


UDC 004.932.72+004.832+616-073.75

 10.25209/2079-3316-2026-17-2-295-326

Extraction of symmetrical brain characteristics for the automated detection of brain tumors in MRI images

Herve **Kamguia Feukwi**

Saint-Petersburg State University, Saint-Petersburg, Russia

 st093241@student.spbu.ru

Abstract. This study presents an automated and explainable decision-support framework for medical image analysis. The proposed method detects the principal symmetry axis in grayscale FLAIR brain MRI images, using candidate axes near the brain's center of mass and optimizing Jaccard and cosine similarity. Images are then binarized via FCM clustering. Bilateral asymmetry is quantified through five complementary metrics: Dice asymmetry metric and mass imbalance on binary images, and gradient asymmetry, intensity asymmetry, and structural asymmetry (inverted SSIM) on grayscale images. These features are classified by a CatBoost model into cancerous and non-cancerous cases, achieving 89% ROC-AUC, 80% accuracy, 88% sensitivity, and an F1-score of 80%. (*Linked article texts in English and in Russian*).

Key words and phrases: Symmetry Analysis, Jaccard index, Cosine index, Fuzzy C-Means clustering

For citation: Herve Kamguia Feukwi. *Extraction of symmetrical brain characteristics for the automated detection of brain tumors in MRI images*. Program Systems: Theory and Applications, 2026, **17**:2(71), pp. 295–326. (*In English, in Russian*). https://psta.psiras.ru/read/psta2026_2_295-326.pdf

1. Introduction

Contemporary healthcare relies heavily on medical imaging to successfully diagnose, track, and manage disease progression. Techniques such as computed tomography (CT), magnetic resonance imaging (MRI), ultrasound, and X-ray radiography constitute the core of this diagnostic toolkit. Fundamentally, these technologies allow practitioners to peer into the human body without resorting to invasive surgical procedures, thereby accelerating accurate diagnoses and therapeutic interventions. Functioning as a computational diagnostic framework, medical imaging facilitates the identification and quantification of subclinical abnormalities, supporting timely intervention and refined prognostic stratification¹.

Despite immense leaps in both diagnostics and oncology, cancer persistently ranks among the highest causes of death worldwide [1, 2]. To combat this, computational decision-support architectures have been deployed across domains such as medical statistics analysis, genomics [3], medical image analysis [4]. Nevertheless, an ongoing demand exists for analytical models that are not only accurate but also interpretable.

Within neuroimaging, anatomical symmetry operates as a highly informative biomarker; an absence or disruption of this balance frequently points toward an underlying pathological condition [5–7]. This principle governs paired anatomical features like breasts or kidneys, as well as inherently symmetrical singular structures like the human face and brain. A substantial body of historical research confirms that symmetry-oriented metrics hold immense diagnostic value [6–9]. Nevertheless, this field requires methodological innovation to improve early detection capabilities and ensure the transparency of the resulting models.

Expanding upon our earlier investigations [10], the present study adapts the angled-line technique to neuroimaging, facilitating the extraction of cerebral symmetry markers to identify malignant growths. We introduce a completely autonomous framework for brain tumor identification driven by multimodal MRI symmetry evaluation. Because the pipeline is fully automated, it eliminates the need for manual parameter tuning by the end user. The angled-line method is centrally deployed to calculate the pivotal axis of symmetry, a prerequisite for assessing bilateral morphological traits.

¹ World Health Organization[®] <https://www.who.int/>

A primary contribution of this research lies in highlighting the predictive strength of mass imbalance alongside intensity asymmetry coefficients drawn from MRI data, effectively proving that cerebral asymmetry is a potent hallmark of brain tumors. Ultimately, this methodology is positioned as a viable computer-aided diagnostic tool to assist medical professionals. The core innovation rests in delivering a sequential, end-to-end medical decision support pipeline specifically engineered to isolate tumor-bearing MRI scans.

2. Methods and Materials

The dataset was obtained from Kaggle [11] and comprises brain MRI images from 110 patients (cases) along with manually created fluid-attenuated inversion recovery (FLAIR) abnormality masks. A total of 1300 FLAIR sequences were utilized in this research, with 845 (65%) categorized as non-cancerous and 455 (35%) identified as containing tumors. Each image measures $256 \times 256 \times 3$.

Similar to the automated path line extraction used in aortic modeling [12], our method utilizes the angled line equation to establish a symmetry axis and extract image-based morphometry. The symmetry axis is estimated on the grayscale version of the FLAIR images using the angled-line formulation [10]. Converting the image to gray usually reduce the processing time.

Each line represents a possible candidate for the line of symmetry. Typically, the line of symmetry of the brain is situated near its center of mass. Consequently, the search for this line was confined to the area adjacent to the center [13]. The optimal symmetry line is determined by selecting the line that exhibits the highest Jaccard and Cosine index values. The gray image undergoes binarization using the Fuzzy C-Means (FCM) Clustering Method [14].

FCM is an unsupervised clustering technique commonly employed in medical image segmentation. It groups similar pixels into clusters based on their fuzzy memberships through the Fuzzy C-Means clustering approach [14]. This iterative algorithm aims to minimize a cost function, as defined in Equation (1). The cost function is contingent upon the distance of the pixels from the cluster centers.

$$(1) \quad J = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^c u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2,$$

where N , denotes the number of pixels, c , denotes the number of clusters, and x_j denotes the intensity of the j th pixel.

In this research, the number of clusters, c , is set to 3, where u_{ij} indicates the membership of x_j in the i th cluster, v_i signifies the center of the i th cluster, and m regulates the fuzziness, maintaining a constant value. The membership function and cluster centers are updated at each iteration using the formulas presented in equations (2) and (3):

$$(2) \quad u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_j - v_i\|}{\|x_j - v_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}},$$

$$(3) \quad v_i = \frac{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m}.$$

The Dice metric in this study quantifies the spatial concordance between one cerebral hemisphere and its mirrored counterpart. Prior work [15–17] indicates that tumor growth not only alters local intensity patterns but also induces anatomical displacement of adjacent structures, making reduced interhemispheric overlap a salient marker of a space-occupying lesion. Accordingly, a low Dice value reflects poor bilateral correspondence and suggests increased asymmetry, whereas higher values indicate stronger structural symmetry in the analyzed MRI volume.

Importantly, the Dice metric is shape-based rather than intensity-based: it evaluates the binary foreground support of each hemisphere without considering pixel brightness. As a result, it is less sensitive to scanner-dependent bias fields, illumination inhomogeneity, and other acquisition artifacts that can confound intensity-driven measures and generate false positives [16, 17]. This makes the Dice index particularly suitable for symmetry analysis in brain MRI, where geometric alignment is often more informative than raw signal magnitude. The Dice index is computed according to the following equation

$$(4) \quad \text{Dice} = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|},$$

where A and B denote the binary masks corresponding to the left hemisphere and the vertically reflected right hemisphere, respectively. The numerator measures the number of overlapping foreground pixels, while the denominator normalizes this overlap by the total foreground support in both masks.

We reverse this metric, which aligns with our Dice asymmetry (DS) metric

$$(5) \quad DS = 1 - Dice.$$

Normal brain hemispheres exhibit nearly identical mass. In this context, this mass is represented by the foreground pixels present in the binary image. The aforementioned mass asymmetry formula serves to differentiate between space-occupying mass in both hemispheres [18]. The mass imbalance (MI) index is calculated using

$$(6) \quad MI = \frac{|A' - B'|}{A' + B'},$$

where A' and B' represent the total intensity mass in the left image half and the flipped right image half, respectively. If the overall «mass» (sum of pixels) of the foreground pixels in one hemisphere significantly exceeds the corresponding sum in the opposite hemisphere, it is identified as a potential lesion rather than merely a natural variation. This measures global level asymmetry.

Gradient asymmetry (GA) focuses on identifying the edges and assessing their sharpness in various sections of the hemisphere, as well as examining how the detected edges and their sharpness vary between the two hemispheres. Structural sharpness is characterized by elevated Sobel gradient values. Tumors frequently exhibit heterogeneous textures instead of consistent brightness. Variations in gradients reflect the «edge contrast» of hyperintense areas, serving as a predictive marker for tumor invasion and patient survival rates [19]. The quantification of GA in grayscale images is performed using the equation:

$$(7) \quad GA = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N \left| G_L(p) - G_R^f(p) \right|,$$

where $G_L(p)$ and $G_R^f(p)$ denote the magnitude of the Sobel gradient at pixel p in the left half of the image and the mirrored right half, respectively. N represents the total number of pixels within the area of interest, while p indicates the pixel index.

