

УДК 004.85
DOI 10.52575/2687-0932-2025-52-2-400-412
EDN QBSFZG

Метод обработки изображений магнитно-резонансной томографии на основе линейной интерполяции и алгоритма светлячков

¹ Аль-Шамки А.А.О., ² Аль Жанзир З.М.

¹ Технический университет Аль-Фурат Аль-Аусат, Ирак, 61002, г. Дивания, ул. Жилой район

² Белгородский государственный национальный исследовательский университет,
Россия, 308015, г. Белгород, ул. Победы, 85
Ameerru88@gmail.com, 689419@bsuedu.ru

Аннотация. В статье представлен метод обработки изображений в оттенках серого, который базируется на совместном применении линейной интерполяции и алгоритма светлячков. Данный метод разработан для повышения качества снимков магнитно-резонансной томографии (МРТ), используемых для нейросетевого диагностирования онкологических заболеваний головного мозга. Представлены результаты вычислительных экспериментов, которые показали, что обработка изображений предложенным методом позволяет повысить их качество. Выполнено оценивание пикового отношения сигнала к шуму, контрастности и яркости изображений, обработанных предложенным методом и распространенным методом выравнивания гистограммы. Проведены сравнительные эксперименты по нейросетевому диагностированию видов опухолей мозга на основе МРТ-изображений, обработанных методом выравнивания гистограммы и предложенным методом. В результате установлено, что применение МРТ-изображений, обработанных предложенным методом, дает возможность повысить точность постановки диагноза.

Ключевые слова: обработка изображений, линейная интерполяция, алгоритм светлячков, сверточная нейронная сеть, выравнивание гистограммы, повышение качества МРТ-изображений

Для цитирования: Аль-Шамки А.А.О., Аль Жанзир З.М. 2025. Метод обработки изображений магнитно-резонансной томографии на основе линейной интерполяции и алгоритма светлячков. *Экономика. Информатика*, 52(2): 400–412. DOI 10.52575/2687-0932-2025-52-2-400-412 EDN QBSFZG

Magnetic Resonance Imaging Processing Method Based on Linear Interpolation and Firefly Algorithm

¹ Ameer A.O. Al-Shamkhee, ² Zualfekar M. Al Janzeer

¹ Al-Furat Al-Awsat Technical University, Residential area St, Diwaniya 61002, Iraq

² Belgorod State National Research University, 85 Pobeda St, Belgorod 308015, Russia
Ameerru88@gmail.com, 689419@bsuedu.ru

Abstract. The study is devoted to solving a pressing scientific problem, which consists in developing a method for improving the quality of magnetic resonance imaging (MRI) images taken to diagnose oncological diseases of the brain. In this case, the capabilities of neural network classifiers can be used to make diagnoses based on MRI images. One of the common methods traditionally used to solve the problem of improving image quality is the histogram equalization method. However, the analysis showed that images processed by this method are characterized by excessively high contrast and brightness, which can lead to a decrease in the accuracy of diagnosing brain tumors based on them. The authors propose a method for processing grayscale images, which is based on the combined use of linear interpolation and the firefly algorithm. To implement the proposed

© Аль-Шамки А.А.О., Аль Жанзир З.М., 2025

method for processing MRI images, an appropriate algorithm has been developed. The peak signal-to-noise ratio, contrast and brightness of images processed by the proposed method have been estimated. Experimental studies have shown that image processing by the proposed method can improve their quality. The use of MRI images processed by the proposed method makes it possible to increase the accuracy of neural network diagnostics of oncological diseases of the brain by 30 % compared to the use of images processed by the histogram equalization method.

Keywords: image processing, linear interpolation, firefly algorithm, convolutional neural network, histogram equalization, MRI image enhancement

For citation: Al-Shamkhee A.A.O., Al Janzeer Z.M. 2025. Magnetic Resonance Imaging Processing Method Based on Linear Interpolation and Firefly Algorithm. *Economics. Information technologies*, 52(2): 400–412 (in Russian). DOI 10.52575/2687-0932-2025-52-2-400-412 EDN QBSFZG

Введение

В настоящее время цифровые изображения магнитно-резонансной томографии (МРТ) используются в медицине для выявления онкологических заболеваний головного мозга. При этом в целях повышения точности диагностирования применяются различные информационные технологии поддержки принятия решений, обработки, классификации и анализа данных [Gonzalez, Woods, 2018; Польщиков и др., 2020; Аль Жанзир 2025.]. Для поддержки принятия решений в различных сферах активно используются средства искусственного интеллекта [Pannu, 2015; Польщиков и др., 2019], в частности, искусственные нейронные сети [Mahdi et al., 2021; Polshchykov et al., 2021; Velikanova et al., 2021; Махди и др., 2022; Polshchykov, Velikanova, Igityan, 2022]. Нейросетевые технологии всё чаще применяются для медицинской диагностики. Так, для классификации типов опухолей головного мозга создаются различные модели сверточных нейронных сетей [Badža, Barjaktarović, 2020; Musallam, Sherif, Hussein, 2022; Gómez-Guzmán, 2023].

