают решение о тактике ведения больного. Применение алгоритма врачом на практике выполняется в следующей последовательности (рис. 2):

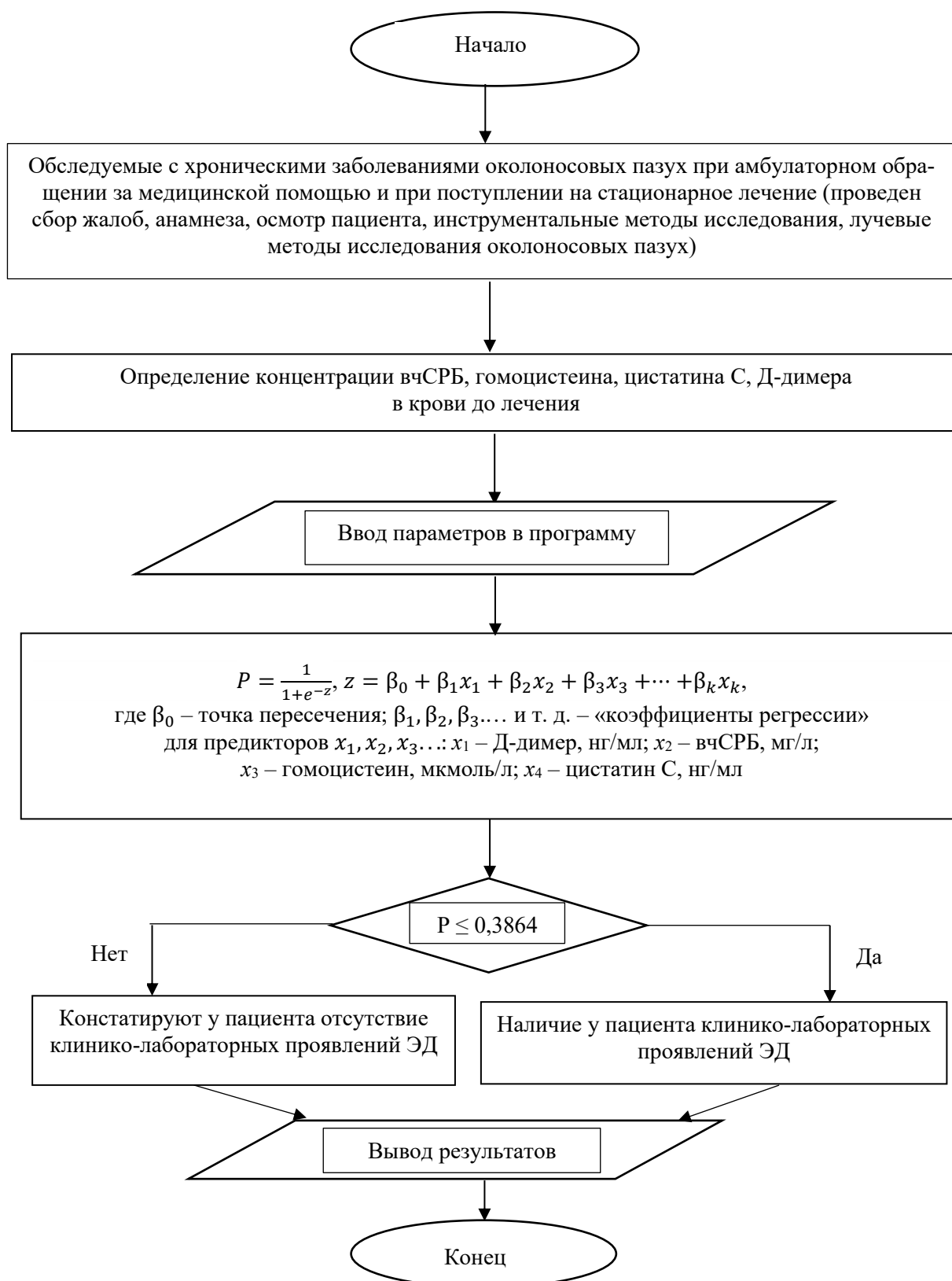


Рис. 2. Алгоритм клинико-лабораторного обследования больного хроническим риносинуситом для диагностики эндотелиальной дисфункции

Fig. 2. Algorithm of clinical and laboratory examination of a patient with chronic rhinosinusitis for the diagnosis of endothelial dysfunction

1. Осмотр и обследование врачом-оториноларингологом.

2. Выполняется забор периферической крови, в которой определяются концентрации биомаркеров эндотелиальной дисфункции.

3. Результаты анализов заносятся в интегрированную в МИС компьютерную программу для расчета по указанной в алгоритме формуле.

4. Алгоритм клинико-лабораторного обследования больных с ХРС.

