

УДК 004.891.3+616-071+004.032.26+004.9+681.5
DOI: 10.56871/ViM.2024.24.31.004

СОВРЕМЕННЫЕ ПОДХОДЫ К КЛАССИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ НА МЕДИЦИНСКИХ КОМПЬЮТЕРНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

© Вадим Евгеньевич Стернин, Михаил Александрович Дохов,
Александра Александровна Тихомирова, Никита Александрович Дементьев

Санкт-Петербургский государственный педиатрический медицинский университет.
194100, г. Санкт-Петербург, ул. Литовская, д. 2

Контактная информация: Вадим Евгеньевич Стернин — преподаватель кафедры медицинской информатики.
E-mail: g249@inbox.ru ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-5039-0833> SPIN: 2190-5634

Для цитирования: Стернин В.Е., Дохов М.А., Тихомирова А.А., Дементьев Н.А. Современные подходы к классификации объектов на медицинских компьютерных изображениях // Визуализация в медицине. 2024. Т. 6. № 2. С. 23–29. DOI: <https://doi.org/10.56871/ViM.2024.24.31.004>

Поступила: 28.02.2024

Одобрена: 29.04.2024

Принята к печати: 27.06.2024

Резюме. Введение. Решение задач классификации объектов на медицинских изображениях связано с большим числом измеряемых параметров и отсутствием теоретически обоснованной концепции их отбора, что создает трудности в их выборе, что приводит к необходимости поиска критериев качества классификации. **Цель исследования** — отображение основных тенденций и современных подходов к классификации объектов на медицинских изображениях по данным научной литературы. **Материалы и методы.** Исследование и анализ научных публикаций в электронных библиотеках PubMed и eLIBRARY, посвященных классификации объектов на медицинских изображениях, за последние 20 лет. **Выводы.** Одним из самых актуальных и современных способов классификации объектов на медицинских изображениях являются искусственные нейронные сети, что подтверждается значительным увеличением количества публикаций по данной тематике за последние 10 лет.

Ключевые слова: анализ медицинских изображений, классификация объектов на медицинских изображениях, искусственные нейронные сети в медицинской классификации

MODERN APPROACHES TO THE CLASSIFICATION OF OBJECTS IN MEDICAL COMPUTER IMAGES

© Vadim E. Sternin, Mikhail A. Dokhov, Aleksandra A. Tikhomirova, Nikita A. Dementyev

Saint Petersburg State Pediatric Medical University. 2 Lithuania, Saint Petersburg 194100 Russian Federation

Contact information: Vadim E. Sternin — Lecturer of the Department of Medical Informatics.
E-mail: g249@inbox.ru ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-5039-0833> SPIN: 2190-5634

For citation: Sternin VE, Dokhov MA, Tikhomirova AA, Dementyev NA. Modern approaches to the classification of objects in medical computer images. Visualization in medicine. 2024;6(2):23–29. DOI: <https://doi.org/10.56871/ViM.2024.24.31.004>

Received: 28.02.2024

Revised: 29.04.2024

Accepted: 27.06.2024

Abstract. Introduction. Solving the problems of classifying objects in medical images is associated with a large number of measured parameters and the lack of a theoretically sound concept for their selection, which creates difficulties in their selection, which leads to the need to search for criteria for the quality of classification. **The purpose of the study** is to display the main trends and modern approaches to classifying objects in medical images according to scientific literature. **Materials and methods.** Research and analysis of scientific publications in the electronic libraries PubMed and eLIBRARY, devoted to the classification of objects in medical images, over the past 20 years. **Conclusions.** One of the most relevant and modern methods of classifying objects in medical images are artificial neural networks, which is confirmed by a significant increase in the number of publications on this topic over the past 10 years.

Keywords: analysis of medical images, classification of objects in medical images, artificial neural networks in medical classification

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время в медицине все большее распространение получают компьютерные технологии [1], позволяющие решать задачи медицинской классификации. Одной из важных частей диагностического процесса в медицине является

получение цифровых изображений для постановки корректного диагноза. Однако эти изображения необходимо обработать. Данный процесс включает в себя ряд этапов:

- предобработка изображения;
- сегментация для выделения объектов;
- идентификация/распознавание.