Чтобы обеспечить необходимую точность нейросетевого диагностирования, требуется повысить качество снимков МРТ на основе обработки этих цифровых изображений. Они представляют собой наборы пикселей в оттенках серого. Каждый пиксель кодируется определенным значением от 0 (самый темный) до 255 (самый светлый). Одним из наиболее распространенных методов повышения качества таких изображений является метод выравнивания гистограммы [Singh, Choubey, 2021]. Изображения, обработанные этим методом, обладают высокой контрастностью и яркостью. Однако, как показывают исследования, использование МРТ-снимков, обработанных с помощью этого метода, не всегда позволяет нейронным сетям точно классифицировать злокачественные образования [Ясир, Аль Жанзир, 2025]. В связи с этим требуется решение актуальной научно-прикладной задачи, состоящей в разработке нового метода повышения качества изображений, используемых для нейросетевого диагностирования онкологических заболеваний головного мозга.

Предлагаемый метод

В целях повышения качества МРТ-снимков головного мозга предлагается метод обработки изображений, основанный на совместном использовании линейной интерполяции [Pan, Yang, Tang, 2012] и алгоритма светлячков [Pour, Zadeh, 2023].

В соответствии с предлагаемым методом значение пикселя с координатами $(x; y)$ в обработанном МРТ-изображении вычисляется по формуле линейной интерполяции:

$$OUT_{xy} = OUTMIN + \frac{IN_{xy} - INMIN}{INMAX - INMIN} \cdot (OUTMAX - OUTMIN), \quad (1)$$

где IN_{xy} – значение пикселя с координатами $(x; y)$ в исходном МРТ-изображении; $INMIN$ – минимальное значение пикселя в исходном МРТ-изображении; $INMAX$ – максимальное значение пикселя в исходном МРТ-изображении; $OUTMIN$ – минимальное значение пикселя в обработанном МРТ-изображении; $OUTMAX$ – максимальное значение пикселя в обработанном МРТ-изображении.

Неизвестные значения $OUTMIN$ и $OUTMAX$ для каждого пикселя предлагается подбирать на основе решения оптимизационной задачи с помощью алгоритма светлячков. В соответствии с указанным алгоритмом для каждого светлячка в рое выполняется поиск другого наиболее привлекательного светлячка [Kumar, Kumar, 2021]. Рой насчитывает F светлячков. Величина привлекательности светлячка номер i для светлячка номер j оценивается по формуле:

$$\beta_{ij} = \frac{B_j}{1 + \gamma \cdot r_{ij}^2}, \quad (2)$$

где B_j – интенсивность светоизлучения светлячка номер j ; γ – коэффициент прозрачности среды; r_{ij} – евклидово расстояние между светлячками номер i и номер j .

Значение евклидова расстояния между светлячками номер i и номер j в двухмерном пространстве можно вычислить с помощью выражения:

$$r_{ij} = \sqrt{(OUTMIN_i - OUTMIN_j)^2 + (OUTMAX_i - OUTMAX_j)^2}. \quad (3)$$

Далее светлячки перемещаются к найденным наиболее привлекательным для себя светлячкам. Пусть на итерации t светлячок номер i , перемещался к светлячку номер j . Тогда обновленные координаты светлячка номер i могут быть вычислены по формулам:

$$OUTMIN_i(t) = OUTMIN_i(t-1) + e^{-\gamma \cdot r_{ij}^2(t-1)} \cdot [OUTMIN_j(t-1) - OUTMIN_i(t-1)] + \alpha \varepsilon_i, \quad (4)$$

$$OUTMAX_i(t) = OUTMAX_i(t-1) + e^{-\gamma \cdot r_{ij}^2(t-1)} \cdot [OUTMAX_j(t-1) - OUTMAX_i(t-1)] + \alpha \varepsilon_i, \quad (5)$$

где α – коэффициент рандомизации; ε_i – случайная величина, имеющая равномерное распределение в пределах $(-0,5; 0,5)$.

Светлячок, для которого отсутствуют светлячки, имеющую более высокую привлекательность, изменяет свои координаты в случайном порядке. Затем с использованием координат каждого светлячка после перемещения, т. е. значений $OUTMIN_i$ и $OUTMAX_i$, по формуле (1) вычисляются значения величины OUT_{xy} . Максимизация этой величины является критерием оптимизации:

$$OUT_{xy} \rightarrow \max. \quad (6)$$

Итерационные вычисления прекращаются, когда будет достигнуто максимальное значение OUT_{xy} . Координаты светлячка, при которых будет выполнено условие (6), станут искомыми значениями $OUTMIN$ и $OUTMAX$ в формуле (1). С их помощью в обработанном изображении получается результирующее значение пикселя с координатами $(x; y)$. Окончательная обработка МРТ-изображения будет произведена тогда, когда в аналогичном порядке будут вычислены значения каждого пикселя.

Разработка алгоритма

Для реализации предложенного метода обработки МРТ-изображений разработан алгоритм, блок-схема которого представлена на рис. 1. Алгоритм заключается в выполнении следующих шагов.