The distribution of intensity levels in brain MRI can provide essential information regarding potential tumor areas. The variation in intensity across different brain regions is typically highlighted due to the edema induced by tumors surrounding the affected area. This edema appears as a high intensity level in the FLAIR modality, allowing for the clear identification of abnormal regions in FLAIR images [20]. In this research, this intensity asymmetry (IA) is quantified using:

$$(8) \quad \text{IA} = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N \left| I_L(p) - I_R^f(p) \right|,$$

where, $I_L(p)$ and $I_R^f(p)$ denote the intensity of the pixel located at position p in the left half of the image and the corresponding flipped right half, respectively. This method enables the examination of the intensity patterns between the hemispheres, in addition to identifying misaligned features at the pixel level.

The Structural Similarity Index (SSIM) is a perceptually motivated image-quality measure that is used to quantify structural degradation between two images [21]. In this study, SSIM is computed between the left hemisphere and its mirrored counterpart by decomposing similarity into three complementary components: luminance, which evaluates differences in mean intensity; contrast, which assesses the dispersion of signal values; and structure, which captures local spatial organization and texture consistency. This decomposition makes SSIM particularly suitable for symmetry-based analysis in brain MRI, where pathology may manifest not only as intensity variation but also as subtle alterations in tissue arrangement [22].

Recent studies [23, 24] have highlighted SSIM as a robust descriptor for evaluating the fidelity and diagnostic relevance of automated medical-image analysis frameworks. In particular, SSIM is well suited to distinguishing between mass-effect lesions, which primarily induce anatomical displacement, and infiltrative lesions, which may produce more localized radiometric and textural abnormalities. For infiltrative tumors in FLAIR images, SSIM can detect fine-grained structural perturbations that may not be captured by intensity-based metrics alone. This makes it a valuable complement to geometric and photometric asymmetry measures in tumor characterization. In the present work, SSIM is defined as

$$(9) \quad \text{SSIM}(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)},$$

where x and y denote the left and right-flipped image halves, respectively. The terms μ_x and μ_y represent the mean intensities of x and y , while σ_x^2 and σ_y^2 denote their variances. The covariance between the two regions is given by σ_{xy} . The constants C_1 and C_2 are included to ensure numerical stability and prevent singularities when local statistics approach zero. Together, these terms provide a normalized estimate of structural correspondence that is highly informative for bilateral symmetry assessment in medical imaging.

A higher value of SSIM index indicate a greater similarity between the compared hemispheres. However, to ensure consistency with direct asymmetry-based metrics (GA, IA, MI) we invert this metric which corresponds to our structural asymmetry (SA) metric:

$$(10) \quad SA = 1 - SSIM.$$

For each image, the gray and binarized versions are divided into two halves along the symmetry line. The resulting images are designated as Left and Right, corresponding to the left and right halves, respectively. The right half is mirrored along the vertical axis and labeled as Right-flipped. This process allows for the alignment of similar structural regions of the brain in the same orientation.

Subsequently, various metrics are computed between the Left and Right-flipped halves. The asymmetry of the brain image is quantified using five complementary metrics:

Dice asymmetry (DS),
mass imbalance (MI) for the binary mage,
gradient asymmetry (GA),
intensity asymmetry (IA), and
structural asymmetry (SA) for the gray image.

These metrics collectively capture geometric, textural, and intensity-based deviations from bilateral symmetry. Using the CatBoost algorithm [25], MRI images were classified as either cancerous or non-cancerous based on the extracted metric values. The dataset, comprising 1,300 MRI images, was partitioned into training and validation subsets using stratified sampling: 80% of the data (1,040) was allocated for training, while the remaining 20% (260) was reserved for validation.

To enhance model robustness and mitigate overfitting, K-fold cross-validation was employed during the training phase. Since the raw

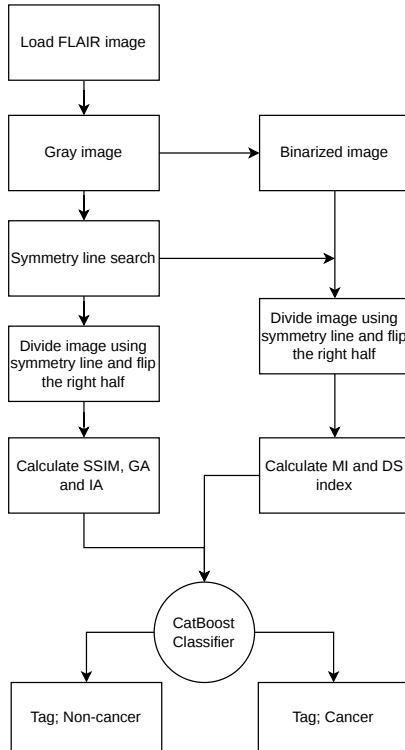


FIGURE 1. Algorithm chart

probability outputs generated by CatBoost may not accurately reflect true posterior confidence, a calibration step was incorporated to improve probabilistic reliability. Sigmoid (Platt scaling) calibration was applied to map the predicted scores to calibrated probability estimates. Additionally, a fixed random seed was specified to ensure reproducibility and stability of the results.

The chart of the algorithm utilized in this research is illustrated in Figure 1

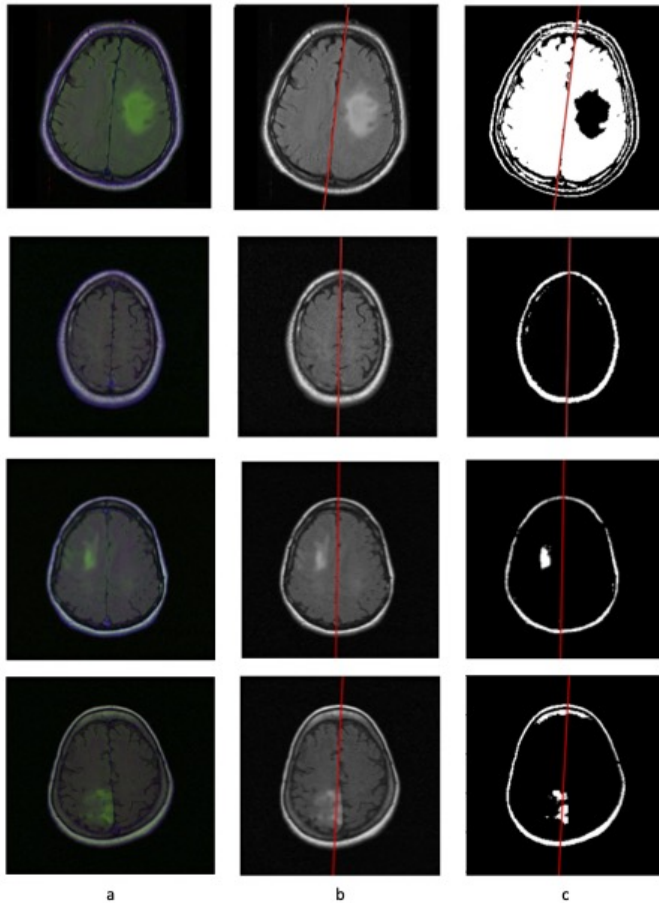


FIGURE 2. Symmetry line search:(a) FLAIR MRI, (b) Gray image with symmetry line, (c) Binary image with symmetry line

3. Results

The suggested methodology was implemented on the brain FLAIR images obtained from the dataset. The ground truth for every image is located within the dataset tasks, corresponding to the manually generated mask for each image created by an expert. Figure 2 illustrates an example of the original image, its grayscale version, and the binarized version.

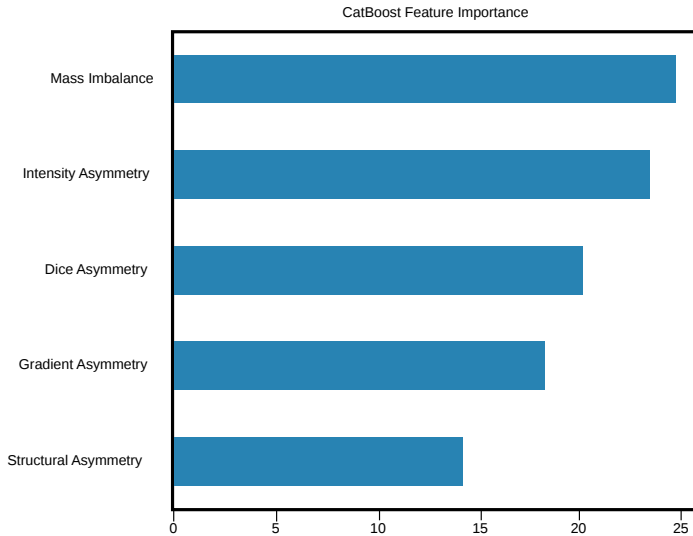


FIGURE 3. Feature importance graph

Performance evaluation examined sensitivity, accuracy, and specificity.