Заключительным этапом анализа цифровых изображений, как правило, является идентификация/распознавание оставшихся после сегментации частей изображения на основе числовых значений отобранных входных параметров [2]. В основе распознавания изображений лежит задача классификации, решаемая с использованием различных методов [3]. Для корректного отнесения объектов к группам по набору признаков, необходимо рассмотреть критерии качества классификации медицинских изображений, однако большое число измеряемых параметров и отсутствие теоретически обоснованной концепции их отбора создают трудности в их выборе для решения поставленной задачи.

ЦЕЛЬ ИССЛЕДОВАНИЯ

Отображение основных тенденций и современных подходов к классификации объектов на медицинских изображениях по данным научной литературы.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Исследование и анализ научных публикаций в электронных библиотеках PubMed и eLIBRARY, посвященных классификации объектов на медицинских изображениях, за последние 20 лет.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Для того чтобы выявить актуальные способы классификации объектов на медицинских изображениях, сначала необходимо определить основные проблемы, которые присутствуют в решении задач медицинской классификации.

Авторы различных работ выделяют следующие основные проблемы при классификации объектов на медицинских изображениях [4, 5]:

- наличие на изображении артефактов, которые ухудшают контрастность изображения и пространственное разрешение;
- возраст, пол, генетика и факторы окружающей среды оказывают влияние на развитие болезни и ее симптоматику, а также на морфометрические характеристики объектов на медицинских изображениях;
- отсутствие единой методологии оценки качества классификации изображений [5].

Для устранения этих проблем предлагается использовать контекстное распознавание медицинских изображений с применением глубокого обучения нейронных сетей [6].

Решение классификационных задач подразумевает прогнозирование качественного признака, то

есть отнесение объекта исследования к одному из классов. В основе распознавания изображений лежит задача классификации, решаемая с помощью различных математических методов [3, 8–10].

Качество изображения можно оценить как количественными (измеримыми), так и качественными (субъективными) показателями [11–13]. Качественные показатели позволяют значительно упростить выявление того или иного признака, но оперируют более субъективными заключениями, касающимися корреляции и связей. Кроме того, выявление количественных показателей сопряжено с большими издержками и трудностями, но это окупается точностью полученных данных и меньшими рисками неверной оценки.

Е.А. Уланов, О.Р. Никитин и Е.А. Архипов в своем исследовании выявили семь критериев качества классификации объектов на медицинских изображениях: резкость, контрастность, яркость, тоновое соответствие, дисторсия и артефакты, шум, разрешение [7], однако показатели оценивались экспертами, и эта оценка была субъективной. Д.С. Батищев в своей работе выделяет пять основных критериев качества: мера размытости, мера энтропии изображения, мера сегментации, мера резкости, мера уровня шумов [5]. Многие авторы предлагают автоматизированные системы оценки количества форменных элементов крови. Классификация областей осуществляется с помощью пикселей, которые соответствуют номеру класса, красятся в соответствующий цвет [9].

Для того чтобы осуществить классификацию, необходимо отобрать признаки. Здесь возможны различные подходы [12]:

- примитивный подход заключается в использовании в качестве признаков всего неупорядоченного набора пикселей;
- использование в качестве признаков модулей коэффициентов дискретного преобразования Фурье или другого дискретного ортогонального преобразования;
- разбиение на клетки монохромного изображения с белым фоном и темными объектами, использование степени клеток, в которые попал объект (частично или полностью окрашенные) в качестве признака;
- скелетизация объектов с последующим разбиением на клетки и замером расстояния от угла клетки до контура объекта.