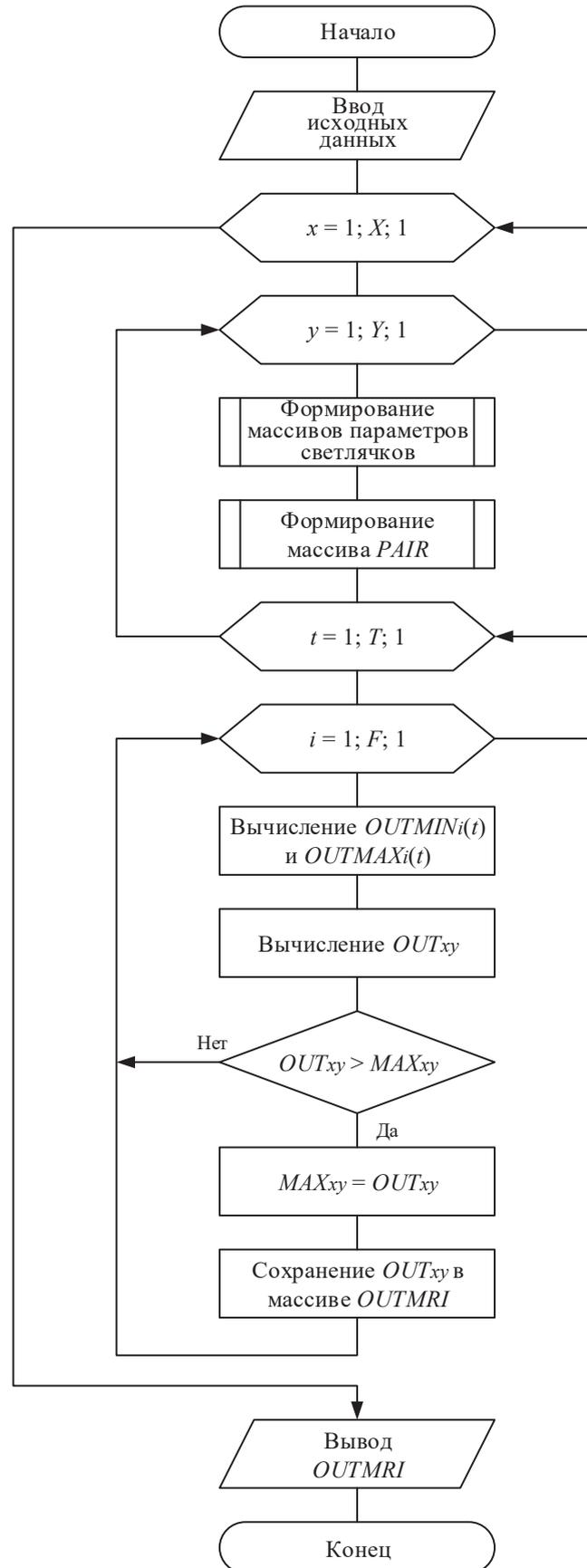


Рис. 1. Блок-схема алгоритма, реализующего предложенный метод обработки МРТ-изображений
Fig. 1. Block diagram of the algorithm implementing the proposed method of processing MRI images

Шаг 1. Начало алгоритма.

Шаг 2. Ввод исходных данных: α ; γ ; F ; $x = 0$; $y = 0$; начального номера $t = 0$ итерации алгоритма светлячков; конечного числа T итераций алгоритма светлячков; элементы $\{IN_{1,1}; IN_{1,2}; \dots; IN_{xy}; \dots; IN_{XY}\}$ массива значений пикселей исходного МРТ-изображения, где X – число пикселей по горизонтали, Y – число пикселей по вертикали.

Начальные значения пикселей $\{OUT_{1,1}; OUT_{1,2}; \dots; OUT_{xy}; \dots; OUT_{XY}\}$ в массиве элементов обработанного МРТ-изображения $OUTMRI$ приравниваются к нулю. Элементы массива максимальных значений пикселей $\{MAX_{1,1}; MAX_{1,2}; \dots; MAX_{xy}, \dots, MAX_{XY}\}$, получаемых в ходе линейной интерполяции, приравниваются к 0.

Шаг 3. Текущее значение x увеличивается на 1. Если x становится равным X , то осуществляется переход к шагу 15. В противном случае выполнение алгоритма переходит к шагу 4.

Шаг 4. Текущее значение y увеличивается на 1. Если y становится равным Y , то выполнение алгоритма возвращается к шагу 3. В противном случае выполнение алгоритма переходит к шагу 5.

Шаг 5. Выполняется процедура формирования параметров светлячков. Осуществляется формирование: $\{OUTMIN_1; OUTMIN_2; \dots; OUTMIN_i; \dots; OUTMIN_F\}$ – массива случайных значений первой координаты светлячков; $\{OUTMAX_1; OUTMAX_2; \dots; OUTMAX_i; \dots; OUTMAX_F\}$ – массива случайных значений второй координаты светлячков; $\{B_1; B_2; \dots; B_i; \dots; B_F\}$ – массива случайных значений интенсивности свечения светлячков.

Шаг 6. Выполняется процедура формирования массива пар светлячков $\{PAIR_1; PAIR_2; \dots; PAIR_i; \dots; PAIR_F\}$, где $PAIR_i$ – номер наиболее привлекательного светлячка для светлячка номер i . Для вычисления значений привлекательности светлячков используются выражения (2) и (3).

Шаг 7. Текущее значение t увеличивается на 1. Если t становится равным T , то выполнение алгоритма возвращается к шагу 4. В противном случае выполнение алгоритма переходит к шагу 8.

Шаг 8. Значение номера светлячка устанавливается $i = 0$.

Шаг 9. Текущее значение i увеличивается на 1. Если i становится равным F , то выполнение алгоритма возвращается к шагу 7. В противном случае выполнение алгоритма переходит к шагу 10.