Забор биологического материала для обследования больного необходимо осуществлять до начала лечения и после проведенного лечения. Разработанный алгоритм применяется как для диагностики у больных хроническим риносинуситом, так и для мониторинга лечения этой категории больных. Согласно этому алгоритму не принимается решение о хирургическом лечении больного, для этой цели существуют другие критерии. Алгоритм необходим для диагностики одного из патогенетических звеньев развития заболевания и своевременной коррекции лечения. Мониторинг лечения больных ХРС необходим для прогнози-

рования риска рецидивирования заболевания.

Выводы

1. Определены цель и необходимость алгоритмизации обследования пациента с ХРС.

2. Предложен диагностический алгоритм на основе биомаркеров эндотелиальной дисфункции с применением математической модели для обработки данных обследования.

Разработанный алгоритм может применяться не только с диагностической целью, но и для мониторинга лечения больных с хроническим риносинуситом. Применение алгоритма можно рекомендовать использовать его врачам поликлиник и стационаров. Такая тактика обследования пациента сокращает время обработки полученных данных для врача и принятия решения о дальнейшей тактике ведения больного.

С помощью математической модели можно оценить вероятность наличия заболевания. Для постановки диагноза необходимо также различные клинические данные.

Список литературы

1. Математика в медицине / Т. Н. Черняева, А. А. Никифорова, С. С. Маслова, Л. Д. Мазур // Столыпинский вестник. 2022. № 10. С. 1–13.
2. Разработка алгоритма работы логического решателя интеллектуальной системы поддержки принятия врачебных решений для инструментальной диагностики стенокардии / К. В. Киселев, Е. А. Ноева, О. Н. Выборов [и др.] // Медицинские технологии. Оценка и выбор. 2019. № 1(35). С. 32–42. <https://doi.org/10.31556/2219-0678.2019.35.1.032-042>
3. Паронджанов В. Д. Учись писать, читать и понимать алгоритмы. Алгоритмы для правильного мышления. Основы алгоритмизации. 2-е изд. М.: ДМК Пресс, 2016. 520 с.

4. Разработка алгоритма автоматизированного вейвлет-анализа данных о работе регистратуры клинического онкологического диспансера на региональном уровне / К. В. Собченко, А. В. Коваленко, А. А. Кошкарров [и др.] // Врач и информационные технологии. 2018. Октябрь. С. 66–73.

5. Михеев А. Е. Подход к внедрению систем поддержки принятия врачебных решений на принципах сервис-ориентированной архитектуры с использованием сервисов цифровой медицинской экосистемы // Менеджер здравоохранения. 2024. № S. С. 101–118. <https://doi.org/10.21045/1811-0185-2024-S-101-118>

6. Котонский И. Н., Малина Ю. В. Метод частных алгоритмов действий врача как способ адаптации клинических рекомендаций в медицинской практике // Медицинские технологии. Оценка и выбор. 2022. № 44 (1). С. 9–14. <https://doi.org/10.17116/medtech2022440119>

7. Фонг Н. Алгоритмы дифференциальной диагностики. Общие жалобы у взрослых пациентов / под ред. А. А. Скоромца. М.: ГЭОТАР-Медиа, 2022. 680 с.

8. Меры информативности диагностических медицинских технологий в оториноларингологии: вычисление и интерпретация / А. А. Корнеев, С. В. Рязанцев, Е. Э. Вяземская, М. А. Будковая // Российская оториноларингология. 2020. № 19 (1). С. 46–55. <https://doi.org/10.18692/1810-4800-2020-1-46-55>

9. Габбасов А. А. Математическое моделирование биологических процессов в медицине // Вестник науки. 2024. Т. 5, № 12 (81), ч. 1. С. 914–922.

10. Корнеев А. А., Фанта И. В., Вяземская Е. Э. Оценка динамики симптомов болезни методами анализа выживаемости // Российская оториноларингология. 2019. № 18 (4). С. 8–14. <https://doi.org/10.18692/1810-4800-2019-4-8-14>

11. Использование кластерного анализа и логистической регрессии для оценки риска болезни Альцгеймера у пациентов с синдромом мягкого когнитивного снижения амнестического типа / А. Н. Симонов, Т. П. Ключник, Л. В. Андросова, Н. М. Михайлова // Журнал неврологии и психиатрии им. С. С. Корсакова. 2018. № 118 (12). С. 40–43.

12. Heinze G., Wallish K., Dunkler D. Variable selection is an overview and recommendations for a practicing statistician // Biom J. 2018. N 60 (3). С. 431–449. <https://doi.org/10.1002/bimj.201700067>

13. Лучинин А. С., Лянгузов А. В. Модель логистической регрессии для прогнозирования летальности в отделении интенсивной терапии: проблемы и решения // Качественная клиническая практика. 2022. № 2. С. 13–20. <https://doi.org/10.37489/2588-0519-2022-2-13-20>

14. Огорокова Т. О., Крючкова О. Н. Модель логистической регрессии для прогнозирования неэффективности двойной антигипертензивной терапии: проспективное сравнительное нерандомизированное клиническое исследование // Кубанский научный

медицинский вестник. 2023. № 30 (5). С. 54–63. <https://doi.org/10.25207/1608-6228-2023-30-5-54-63>

15. Гель А. Ю. Применение метода логистической регрессии на основе датасета факторов риска заболевания раком // Молодой учёный. 2023. № 16 (463). С. 6–8.