It was noted that the mass imbalance (MI) metric had a more significant influence on the classification algorithm. Figure 2 shows the original FLAIR image, which was converted to gray and used to find the best symmetry line. The binary image was obtained via the FCM method and the previously determined symmetry line applied.

Using the CatBoost algorithm [25], the classification was performed on the basis of the extracted features. As illustrated in Figure 3, the feature-importance analysis identified mass imbalance (MI) as the most influential variable, followed by intensity asymmetry (IA), whereas structural asymmetry (SA) exhibited the lowest contribution.

This pattern indicates that features derived from binary representations captured interhemispheric differences more effectively than the grayscale-derived feature. In particular, the mass imbalance, computed from binary images, demonstrated greater discriminative utility than structural asymmetry, which was derived from grayscale images.

4. Discussions

The proposed symmetry-axis detection pipeline demonstrated high anatomical fidelity across the FLAIR MRI dataset. By restricting candidate lines to the vicinity of the brain's center of mass and jointly optimizing Jaccard and cosine similarity indexes, the algorithm consistently identified midline structures with sub-pixel precision.

This geometric consistency underscores the robustness of the angled-line formulation in handling inter-subject variability in head orientation and mild pathological midline shifts. The stability of the computed symmetry axis serves as a reliable foundation for subsequent bilateral feature extraction, effectively mitigating alignment-induced noise that often compromises conventional registration-based approaches.

Feature-importance analysis revealed that mass imbalance (MI) was the most discriminative predictor, achieving 70% classification accuracy when used in isolation. This aligns with the clinical observation that space-occupying lesions predominantly manifest as volumetric mass effects, which are efficiently captured after FCM-based binarization isolates foreground tissue from background and non-brain structures.

Intensity asymmetry (IA) emerged as the secondary contributor, reflecting FLAIR-specific hyperintensities associated with peritumoral edema and infiltrative tumor margins. Conversely, gradient asymmetry (GA) and structural asymmetry (SA) exhibited lower predictive weight, likely because FLAIR sequences prioritize fluid-suppressed intensity contrast over fine textural or edge-based differentiation.

The reduced utility of grayscale-derived metrics in this context suggests that binary morphometric features may be more robust for symmetry-based tumor screening in FLAIR modalities, though multimodal fusion (e.g., T1, T2, or contrast-enhanced sequences) could restore the diagnostic value of structural and gradient descriptors.

When integrated into the CatBoost ensemble, the five asymmetry metrics produced an ROC-AUC of 89%, along with 80% accuracy, 88% sensitivity, and an F1-score of 80%. CatBoost was deliberately chosen for its resilience to heterogeneous tabular data, its automatic management of feature interactions, and its ability to prevent overfitting in moderately sized datasets.

In addition to its predictive capabilities, the framework emphasizes clinical interpretability: each asymmetry metric is linked to a specific biophysical property (volumetric displacement, intensity deviation, edge contrast, and structural coherence), allowing clinicians to connect classification outcomes to measurable imaging biomarkers. This level of transparency mitigates a significant challenge in AI-assisted diagnostics, where opaque models frequently lack actionable clinical justification and endorsement by medical experts.

Several limitations merit attention.

1. The research is based solely on a publicly accessible FLAIR dataset, which might not encompass the complete variability of clinical MRI protocols, different scanner manufacturers, or varying magnetic field strengths.
2. Although the FCM binarization process is computationally efficient, it is susceptible to intensity inhomogeneities and may necessitate adaptive bias-field correction or atlas-guided initialization for more extensive application.
3. Non-neoplastic conditions (such as ischemic stroke, traumatic injury, or congenital asymmetries) may also interfere with bilateral symmetry, potentially leading to false positives in actual clinical screenings.

Future iterations will integrate multi-modal MRI inputs, and validate the pipeline using multi-center cohorts. From a systems perspective, the lightweight computational footprint of the proposed pipeline makes it ideally suited for edge deployment in resource-limited clinical settings or as a triage component within larger medical decision-making workflows.

Ultimately, by combining mathematically grounded symmetry metrics with an interpretable gradient-boosting classifier, this research propels the advancement of transparent, theory-driven decision-support systems for neuro-oncological imaging and enhances data processing speed.

5. Conclusions

This study presents a fully automated, theory-driven framework for detecting brain tumors in FLAIR MRI by quantifying bilateral asymmetry.

By leveraging an optimized angled-line formulation constrained to the brain's center of mass and validated through Jaccard and Cosine similarity metrics, the pipeline reliably localizes the anatomical midline without iterative registration or manual initialization.

This geometric foundation enables the systematic extraction of five complementary asymmetry descriptors, capturing volumetric, intensity, gradient, and structural deviations between hemispheres. Integration of these metrics into a CatBoost classifier yields robust diagnostic performance (ROC-AUC 89%, accuracy 80%, sensitivity 88%, F1-score 80%), confirming that symmetry degradation is a highly discriminative biomarker for space-occupying lesions.









In addition, the primary clinical significance of the framework is its built-in interpretability. Unlike the opaque nature of deep learning models, each input feature is directly linked to a measurable biophysical characteristic (such as mass displacement, intensity heterogeneity, edge contrast, and structural coherence). This level of transparency empowers radiologists and neuro-oncologists to connect classification results to specific morphometric variations, thereby enhancing clinical trust and promoting regulatory acceptance.

From a methodological perspective, the streamlined design of the pipeline avoids the need for computationally demanding voxel-wise segmentation or complex convolutional architectures, which greatly decreases data processing time and inference latency. Furthermore, the lack of necessity for manual parameter adjustments, along with the lightweight tabular format of CatBoost, allows for swift, slice-level screening that can function effectively on standard clinical equipment.









Ultimately, this system is designed to enhance clinical workflows rather than replace expert judgment. By delivering fast, explainable, and mathematically grounded assessments, it empowers medical teams to prioritize high-risk cases, reduce diagnostic fatigue, and make more informed, evidence-based decisions—particularly in high-volume or resource-constrained settings.

Future work will focus on extending the evaluation using larger and more diverse datasets to further validate the robustness and generalizability of the approach. Moreover, performance improvements are anticipated through the extraction of features not only at the global image level but also at finer sub-regional scales, enabling more localized characterization of tumor patterns. Through its balance of computational efficiency, algorithmic transparency, and clinical utility, the proposed framework advances the development of practical decision-support systems for neuro-oncological imaging.

References

- [1] F. Bray, M. Laversanne, H. Sung, J. Ferlay, R. L. Siegel. “Global cancer statistics 2022: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries”, *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, **74**:3 (2024), pp. 229–263.  [↑296](#)
- [2] H. M. Rai, J. Yoo. “A comprehensive analysis of recent advancements in cancer detection using machine learning and deep learning models for improved diagnostics”, *Journal of Cancer Research and Clinical Oncology*, **149**:15 (2023), pp. 14365–14408.  [↑296](#)
- [3] R. Bejaoui, R. Mahouachi, H. Mahersia. “A five-year systematic review of AI-based medical image analysis: From preprocessing to classification”, *Forensic Imaging*, **44** (2026), id. 200670.  [↑296](#)
- [4] F. Alharbi, A. Vakanski. “Machine learning methods for cancer classification using gene expression data: A review”, *Bioengineering*, **10**:2 (2023), id. 173, 26 pp.  [↑296](#)
- [5] M. Bertamini, A. D. J. Makin. “Brain activity in response to visual symmetry”, *Symmetry*, **6**:4 (2014), pp. 975–996.  [↑296](#)
- [6] M. C. Corballis. Bilaterally symmetrical: To be or not to be? *Symmetry*, **12**:3 (2020), id. 326, 12 pp.  [↑296](#)
- [7] H. Khotanlou, O. Colliot, J. Atif, I. Bloch. “3D brain tumor segmentation in MRI using fuzzy classification, symmetry analysis and spatially constrained deformable models”, *Fuzzy Sets and Systems*, **160**:10 (2009), pp. 1457–1473.  [↑296](#)
- [8] Fiçici C. Ö., Eroğul O., Z. Telatar. “Fully automated brain tumor segmentation and volume estimation based on symmetry analysis in MR images”, *CMBEIH 2017: Proceedings of the International Conference on Medical and Biological Engineering* (Sarajevo, B&H, March 16–18, 2017), IFMBE Proceedings, vol. **62**, Springer, Singapore, 2017, ISBN 978-981-10-4165-5, pp. 53–60.  [↑296](#)

