



УДК 616-07-073.75-073.96+004.932.1/2
<https://doi.org/10.56871/ViM.2026.68.45.003>

Проблемы оценки качества компьютерного анализа медицинских изображений

Александра Александровна Тихомирова, Павел Александрович Ганичев,
Михаил Александрович Дохов, Артем Викторович Леванчук

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

Контактная информация: Артем Викторович Леванчук — преподаватель кафедры медицинской информатики.
E-mail: artemlevanchuk@gmail.com; <https://orcid.org/0000-0003-4248-4392>; SPIN: 6116-5289

Для цитирования: Тихомирова А.А., Ганичев П.А., Дохов М.А., Леванчук А.В. Проблемы оценки качества компьютерного анализа медицинских изображений. *Визуализация в медицине*. 2025;7(4):23–30. <https://doi.org/10.56871/ViM.2026.68.45.003>.

Поступила: 30.09.2025

Одобрена: 27.10.2025

Принята к печати: 29.12.2025

Резюме. Введение. Анализ медицинских изображений и создание систем поддержки принятия врачебных решений — одни из современных и развивающихся в настоящее время направлений в медицине. Для практического здравоохранения задача автоматизации процессов диагностики является одной из первоочередных в условиях повышения доступности и количества проводимых диагностических процедур, которые в настоящее время не компенсируются ростом числа квалифицированного персонала, необходимого для обеспечения должной интерпретации результатов и, как следствие, оказания современной медицинской помощи. Обзор посвящен анализу современных представлений об этапности проведения компьютерного анализа медицинских изображений, выявлению проблем в оценке качества компьютерного распознавания медицинских изображений, определению основных направлений дальнейших исследований. **Цель исследования** — определить состояние вопроса и выявить основные проблемы оценки качества на этапах компьютерного распознавания медицинских изображений, наметить пути их решения. **Материалы и методы.** Анализ и систематизация научной литературы за последние 10 лет выполнены в базах данных PubMed, Scopus, Google Scholar, eLIBRARY. **Результаты.** На основании обзора можно утверждать, что в настоящее время установлена определенная этапность при проведении компьютерного анализа медицинских изображений: предобработка, сегментация и идентификация (классификация). Проведенный анализ научных публикаций показал большое разнообразие применяемых методов классификации объектов на медицинских изображениях при отсутствии единой методологии оценки их качества. Учитывая, что показатели каждого подэтапа влияют на окончательные результаты классификации, следует выделять на изображении объекты с желаемыми характеристиками, определять устойчивые связи между выявленными объектами и на основании системного анализа определять референсные показатели качества для каждого этапа анализа. **Выводы.** Установлена определенная этапность при проведении компьютерного анализа медицинских изображений: предобработка, сегментация и идентификация (классификация). Определено, что на каждом этапе в разной пропорции используются как специфические, так и неспецифические методы. Показано большое разнообразие применяемых методов классификации объектов на медицинских изображениях при отсутствии единой методологии оценки их качества. Учитывая, что результаты каждого подэтапа влияют на окончательные результаты классификации, следует выделять на изображении объекты с желаемыми характеристиками, находить устойчивые связи между выявленными объектами и на основании системного анализа определять референсные показатели качества для каждого этапа анализа.

Ключевые слова: автоматизированный анализ, предобработка, сегментация, идентификация, медицинские изображения

<https://doi.org/10.56871/ViM.2026.68.45.003>

Problems of assessing the quality of computer analysis of medical images

Aleksandra A. Tikhomirova, Pavel A. Ganichev, Mikhail A. Dokhov, Artyom V. Levanchuk

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

Contact information: Artyom V. Levanchuk — Lecturer of the Department of Medical Informatics. E-mail: artemlevanchuk@gmail.com; <https://orcid.org/0000-0003-4248-4392>; SPIN: 6116-5289

For citation: Tikhomirova A.A., Ganichev P.A., Dokhov M.A., Levanchuk A.V. Problems of assessing the quality of computer analysis of medical images. *Visualization in Medicine*. 2025;7(4):23–30. <https://doi.org/10.56871/ViM.2026.68.45.003>.