Еще одной проблемой распознавания объектов на медицинском изображении является их параметризация, то есть описание объектов с помощью различных параметров, которые будут использоваться для последующей идентифика-

ции. А.В. Дороничева и С.З. Савин предлагают использовать метод пересечений. Данный метод позволяет осуществлять отбор признаков из всего признакового пространства так, что классификационные модели дают максимальную точность классификации при наименьшем количестве входных параметров [12].

При решении проблемы определения границ объектов, подлежащих классификации, Е.С. Соиниковой и соавт. по результатам проведенного вычислительного эксперимента была показана эффективность реализации алгоритма Кэнни с помощью технологии CUDA (Compute Unified Device Architecture) по сравнению с Open Multi-Processing для разных разрешений медицинских изображений [14].

Для классификации медицинских изображений используются различные математические методы:

- логистический регрессионный анализ [15–18];
- дискриминантный анализ [19–23];
- метод деревьев классификации [24, 25];
- метод опорных векторов [6].

В последние 10 лет в решении задач медицинской классификации стали широко применяться искусственные нейронные сети [27–30]. Во многом это обусловлено большим объемом и сложным характером анализируемых данных при классификации объектов на медицинском изображении (например, при массовых диагностических обследованиях) [27]. В США были проведены исследования, показывающие более высокую точность постановки диагноза с использованием нейросетей, чем без их использования [31–33].

Понятие нейронной сети было введено в 1943 году создателями первой математической модели нейронной сети У. Маккаломом и У. Питтсом. Практическая модель при помощи компьютера была реализована в 1957 году Ф. Розенблаттом [31]. С тех пор нейронные сети стали активно использоваться в медицине в целом и в решении задач медицинской классификации в частности. Работа искусственных нейронных сетей основана на тех же принципах, что и функционирование биологических нейронных сетей.

Выделяют четыре основных вида нейронных сетей в зависимости от того, какие объекты они обрабатывают:

- многослойные нейронные сети (перцептроны) обрабатывают числовые данные;
- сверточные нейронные сети работают с изображениями;
- рекуррентные нейронные сети собирают и обрабатывают информацию, которая меняется с течением времени;
- генеративные нейронные сети создают тексты, изображения.

При решении задач медицинской классификации обычно используют сверточные нейронные сети, также могут использоваться многослойные нейронные сети в случае преобразования изображения в числовые данные.

Искусственные нейронные сети представляют собой нелинейные системы, которые позволяют гораздо лучше классифицировать изображения, чем обычно применяемые линейные методы [28]. Применение нейронных сетей при обработке медицинских изображений помогает снижать количество ошибок. В исследовании М. Mohammadpoor и соавт. при использовании сверточных нейронных сетей максимальная полученная точность на тестовых данных для первого датасета составила порядка 95% [32].

Еще одним методом классификации объектов на медицинских изображениях является метод Виолы–Джонса. Он основан на принципе вычисления свертки с определенным паттерном. На данный момент этот метод является одним из самых популярных алгоритмов обнаружения и распознавания объектов на медицинских изображениях, основывается он на принципе сканирующего окна [34].

Однако есть исследования, посвященные использованию в задачах медицинской классификации не сверточных, а многослойных нейронных сетей [33]. В отличие от сверточных многослойные нейронные сети могут использовать информацию о предыдущих входных данных для обработки последующих.

В работе Я. Фэна и соавт. проводилось сравнение остаточных нейронных сетей, магистральных и сверточных, на примере диагностики ревматоидного артрита с использованием диффузионной оптической томографии. В ходе исследования было установлено, что наивысшая точность (свыше 99%) была достигнута при использовании остаточной нейронной сети, а магистральные и сверточные нейронные сети давали точность менее 99% [29].

Для решения задач классификации используется нечеткая логика для формализации нечетких понятий с точки зрения их семантики, что обеспечивает эффективную обработку качественной информации наравне с четкими, количественными данными. Применение нечеткой логики для классификации объектов на медицинской микрофотографии и дальнейшего построения логических выводов решает задачу хранения, накопления и актуализации модели знаний интеллектуальной системы [35, 36].