Шаг 10. Вычисляются значения $OUTMIN_i(t)$ и $OUTMAX_i(t)$, т. е. координаты светлячка номер i после перемещения к светлячку своей пары, с использованием выражений (4) и (5).

Шаг 11. Вычисляется величина OUT_{xy} – значение пикселя с координатами $(x; y)$, получаемое в результате преобразования по формуле (1).

Шаг 12. Проверяется выполнение условия: $OUT_{xy} > MAX_{xy}$. Если данное условие не выполняется, то осуществляется возврат к шагу 9. В противном случае алгоритм переходит к шагу 13.

Шаг 13. Элементу MAX_{xy} присваивается значение OUT_{xy} .

Шаг 14. Элементу с индексом $(x; y)$ в массиве $OUTMRI$ присваивается значение OUT_{xy} .
Выполнение алгоритма возвращается к шагу 9.

Шаг 15. Вывод обработанного МРТ-изображения в виде массива значений пикселей $OUTMRI$.

Шаг 16. Конец алгоритма.

Результаты вычислительных экспериментов

Выполнены вычислительные эксперименты по оцениванию и сопоставлению качества обработки МРТ-изображений с помощью метода выравнивания гистограмм и предлагаемого метода, основанного на применении линейной интерполяции и алгоритма светлячков. На рис. 2 показаны примеры исходных и обработанных МРТ-изображений, используемых для диагностирования онкологических заболеваний головного мозга.

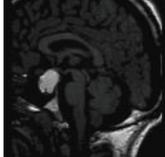
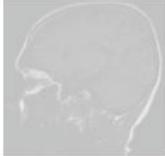
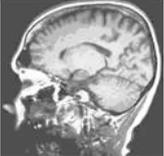
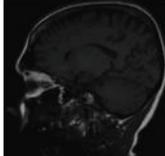
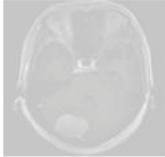
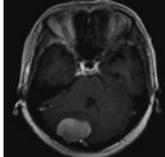
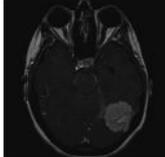
Исходные МРТ-изображения	МРТ-изображения, обработанные методом выравнивания гистограмм	МРТ-изображения, обработанные предложенным методом
		
		
		
		

Рис. 2. Примеры исходных и обработанных МРТ-изображений
 Fig. 2. Examples of raw and processed MRI images

Для оценивания качества МРТ-изображения может быть использован показатель пикового отношения сигнала к шуму (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR) [Sethi, Bharti, Prakash, 2022]. Чем меньше «зашумленность» изображения, тем лучше его качество и выше показатель *PSNR*. Значение этого показателя можно оценить по формуле:

$$PSNR = 10 \cdot \lg \left(\frac{255^2}{MSE} \right), \quad (7)$$

где *MSE* – среднеквадратическая ошибка.

Величина *MSE*, которая характеризует отклонение между значениями пикселей исходного (зашумленного) изображения и обработанного (качественного) изображения, вычисляется по формуле:

$$MSE = \frac{1}{X \cdot Y} \sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y [IN_{xy} - OUT_{xy}]^2. \quad (8)$$



Проведены вычислительные эксперименты для оценивания качества набора МРТ-изображений по показателю *PSNR*. В табл. 1 во втором столбце предоставлены значения этого показателя для изображений, обработанных методом выравнивания гистограмм. В третьем столбце этой же таблицы показаны результаты оценивания значений *PSNR* для изображений, обработанных предложенным методом.

Таблица 1
Table 1

Результаты оценивания показателя *PSNR*
PSNR Evaluation Results

Номер изображения	Значение <i>PSNR</i>	
	метод выравнивания гистограммы	предлагаемый метод
1	64,3	127,6
2	44,3	108,1
3	97,1	137,0
4	57,8	93,7
5	100,2	143,4
6	90,1	148,3
7	73,0	93,7
8	101,6	79,01
9	68,1	98,2
10	110,8	86,4

Анализ данных, представленных в табл. 1, показывает, что для 80 % изображений, обработанных предложенным методом, значения показателя *PSNR* существенно выше, чем для изображений, обработанных методом выравнивания гистограмм.

В качестве второй величины, характеризующей качество МРТ-изображения с позиции его приспособленности к диагностированию онкологических заболеваний головного мозга, можно использовать контрастность изображения, для оценивания которой используется формула Майкельсона. Величину контрастности исходного МРТ-изображения можно оценить с помощью выражения:

$$CST = \frac{INMAX - INMIN}{INMAX + INMIN} \quad (9)$$

Величину контрастности обработанного МРТ-изображения можно оценить по формуле:

$$CST = \frac{OUTMAX - OUTMIN}{OUTMAX + OUTMIN} \quad (10)$$

Известны критерии классификации качества изображений с учетом значений его контрастности, представленные в табл. 2 [Gonzalez, Woods, 2018].