Received: 30.09.2025

Revised: 27.10.2025

Accepted: 29.12.2025

Abstract. Introduction. The analysis of medical images and the creation of systems to support medical decision — making are among the modern and currently developing areas in medicine. For practical healthcare, the task of automating diagnostic processes is one of the priorities in terms of increasing the availability and number of diagnostic procedures performed, which are currently not compensated by the increase in the number of qualified personnel needed to ensure proper interpretation of the results and, as a result, the provision of modern medical care. The review is devoted to the analysis of modern ideas about the stages of conducting and identifying problems in assessing the quality of computer recognition of medical images, determining the main directions of further research. **Purpose** — to determine the status of the issue and identify the main problems of quality assessment at the stages of computer recognition of medical images, to outline ways to solve them. **Materials and methods.** The analysis and systematization of scientific literature over the past 10 years has been carried out in the databases PubMed, Scopus, Google Scholar, eLIBRARY. **Results.** Based on the review, it can be argued that at present a certain stage has been established when conducting computer analysis of medical images: preprocessing, segmentation and identification (classification). The analysis of scientific publications has shown a wide variety of methods used to classify objects in medical images, in the absence of a unified methodology for assessing their quality. Considering that the results of each sub-step affect the final classification results, it is necessary to identify objects with the desired characteristics in the image, determine stable relationships between the identified objects and, based on a system analysis, determine reference quality indicators for each stage of the analysis. **Conclusion.** A certain sequence of stages has been established for carrying out computer analysis of medical images: preprocessing, segmentation and identification (classification). It has been determined that at each stage, both specific and non-specific methods are used in varying proportions. A wide variety of methods for classifying objects in medical images is demonstrated, with the lack of a unified methodology for assessing their quality. Considering that the results of each sub-stage influence the final classification results, it is necessary to identify objects with the desired characteristics in the image, determine stable relationships between the identified objects, and, based on a system analysis, determine reference quality indicators for each stage of the analysis.

Keywords: automated analysis, preprocessing, segmentation, identification, medical images

ВВЕДЕНИЕ

Автоматизированный анализ изображений позволяет снизить нагрузку на персонал благодаря автоматизации рутинных манипуляций, повысить чувствительность и специфичность применяемых методик за счет возможности анализа большего количества областей и следования надежным критериям идентификации [1].

В настоящее время в медицине все большее распространение получают компьютерные технологии, позволяющие решать задачи медицинской классификации. Проведение автоматизированного анализа изображений требует определенной подготовки, которая включает следующие этапы: предобработка изображения; сегментация для выделения объектов; идентификация (классификация) [2]. Большое количество измеряемых параметров и отсутствие теоретически обоснованной концепции их отбора создает трудности в их выборе для решения задач классификации. В связи с этим исследования, направленные на выявление и обоснование шагов для решения вопросов оценки качества на этапах компьютерного распознавания медицинских изображений, представляются своевременными и актуальными.

ЦЕЛЬ ИССЛЕДОВАНИЯ

Цель исследования — определить состояние вопроса и выявить основные проблемы оценки качества на этапах компьютерного распознавания медицинских изображений, наметить пути их решения.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Анализ и систематизация научной литературы за последние 10 лет выполнены в базах данных PubMed, Scopus, Google Scholar, eLIBRARY.

РЕЗУЛЬТАТЫ

К настоящему времени при компьютеризированном анализе изображений принято выделять следующую этапность: предобработка изображения, сегментация для выделения объектов и идентификация (классификация) [2–6]. Основная задача предварительной обработки — приведение изображения к единому стандартному виду с одновременным проявлением интересующих исследователя структур. Методы предобработки неспецифичны, что открывает широкую возможность заимствования их из разных предметных областей [7–10]. Так, коррекция шума при оптических измерениях [11–

13] широко применяется в компьютерной, магнитно-резонансной и диффузионной оптической томографиях [14–17], атомно-силовой и световой микроскопии [18–20].

На втором этапе, сегментации, отделяют область интереса (клетки, ядра и др.) от фона с помощью универсальных методов, пригодных для любых изображений, и специфических, используемых для изображений конкретного вида [21–23]. К первой группе исследователи относят методы пороговой бинаризации, заключающиеся в установке такого порога яркости, который позволяет разделить область интереса и фон. Здесь основной проблемой является задание порога, который может быть фиксированным, как в методе пороговой бинаризации Оцу, где порог устанавливается на основании наименьшей внутригрупповой дисперсии яркости пикселей [24, 25]. Адаптивное задание порога возможно на основе априорных знаний о структуре изображения. В этом случае для повышения качества сегментации специалисты для каждого типа изображений нередко предлагают специфические методы. Так, для магнитно-резонансных изображений мозга предложен алгоритм «биологически инспирированных муравьиных колоний» и текстурных признаков изображения [26, 27]. Широко применяется вейвлет-преобразование [28–30] с дальнейшей обработкой методами нечеткой логики и нейронных сетей [31].