В работе Х.Ю. Ахмеда был предложен способ геометрического анализа и визуализации объектов на медицинских микрофотографиях при помощи модификации алгоритмического обеспечения

шиарлет-преобразования и контрастирования изображений цветовым кодированием. Результаты проведенного исследования показали повышение точности разработанного способа на 3–7% относительно ранее разработанных способов классификации объектов в гистологии [28].

При обучении нейронных сетей одна из основных сложностей связана с аннотированием снимков, так как это требует привлечения большого количества специалистов в данной области для корректного выбора изображений, на основе которых будет проводиться машинное обучение. Для снижения необходимого количества аннотированных снимков предлагается метод, основанный на предобученных моделях, который позволяет использовать небольшую часть набора размеченных данных для аннотирования неразмеченных данных [37].

ВЫВОДЫ

Как было показано в проведенном исследовании, в последние 10 лет в решении задач медицинской классификации начали широко применяться искусственные нейронные сети, и они стали в настоящее время наиболее распространенным способом классификации объектов на медицинских изображениях, по данным научных публикаций.

Другими способами классификации медицинских изображений являются:

- параметризация объектов;
- математические методы (логистический регрессионный анализ, дискриминантный анализ, метод деревьев классификации, метод опорных векторов).

Дальнейшим направлением исследований может стать сравнение использования различных видов искусственных нейронных сетей в задачах классификации объектов на медицинских изображениях с целью выявления наилучшей из них.

ДОПОЛНИТЕЛЬНАЯ ИНФОРМАЦИЯ

Вклад авторов. Все авторы внесли существенный вклад в разработку концепции, проведение исследования и подготовку статьи, прочли и одобрили финальную версию перед публикацией.

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

Источник финансирования. Авторы заявляют об отсутствии внешнего финансирования при проведении исследования.

ADDITIONAL INFORMATION

Author contribution. Thereby, all authors made a substantial contribution to the conception of the study, acquisition, analysis, interpretation of data for the work, drafting and revising the article, final approval of the version to be published and agree to be accountable for all aspects of the study.

Competing interests. The authors declare that they have no competing interests.

Funding source. This study was not supported by any external sources of funding.

ЛИТЕРАТУРА

1. Гусев А.В., Зарубина Т.В. Поддержка принятия врачебных решений в медицинских информационных системах медицинской организации. *Врач и информационные технологии.* 2017;2:60–72.
2. Кораблев Д.С., Никитаев В.Г., Проничев А.Н. Система по автоматическому распознаванию и классификации лейкоцитов по изображению. Научная сессия НИЯУ МИФИ — 2013: аннотации докладов. М.: Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ»; 2013.
3. Андропова Н.Е., Гребенюк П.Е., Чмутин А.М. Алгоритм и программная реализация управления оттеночным контрастом цифровых изображений. *Инженерный вестник Дона.* 2016; 4. Доступен по: ivdon.ru/magazine/archive/n4y2016/3783 (дата обращения: 02.08.2024).
4. Стернин В.Е., Дементьев Н.А. Проблемы, возникающие при классификации объектов на медицинских компьютерных изображениях. В кн.: актуальные проблемы биомедицины — 2024. Материалы XXX Всероссийской конференции молодых ученых с международным участием. Санкт-Петербург; 2024: 168–169.
5. Батищев Д.С. Метрики качества медицинских изображений. *Научный результат. Информационные технологии.* 2019;4(3):25–30.
6. Николенко С.И., Кадуринов А.А., Архангельская Е.О. Глубокое обучение. СПб.: Питер; 2018.
7. Уланов Е.А., Никитин О.Р., Архипов Е.А. Оценка качества медицинского изображения на основе результатов экспертного опроса. *Фундаментальные исследования.* 2017;4(Ч. 1):83–87.
8. Гуляева Т.А., Попов А.А., Саутин А.С. Методы статистического обучения в задачах регрессии и классификации. Новосибирск: Новосибирский государственный технический университет; 2016.
9. Xing F., Xie Y., Su H. Deep learning in microscopy image analysis: a survey. *IEEE Trans Neural Netw Learn. Syst.* 2017;PP(99):1–18.
10. Rodehorst V., Koschan A. Comparison and evaluation of feature point detectors. 5th International Symposium Turkish-German Joint Geodetic Days. 2006. Доступен по:

- pdfs.semanticscholar.org/1d8a/4cff206e229f480b8c92fc04f67f231cc788.pdf (дата обращения: 01.06.2024).
11. Сойникова Е.С., Батищев Д.С., Михелев В.М. О распознавании форменных объектов крови на основе медицинских изображений. Научный результат. Информационные технологии. 2018;3(3):54–64.
 12. Самородов А.В. Автоматизированный морфологический анализ цитологических препаратов. Биомедицинская радиоэлектроника. 2009;10:35–40.
 13. Методы распознавания медицинских изображений для задач компьютерной автоматизированной диагностики. Доступен по: <https://www.science-education.ru/ru/article/view?id=14414> (дата обращения: 19.05.2024).
 14. Сойникова Е.С., Рябов М.С., Батищев Д.С., Синюк В.Г., Михелев В.М. Высокопроизводительный метод обнаружения границ на медицинских изображениях. Научный результат. Информационные технологии. 2016;1(3):4–9.
 15. Андросова Л.Д., Конторщикова К.Н., Шахова К.А. Многофакторный регрессионный анализ в прогнозе развития цервикальных поражений инфекционного генеза. Медицинский альманах. 2017;2:111–113.
 16. Гарганеева Н.П., Леонов В.П. Логистическая регрессия в анализе связи артериальной гипертонии и психических расстройств. Сибирский медицинский журнал. 2001;3-4:42–48.
 17. Микшина В.С., Павлов С.И. Использование логистической регрессии при выборе способа кардиоopleгии. Вестник Томского государственного университета. Управление, вычислительная техника и информатика. 2017;39:49–56.
 18. Стрижов В.В., Мотренко А.П. Многоклассовая логистическая регрессия для прогноза вероятности наступления инфаркта. Известия Тульского государственного университета. Естественные науки. 2012;1:153–162.
 19. Быстрицкая Т.С., Штель Н.Н., Лысяк Д.С. Прогнозирование плацентарной недостаточности у беременных с нарушением становления менструальной функции в пубертатном периоде. Бюллетень физиологии и патологии дыхания. 2011;42:55–59.
 20. Богомолов С.Н., Солнцев В.Н., Куликов А.Н. и др. Возможности электрокардиографии в диагностике гипертрофии миокарда левого желудочка. Вестник Российской военно-медицинской академии. 2016;3:51–56.
 21. Прозорова А.В., Приходько А.Г. Построение прогнозной модели прогрессирующего течения хронической обструктивной болезни легких. Информатика и системы управления. 2008;2:168–169.
 22. Безруков Н.С., Еремин Е.Л., Колосов В.П. и др. Системы оценки контролируемости бронхиальной астмы. Информатика и системы управления. 2009;4:159–163.
 23. Watanabe K., Kobayashi T., Wada Semi-Supervised T. Feature transformation for tissue image classification. PLoS One. 2016;11(12):e0166413.
 24. Choi J., Song E., Lee S. L-tree: a local-area-learning-based tree induction algorithm for image classification. Sensors (Basel). 2018;18(1):306.
 25. Roychowdhury S. Classification of large-scale fundus image data sets: a cloud-computing framework. Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc. 2016:3256–3259.
 26. Wu K., Wang Y., Pan Y. et al. Classifying uterine myoma and adenomyosis based on ultrasound image fractal and texture features. Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc. 2005;2:1790–1793.
 27. Хомидов М.Э., Гоипов Э.А. Методы обработки биомедицинских сигналов и изображений. Universum: технические науки: электрон. научн. журн. 2020;8(77). Доступен по: <https://7universum.com/ru/tech/archive/item/10636> (дата обращения: 15.08.2024).
 28. Ахмед Х.Ю. Разработка и исследование алгоритмов сегментации и распознавания объектов на медицинских изображениях на основе шпирлет-преобразования и нейронных сетей. Автореф. дисс. ... канд. техн. наук. Красноярск: СФУ; 2020.
 29. Фэн Я., Лайтер Д., Чжан Л., Ван Я., Дехани Х. Применение глубоких нейронных сетей для повышения точности диагностики ревматоидного артрита с использованием диффузионной оптической томографии. Квантовая электроника. 2020;50(1):21–32.
 30. Khan I.Y., Zope P.H., Suralkar S.R. Importance of artificial neural network in medical diagnosis disease like acute nephritis disease and heart disease. International journal of engineering science and innovative technology. 2013;2(2):210–217.
 31. Соколинский Б.З., Демьянов В.Л., Медный В.С., Парпара А.А., Пятницкий А.М. Автоматическая сортировка лейкоцитов мазка крови с использованием методов обучаемых нейронных сетей и watershed. В сб.: Методы микроскопического анализа. М.: Медицинские компьютерные системы; 2009.
 32. Зеленина Л.И., Хаймина Л.Э., Деменкова Е.А., Деменков М.Е., Хаймин Е.С., Хрипунов Д.Д. Сверточные нейронные сети в задаче классификации медицинских изображений. Современные наукоемкие технологии. 2021;9:68–73.
 33. Эстева А., Купрель Б., Новоя Р.А. и др. Классификация рака кожи на уровне дерматолога с использованием глубоких нейронных сетей. Nature. 2017;542(7639):115–118. DOI: 10.1038/nature21056.
 34. Козарь Р.В., Навроцкий А.А., Гуринович А.Б. Методы распознавания медицинских изображений в задачах компьютерной диагностики. Известия Гомельского государственного университета имени Ф. Скорины. 2020;3(120):116–121. EDN: HJRPNR.
 35. Лабинский А.Ю. Многомерная классификация с использованием нечеткой логики. Вестник Санкт-Петербургского университета Государственной противопожарной службы МЧС России. 2018;2. Доступен по: <https://cyberleninka.ru/article/n/mnogomernaya-klassifikatsiya-s-ispolzovaniem-nechetkoj-logiki/viewer> (дата обращения: 15.08.2024).
 36. Наркевич А.Н., Плотников Д.В., Виноградов К.А., Катаева А.В. Сравнение методов отбора признаков для иденти-