- [9] M. Arabahmadi, R. Farahbakhsh, J. Rezazadeh. “Deep learning for smart healthcare — A survey on brain tumor detection from medical imaging”, *Sensors*, **22**:5 (2022), id. 1960, 27 pp. [↑296](#)
- [10] H. Kamguia Feukwi, A. B. Goncharova. “Determining the axis of symmetry in 2D shapes using the angled line technique”, 5th International Conference “Stability and Control Processes” (SCP 2025) (St. Petersburg, Russia, October 6–10, 2025), *Processy upravleniya i ustojchivost’*, **12**, S2-1 (2025), pp. 227–228 (na angl.). [↑296](#), [297](#)
- [11] M. Buda. *Brain MRI Segmentation*, 2025. [↑297](#)
- [12] E. S. Larin, I. S. Blekanov, F. V. Ezhov, L. A. Kovalenko, K. V. Pugin, G. I. Kim. “Methods for constructing aortic sections and calculating their characteristics from computed tomography images”, *Vestn. S.-Peterburg. un-ta. Ser. 10. Prikl. matem. Inform. Proc. upr.*, **21**:2 (2025), pp. 255–276 (in Russian). [↑297](#)
- [13] H. Kamguia Feukwi. “AI-Explainable medical image comparison”, LVI International Scientific Conference “Control Processes and Stability” (CPS 2025) (St. Petersburg, Russia, April 7–11, 2025), *Processy upravleniya i ustojchivost’*, **12**:28 (2025), pp. 211–217 (na angl.). [↑297](#)
- [14] K. -S. Chuang, H. -L. Tzeng, S. Chen, J. Wu, T. -J. Chen. “Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation”, *Computerized Medical Imaging and Graphics*, **30**:1 (2006), pp. 9–15. [↑297](#)
- [15] K. H. Zou, S. K. Warfield, A. Bharatha, C. M. C. Tempny, M. R. Kaus, S. J. Haker, W. M. Wells III, F. A. Jolesz, R. Kikinis. “Statistical validation of image segmentation quality based on a spatial overlap index: scientific reports”, *Academic Radiology*, **11**:2 (2004), pp. 178–189. [↑298](#)
- [16] A. Gerken, S. Walluscheck, P. Kohlmann, I. Galinovic, K. Villringer, J. B. Fiebach, J. Klein, S. Heldmann. “Deep learning-based segmentation of brain parenchyma and ventricular system in CT scans in the presence of anomalies”, *Front. Neuroimaging*, **2** (2023), id. 1228255, 10 pp. [↑298](#)
- [17] S. Huisman, M. Maspero, M. Philippens, J. Verhoeff, S. David. “Validation of SynthSeg segmentation performance on CT using paired MRI from radiotherapy patients”, *NeuroImage*, **303** (2024), id. 120922, 11 pp. [↑298](#)
- [18] Y. Li, M. Fan, H. Cheng, P. Zhang, B. Zheng, L. Li. “Assessment of global and local region-based bilateral mammographic feature asymmetry to predict short-term breast cancer risk”, *Physics in Medicine and Biology*, **63**:2 (2018), id. 025004. [↑299](#)
- [19] W. Tang, M. Zhang, C. Xu, Y. Shao, J. Tang, S. Gong, H. Dong, M. Sheng. “Diagnostic efficiency of multi-modal MRI based deep learning with Sobel operator in differentiating benign and malignant breast mass lesions—a retrospective study”, *PeerJ Comput. Sci.*, **9** (2023), id. e1460, 16 pp. [↑299](#)

- [20] C. Ficici, O. Eroglu, Z. Telatar, O. Kocak. “Automatic brain tumor detection and volume estimation in multimodal MRI scans via a symmetry analysis”, *Symmetry*, **15**:8 (2023), id. 1586, 21 pp.  [↑300](#)
- [21] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, E. P. Simoncelli. “Image quality assessment: from error visibility to structural similarity”, *IEEE Transactions on Image Processing*, **13**:4 (2004), pp. 600–612.  [↑300](#)
- [22] N. B. Bahadure, A. K. Ray, H. P. Thethi. “Image analysis for MRI based brain tumor detection and feature extraction using biologically inspired BWT and SVM”, *Int. J. Biomed. Imaging*, **2017** (2017), id. 9749108, 12 pp.   [↑300](#)
- [23] S. Dash, M. Siddique, S. Mishra, D. J. Gelmecha, S. Satapathy, D. S. Rathee, R. S. Singh. “Brain tumor detection and classification using IFF-FLICM segmentation and optimized ELM model”, *Journal of Engineering*, **2024**:1 (2024), id. 8419540, 24 pp.  [↑300](#)
- [24] D. Rastogi, P. Johri, M. Donelli, S. Kadry, A. A. Khan, G. Espa, P. Feraco, J. Kim. “Deep learning-integrated MRI brain tumor analysis: feature extraction, segmentation, and Survival Prediction using Replicator and volumetric networks”, *Sci. Rep.*, **15**:1 (2025), id. 1437.  [↑300](#)
- [25] A. -V. Dorogush, V. Ershov, A. Gulin. *CatBoost: gradient boosting with categorical features support*, 2018, 7 pp. arXiv  1810.11363  [↑301](#), 304

Received	01.05.2026;
approved after reviewing	15.05.2026;
accepted for publication	23.06.2026;
published online	27.06.2026.


Recommended by

*PhD, Guliyev Yadulla Iman oghy***Information about the author:**


Herve Kamguia Feukwi



Kamguia Feukwi Herve is undertaking a PhD at Saint-Petersburg State University in Russia, where his research is dedicated to the processing of medical data and the integration of machine learning, artificial intelligence, and explainable artificial intelligence (XAI) in the medical domain.

 0000-0002-1781-9042
e-mail: st093241@student.spbu.ru*The author declare no conflicts of interests.*

УДК 004.932.72+004.832+616-073.75

 10.25209/2079-3316-2026-17-2-295-326


Извлечение характеристик симметрии мозга для автоматического выявления опухолей головного мозга на МРТ-изображениях

 Херве Камгюя Феукви[✉]

Санкт-Петербургский государственный университет, Санкт-Петербург, Россия

[✉]st093241@student.spbu.ru

Аннотация. В данном исследовании представлена автоматизированная и объясняемая система поддержки принятия решений для анализа медицинских изображений. Предлагаемый метод выявляет главную ось симметрии на изображениях МРТ головного мозга в оттенках серого, полученных с помощью метода FLAIR, путем выбора возможных осей вблизи центра масс мозга и оптимизации коэффициентов сходства Жаккара и косинуса. Затем изображения бинаризируются с помощью кластеризации FCM. Двусторонняя асимметрия количественно оценивается с помощью пяти взаимодополняющих метрик: метрики асимметрии Дайса и дисбаланса массы на бинарных изображениях, градиентной асимметрии, асимметрии интенсивности и структурной асимметрии (инвертированный SSIM) на изображениях в оттенках серого. Эти признаки классифицируются моделью CatBoost на онкологические и нормальные случаи, достигая площади под характеристической кривой (ROC-AUC) 89%, точности 80%, чувствительности 88% и F1-показателя 80%.

(Связанные тексты статьи на английском и на русском языках)

Ключевые слова и фразы: анализ симметрии, коэффициент Жаккара, косинусный индекс, кластеризация методом нечетких C-средних

Для цитирования: Камгюя Феукви Х. *Извлечение характеристик симметрии мозга для автоматического выявления опухолей головного мозга на МРТ-изображениях* // Программные системы: теория и приложения. 2026. Т. 17. № 2(71). С. 295–326. (Англ.+русс.) https://psta.psir.ru/read/psta2026_2_295-326.pdf

Введение

Для успешной диагностики, отслеживания и управления прогрессирующим заболеванием современное здравоохранение в значительной степени зависит от медицинской визуализации. Такие методы, как компьютерная томография (КТ), магнитно-резонансная томография (МРТ), ультразвуковые и рентгеновские исследования составляют ядро этого диагностического инструментария. Эти технологии позволяют практикующим врачам заглядывать в человеческое тело, не прибегая к инвазивным хирургическим процедурам, тем самым ускоряя точную диагностику и терапевтические вмешательства. Медицинская визуализация облегчает выявление, а количественная оценка субклинических аномалий, поддерживая своевременное вмешательство и уточненный прогноз¹.