Обычно за этапом сегментации следует идентификация. Для этого проводят измерение структур [32]. Количество учитываемых параметров может доходить до сотни: начиная от универсальных — плотности распределения объектов, характеристики цветовых каналов, расстояний, углов и соотношения между различными структурами, — заканчивая специально разработанными — синусоидальными базисными функциями, дифференциальными уравнениями; параметрами, характеризующими геометрическую форму и симметричность, края и текстуру (показатели яркости, энтропии, гомогенности и т.д.), пространственное расположение и спектральное представление объектов [33].

При решении задачи отбора входных измеряемых параметров, как правило, применяются два подхода. Первый — использование специализированных методов для оценки так называемой информативности признаков, второй — за счет штатных, предусмотренных в алгоритмах построения моделей, методов отбора. Использование первого из предложенных подходов наиболее часто реализуется с применением таких способов оценки информативности признаков, как метод накопленных частот, методы Шеннона, Кульбака, Фишера

[34–38]. В заключение этого этапа на основе числовых значений отобранных входных параметров исследователи решают задачу классификации, то есть отнесение объекта к одному из классов с помощью модификаций регрессионного, дискриминантного анализа, деревьев классификации, нейронных сетей и т.д. [39–42].

Таким образом, на основании обзора можно утверждать, что в настоящее время установлена определенная этапность при проведении компьютерного анализа медицинских изображений: предобработка, сегментация и идентификация (классификация). Определено, что на каждом этапе в разной пропорции используются как специфические, так и неспецифические методы. Для первого этапа (предобработка) больше характерны неспецифические методы, на втором этапе (сегментация) возрастает роль специфических методов, применяемых для улучшения качества сегментации, а на третьем (классификация) специфические методы применяются лишь при определении специфических входных измеренных параметров структур.

Основным вопросом, стоящим перед исследователем при разработке и внедрении компьютерной обработки изображений, является выбор методов оценки качества их анализа на всех этапах: предобработки, сегментации и классификации. Анализ существующих подходов показал, что при всей трудозатратности и сложности объективизации экспертное мнение остается ведущим способом оценки [43, 44]. Такое положение можно объяснить противоречивостью в определении референсных показателей качества на каждой стадии, в том числе и заключительной, в связи с тем что каждый этап вносит вклад в окончательные результаты классификации [45, 46]. Ряд авторов полагает, что при разработке системы качества классификации следует ориентироваться на эталонные изображения [47]. Основная сложность при таком подходе заключается в том, что сформировать весь необходимый спектр эталонов для сравнения зачастую не представляется возможным. Другие исследователи предлагают проводить оценку на основании желаемых характеристик структур изображения (однородности объектов и контрастов), нередко в эклектичном сочетании с другими подходами [48, 49].

ВЫВОДЫ

На основании обзора можно утверждать, что в настоящее время установлена определенная этапность при проведении компьютерного анализа медицинских изображений: предобработка, сегментация и идентификация (классификация). Опре-

делено, что на каждом этапе в разной пропорции используются как специфические, так и неспецифические методы.

Проведенный анализ научных публикаций показал большое разнообразие применяемых методов классификации объектов на медицинских изображениях при отсутствии единой методологии оценки их качества. Учитывая, что результаты каждого подэтапа влияют на окончательные результаты классификации, следует выделять на изображении объекты с желаемыми характеристиками, определять устойчивые связи между выявленными объектами и на основании системного анализа определять референсные показатели качества для каждого этапа.

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

Authors' contribution. 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. This study was not supported by any external sources of funding.

ЛИТЕРАТУРА

1. Ansari Z., Mateenuddin Q., Abdullah A. Performance research on medical data classification using traditional and soft computing techniques. *Int J Recent Technol Eng.* 2019;8(2S3):990–995.
2. Rashed B.M., Popescu N. Critical analysis of the current medical image-based processing techniques for automatic disease evaluation: systematic literature review. *Sensors.* 2022;22(18):7065. <https://doi.org/10.3390/s22187065>.
3. Филимонова Е.С., Тарасенко С.Л., Дыхно Ю.А., Хлебникова Ф.Б. Оценка эффективности цитологической диагно-