фикации объектов на цифровых изображениях микроскопических препаратов. *Инженерный вестник Дона*. 2018;2. Доступен по: <http://www.ivdon.ru/ru/magazine/archive/N2y2018/4860> (дата обращения: 15.08.2024).

37. Hao R., Namdar K., Liu L., Khalvati F. A transfer learning based active learning framework for brain tumor classification. *arXiv preprint arXiv:2011.09265*. 2020. Доступен по: <https://arxiv.org/abs/2011.09265> (дата обращения: 15.06.2024).

REFERENCES

- Gusev A.V., Zarubina T.V. Support for medical decision making in medical information systems of a medical organization. *Vrach i informatsionnyye tekhnologii*. 2017;2:60–72. (In Russian).
- Korablev D.S., Nikitaev V.G., Pronichev A.N. System for automatic recognition and classification of leukocytes from images. *Scientific session of NRNU MIFI - 2013: abstracts of reports*. Moscow: Natsional'nyy issledovatel'skiy yadernyy universitet "MIFI"; 2013. (In Russian).
- Andronova N.E., Grebenyuk P.E., Chmutin A.M. Algorithm and software implementation of control of tint contrast of digital images. *Engineering Bulletin of the Don*. 2016;4. Available at: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n4y2016/3783 (accessed: 02.08.2024). (In Russian).
- Sternin V.E., Dementyev N.A. Problems arising in classification of objects on medical computer images. In: *Actual problems of biomedicine — 2024. Proceedings of the XXX All-Russian Conference of Young Scientists with International Participation*. Saint Petersburg; 2024: 168–169. (In Russian).
- Batishchev D.S. Medical image quality metrics. *Nauchnyy rezul'tat. Informatsionnyye tekhnologii*. 2019;4(3):25–30. (In Russian).
- Nikolenko S.I., Kadurin A.A., Arkhangelskaya E.O. *Deep learning*. SPb.: Piter; 2018.
- Ulanov E.A., Nikitin O.R., Arkhipov E.A. Assessment of the quality of medical images based on the results of an expert survey. *Fundamental'nyye issledovaniya*. 2017;4(Pt. 1):83–87. (In Russian).
- Gulyaeva T.A., Popov A.A., Sautin A.S. *Methods of statistical learning in regression and classification problems*. Novosibirsk: Novosibirsk State Technical University; 2016. (In Russian).
- Xing F., Xie Y., Su H. Deep learning in microscopy image analysis: a survey. *IEEE Trans Neural Netw Learn. Syst*. 2017;PP(99):1–18.
- Rodehorst V., Koschan A. Comparison and evaluation of feature point detectors. *5th International Symposium Turkish-German Joint Geodetic Days*. 2006. Available at: pdfs.semanticscholar.org/1d8a/4cff206e229f480b8c92fc04f67f231cc788.pdf (accessed: 01.06.2024).
- Soynikova E.S., Batishchev D.S., Mikhelev V.M. On the recognition of formed objects of blood based on medical images. *Nauchnyy rezul'tat. Informatsionnyye tekhnologii*. 2018;3(3):54–64. (In Russian).