16. Schober P., Vetter T. R. Logistic Regression in Medical Research // *Anesthesia & Analgesia*. 2021. N 132 (2). P. 365–366. <https://doi.org/10.1213/ANE.0000000000005247>

17. Jong Hae Kim. Multicollinearity and misleading statistical results // *Korean J. Anesthesiol.* 2019. N 72 (6). P. 558–569. <https://doi.org/10.4097/kja.19087>

18. Senaviratna N. A. M. R., Cooray T. M. J. A. Diagnosing Multicollinearity of Logistic Regression Model // *Asian Journal of Probability and Statistics*. 2019. N 5, is. 2. P. 1–9. <https://doi.org/10.9734/ajpas/2019/v5i230132>

19. Григорьев С. Г., Лобзин Ю. В., Скрипченко Н. В. Роль и место логистической регрессии и ROC-анализа в решении медицинских диагностических задач // *Журнал инфектологии*. 2016. Т. 8, № 4. С. 36–45.

20. Мамаев А. Н., Кудлай Д. А. Статистические методы в медицине. М.: Практическая медицина, 2021. 136 с.

References

1. Chernyaeva T.N., Nikiforova A.A., Maslova S.S., Mazur L.D. Mathematics in medicine. *Stolypinskii vestnik = Stolypinsky Bulletin*. 2022;(10):1–13. (In Russ.)

2. Kiselev K.V., Noeva E.A., Vyborny O.N., et al. Development of an algorithm for the operation of a logical solver of an intelligent medical decision support system for instrumental diagnosis of angina pectoris. *Meditinskiiye tekhnologii. Otsenka i vybor = Medical Technologies. Assessment and Selection*. 2019;(1):32–42. (In Russ.) <https://doi.org/10.31556/2219-0678.2019.35.1.032-042>

3. Parondzhanov V.D. Learn to write, read and understand algorithms. Algorithms for correct thinking. Fundamentals of algorithmization. 2nd ed. Moscow: DMK Press; 2016. 520 p. (In Russ.)

4. Sobchenko K.V., Kovalenko A.V., Koshkarov A.A., et al. Development of an algorithm for automated wavelet analysis of data on the work of the registry of a clinical oncological dispensary at the regional level. *Vrach i informatsionnye tekhnologii = Doctor and Information Technologies*. 2018 Oct:66–73. (In Russ.)

5. Mikheev A.E. An approach to the implementation of medical decision support systems based on the principles of a service-oriented architecture using the services of the digital medical ecosystem. *Menedzher zdavookhraneniya = The Health Care Manager*. 2024;(S):101–118. (In Russ.) <https://doi.org/10.21045/1811-0185-2024-S-101-118>

6. Kotonskiy I.N., Malina Yu.V. Method of private algorithms of doctor's actions as a way of adapting clinical recommendations in medical practice. *Meditinskiiye tekhnologii. Otsenka i*

vybor = Medical Technologies. Assessment and Selection. 2022;(44):9–14. (In Russ.) <https://doi.org/10.17116/medtech.2022440119>

7. Fong N. Algorithms of differential diagnosis. General complaints in adult patients. Moscow: GEOTAR-Media; 2022. 680 p. (In Russ.)

8. Korneenkov A.A., Ryazantsev S.V., Vyazemskaya E.E., Budkova M.A. Measures of informativeness of diagnostic medical technologies in otorhinolaryngology: calculation and interpretation. *Rossiiskaya otorinolaringologiya = Russian Otorhinolaryngology.* 2020;(19):46–55. (In Russ.) <https://doi.org/10.18692/1810-4800-2020-1-46-55>

9. Gabbasov A.A. Mathematical modeling of biological processes in medicine. *Vestnik nauki = Bulletin of Science.* 2024;5(12):914–922. (In Russ.)

10. Korneenkov A.A., Fanta I.V., Vyazemskaya E.E. Assessment of the dynamics of disease symptoms by methods of survival analysis. *Rossiiskaya otorinolaringologiya = Russian Otorhinolaryngology.* 2019;(18):8–14. (In Russ.) <https://doi.org/10.18692/1810-4800-2019-4-8-14>

11. Simonov A.N., Klyushnik T.P., Androsova L.V., Mikhailova N.M. Using cluster analysis and logistic regression to assess the risk of Alzheimer's disease in patients with amnesic mild cognitive impairment. *Zhurnal nevrologii i psikiatrii im. S.S. Korsakova = Journal of Neurology and Psychiatry named after S.S. Korsakov.* 2018;(118):40–43. (In Russ.)