- стики злокачественных новообразований легких. Сибирское медицинское обозрение. 2014;3(87):65–69.
4. Наркевич А.Н., Плотников Д.В., Виноградов К.А., Катаева А.В. Сравнение методов отбора признаков для идентификации объектов на цифровых изображениях микроскопических препаратов. Инженерный вестник Дона. 2018;(2):23.
 5. Андропова Н.Е., Гребенюк П.Е., Чмутин А.М. Алгоритм и программная реализация управления оттеночным контрастом цифровых изображений. Инженерный вестник Дона. 2016;4(43):61.
 6. Сорокин М.И. Методы распознавания образов на изображениях. Аллея науки. 2017;2(9):895–906.
 7. Обухова Н.А., Мотыко А.А., Поздеев А.А. Цифровая обработка эндоскопических изображений для систем поддержки врачебных решений. Известия высших учебных заведений России. Радиоэлектроника. 2018;(6):54–65.
 8. Gomariz M., Blaya S., Acebal P., Carretero L. Real-time UV-visible spectroscopy analysis of purple membrane-polyacrylamide film formation taking into account Fano line shapes and scattering. PloS One. 2014;9(10):e110518. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0110518>.
 9. DePuey E.G. Traditional gamma cameras are preferred. Journal of nuclear cardiology: official publication of the American Society of Nuclear Cardiology. 2016;23(4):795–802. <https://doi.org/10.1007/s12350-016-0460-0>.
 10. Chetia R., Boruah S.M., Sahu P.P. Quantum image edge detection using improved Sobel mask based on NEQR. Quantum Information Processing. 2021;20:1–25.
 11. Kong X., Chen Q., Wang J., Gu G., Wang P., Qian W., Ren K., Miao X. Inclinator Assembly Error Calibration and Horizontal Image Correction in Photoelectric Measurement Systems. Sensors (Basel, Switzerland). 2018;18(1):248. <https://doi.org/10.3390/s18010248>.
 12. Yang F., Han C., Bai B. X., Zhang C. Projected image correction technology research on autonomous-perception anisotropic surfaces. Applied Optics. 2018;57(2):283–294. <https://doi.org/10.1364/AO.57.000283>.
 13. Balyan M.K. Object image correction using an X-ray dynamical diffraction Fraunhofer hologram. Journal of Synchrotron Radiation. 2014;21(Pt 2):449–451. <https://doi.org/10.1107/S1600577513034802>.
 14. Hugonnet H., Lee M., Park Y. Optimizing illumination in three-dimensional deconvolution microscopy for accurate refractive index tomography. Optics Express. 2021;29(5):6293–6301. <https://doi.org/10.1364/OE.412510>.
 15. Oran O.F., Klassen L.M., Serrai H., Menon R.S. Demonstration and suppression of respiration-related artifacts in Bloch-Siegert shift-based B1+ maps of the human brain. NMR in Biomedicine. 2020;33(7):e4299. <https://doi.org/10.1002/nbm.4299>.
 16. Marchant T.E., Joshi K.D., Moore C.J. Accuracy of radiotherapy dose calculations based on cone-beam CT: comparison of deformable registration and image correction based methods. Physics in Medicine and Biology. 2018;63(6):065003. <https://doi.org/10.1088/1361-6560/aab0f0>.
 17. Mozumder M., Hauptmann A., Nissila I., Arridge S.R., Tervainen T.A. Model-Based Iterative Learning Approach for Diffuse Optical Tomography. IEEE Transactions on Medical Imaging. 2022;41(5):1289–1299. <https://doi.org/10.1109/TMI.2021.3136461>.
 18. Whitehead A.J., Kirkland N.J., Engler A.J. Atomic force microscopy for live-cell and hydrogel measurement. Methods in Molecular Biology (Clifton, N.J.). 2021;2299:217–226. https://doi.org/10.1007/978-1-0716-1382-5_16.
 19. Coster A.D., Wichaidit C., Rajaram S., Altschuler S.J., Wu L.F. A simple image correction method for high-throughput microscopy. Nature Methods. 2014;11(6):602. <https://doi.org/10.1038/nmeth.2971>.
 20. Yang W., Yuste R. Correction to: Holographic Imaging and Stimulation of Neural Circuits. Advances in Experimental Medicine and Biology. 2021;1293:C1–C2. https://doi.org/10.1007/978-981-15-8763-4_45.
 21. Forsyth D., Rock J.J. Intrinsic image decomposition using paradigms. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2022;44(11):7624–7637. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2021.3119551>.
 22. Ерусланов Р.В., Орехова М.Н., Дубровин В.Н. Сегментация изображений органов забрюшинного пространства по компьютерным томографическим изображениям на основе функции уровня. Компьютерная оптика. 2015;(4):592–599.
 23. Perumal S., Thambusamy V. Preprocessing by contrast enhancement techniques for medical images. Int J Pure Appl Math. 2018;118:3681–3688.
 24. Onim A., Musyoki S., Kihato P. Selection of optimal SINR threshold in fractional frequency reuse by comparing Otsu's and entropy method. Heliyon. 2022;8(11):e11736. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e11736>.
 25. Azeroual A., Afdel K. Fast image edge detection based on Faber Schauder Wavelet and Otsu Threshold. Heliyon. 2018;3(12):e00485. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2017.e00485>.
 26. Yang Y., Tian D., Wu B. A fast and reliable noise-resistant medical image segmentation and bias field correction model. Magnetic Resonance Imaging. 2018;54:15–31. <https://doi.org/10.1016/j.mri.2018.06.015>.
 27. Khorram B., Yazdi M. A New optimized thresholding method using ant colony algorithm for MR brain image segmentation. Journal of Digital Imaging. 2019;32(1):162–174. <https://doi.org/10.1007/s10278-018-0111-x>.
 28. Xiong F., Qi X., Nattel S., Comtois P. Wavelet analysis of cardiac optical mapping data. Computers in Biology and Medicine. 2015;65:243–255. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2015.06.022>.
 29. Ou X., Pan W., Zhang X., Xiao P. Skin image retrieval using Gabor wavelet texture feature. International Journal of Cosmetic Science. 2016;38(6):607–614. <https://doi.org/10.1111/ics.12332>.