- Samorodov A.V. Automated morphological analysis of cytological preparations. *Biomeditsinskaya radioelektronika*. 2009;10:35–40. (In Russian).
- Methods of medical image recognition for computer-aided diagnostics tasks. Available at: <https://www.science-education.ru/ru/article/view?id=14414> (accessed: 19.05.2024). (In Russian).
- Soynikova E.S., Ryabov M.S., Batishchev D.S., Sinyuk V.G., Mikhelev V.M. High-performance method for detecting boundaries in medical images. *Nauchnyy rezul'tat. Informatsionnyye tekhnologii*. 2016;1(3):4–9. (In Russian).
- Androsova L.D., Kontorshchikova K.N., Shakhova K.A. Multifactorial regression analysis in predicting the development of cervical lesions of infectious genesis. *Meditsinskiy al'manakh*. 2017;2:111–113. (In Russian).
- Garganeeva N.P., Leonov V.P. Logistic regression in the analysis of the relationship between arterial hypertension and mental disorders. *Sibirskiy meditsinskiy zhurnal*. 2001;3-4:42–48. (In Russian).
- Mikshina V.S., Pavlov S.I. Using logistic regression in choosing a method of cardioplegia. *Vestnik Tomskogo gosudarstvennogo universiteta. Upravleniye, vychislitel'naya tekhnika i informatika*. 2017;39:49–56. (In Russian).
- Strizhov V.V., Motrenko A.P. Multiclass logistic regression for predicting the probability of infarction. *Izvestiya Tul'skogo gosudarstvennogo universiteta. Yestestvennyye nauki*. 2012;1:153–162. (In Russian).
- Bystritskaya T.S., Shtel N.N., Lysyak D.S. Prediction of placental insufficiency in pregnant women with impaired menstrual function development during puberty. *Byulleten' fiziologii i patologii dykhaniya*. 2011;42:55–59. (In Russian).
- Bogomolov S.N., Solntsev V.N., Kulikov A.N. et al. Possibilities of electrocardiography in diagnostics of left ventricular myocardial hypertrophy. *Vestnik Rossiyskoy voyenno-meditsinskoy akademii*. 2016;3:51–56. (In Russian).
- Prozorova A.V., Prikhodko A.G. Construction of a predictive model of the progressive course of chronic obstructive pulmonary disease. *Informatika i sistemy upravleniya*. 2008;2:168–169. (In Russian).
- Bezrukov N.S., Eremin E.L., Kolosov V.P. et al. Systems for assessing the controllability of bronchial asthma. *Informatika i sistemy upravleniya*. 2009;4:159–163. (In Russian).
- Watanabe K., Kobayashi T., Wada Semi-Supervised T. Feature transformation for tissue image classification. *PLoS One*. 2016;11(12):e0166413.
- Choi J., Song E., Lee S. L-tree: a local-area-learning-based tree induction algorithm for image classification. *Sensors (Basel)*. 2018;18(1):306.
- Roychowdhury S. Classification of large-scale fundus image data sets: a cloud-computing framework. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc*. 2016:3256–3259.
- Wu K., Wang Y., Pan Y. et al. Classifying uterine myoma and adenomyosis based on ultrasound image fractal and texture

