



The impact of morphological MRI features on the diagnosis of lymphovascular invasion in malignant breast neoplasms within a prototype clinical decision support system based on naive bayes nomograms

Ivan M. Skorobogach^{1✉}, Anton V. Vladzimirskyy², Yury A. Vasiliev³, Ivan A. Blokhin⁴, Roman V. Reshetnikov⁵, Maria R. Kodenko⁶

Scientific and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies of the Moscow Department of Health, Moscow, Russia

^{1✉}skorobogachim@zdrav.mos.ru

Abstract. Objective: To substantiate the role of morphological magnetic resonance imaging (m-MRI) features in hybrid morpho-radiomic models for the diagnosis of lymphovascular invasion (LVI) in malignant breast neoplasms and to develop a prototype of an explainable clinical decision support system (CDSS) based on naive Bayes nomograms with integrated SHAP analysis.

Materials and Methods: Data from 191 patients were analyzed: 13 m-MRI features and 12,390 radiomic (r-MRI) features extracted from the entire tumor volume (VOI^{entire}) and peritumoral tissues ($VOI^{+2\text{ mm}}$). The target variable was LVI. Predictor selection was performed via discretization using the Entropy-MDL method; classification was conducted using a naive Bayes algorithm with Laplace smoothing ($\alpha = 1$). The CDSS prototype was implemented as a standalone single-page HTML application with integrated log-likelihood ratio and SHAP value calculation.

Results: Two radiomic naive Bayes (NB) models were developed: NB_ VOI^{entire} (AUC=0.837) and NB_ $VOI^{+2\text{ mm}}$ (AUC-ROC=0.887). Multivariate logistic regression showed that peritumoral edema increased the odds of LVI by 5.66 times (OR 5.66, 95% CI: 2.27–14.94, $p < 0.001$), and the tumor rim sign on DWI increased the odds by 4.05 times (OR 4.05, 95% CI: 1.63–10.47, $p = 0.003$). Incorporating these m-MRI features into hybrid models significantly improved the AUC-ROC: an absolute increase of 7.6 percentage points ($p = 0.008$) for the intratumoral model and 5.3 percentage points ($p = 0.049$) for the extratumoral model.

Conclusion: The CDSS prototype implements the concept of explainable personalized diagnostics by combining naive Bayes nomograms with SHAP analysis. Incorporating m-MRI features of peritumoral edema and the DWI tumor rim sign into radiomic signatures is not merely supplementary but serves as a structural, framework-defining element that ensures the clinical robustness of the diagnostics. (*Linked article texts in English and in Russian*).

Key words and phrases: clinical decision support system, explainable artificial intelligence, lymphovascular invasion, invasive malignant breast neoplasm, radiomics, naive Bayes, nomograms, Shapley value, MDL-Entropy

2020 *Mathematics Subject Classification:* 93B45; 68T20, 92C50

For citation: Ivan M. Skorobogach, Anton V. Vladzimirskyy, Yury A. Vasiliev, Ivan A. Blokhin, Roman V. Reshetnikov, Maria R. Kodenko. *The impact of morphological MRI features on the diagnosis of lymphovascular invasion in malignant breast neoplasms within a prototype clinical decision support system based on naive bayes nomograms*. Program Systems: Theory and Applications, 2026, **17**:3(72), pp. 3–56. (*In English, in Russian*). https://psta.psiras.ru/read/psta2026_3_3-56.pdf

Introduction

Malignant breast neoplasms (MBN) are the most frequently diagnosed cancer in women, with 300,590 new cases registered in the United States in 2023 (15.4% of all cancers) [1]. The high mortality rate associated with MBN is primarily driven by metastatic spread [2–5].

Lymphovascular invasion (LVI)—the presence of tumor cells within lymphatic or blood vessels in the peritumoral region—is an independent predictor of reduced survival [6–8] and a critical risk-stratification factor in patients with invasive breast cancer [9–11]. Decisions regarding neoadjuvant chemotherapy in patients with HR+/HER2– tumors are heavily guided by LVI status [12]. However, preoperative core needle biopsy does not always provide reliable LVI diagnostics [13–16], which underscores the need for non-invasive diagnostic methods.