Несмотря на улучшения в диагностике, рак постоянно входит в число частых причин смерти во всем мире [1, 2]. Для улучшения диагностирования используются системы поддержки принятия решений в таких областях, как анализ медицинской статистики, геномика [3] и анализ медицинских изображений [4]. Тем не менее, существует постоянный спрос на аналитические модели, которые не только точны, но и интерпретируемы.

В нейровизуализации анатомическая симметрия действует как высокоинформативный биомаркер; отсутствие или нарушение этого баланса часто указывает на основное патологическое состояние [5–7]. Этот принцип регулирует парные анатомические особенности, такие как симметрия груди или почек, а также по своей сути симметричные сингулярные структуры, такие как человеческое лицо и мозг. Значительный объем исследований подтверждает, что метрики, ориентированные на симметрию, имеют огромное диагностическое значение [6–9]. Для совершенствования возможностей раннего обнаружения и обеспечения прозрачности результирующих моделей требуются методологические инновации

Расширяя наши предыдущие исследования [10], настоящее исследование адаптирует технику угловой линии к нейровизуализации, облегчая извлечение маркеров церебральной симметрии для выявления злокачественных образований. Мы вводим полностью автономную основу для идентификации опухоли головного мозга, управляемую мультимодальной оценкой симметрии МРТ. Поскольку конвейер полностью автоматизирован, он устраняет необходимость в ручной настройке параметров конечным пользователем. Метод угловой линии используется централизованно для расчета поворотной оси симметрии, что является необходимым условием для оценки двусторонних морфологических признаков.

¹ World Health Organization[®] <https://www.who.int/>

Основной вклад этого исследования заключается в том, что оно подчеркивает прогностическую силу дисбаланса массы наряду с коэффициентами асимметрии интенсивности, полученными из данных МРТ, эффективно доказывая, что церебральная асимметрия является мощным признаком опухолей головного мозга. В конечном итоге, эта методология позиционируется как жизнеспособный инструмент компьютерной диагностики для оказания помощи медицинским специалистам. Ключевое нововведение заключается в создании последовательного, комплексного конвейера поддержки принятия медицинских решений, специально разработанного для выделения МРТ-снимков с опухолями.

1. Методы и материалы

Набор данных был получен из Kaggle [11] и включает в себя МРТ-исследования головного мозга 110 пациентов (cases), а также созданные вручную маски сегментации аномалий для восстановления инверсии жидкости (FLAIR). В представляемом исследовании было использовано в общей сложности 1300 последовательностей срезов FLAIR, из которых 845 (65%) были классифицированы как нормальные, а 455 (35%) идентифицированы как содержащие опухоли. Каждое изображение имеет размер $256 \times 256 \times 3$.

Подобно автоматическому извлечению линий пути, используемому в аортном моделировании [12], наш метод использует уравнение наклонной линии для установления оси симметрии и извлечения морфометрии изображения. Ось симметрии оценивается на версии изображений FLAIR в оттенках серого с использованием формулировки угловой линии [10]. Преобразование изображения в серый цвет обычно сокращает время обработки.

Каждая линия представляет собой возможного кандидата на линию симметрии. Как правило, линия симметрии мозга расположена вблизи его центра масс. Следовательно, поиск этой линии был ограничен областью, прилегающей к центру [13]. Оптимальная линия симметрии определяется путем выбора линии, которая демонстрирует самые высокие значения индекса Жаккара и косинуса. Серое изображение подвергается бинаризации с использованием метода кластеризации Fuzzy C-Means (FCM) [14].

FCM – это неконтролируемая техника кластеризации, обычно используемая в сегментации медицинских изображений. Он группирует похожие пиксели в кластеры на основе их нечетких членств с помощью подхода к кластеризации Fuzzy C-Means [14]. Этот итеративный алгоритм направлен на минимизацию функции затрат, как определено в уравнении (1). Функция затрат зависит от расстояния пикселей от центров кластера.

$$(1) \quad J = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^c u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2,$$

где N обозначает количество пикселей, c обозначает количество кластеров, а x_j обозначает интенсивность j -го пикселя.

В этом исследовании количество кластеров, c , установлено на 3, где u_{ij} указывает на членство x_j в i -го кластере, v_i обозначает центр i -го кластера, а m регулирует нечеткость, сохраняя постоянное значение. Функция членства и кластерные центры обновляются при каждой итерации с использованием формул, представленных в уравнениях (2) и (3):

$$(2) \quad u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_j - v_i\|}{\|x_j - v_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}},$$

$$(3) \quad v_i = \frac{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m}.$$

Метрика Дайса (Dice) в этом исследовании количественно определяет пространственное соответствие между одним полушарием мозга и его другим зеркальным аналогом. Предыдущие работы [15–17] указывают на то, что рост опухоли не только изменяет местные модели интенсивности, но и вызывает анатомическое смещение соседних структур, что делает уменьшенное межполушарное перекрытие заметным маркером занимающего пространство поражения. Соответственно, низкое значение индекса Дайса отражает плохое двустороннее соответствие и предполагает повышенную асимметрию, в то время как более высокие значения указывают на более сильную структурную симметрию в анализируемом объеме МРТ.

Важно отметить, что метрика Дайса основана на форме, а не на интенсивности: она оценивает поддержку двоичного переднего плана каждого полушария без учета яркости пикселя. В результате он менее чувствителен к полям смещения, зависимым от сканера, неоднородности освещения и другим артефактам, которые могут ухудшить показатели, обусловленные интенсивностью, и генерировать ложные срабатывания [16, 17]. Это делает индекс Дайса особенно подходящим для анализа симметрии в МРТ мозга, где геометрическое выравнивание часто более информативно, чем величина необработанного сигнала. Коэффициент Дайсф (Dice) рассчитывается в соответствии со следующим уравнением:

$$(4) \quad \text{Dice} = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|},$$

где A и B обозначают двоичные маски, соответствующие левому полушарию и вертикально зеркально отраженному правому полушарию соответственно. Числитель измеряет количество перекрывающихся пикселей переднего плана, в то время как знаменатель нормализует это перекрытие общей поддержкой переднего плана в обеих масках.

Мы меняем эту метрику, которая соответствует нашей метрике Ассиметрии Дайса (Dice Asymmetry: DS).

$$(5) \quad \text{DS} = 1 - \text{Dice}.$$

Нормальные полушария мозга демонстрируют почти идентичную массу. В этом контексте эта масса представлена пикселями переднего плана, присутствующими на двоичном изображении. Вышеупомянутая формула асимметрии массы служит для дифференциации массы, занимающей пространство, в обоих полушариях [18]. Индекс дисбаланса массы (Mass Imbalance: MI) рассчитывается с использованием:

$$(6) \quad \text{MI} = \frac{|A' - B'|}{A' + B'},$$

где A' и B' представляют собой общую массу интенсивности в левой половине изображения и зеркально-отраженной правой половине изображения соответственно. Если общая «масса» (сумма пикселей) пикселей переднего плана в одном полушарии значительно превышает соответствующую сумму в противоположном полушарии, она идентифицируется как потенциальное поражение, а не просто естественная вариация. Это мера асимметрии на глобальном уровне.

Градиентная асимметрия (GA) фокусируется на определении различий и оценке их резкости в различных участках полушария. Четкость структуры характеризуется повышенными значениями градиента Собеля. Опухоли часто демонстрируют неоднородные текстуры вместо постоянной яркости. Вариации в градиентах отражают «крайний контраст» гиперинтенсивных областей, служащих прогностическим маркером для инвазии опухоли и показателей выживаемости пациентов [19]. Количественная оценка GA в изображениях в оттенках серого выполняется с использованием уравнения:

$$(7) \quad \text{GA} = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N \left| G_L(p) - G_R^f(p) \right|,$$

где $G_L(p)$ и $G_R^f(p)$ обозначают величину градиента Собеля на пикселе p в левой половине изображения и зеркальной правой половине. N представляет общее количество пикселей в интересующей области, в то время как p указывает на индекс пикселей.

Распределение уровней интенсивности при МРТ головного мозга может предоставить важную информацию о потенциальных опухолевых областях. Изменение интенсивности в разных областях мозга обычно выделяется из-за отека, вызванного опухолями, окружающими пораженную область. Этот отек проявляется как высокий уровень интенсивности в модальности FLAIR, что позволяет четко идентифицировать аномальные области на изображениях FLAIR [20]. В этом исследовании эта асимметрия интенсивности (IA) количественно определяется с помощью:

$$(8) \quad IA = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N \left| I_L(p) - I_R^f(p) \right|,$$

где $I_L(p)$ и $I_R^f(p)$ обозначают интенсивность пикселя, расположенного в позиции p в левой половине изображения и соответствующей зеркально-отраженной правой половине, соответственно. Этот метод позволяет изучать паттерны интенсивности между полушариями, в дополнение к выявлению смещенных особенностей на уровне пикселей.