- features. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.* 2005;2:1790–1793.
27. Khomidov M.E., Goipov E.A. Methods of processing biomedical signals and images. *Universum: technical sciences: electronic scientific journal.* 2020;8(77). Available at: <https://7universum.com/ru/tech/archive/item/10636> (accessed: 15.08.2024). (In Russian).
28. Ahmed H.Yu. Development and research of algorithms for segmentation and recognition of objects in medical images based on the shearlet transform and neural networks. PhD thesis. Krasnoyarsk: SFU; 2020. (In Russian).
29. Feng Y., Lighter D., Zhang L., Wang Y., Dehani H. Application of deep neural networks to improve the diagnostic accuracy of rheumatoid arthritis using diffusion optical tomography. *Quantum Electronics.* 2020;50(1):21–32.
30. Khan I.Y., Zope P.H., Suralkar S.R. Importance of artificial neural network in medical diagnosis disease like acute nephritis disease and heart disease. *International journal of engineering science and innovative technology.* 2013;2(2):210–217.
31. Sokolinsky B.Z., Demyanov V.L., Medny V.S., Parpara A.A., Pyatnitsky A.M. Automatic sorting of leukocytes from a blood smear using the methods of trained neural networks and watershed. In: *Methods of microscopic analysis.* Moscow: Meditsinskiye komp'yuternyye sistemy; 2009. (In Russian).
32. Zelenina L.I., Khaimina L.E., Demenkova E.A., Demenkov M.E., Khaimin E.S., Khripunov D.D. Convolutional neural networks in the problem of medical image classification. *Sovremennyye naukoymkiye tekhnologii.* 2021;9:68–73. (In Russian).
33. Esteva A., Kuprel B., Novoa R.A. et al. Classification of skin cancer at the dermatologist level using deep neural network. *Nature.* 2017;542(7639):115–118. DOI: 10.1038/nature21056.
34. Kozar R.V., Navrotsky A.A., Gurinovich A.B. Methods of medical image recognition in computer diagnostics. *Izvestiya Gomel'skogo gosudarstvennogo universiteta imeni F. Sko-riny.* 2020;3(120):116–121. EDN: HJRPNR. (In Russian).
35. Labinsky A.Yu. Multidimensional classification using fuzzy logic. *Bulletin of the St. Petersburg University of the State Fire Service of the Ministry of Emergency Situations of Russia.* 2018;2. Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/mnogomernaya-klassifikatsiya-s-ispolzovaniem-nechetkoy-logiki/viewer> (accessed: 15.08.2024). (In Russian).
36. Narkevich A.N., Plotnikov D.V., Vinogradov K.A., Kataeva A.V. Comparison of methods for selecting features for identifying objects in digital images of microscopic preparations. *Inzhenernyy vestnik Dona.* 2018;2. Available at: <http://www.ivdon.ru/ru/magazine/archive/N2y2018/4860> (accessed: 15.08.2024). (In Russian).
37. Hao R., Namdar K., Liu L., Khalvati F. A transfer learning based active learning framework for brain tumor classification. *arXiv preprint arXiv:2011.09265.* 2020. Available at: <https://arxiv.org/abs/2011.09265> (accessed: 15.06.2024).