Таблица 2
Table 2

Известные критерии классификации качества изображений с учетом их контрастности
Well-known criteria for classifying image quality based on their contrast

Контрастность	Описание
$CST < 0,4$	Низкое качество изображения, нечеткие детали
$0,4 \leq CST \leq 0,8$	Высокое качество изображения, повышенная четкость
$CST > 0,8$	Среднее качество изображения, не видны некоторые мелкие детали

Исследования показали, что для диагностирования онкологических заболеваний головного мозга важно, чтобы в МРТ-изображении четко выделялись не все детали, а, прежде всего, область опухоли. Эта область, как правило, не относится к очень мелким деталям, поэтому наилучших результатов при её обнаружении можно добиться при следующей контрастности МРТ-изображения:

$$0,7 < CST \leq 0,9. \quad (11)$$

В ходе вычислительных экспериментов проведено оценивание контрастности набора МРТ-изображений, результаты которого представлены в виде диаграммы на рис. 3.

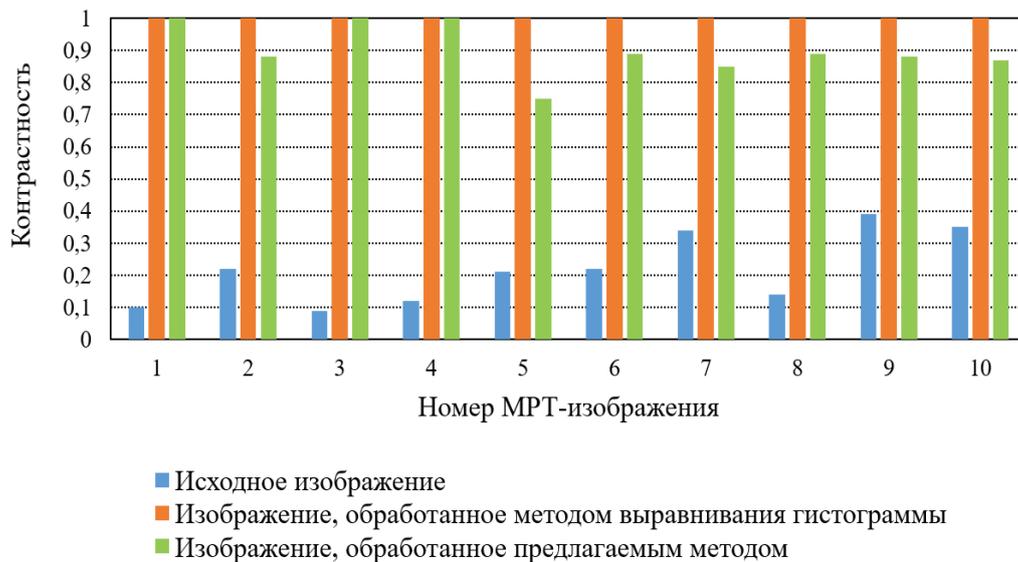


Рис. 3. Результаты оценивания яркости МРТ-изображений
 Fig. 3. Results of MRI image brightness evaluation

Анализ вышеуказанной диаграммы показывает, что критерию (11) не соответствуют исходные изображения и изображения, обработанные методом выравнивания гистограммы. В отличие от них, данный критерий контрастности выполнен для 70 % изображений, обработанных предложенным методом.

Для оценивания качества МРТ-изображений может быть использована характеристика их яркости. Яркость исходного изображения можно оценить по формуле:

$$B = \frac{1}{X \cdot Y} \sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y IN_{xy} \cdot INMAX. \quad (12)$$

Оценивание яркости обработанного изображения можно выполнить с помощью следующего выражения:

$$B = \frac{1}{X \cdot Y} \sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y OUT_{xy} \cdot OUTMAX. \quad (13)$$

Традиционно для классификации качества изображений с учетом их яркости используются критерии, представленные в табл. 3.

Проведенные исследования позволили уточнить данные, представленные в табл. 3, и выявить пределы значений яркости МРТ-изображений, при которых наблюдается высокая точность диагностирования онкологических заболеваний головного мозга:

$$25 < B \leq 75. \quad (14)$$

Выполнены вычислительные эксперименты по оцениванию яркости набора МРТ-изображений, результаты которых представлены в виде диаграммы на рис. 4.

Таблица 3

Table 3

Известные критерии классификации качества изображений с учетом их яркости
 Well-known criteria for classifying image quality based on their brightness

Яркость	Описание
$0 \leq B < 150$	Приемлемое качество изображения, видна детализация
$150 \leq B \leq 200$	Среднее качество изображения, возможно частичная потеря деталей
$B > 200$	Низкое качество изображения, потеря детализации