30. Liu Y., Saleh Z., Song Y., Chan M., Li X., Shi C., Qian X., Tang X. Novel Wavelet-Based Segmentation of Prostate CBCT Images with Implanted Calypso Transponders. *International journal of Medical Physics, Clinical Engineering and Radiation Oncology*. 2017;6(3):336–343. <https://doi.org/10.4236/ijmpcero.2017.63030>.
31. Maji P., Roy S. Rough-fuzzy clustering and unsupervised feature selection for wavelet based MR image segmentation. *PloS One*. 2015;10(4):e0123677. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0123677>.
32. Li D., Zang P., Chai X., Cui Y., Li R., Xing L. Automatic multiorgan segmentation in CT images of the male pelvis using region-specific hierarchical appearance cluster models. *Medical Physics*. 2016;43(10):5426. <https://doi.org/10.1118/1.4962468>.
33. Uzümcü M., van der Geest R.J., Swingen C., Reiber J.H., Lelieveldt B.P. Time continuous tracking and segmentation of cardiovascular magnetic resonance images using multidimensional dynamic programming. *Investigative Radiology*. 2006;41(1):52–62. <https://doi.org/10.1097/01.rli.0000194070.88432.24>.
34. Birjandtalab J., Baran Pouyan M., Cogan D., Nourani M., Harvey J. Automated seizure detection using limited-channel EEG and non-linear dimension reduction. *Computers in Biology and Medicine*. 2017;82:49–58. <https://doi.org/10.1016/j.compbimed.2017.01.011>.
35. Леонтьева Л.Н. Последовательный выбор признаков при восстановлении регрессии. *Машинное обучение и анализ данных*. 2012;(3):335–346.
36. Грицинская В.Л. Использование компьютерных технологий при проведении диспансеризации детского населения Республики Тыва. В *мире научных открытий*. 2017;(2):158–167.
37. Быкова В.В., Катаева А.В. Методы и средства анализа информативности признаков при обработке медицинских данных. *Программные продукты и системы*. 2016;(2):172–178.
38. Ваулин Г.Ф., Махматов О.В., Длужневская М.А. К вопросу отбора объектов на цифровых медицинских изображениях. *Международный научно-исследовательский журнал*. 2023;(4):130.
39. Lai Z., Deng H. Medical image classification based on deep features extracted by deep model and statistic feature fusion with multilayer perceptron. *Computational Intelligence and Neuroscience*. 2018;2018:2061516. <https://doi.org/10.1155/2018/2061516>.
40. Patankar A.M., Thorat S.S. Diagnosis of Ophthalmic Diseases in Fundus Image Using various Machine Learning Techniques. In *Proceedings of the 2021 6th International Conference on Communication and Electronics Systems (ICCES)*, Coimbatre, India; 2021:1114–1118.
41. Гулятьева Т.А., Попов А.А., Саутин А.С. Методы статистического обучения в задачах регрессии и классификации. Новосибирск: Новосибирский государственный технический университет; 2016.
42. Fuyong Xing, Yuanpu Xie, Hai Su, Fujun Liu, Lin Yang. Deep Learning in Microscopy Image Analysis: A Survey. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 2018;29(10):4550–4568. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2017.2766168>.
43. Gu Y., Shen M., Yang J., Yang G.Z. Reliable label-efficient learning for biomedical image recognition. *IEEE Trans Biomed Eng*. 2019;66(9):2423–2432. <https://doi.org/10.1109/TBME.2018.2889915>.
44. Wallner J., Schwaiger M., Hocegger K., Gsaxner C., Zemmann W., Egger J. A review on multiplatform evaluations of semi-automatic open-source based image segmentation for cranio-maxillofacial surgery. *Comput Methods Programs Biomed*. 2019;182:105102. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2019.105102>.
45. Rosen A.F.G., Roalf D.R., Ruparel K., Blake J., Seelaus K., Villa L.P., Ciric R., Cook P.A., Davatzikos C., Elliott M.A., Garcia de La Garza A., Gennatas E.D., Quarmley M., Schmitt J.E., Shinohara R.T., Tisdall M.D., Craddock R.C., Gur R.E., Gur R.C., Satterthwaite T.D. Quantitative assessment of structural image quality. *Neuroimage*. 2018;169:407–418. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2017.12.059>.
46. Schulze H.G., Rangan S., Piret J.M., Blades M.W., Turner R.F.B. Developing fully automated quality control methods for preprocessing raman spectra of biomedical and biological samples. *Appl Spectrosc*. 2018;72(9):1322–1340. <https://doi.org/10.1177/0003702818778031>.
47. Sagawa H., Itagaki K., Matsushita T., Miyati T. Evaluation of motion artifacts in brain magnetic resonance images using convolutional neural network-based prediction of full-reference image quality assessment metrics. *J Med Imaging (Bellingham)*. 2022;9(1):015502. <https://doi.org/10.1117/1.JMI.9.1.015502>.
48. Jang J., Bang K., Jang H., Hwang D. Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative. Quality evaluation of no-reference MR images using multidirectional filters and image statistics. *Magn Reson Med*. 2018;80(3):914–924. <https://doi.org/10.1002/mrm.27084>.
49. Khan M.U., Luo M.R., Tian D. No-reference image quality metrics for color domain modified images. *J Opt Soc Am A Opt Image Sci Vis*. 2022;39(6):B65–B77. <https://doi.org/10.1364/JOSAA.450595>.