Индекс структурного сходства (SSIM) – это показатель качества изображения, который используется для количественной оценки структурной деградации между двумя изображениями [21]. В этом исследовании SSIM рассчитывается между левым полушарием и его зеркальным аналогом путем разложения сходства на три взаимодополняющих компонента: яркость, которая оценивает различия в средней интенсивности; контраст, которая оценивает дисперсию значений сигнала; и структура, которая отражает локальную пространственную организацию и согласованность текстуры. Такое разложение делает SSIM особенно подходящим для анализа на основе симметрии при МРТ головного мозга, где патология может проявляться не только как изменение интенсивности, но и изменения в расположении тканей [22].

Недавние исследования [23, 24] выделили SSIM в качестве надежного дескриптора для оценки точности и диагностической актуальности автоматизированных рамок анализа медицинских изображений. В частности, SSIM хорошо подходит для различения массовых поражений, которые в первую очередь вызывают анатомическое смещение, и инфильтративных поражений, которые могут привести к более локализованным радиометрическим и текстурным аномалиям. Для инфильтративных опухолей на изображениях FLAIR SSIM может обнаруживать мелкозернистые структурные возмущения, которые могут не быть зафиксированы только метриками, основанными на интенсивности. Это делает его ценным дополнением к геометрическим и фотометрическим мерам асимметрии при характеристике опухоли. В настоящей работе SSIM определяется как

$$(9) \quad SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)},$$

где x и y обозначают левую и правую зеркальную половины изображения соответственно. Термины μ_x и μ_y представляют собой средние интенсивности x и y , в то время как σ_x^2 и σ_y^2 обозначают их дисперсии. Ковариация между двумя областями задается σ_{xy} . Константы C_1 и C_2 включены для обеспечения численной стабильности и предотвращения сингулярностей, когда локальная статистика приближается к нулю. Вместе эти термины обеспечивают нормализованную оценку структурного соответствия, которая является очень информативной для двусторонней оценки симметрии в медицинской визуализации.

Более высокое значение индекса SSIM указывает на большее сходство между сравниваемыми полушариями. Однако для обеспечения согласованности с метриками, основанными на прямой асимметрии (GA, IA, MI), мы инвертируем эту метрику, которая соответствует нашей метрике структурной асимметрии (SA)

$$(10) \quad SA = 1 - SSIM.$$

Для каждого изображения серая и бинаризованная версии делятся на две половины вдоль линии симметрии. Полученные изображения обозначены как левая и правая, соответствующие левой и правой половинкам соответственно. Правая половина зеркально отражена вдоль вертикальной оси и помечена как перевернутая вправо. Этот процесс позволяет выравнивать похожие структурные области мозга в одной ориентации.

Впоследствии рассчитываются различные показатели между левой и правой половинками. Асимметрия образа мозга количественно определяется с помощью пяти дополнительных показателей:

Асимметрия Дайса (DS),

Дисбаланс массы (MI) для бинаризованного изображения;

Градиентная асимметрия (GA),

Асимметрия интенсивности (IA) и

Структурная асимметрия (SA) для серого изображения.

Эти показатели в совокупности отражают геометрические, текстурные и основанные на интенсивности отклонения от двусторонней симметрии. Используя алгоритм CatBoost [25], МРТ-изображения были классифицированы как опухолевые или нормальные на основе извлеченных метрических значений. Набор данных, состоящий из 1300 МРТ-изображений, был разделен на подмножества обучения и валидации с использованием стратифицированной выборки для сохранения пропорционального распределения случаев по подмножествам: 80% данных (1040) было выделено для обучения, в то время как оставшиеся 20% (260) были зарезервированы для проверки.

Для повышения надежности модели и смягчения чрезмерной подгонки на этапе обучения была использована перекрестная валидация K-fold.

Поскольку необработанные выходы вероятности, генерируемые CatBoost, могут не точно отражать истинную апостериорную уверенность, для повышения вероятностной надежности был включен шаг калибровки. Калибровка сигмоида (масштабирование Platt) была применена для сопоставления прогнозируемых баллов с откалиброванными оценками вероятности. Кроме того, было указано фиксированное случайное семя для обеспечения воспроизводимости и стабильности результатов.

Диаграмма алгоритма, используемого в этом исследовании, показана на рисунке 1

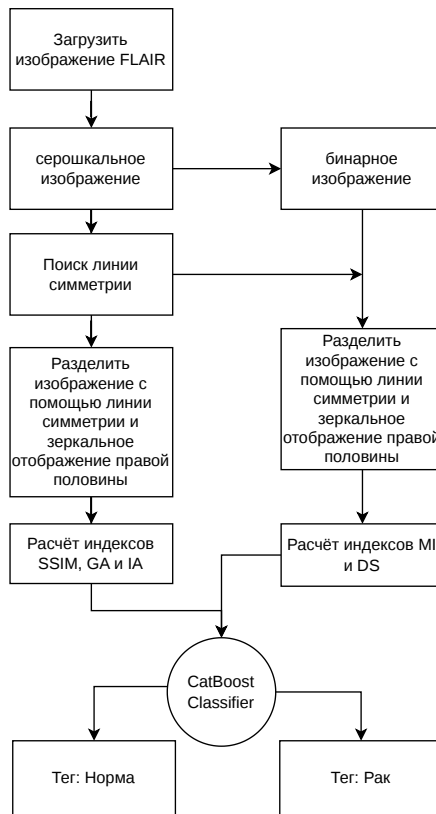


Рисунок 1. Диаграмма алгоритма

2. Результаты

Предложенная методология была реализована на изображениях мозга FLAIR, полученных из набора данных. На рисунке 2 показан пример исходного изображения, его версии в оттенках серого и бинарной версии.

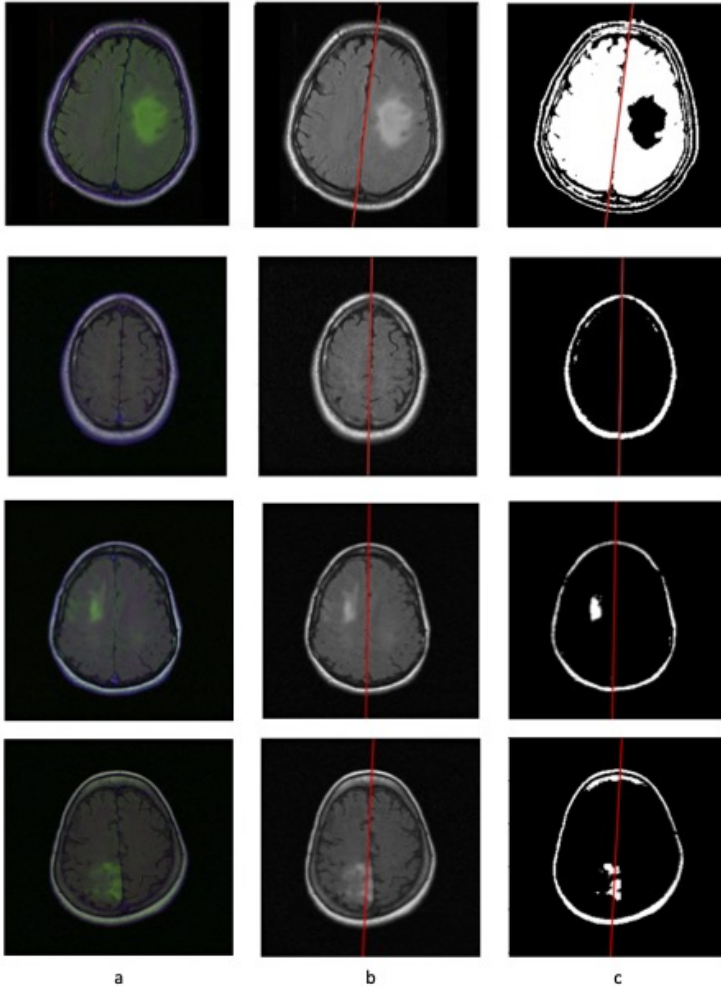


РИСУНОК 2. Поиск линии симметрии: (а) МРТ FLAIR, (б) Серое изображение с линией симметрии, (с) Бинарное изображение с линией симметрии

Оценка эффективности изучала чувствительность, точность и специфичность.

Было отмечено, что метрика дисбаланса массы (MI) оказала более значительное влияние на алгоритм классификации. На рисунке 2 показано исходное изображение FLAIR, которое было преобразовано в серый цвет и использовано для поиска наилучшей линии симметрии. Бинаризованное изображение было получено методом FCM и применена ранее определенная линия симметрии.