Radiomics, an advanced field of quantitative digital medical image analysis, enables the identification of subvisual patterns of tumor heterogeneity [17–22]. Hybrid models that combine qualitative m-MRI features (such as peritumoral edema, the DWI rim sign, and axillary lymph node status) with quantitative radiomic features have demonstrated higher LVI diagnostic performance compared to models using radiomics alone [23–28].

A significant challenge in medical informatics is the development of CDSSs that pair high classification accuracy with explainability—the ability to provide clinicians with reasoned justifications for decisions. This is particularly crucial in oncology, where classification outcomes dictate the radicality of surgical intervention and the strategy of systemic therapy. Tightening regulatory requirements for explainable AI in high-risk domains (including the EU AI Act [Regulation (EU) 2024/1689]) makes the development of explainable software systems a top priority.

The objective of this study is to substantiate the clinical role of morphological MRI features in hybrid morpho-radiomic models for LVI diagnosis in MBN and to develop a prototype of an explainable CDSS based on naive Bayes nomograms with integrated SHAP analysis.

Scientific Novelty:

1. Software implementation of a multiscale, multiparametric MRI data analysis pipeline unified within a single diagnostic workflow;
2. Application of Entropy-MDL discretization for predictor selection instead of traditional L2-regularized logistic regression;

3. Integration of naive Bayes nomograms with SHAP analysis to provide local explanation of decisions at the level of individual patients.

1. Methodology

1.1. Study design and dataset

An open dataset of 191 patients with histologically verified invasive MBN was used (<https://github.com/Liuhaibo521/LVI-Dataset>). The cohort included 146 patients without LVI (76.4%) and 45 with LVI (23.6%). Data were collected retrospectively from January 2019 to July 2023 across two medical centers [29]. Inclusion criteria: preoperative contrast-enhanced breast MRI; histological confirmation of LVI status; no prior therapy or surgeries.

Breast MRI was performed on a 1.5 T MAGNETOM Aera scanner (Siemens AG, Germany) using an 18-channel surface coil. Two radiologists with 7 and 15 years of experience independently evaluated the images; discrepancies were resolved by consensus.

1.2. Feature extraction

Morphological MRI features: Thirteen m-MRI features were analyzed: tumor localization, dynamic contrast enhancement (DCE) curve type, fibroglandular tissue density, background parenchymal enhancement, intratumoral high signal intensity, peritumoral edema, subcutaneous edema, intratumoral necrosis, internal enhancement pattern, adjacent vessel sign, increased ipsilateral vascularity, axillary lymphadenopathy, and the tumor rim sign on diffusion-weighted imaging (DWI).

Radiomic features: A total of 12,390 radiomic features were extracted from 5 MRI sequences (T1-weighted, T2-weighted, DWI, ADC, and DCE) across 2 region-of-interest segmentation volumes—entire tumor volume (VOI^{entire}) and peritumoral tissue (VOI^{+2 mm})—using the PyRadiomics 3.1.0 library [30]. Laplacian of Gaussian (LoG, with $\sigma = 2\text{--}5$ mm) and wavelet transform filters were applied.

The training ($n = 134$) and test ($n = 57$) sets were randomly generated, stratified by the target variable (LVI) at a 7:3 ratio. There were no statistically significant differences in the distribution of clinical and m-MRI features between the subsets ($p > 0.05$).