REFERENCES

1. Ansari Z., Mateenuddin Q., Abdullah A. Performance research on medical data classification using traditional and soft computing techniques. *Int J Recent Technol Eng*. 2019;8(2S3):990–995.
2. Rashed B.M., Popescu N. Critical analysis of the current medical image-based processing techniques for automatic disease evaluation: systematic literature review. *Sensors*. 2022;22(18):7065. <https://doi.org/10.3390/s22187065>.
3. Filimonova E.S., Tarasenko S.L., Dykhno Yu.A., Khlebnikova F.B. Evaluation of the effectiveness of cytological

- diagnosis of lung malignancies. *Siberian Medical Review*. 2014;3(87):65–69. (In Russian).
4. Narkevich A.N., Plotnikov D.V., Vinogradov K.A., Kataeva A.V. Comparison of feature selection methods for object identification on digital images of microscopic preparations. *Engineering Bulletin of the Don*. 2018;(2):23. (In Russian).
 5. 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(43):61. (In Russian).
 6. Sorokin M.I. Methods of pattern recognition in images. *Alley of Science*. 2017;2(9):895–906. (In Russian).
 7. Obukhova N.A., Motyko A.A., Pozdeev A.A. Digital processing of endoscopic images for medical decision support systems. *News of higher educational institutions of Russia. Radio Electronics*. 2018;(6):54–65. (In Russian).
 8. Gomariz M., Blaya S., Acebal P., Carretero L. Real-time UV-visible spectroscopy analysis of purple membrane-polyacrylamide film formation taking into account Fano line shapes and scattering. *PloS One*. 2014;9(10):e110518. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0110518>.
 9. DePuey E.G. Traditional gamma cameras are preferred. *Journal of nuclear cardiology: official publication of the American Society of Nuclear Cardiology*. 2016;23(4):795–802. <https://doi.org/10.1007/s12350-016-0460-0>.
 10. Chetia R., Boruah S.M., Sahu P.P. Quantum image edge detection using improved Sobel mask based on NEQR. *Quantum Information Processing*. 2021;20:1–25.
 11. Kong X., Chen Q., Wang J., Gu G., Wang P., Qian W., Ren K., Miao X. Inclinator Assembly Error Calibration and Horizontal Image Correction in Photoelectric Measurement Systems. *Sensors (Basel, Switzerland)*. 2018;18(1):248. <https://doi.org/10.3390/s18010248>.
 12. Yang F., Han C., Bai B. X., Zhang C. Projected image correction technology research on autonomous-perception anisotropic surfaces. *Applied Optics*. 2018;57(2):283–294. <https://doi.org/10.1364/AO.57.000283>.
 13. Balyan M.K. Object image correction using an X-ray dynamical diffraction Fraunhofer hologram. *Journal of Synchrotron Radiation*. 2014;21(Pt 2):449–451. <https://doi.org/10.1107/S1600577513034802>.
 14. Hugonnet H., Lee M., Park Y. Optimizing illumination in three-dimensional deconvolution microscopy for accurate refractive index tomography. *Optics Express*. 2021;29(5):6293–6301. <https://doi.org/10.1364/OE.412510>.
 15. Oran O.F., Klassen L.M., Serrai H., Menon R.S. Demonstration and suppression of respiration-related artifacts in Bloch-Siegert shift-based B1+ maps of the human brain. *NMR in Biomedicine*. 2020;33(7):e4299. <https://doi.org/10.1002/nbm.4299>.