Классификация была выполнена на основе извлеченных функций с использованием алгоритма CatBoost [25]. Как показано на рисунке 3, анализ значимости признаков определил дисбаланс массы (MI) в качестве наиболее влиятельной переменной, за которой последовала асимметрия интенсивности (IA), в то время как структурная асимметрия (SA) продемонстрировала наименьший вклад.

Эта закономерность указывает на то, что особенности, полученные из двоичных представлений, захватывают межполушарные различия более эффективно, чем признак, полученный в оттенках серого. В частности, дисбаланс массы, рассчитанный на основе бинарных изображений, продемонстрировал большую дискриминационную полезность, чем структурная асимметрия, полученная из изображений в оттенках серого.

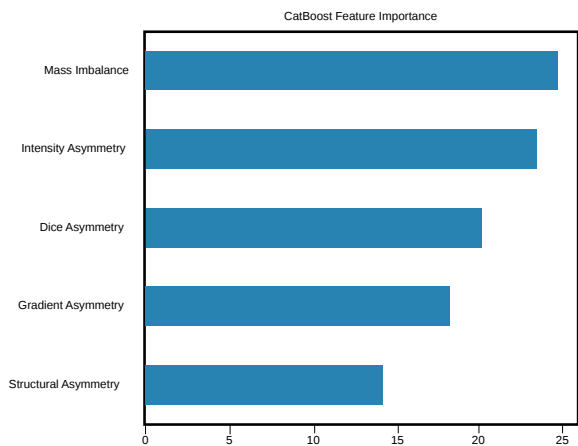


Рисунок 3. График важности метрик изображений

3. Обсуждения

Предлагаемый конвейер обнаружения на основе оси симметрии продемонстрировал высокую анатомическую точность в наборе данных FLAIR MRI. Ограничивая линии кандидата окрестностями центра масс мозга и совместно оптимизируя индексы сходства Жаккара и косинуса, алгоритм последовательно идентифицировал структуры средней линии с точностью субпикселей.

Эта геометрическая согласованность подчеркивает надежность формулировки угловой линии при обработке межсубъектной изменчивости ориентации головы и легких патологических сдвигов средней линии. Стабильность вычисленной оси симметрии служит надежной основой для последующего двустороннего извлечения признаков, эффективно смягчая шум, вызванный выравниванием, который часто ставит под угрозу традиционные подходы, основанные на регистрации.

Анализ важности функций показал, что массовый дисбаланс (MI) был наиболее различительным предсказателем, достигая точности классификации 70% при использовании в изоляции. Это согласуется с клиническим наблюдением о том, что занимающие пространство поражения преимущественно проявляются как объемные массовые эффекты, которые эффективно захватываются после того, как бинаризация на основе FCM изолирует ткань переднего плана от фоновых и немозговых структур.

Асимметрия интенсивности (IA) стала вторичным фактором, отражающим специфическую для FLAIR гиперинтенсивность, связанную с перитуморальным отеком и инфильтративными опухолями. И наоборот, градиентная асимметрия (GA) и структурная асимметрия (SA) продемонстрировали более низкий прогностический вес, вероятно, потому, что последовательности FLAIR отдают предпочтение контрасту интенсивности, подавленному жидкостью, по сравнению с тонкой текстурной или краевой дифференциацией.

Снижение полезности метрик, выведенных из оттенков серого в этом контексте, предполагает, что двоичные морфометрические функции могут быть более надежными для скрининга опухоли на основе симметрии в методах FLAIR, хотя мультимодальное слияние (например, T1, T2 или контрастные последовательности) может восстановить диагностическую ценность структурных и градиентных дескрипторов.

При интеграции в ансамбль CatBoost пять показателей асимметрии дали ROC-AUC 89%, а также точность 80%, чувствительность 88% и показатель F1 80%. CatBoost был намеренно выбран за его устойчивость к гетерогенным табличным данным, автоматическое управление взаимодействиями функций и его способность предотвращать переустановку в наборы данных умеренного размера.

В дополнение к своим прогнозным возможностям, фреймворк подчеркивает клиническую интерпретируемость: каждая асимметрическая метрика связана с конкретным биофизическим свойством (объемным смещением и отклонением интенсивности, краевой контрастностью и структурной когерентностью), что позволяет врачам связывать результаты классификации с измеримыми биомаркерами визуализации. Этот уровень прозрачности смягчает значительную проблему в диагностике с помощью искусственного интеллекта, когда непрозрачным моделям часто не хватает действенного клинического обоснования и одобрения медицинскими экспертами.

Несколько ограничений заслуживают внимания:

1. Исследование основано исключительно на общедоступном наборе данных FLAIR, который может не охватывать полную изменчивость клинических протоколов МРТ, разных производителей сканеров или различной силы магнитного поля.
2. Хотя процесс бинаризации FCM является вычислительно эффективным, он подвержен неоднородности интенсивности и может потребовать адаптивной коррекции поля смещения или инициализации для более широкого применения.
3. неопухолевые состояния (такие как ишемический инсульт, травматическое повреждение или врожденные асимметрии) также могут мешать двусторонней симметрии, что потенциально может привести к ложноположительным результатам в фактических клинических скринингах.

Будущие исследования будут интегрировать мультимодальные входные данные МРТ и проверять конвейер с помощью многоцентровых когорт. С точки зрения систем, легкая вычислительная площадь предлагаемого конвейера делает его идеальным для периферийного развертывания в клинических условиях с ограниченными ресурсами или в качестве компонента сортировки в более крупных рабочих процессах для принятия медицинских решений.

В конечном счете, сочетая математически обоснованные метрики симметрии с интерпретируемым классификатором, повышающим градиент, это исследование способствует развитию прозрачных, методов на теории систем поддержки принятия решений для нейроонкологической визуализации и повышает скорость обработки данных.

4. Заключение

Проведенное исследование представляет собой полностью автоматизированную, основу для обнаружения опухолей головного мозга в МРТ FLAIR путем количественной оценки двусторонней асимметрии. Используя оптимизированную формулировку угловой линии, ограниченную центром масс мозга и подтвержденную с помощью метрик сходства Жаккара и косинуса, метод надежно локализует анатомическую среднюю линию без итеративной регистрации или ручной инициализации.

Эта геометрическая основа позволяет систематически извлекать пять взаимодополняющих дескрипторов асимметрии, фиксируя объемные, интенсивные, градиентные и структурные отклонения между полушариями. Интеграция этих показателей в классификатор CatBoost обеспечивает надежную диагностическую производительность (ROC-AUC 89%, точность 80%, чувствительность 88%, F1-score 80%), подтверждая, что деградация симметрии является высокодискриминирующим биомаркером для поражений, занимающих пространство.

Кроме того, основное клиническое значение структуры заключается в ее встроенной интерпретируемости. В отличие от непрозрачной природы моделей глубокого обучения, каждая входная особенность напрямую связана с измеримой биофизической характеристикой (такой как массовое смещение, гетерогенность интенсивности, краевой контраст и структурная когерентность). Этот уровень прозрачности позволяет радиологам и нейроонкологам связывать результаты классификации с конкретными морфометрическими вариациями, тем самым повышая клиническое доверие и способствуя принятию врачебного решения.












С методологической точки зрения, оптимизированный дизайн конвейера позволяет избежать необходимости в вычислительно требовательной воксельной сегментации или сложных сверточных архитектурах, что значительно сокращает время обработки данных и задержку вывода. Кроме того, отсутствие необходимости в ручной корректировке параметров, наряду с легким табличным форматом CatBoost, позволяет проводить быстрый скрининг на уровне среза, который может эффективно функционировать на стандартном клиническом оборудовании.








В конечном счете, эта система предназначена для улучшения клинических рабочих процессов, а не для замены экспертных суждений. Обеспечивая быстрые, объяснимые и математически обоснованные оценки, он позволяет медицинским работникам расставлять приоритеты в случаях высокого риска, уменьшать диагностическую усталость и принимать более обоснованные, основанные на фактических данных решения, особенно в условиях большого объема данных или ограниченных ресурсов.

Последующая работа будет сосредоточена на расширении оценки с использованием более крупных и разнообразных наборов данных для дальнейшей проверки надежности и возможности обобщения подхода. Кроме того, ожидается улучшение производительности за счет извлечения функций не только на глобальном уровне изображения, но и на более тонких субрегиональных масштабах, что позволяет более локализованную характеристику опухолей. Благодаря балансу вычислительной эффективности, алгоритмической прозрачности и клинической полезности предлагаемая структура способствует развитию практических систем поддержки принятия решений для нейроонкологической визуализации.