12. Heinze G., Wallish K., Dunkler D. Variable selection is an overview and recommendations for a practicing statistician. *Biom J.* 2018;(60):431–449. <https://doi.org/10.1002/bimj.201700067>

13. Luchinin A.S., Lyanguzov A.V. A logistic regression model for predictivemortality in the intensive care unit: problems and solutions. *Kachestvennaya klinicheskaya praktika = Qualitative Clinical Practice.* 2022;(2):13–20. (In Russ.) <https://doi.org/10.37489/2588-0519-2022-2-13-20>

14. Okorokova T.O., Kryuchkova O.N. A logistic regression model for predicting the ineffectiveness of dual antihypertensive therapy: a prospective comparative non-randomized clinical trial. *Kubanskii nauchnyi meditsinskii vestnik = Kuban Scientific Medical Bulletin.* 2023;(30):54–63. (In Russ.) <https://doi.org/10.25207/1608-6228-2023-30-5-54-63>

15. Gel A.Y. Application of the logistic regression method based on a dataset of cancer risk factors. *Molodoi uchenyi = Young Scientist.* 2023;(16):6–8. (In Russ.)

16. Schober P., Vetter T.R. Logistic Regression in Medical Research. *Anesthesia & Analgesia.* 2021;(132):365–366. <https://doi.org/10.1213/ANE.0000000000005247>

17. Jong Hae Kim. Multicollinearity and misleading statistical results. *Korean J. Anesthesiol.* 2019;(72):558–569. <https://doi.org/10.4097/kja.19087>

18. Senaviratna N.A.M.R., Cooray T.M.J.A. Diagnosing Multicollinearity of Logistic Regression Model. *Asian Journal of Probability and Statistics.* 2019;(5):1–9. <https://doi.org/10.9734/ajpas/2019/v5i230132>

19. Grigoriev S.G., Lobzin Yu.V., Skripchenko N.V. The role and place of logistic regression and ROC analysis in solving medical diagnostic problems. *Zhurnal infektologii = Journal of Infectology*. 2016;8(4):36–45. (In Russ.)

20. Mamaev A.N., Kudlay D.A. Statistical methods in medicine. Moscow: Prakticheskaya meditsina; 2021. 136 p. (In Russ.)

Информация об авторах / Information about the Authors

Трусов Дмитрий Валерьевич,
врач-оториноларинголог, Тамбовская
областная клиническая больница
имени В. Д. Бабенко, г. Тамбов; Пензенский
институт усовершенствования врачей –
филиал Российской медицинской академии
непрерывного профессионального
образования Министерства здравоохранения
Российской Федерации, г. Пенза,
Российская Федерация,
e-mail: trudoc747@rambler.ru,
ORCID: 0009-0000-9638-4843

Dmitry V. Trusov, Otorhinolaryngologist,
Tambov Regional Clinical Hospital named
after V. D. Babenko, Tambov; Penza Institute
of Advanced Medical Training is a branch
of the Russian Medical Academy of Continuing
Professional Education of the Ministry of Health
of the Russian Federation,
Penza, Russian Federation,
e-mail: trudoc747@rambler.ru,
ORCID 0009-0000-9638-4843

Субботина Татьяна Игоревна, доктор
медицинских наук, заведующий кафедрой
общей патологии, профессор, Тульский
государственный университет,
г. Тула, Российская Федерация,
e-mail: mbd2@rambler.ru,
ORCID: 0000-0002-3217-8191

Tatyana I. Subbotina, Doctor of Sciences
(Medical), Head of the Department of General
Pathology, Professor, Tula State University,
Tula, Russian Federation,
e-mail: mbd2@rambler.ru,
ORCID: 0000-0002-3217-8191

Починина Наталья Константиновна,
кандидат технических наук, доцент,
заведующий кафедрой оториноларингологии
и сурдологии-оториноларингологии,
Пензенский институт усовершенствования
врачей – филиал Российской медицинской
академии непрерывного профессионального
образования Министерства здравоохранения
Российской Федерации, г. Пенза,
Российская Федерация,
e-mail: nat-pochinina@yandex.ru,
ORCID: 0000-0002-2305-9668

Natalia K. Pochinina, Candidate of Sciences,
(Medical), Associate Professor, Head
of Department of Otorhinolaryngology and Sign
Language-Otorhinolaryngology, Penza Institute
of Advanced Medical Training is a branch
of the Russian Medical Academy of Continuing
Professional Education of the Ministry
of Health of the Russian Federation,
Penza, Russian Federation,
e-mail: nat-pochinina@yandex.ru,
ORCID: 0000-0002-2305-9668