 16. Marchant T.E., Joshi K.D., Moore C.J. Accuracy of radiotherapy dose calculations based on cone-beam CT: comparison of deformable registration and image correction based methods. *Physics in Medicine and Biology*. 2018;63(6):065003. <https://doi.org/10.1088/1361-6560/aab0f0>.
 17. Mozumder M., Hauptmann A., Nissila I., Arridge S.R., Tarvainen T.A. Model-Based Iterative Learning Approach for Diffuse Optical Tomography. *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 2022;41(5):1289–1299. <https://doi.org/10.1109/TMI.2021.3136461>.
 18. Whitehead A.J., Kirkland N.J., Engler A.J. Atomic Force Microscopy for Live-Cell and Hydrogel Measurement. *Methods in Molecular Biology (Clifton, N.J.)*. 2021;2299:217–226. https://doi.org/10.1007/978-1-0716-1382-5_16.
 19. Coster A.D., Wichaidit C., Rajaram S., Altschuler S.J., Wu L.F. A simple image correction method for high-throughput microscopy. *Nature Methods*. 2014;11(6):602. <https://doi.org/10.1038/nmeth.2971>.
 20. Yang W., Yuste R. Correction to: Holographic Imaging and Stimulation of Neural Circuits. *Advances in Experimental Medicine and Biology*. 2021;1293:C1–C2. https://doi.org/10.1007/978-981-15-8763-4_45.
 21. Forsyth D., Rock J.J. Intrinsic Image Decomposition Using Paradigms. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2022;44(11):7624–7637. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2021.3119551>.
 22. Yerulandov R.V., Orekhova M.N., Dubrovin V.N. Segmentation of images of retroperitoneal organs by computer tomographic images based on the level function. *Computer Optics*. 2015;(4):592–599. (In Russian).
 23. Perumal S., Thambusamy V. Preprocessing by contrast enhancement techniques for medical images. *Int J Pure Appl Math*. 2018;118:3681–3688.
 24. Onim A., Musyoki S., Kihato P. Selection of optimal SINR threshold in fractional frequency reuse by comparing Otsu's and entropy method. *Heliyon*. 2022;8(11):e11736. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e11736>.
 25. Azeroual A., Afdel K. Fast Image Edge Detection based on Faber Schauder Wavelet and Otsu Threshold. *Heliyon*. 2018;3(12):e00485. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2017.e00485>.
 26. Yang Y., Tian D., Wu B. A fast and reliable noise-resistant medical image segmentation and bias field correction model. *Magnetic Resonance Imaging*. 2018;54:15–31. <https://doi.org/10.1016/j.mri.2018.06.015>.
 27. Khorram B., Yazdi M. A New optimized thresholding method using ant colony algorithm for mr brain image segmentation. *Journal of Digital Imaging*. 2019;32(1):162–174. <https://doi.org/10.1007/s10278-018-0111-x>.
 28. Xiong F., Qi X., Nattel S., Comtois P. Wavelet analysis of cardiac optical mapping data. *Computers in Biology and Medicine*. 2015;65:243–255. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2015.06.022>.
 29. Ou X., Pan W., Zhang X., Xiao P. Skin image retrieval using Gabor wavelet texture feature. *International Journal of Cosmetic Science*. 2016;38(6):607–614. <https://doi.org/10.1111/ics.12332>.
 30. Liu Y., Saleh Z., Song Y., Chan M., Li X., Shi C., Qian X., Tang X. Novel Wavelet-Based Segmentation of Prostate