Список использованных источников

- [1] Bray F., Laversanne M., Sung H., Ferlay J., Siegel R. L. *Global cancer statistics 2022: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries* // CA: A Cancer Journal for Clinicians.– 2024.– Vol. **74**.– No. 3.– Pp. 229–263. doi ↑312
- [2] Rai H. M., Yoo J. *A comprehensive analysis of recent advancements in cancer detection using machine learning and deep learning models for improved diagnostics* // Journal of Cancer Research and Clinical Oncology.– 2023.– Vol. **149**.– No. 15.– Pp. 14365–14408. doi ↑312
- [3] Bejaoui R., Mahouachi R., Mahersia H. *A five-year systematic review of AI-based medical image analysis: From preprocessing to classification* // Forensic Imaging.– 2026.– Vol. **44**.– id. 200670. doi ↑312
- [4] Alharbi F., Vakanski A. *Machine learning methods for cancer classification using gene expression data: A review* // Bioengineering.– 2023.– Vol. **10**.– No. 2.– id. 173.– 26 pp. doi ↑312
- [5] Bertamini M., Makin A. D. J. *Brain activity in response to visual symmetry* // Symmetry.– 2014.– Vol. **6**.– No. 4.– Pp. 975–996. doi ↑312
- [6] Corballis M. C. *Bilaterally symmetrical: To be or not to be?* Symmetry.– 2020.– Vol. **12**.– No. 3.– id. 326.– 12 pp. doi ↑312
- [7] Khotanlou H., Colliot O., Atif J., Bloch I. *3D brain tumor segmentation in MRI using fuzzy classification, symmetry analysis and spatially constrained deformable models* // Fuzzy Sets and Systems.– 2009.– Vol. **160**.– No. 10.– Pp. 1457–1473. doi ↑312

- [8] С. Ö. Fiçici, O. Eroğul, Telatar Z. *Fully automated brain tumor segmentation and volume estimation based on symmetry analysis in MR images* // *CMBEBIEH 2017: Proceedings of the International Conference on Medical and Biological Engineering* (Sarajevo, B&H, March 16–18, 2017), IFMBE Proceedings.– vol. **62**, Singapore: Springer.– 2017.– ISBN 978-981-10-4165-5.– Pp. 53–60.  [↑312](#)
- [9] Arabahmadi M., Farahbakhsh R., Rezazadeh J. *Deep learning for smart healthcare — A survey on brain tumor detection from medical imaging* // *Sensors*.– 2022.– Vol. **22**.– No. 5.– id. 1960.– 27 pp.  [↑312](#)
- [10] Kamguia Feukwi H., Goncharova A. B. *Determining the axis of symmetry in 2D shapes using the angled line technique*, 5th International Conference “Stability and Control Processes” (SCP 2025) (St. Petersburg, Russia, October 6–10, 2025) // *Процессы управления и устойчивость*.– 2025.– Т. **12**, S2-1.– С. 227–228 (на англ.).  [↑312, 313](#)
- [11] Buda M. *Brain MRI Segmentation*.– 2025.  [↑313](#)
- [12] Ларин Е. С., Блеканов И. С., Ежов Ф. В., Коваленко Л. А., Пугин К. В., Ким Г. И. *Методы построения сечений аорты и вычисления их характеристик по снимкам компьютерной томографии* // *Вестн. С.-Петербург. ун-та. Сер. 10. Прикл. матем. Информ. Проц. упр.*– 2025.– Т. **21**.– № 2.– С. 255–276.  [↑313](#)
- [13] Kamguia Feukwi H. *AI-Explainable medical image comparison*, LVI International Scientific Conference “Control Processes and Stability” (CPS 2025) (St. Petersburg, Russia, April 7–11, 2025) // *Процессы управления и устойчивость*.– 2025.– Т. **12**.– № 28.– С. 211–217 (на англ.).  [↑313](#)
- [14] Chuang K. -S., Tzeng H. -L., Chen S., Wu J., Chen T. -J. *Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation* // *Computerized Medical Imaging and Graphics*.– 2006.– Vol. **30**.– No. 1.– Pp. 9–15.  [↑313](#)
- [15] Zou K. H., Warfield S. K., Bharatha A., Tempany C. M. C., Kaus M. R., Haker S. J., Wells III W. M., Jolesz F. A., Kikinis R. *Statistical validation of image segmentation quality based on a spatial overlap index I: scientific reports* // *Academic Radiology*.– 2004.– Vol. **11**.– No. 2.– Pp. 178–189.  [↑314](#)
- [16] Gerken A., Walluscheck S., Kohlmann P., Galinovic I., Villringer K., Fiebach J. B., Klein J., Heldmann S. *Deep learning-based segmentation of brain parenchyma and ventricular system in CT scans in the presence of anomalies* // *Front. Neuroimaging*.– 2023.– Vol. **2**.– id. 1228255.– 10 pp.  [↑314](#)
- [17] Huisman S., Maspero M., Philippens M., Verhoeff J., David S. *Validation of SynthSeg segmentation performance on CT using paired MRI from radiotherapy patients* // *NeuroImage*.– 2024.– Vol. **303**.– id. 120922.– 11 pp.  [↑314](#)
- [18] Li Y., Fan M., Cheng H., Zhang P., Zheng B., Li L. *Assessment of global and local region-based bilateral mammographic feature asymmetry to predict short-term breast cancer risk* // *Physics in Medicine and Biology*.– 2018.– Vol. **63**.– No. 2.– id. 025004.  [↑315](#)
- [19] Tang W., Zhang M., Xu C., Shao Y., Tang J., Gong S., Dong H., Sheng M. *Diagnostic efficiency of multi-modal MRI based deep learning with Sobel operator in differentiating benign and malignant breast mass lesions—a retrospective study* // *PeerJ Comput. Sci.*– 2023.– Vol. **9**.– id. e1460.– 16 pp.   [↑315](#)

- [20] Ficici C., Erogul O., Telatar Z., Kocak O. *Automatic brain tumor detection and volume estimation in multimodal MRI scans via a symmetry analysis* // *Symmetry*.– 2023.– Vol. **15**.– No. 8.– id. 1586.– 21 pp.  [↑316](#)
- [21] Wang Z., Bovik A. C., Sheikh H. R., Simoncelli E. P. *Image quality assessment: from error visibility to structural similarity* // *IEEE Transactions on Image Processing*.– 2004.– Vol. **13**.– No. 4.– Pp. 600–612.  [↑316](#)
- [22] Bahadure N. B., Ray A. K., Thethi H. P. *Image analysis for MRI based brain tumor detection and feature extraction using biologically inspired BWT and SVM* // *Int. J. Biomed. Imaging*.– 2017.– Vol. **2017**.– id. 9749108.– 12 pp.   [↑316](#)
- [23] Dash S., Siddique M., Mishra S., Gelmecha D. J., Satapathy S., Rathee D. S., Singh R. S. *Brain tumor detection and classification using IFF-FLICM segmentation and optimized ELM model* // *Journal of Engineering*.– 2024.– Vol. **2024**.– No. 1.– id. 8419540.– 24 pp.  [↑316](#)
- [24] Rastogi D., Johri P., Donelli M., Kadry S., Khan A. A., Espa G., Feraco P., Kim J. *Deep learning-integrated MRI brain tumor analysis: feature extraction, segmentation, and Survival Prediction using Replicator and volumetric networks* // *Sci. Rep.*– 2025.– Vol. **15**.– No. 1.– id. 1437.  [↑316](#)
- [25] Dorogush A. -V., Ershov V., Gulin A. *CatBoost: gradient boosting with categorical features support*.– 2018.– 7 pp. [arXiv:1810.11363](#)  [↑317, 320](#)

Поступила в редакцию	01.05.2026;
одобрена после рецензирования	15.05.2026;
принята к публикации	23.06.2026;
опубликована онлайн	27.06.2026.

Рекомендовал к публикации


к.т.н. Гулиев Ядулла Иман оглы

Информация об авторе:



Херве Камгуя Феукви

В настоящее время Камгуя Феукви Херве учится в аспирантуре Санкт-Петербургского государственного университета в России, где его исследования посвящены обработке медицинских данных и применению методов машинного обучения, искусственного интеллекта и объяснимого искусственного интеллекта (ХАИ) в медицине.

 0000-0002-1781-9042

e-mail: st093241@student.spbu.ru

Декларация об отсутствии личной заинтересованности: *благополучие автора не зависит от результатов исследования.*