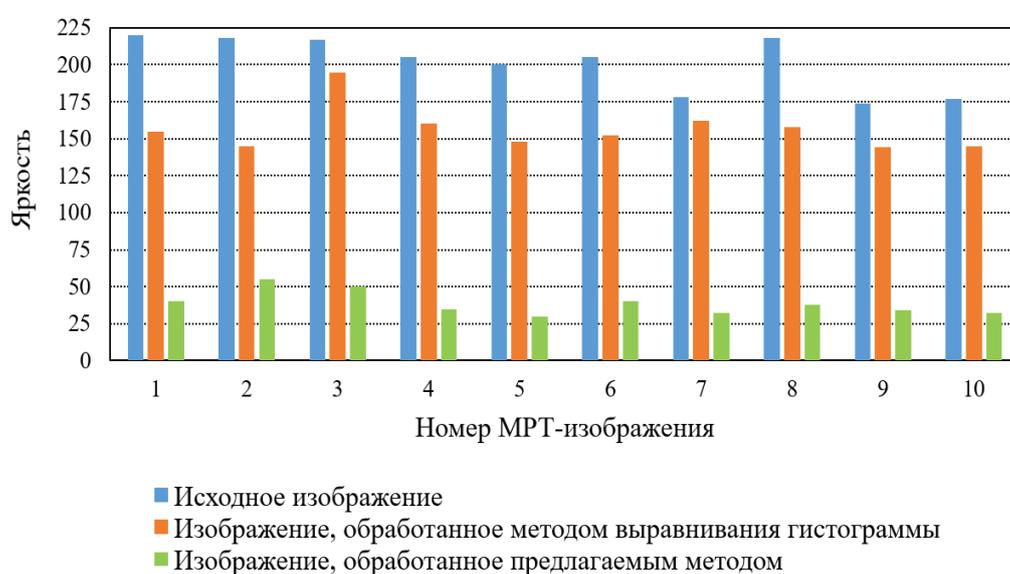


Рис. 4. Результаты оценивания яркости МРТ-изображений
 Fig. 4. Results of MRI image brightness evaluation

Анализ вышеуказанной диаграммы показывает, что исходные изображения и изображения, обработанные методом выравнивания гистограммы, не соответствуют критерию (14). Однако, в отличие от них, данный критерий яркости выполняется для всех изображений, обработанных предложенным методом.

Итак, результаты вычислительных экспериментов по оцениванию пикового отношения сигнала к шуму, контрастности и яркости позволяют утверждать, что обработка МРТ-изображений предложенным методом дает возможность на их основе повысить точность постановки диагноза онкологических заболеваний головного мозга. Для проверки справедливости такого вывода проведено диагностирование этих заболеваний с помощью модели сверточной нейронной сети (Convolutional Neural Networks, CNN). В ходе тестирования использовалась CNN-нейросеть, созданная с помощью языка программирования Python и библиотеки глубокого обучения с открытым исходным кодом Keras. Модель включает 8 скрытых слоев. Для настройки нейросети использовалась обучающая выборка, содержащая данные 2627 изображений онкологических заболеваний головного мозга [Brain tumors, 2025]. Обучение модели выполнялось в течение 25 циклов.

В экспериментальном исследовании использовались 4 снимка МРТ с глиомой, 2 снимка с менингиомой и 4 снимка с опухолью гипофиза. Эти исходные МРТ-изображения были обработаны методом выравнивания гистограммы. Затем вектор значений пикселей каждого

обработанного изображения подавался на вход нейросетевой модели, с помощью которой решалась классификационная задача для диагностирования онкологического заболевания. Полученные результаты диагностирования представлены на рис. 5.



Рис. 5. Результаты нейросетевого диагностирования заболеваний по МРТ-изображениям, обработанным методом выравнивания гистограммы
Fig. 5. Results of neural network diagnostics of diseases based on MRI images processed by the histogram equalization method

Анализ этих результатов показывает, что с помощью нейросетевой модели по МРТ-снимкам правильно диагностированы 1 глиома и 2 менингиомы. Заболевания по остальным 7 снимкам были классифицированы некорректно, поэтому точность диагностирования составила 30 %.

Затем исходные МРТ-изображения были обработаны предложенным методом совместного использования линейной интерполяции и алгоритма светлячков. Результаты нейросетевой диагностики по таким обработанным изображениям показаны на рис. 6.



Рис. 6. Результаты нейросетевого диагностирования заболеваний по МРТ-изображениям, обработанным предложенным методом
Fig. 6. Results of neural network diagnostics of diseases based on MRI images processed by the proposed method

Видно, что в этом случае 3 раза была правильно обнаружена глиома и столько же раз опухоль гипофиза. Результирующая точность диагностирования составила 60 %.

Заключение

Таким образом, представленное исследование посвящено решению актуальной научной задачи, состоящей в разработке метода повышения качества МРТ-изображений, сделанных для диагностирования онкологических заболеваний головного мозга. При этом для постановки диагнозов по снимкам МРТ могут использоваться возможности нейросетевых классификаторов. Одним из распространенных методов, с помощью которых традиционно решается задача повышения качества изображений, является метод выравнивания гистограммы. Однако анализ показал, что обработанные этим методом изображения отличаются чрезмерно высокой контрастностью и яркостью, что может привести к снижению точности диагностирования опухолей мозга на их основе.

Авторами предложен метод обработки изображений в оттенках серого, который базируется на совместном применении линейной интерполяции и алгоритма светлячков. Алгоритм светлячков относится к популяционным (биоинспирированным) алгоритмам, с помощью которого реализуется возможность оптимизировать выбор минимальных и максимальных значений пикселей, необходимых для вычисления интерполированных величин в массиве обработанного изображения. Для реализации предложенного метода обработки МРТ-изображений разработан соответствующий алгоритм.

Экспериментальные исследования показали, что обработка изображений предложенным методом позволяет повысить их качество. Использование МРТ-снимков, обработанных предложенным методом, дает возможность на 30 % увеличить точность нейросетевого диагностирования онкологических заболеваний головного мозга по сравнению с использованием изображений, обработанных методом выравнивания гистограммы.