- CBCT Images with Implanted Calypso Transponders. *International Journal of Medical Physics, Clinical Engineering and Radiation Oncology*. 2017;6(3):336–343. <https://doi.org/10.4236/ijmpcero.2017.63030>.
31. Maji P., Roy S. Rough-fuzzy clustering and unsupervised feature selection for wavelet based MR image segmentation. *PloS One*. 2015;10(4):e0123677. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0123677>.
 32. Li D., Zang P., Chai X., Cui Y., Li R., Xing L. Automatic multiorgan segmentation in CT images of the male pelvis using region-specific hierarchical appearance cluster models. *Medical Physics*. 2016;43(10):5426. <https://doi.org/10.1118/1.4962468>.
 33. Uzümcü M., van der Geest R.J., Swingen C., Reiber J.H., Lelieveldt B.P. Time continuous tracking and segmentation of cardiovascular magnetic resonance images using multidimensional dynamic programming. *Investigative Radiology*. 2006;41(1):52–62. <https://doi.org/10.1097/01.rli.0000194070.88432.24>.
 34. Birjandtalab J., Baran Pouyan M., Cogan D., Nourani M., Harvey J. Automated seizure detection using limited-channel EEG and non-linear dimension reduction. *Computers in Biology and Medicine*. 2017;82:49–58. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2017.01.011>.
 35. Leontieva L.N. Sequential selection of features in regression reconstruction. *Machine Learning and Data Analysis*. 2012;(3):335–346. (In Russian).
 36. Gritsinskaya V.L., Moskalenko O.L. The use of computer technologies during the medical examination of the children's population of the Republic of Tyva. In the *World of Scientific Discoveries*. 2017;(2):158–167. (In Russian).
 37. Bykova V.V., Kataeva A.V. Methods and means of analyzing the informative value of signs in the processing of medical data. *Software Products and Systems*. 2016;(2):172–178. (In Russian).
 38. Vaulin G.F., Makhmatov O.V., Dluzhnevskaya M.A. On the issue of selecting objects in digital medical images. *International Research Journal*. 2023;(4):130. (In Russian).
 39. Lai Z., Deng H. Medical image classification based on deep features extracted by deep model and statistic feature fusion with multilayer perceptron. *Computational Intelligence and Neuroscience*. 2018;2028:2061516. <https://doi.org/10.1155/2018/2061516>.
 40. Patankar A.M., Thorat S.S. Diagnosis of Ophthalmic Diseases in Fundus Image Using various Machine Learning Techniques. In *Proceedings of the 2021 6th International Conference on Communication and Electronics Systems (ICCES)*, Coimbatre, India; 2021:1114–1118.
 41. 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).
 42. Fuyong Xing, Yuanpu Xie, Hai Su, Fujun Liu, Lin Yang. *Deep Learning in Microscopy Image Analysis: A Survey*. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 2018;29(10):4550–4568. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2017.2766168>.
 43. Gu Y., Shen M., Yang J., Yang G.Z. Reliable label-efficient learning for biomedical image recognition. *IEEE Trans Biomed Eng*. 2019;66(9):2423–2432. <https://doi.org/10.1109/TBME.2018.2889915>.
 44. Wallner J., Schwaiger M., Hohegger K., Gsaxner C., Zemmann W., Egger J. A review on multiplatform evaluations of semi-automatic open-source based image segmentation for cranio-maxillofacial surgery. *Comput Methods Programs Biomed*. 2019;182:105102. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2019.105102>.
 45. Rosen AFG., Roalf D.R., Ruparel K., Blake J., Seelaus K., Villa L.P., Ciric R., Cook P.A., Davatzikos C., Elliott M.A., Garcia de La Garza A., Gennatas E.D., Quarmley M., Schmitt J.E., Shinohara R.T., Tisdall M.D., Craddock R.C., Gur R.E., Gur R.C., Satterthwaite T.D. Quantitative assessment of structural image quality. *Neuroimage*. 2018;169:407–418. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2017.12.059>.
 46. Schulze H.G., Rangan S., Piret J.M., Blades M.W., Turner RFB. Developing Fully Automated Quality Control Methods for Preprocessing Raman Spectra of Biomedical and Biological Samples. *Appl Spectrosc*. 2018;72(9):1322–1340. <https://doi.org/10.1177/0003702818778031>.
 47. Sagawa H., Itagaki K., Matsushita T., Miyati T. Evaluation of motion artifacts in brain magnetic resonance images using convolutional neural network-based prediction of full-reference image quality assessment metrics. *J Med Imaging (Bellingham)*. 2022;9(1):015502. <https://doi.org/10.1117/1.JMI.9.1.015502>.
 48. Jang J., Bang K., Jang H., Hwang D. Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative. Quality evaluation of no-reference MR images using multidirectional filters and image statistics. *Magn Reson Med*. 2018;80(3):914–924. DOI: 10.1002/mrm.27084.
 49. Khan M.U., Luo M.R., Tian D. No-reference image quality metrics for color domain modified images. *J Opt Soc Am A Opt Image Sci Vis*. 2022;39(6):B65–B77. DOI: 10.1364/JOSAA.450595.