Список литературы

- Аль Жанзир З.М. 2025. Улучшение изображений в оттенках серого путем разработки линейной интерполяции с использованием алгоритма Firefly. *Современная наука: актуальные проблемы теории и практики. Серия: Естественные и технические науки*, 3: 16–20.
- Махди Т.Н., Игитян Е.В., Польщикова К.А., Корсунов Н.И. 2022. Оценивание эффективности функционирования диалоговой системы на основе применения нечеткого вывода с нейросетевой настройкой. *Экономика. Информатика*, 49(2): 356–374. DOI 10.52575/2687-0932-2022-49-2-356-374.
- Польщикова К.А., Лазарев С.А., Константинов И.С., Польщикова О.Н., Свойкина Л.Ф., Игитян Е.В., Балакшин М.С. 2020. Модель для оценки эффективности выполнения робототехнической системой коммуникативных функций. *СТИИ*, 6: 4–7.
- Польщикова К.А., Польщикова О.Н., Игитян Е.В., Балакшин М.С. 2019. Алгоритм поддержки принятия решений по выбору средств обработки больших массивов естественно-языковых данных. *Научные ведомости Белгородского государственного университета. Серия: Экономика. Информатика*, 46(3): 553–562. DOI: 10.18413/2411-3808-2019-46-3-553-562.
- Ясир М.Дж., Аль Жанзир З.М. 2025. Распознавание и классификация МРТ-изображений головного мозга с использованием нейронных сетей. *Научный результат. Информационные технологии*, 10(1): 77–85. DOI: 10.18413/2518-1092-2025-10-1-0-8.
- Badža M.M., Barjaktarović M.Č. 2020. Classification of Brain Tumors from MRI Images Using a Convolutional Neural Network. *Applied Sciences*, 10(6): 1999.
- Brain tumors. 2025. Kaggle. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/thomasdubail/brain-tumors-256x256> (accessed: 12.05.2025).
- Gómez-Guzmán M.A., Jiménez-Beristáin L., García-Guerrero E.E., López-Bonilla O.R., Tamayo-Perez U.J., Esqueda-Elizondo J.J., Palomino-Vizcaino K., Inzunza-González E. 2023. Classifying Brain Tumors on Magnetic Resonance Imaging by Using Convolutional Neural Networks. *Electronics*, 12(4): 955.
- Gonzalez R. C., Woods R. E. 2018. Digital Image Processing. New York. Pearson. 1019 p.

- Kumar V., Kumar D. 2021. A Systematic Review on Firefly Algorithm: Past, Present, and Future. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 28: 3269–3291.
- Mahdi T.N., Jameel J.Q., Polshchikov K.A., Lazarev S.A., Polshchikov I.K., Kiselev V.E. 2021. Clusters partition algorithm for a self-organizing map for detecting resource-intensive database inquiries in a geo-ecological monitoring system. *Periodicals of Engineering and Natural Sciences*, 9(4): 1138–1145. DOI: 10.21533/pen.v10i1.2584.
- Musallam A.S., Sherif A.S., Hussein M.K. 2022. A New Convolutional Neural Network Architecture for Automatic Detection of Brain Tumors in Magnetic Resonance Imaging Images. *IEEE Access*, 10: 2775–2782.
- Pan M.-S., Yang X.-L., Tang, J.-T. 2012. Research on Interpolation Methods in Medical Image Processing. *Journal of Medical Systems*, 36: 777–807.
- Pannu A. 2015. Artificial Intelligence and its Application in Different Areas. *International Journal of Engineering and Innovative Technology*, 4(10): 79–84.
- Polshchikov K.A., Velikanova A.S., Igityan E.V. 2022. Neural network natural language processing tools for identifying personal priorities in the project performer's selection in the field of smart agriculture. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 1069(1): 012012.
- Polshchikov K., Lazarev S., Kiselev V., Shabeeb A.H.T. 2021. Justification for the decision on loading channels of the network of geoecological monitoring of resources of the agroindustrial complex. *Periodicals of Engineering and Natural Sciences*, 9(3): 781–787.
- Pour E.S., Zadeh Z.B. 2023. Brain Tumor Detection from MRI Images based on Cellular Neural Network and Firefly Algorithm. *International Journal of Research in Engineering and Science*, 11 (6): 609–618.
- Sethi D., Bharti S., Prakash C. 2022. A comprehensive survey on gait analysis: History, parameters, approaches, pose estimation, and future work. *Artificial Intelligence in Medicine*, 129: 102314. DOI: 10.1016/j.artmed.2022.102314.
- Singh U., Choubey M.K. 2021. A Review: Image Enhancement on MRI Images. 2021 5th International Conference on Information Systems and Computer Networks (ISCON), Mathura: 1–6.
- Velikanova A.S., Polshchikov K.A., Likhosherstov R.V., Polshchikova A.K. 2021. The use of virtual reality and fuzzy neural network tools to identify the focus on achieving project results. *Journal of Physics: Conference Series*, 2060: 012017. DOI: 10.1088/1742-6596/2060/1/012017.

References

- Al Janzeer Z.M. 2025. Enhancing Grayscale Images by Developing Linear Interpolation Using Firefly Algorithm. *Modern Science: Current Problems of Theory and Practice. Series: Natural and Technical Sciences*, 3: 16–20. (in Russian).
- Mahdi T.N., Igityan E.V., Polshchikov K.A., Korsunov N.I. 2022. Evaluation of the Dialogue System Efficiency Based on the Application of Fuzzy Inference with Neural Network Settings. *Economics. Information technologies*, 49(2): 356–374 (in Russian). DOI: 10.52575/2687-0932-2022-49-2-356-374.
- Pol'shnikov K.A., Lazarev S.A., Konstantinov I.S., Pol'shnikova O.N., Svojkina L.F., Igitjan E.V., Balakshin M.S. 2020. Model' dlja ocenki jeffektivnosti vypolnenija robototekhnicheskoy sistemoj kommunikativnyh funkciy. *STIN*, 6: 4–7. (in Russian).
- Polshchikov K.A., Polshchikova O.N., Igityan E.V., Balakshin M.S. 2019. The algorithm of decision support in the choice of means of processing large amounts of natural language data. *Belgorod State University Scientific Bulletin. Economics. Information technologies*, 46 (3): 553–562 (in Russian). DOI: 10.18413/2411-3808-2019-46-3-553-562.
- Yaser M.J., Al Janzeer Z.M. 2025. Recognition and classification of MRI images of the brain using the neural networks. *Research result. Information technologies*, 10(1): 77–85. (in Russian). DOI: 10.18413/2518-1092-2025-10-1-0-8.
- Badža M.M., Barjaktarović M.Č. 2020. Classification of Brain Tumors from MRI Images Using a Convolutional Neural Network. *Applied Sciences*, 10(6): 1999.
- Brain tumors. 2025. Kaggle. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/thomasdubail/brain-tumors-256x256> (accessed: 12.05.2025).
- Gómez-Guzmán M.A., Jiménez-Beristáin L., García-Guerrero E.E., López-Bonilla O.R., Tamayo-Perez U.J., Esqueda-Elizondo J.J., Palomino-Vizcaino K., Inzunza-González E. 2023. Classifying Brain Tumors on Magnetic Resonance Imaging by Using Convolutional Neural Networks. *Electronics*, 12(4): 955.
- Gonzalez R.C., Woods R.E. 2018. Digital Image Processing. New York. Pearson. 1019 p.



- Kumar V., Kumar D. 2021. A Systematic Review on Firefly Algorithm: Past, Present, and Future. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 28: 3269–3291.
- Mahdi T.N., Jameel J.Q., Polshchykov K.A., Lazarev S.A., Polshchykov I.K., Kiselev V.E. 2021. Clusters partition algorithm for a self-organizing map for detecting resource-intensive database inquiries in a geo-ecological monitoring system. *Periodicals of Engineering and Natural Sciences*, 9(4): 1138–1145. DOI: 10.21533/pen.v10i1.2584.
- Musallam A.S., Sherif A.S., Hussein M.K. 2022. A New Convolutional Neural Network Architecture for Automatic Detection of Brain Tumors in Magnetic Resonance Imaging Images. *IEEE Access*, 10: 2775–2782.
- Pan M.-S., Yang X.-L., Tang, J.-T. 2012. Research on Interpolation Methods in Medical Image Processing. *Journal of Medical Systems*, 36: 777–807.
- Pannu A. 2015. Artificial Intelligence and its Application in Different Areas. *International Journal of Engineering and Innovative Technology*, 4(10): 79–84.
- Polshchykov K.A., Velikanova A.S., Igityan E.V. 2022. Neural network natural language processing tools for identifying personal priorities in the project performer's selection in the field of smart agriculture. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 1069(1): 012012.
- Polshchykov K., Lazarev S., Kiselev V., Shabeeb A.H.T. 2021. Justification for the decision on loading channels of the network of geoeological monitoring of resources of the agroindustrial complex. *Periodicals of Engineering and Natural Sciences*, 9(3): 781–787.
- Pour E.S., Zadeh Z.B. 2023. Brain Tumor Detection from MRI Images based on Cellular Neural Network and Firefly Algorithm. *International Journal of Research in Engineering and Science*, 11 (6): 609–618.
- Sethi D., Bharti S., Prakash C. 2022. A comprehensive survey on gait analysis: History, parameters, approaches, pose estimation, and future work. *Artificial Intelligence in Medicine*, 129: 102314. DOI: 10.1016/j.artmed.2022.102314.
- Singh U., Choubey M.K. 2021. A Review: Image Enhancement on MRI Images. 2021 5th International Conference on Information Systems and Computer Networks (ISCON), Mathura: 1–6.
- Velikanova A.S., Polshchykov K.A., Likhoshevstov R.V., Polshchykova A.K. 2021. The use of virtual reality and fuzzy neural network tools to identify the focus on achieving project results. *Journal of Physics: Conference Series*, 2060: 012017. DOI: 10.1088/1742-6596/2060/1/012017.

Конфликт интересов: о потенциальном конфликте интересов не сообщалось.

Conflict of interest: no potential conflict of interest related to this article was reported.

Поступила в редакцию 02.04.2025

Поступила после рецензирования 29.05.2025

Принята к публикации 04.06.2025

Received April 2, 2025

Revised May 29, 2025

Accepted June 04, 2025

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Аль-Шамки Амир Абдулкадим Оуду, кандидат технических наук, лектор Технического университета Аль-Фурат Аль-Аусат, г. Дивания, Ирак

Аль Жанзир Зуалфекар Муниф, аспирант, Белгородский государственный национальный исследовательский университет, г. Белгород, Россия

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Ameer A.O. Al-Shamkhee, Candidate of Technical Sciences, Lecturer of Al-Furat Al-Awsat Technical University, Diwaniya, Iraq

Zualfekar M. Al Janzeer, Postgraduate Student of Belgorod State National Research University, Belgorod, Russia