1.3. Software processing pipeline

The data processing pipeline comprised the following stages:

1. Importing DICOM MRI data.
2. Semi-automatic tumor segmentation using 3D Slicer 4.6.
3. Extracting radiomic features via PyRadiomics.
4. Performing Entropy-MDL discretization (converting continuous variables into ordinal categories with minimal information loss).
5. Validating predictors using the χ^2 test ($p < 0.01$).
6. Model training using the naive Bayes algorithm within the Orange 3.37.0 software environment.
7. Model optimization by removing highly correlated ($r \geq 0.7$) and low-information variables.
8. SHAP validation on the test dataset.
9. Performance validation on the test set, calculating: AUC-ROC, sensitivity (Sens), specificity (Spec), classification accuracy (AC), positive predictive value (PPV), and negative predictive value (NPV) [31].
10. Comparing models using the DeLong test for AUC-ROC and the χ^2 test for Sens, Spec, AC, PPV, and NPV.

1.4. Naive bayes algorithm with nomograms

The selection of the naive Bayes classifier was driven by its specific advantages for CDSS engineering:

- High interpretability (the individual contribution of each feature is represented as a log-likelihood ratio, log-LR);
- Direct capability to generate nomograms;
- Robustness to small sample sizes and class imbalances;
- Exceptional efficiency when working with discretized features.

In a naive Bayes nomogram, each feature is plotted against a log-LR axis representing its weight on a logarithmic scale. These are compiled into a final sum scale (Σ log-odds) mapped to the corresponding posterior probability.

1.5. Explainability via Shapley Values (SHAP)

For each patient, the individual contribution of each feature was computed using the SHAP (SHapley Additive exPlanations) framework. SHAP measures the absolute magnitude of a feature's influence on the

classification decision, independent of its direction (in favor of LVI+ or LVI-), enabling clinicians to:

- Identify the baseline (population-average) probability of LVI;
- Observe individual probability deviations for a specific patient;
- Comprehend which specific features drive the diagnostic decision;
- Prioritize features for targeted expert quality control.

1.6. CDSS Architecture

The CDSS prototype was developed as a single-page HTML web application designed to run locally and offline without requiring a dedicated server infrastructure. The software architecture consists of the following modules:

- Data Module: Hosts the dataset of 191 patients (134 training + 57 testing).
- Classification Module: Runs two parallel models — intratumoral (NB_VOI^{entire}) and extratumoral (NB_VOI^{+2 mm}).
- Nomogram Module: Visualizes feature contributions using log-LR.
- SHAP Module: Ranks features based on their individual Shapley values.
- Interface Module: Facilitates interactive patient selection, visualizes results, and exports diagnostic reports.

1.7. CDSS Interface Parameter Mapping

The combination of parameters presented in the user interface forms a coherent interpretability framework where each element serves a distinct clinical purpose (Table 1).

The critical difference between the last two parameters is that log-LR conveys the direction of the impact (supporting LVI+ or LVI-), whereas SHAP represents the absolute magnitude of the impact. Using them in tandem prevents conflicting interpretations and provides comprehensive explainability.

1.8. Statistical Analysis

Statistical analysis was performed using Jamovi 2.5.7.0. Univariate and multivariate logistic regressions were run to calculate odds ratios (OR) and 95% confidence intervals (CI). Cross-tabulation was validated with the χ^2 test, and AUC comparisons were conducted using the DeLong test. Differences were considered statistically significant at $p < 0.05$.

TABLE 1. CDSS interface metrics and their clinical purpose

Parameter	Content	Clinical Purpose
AUC, AC, Sens, Spec, PPV, NPV	Quality metrics of the model on the test cohort	Evaluating overall system trust at the population level
log-prior-odds (-1.220)	Logarithm of LVI background odds (baseline prevalence of 23.6%)	Calibrated starting point for clinical reasoning
log-LR for each feature	Log-likelihood ratio (with directional sign)	Direction and strength of each individual feature's contribution
Σ log-LR / Σ log-ods	Sum of all feature contributions	Final cumulative «weight of evidence»
Nomogram (green/red)	Visual representation of feature weights	Step-by-step explanation of decision logic
P(LVI+)	Posterior probability	Final clinical diagnostic output
SHAP contribution (% and score)	Absolute significance of the feature	Prioritizing the clinician's attention for quality control

2. Results

2.1. Phase 1. Radiomic Models for LVI Diagnosis

The first model, NB_VOI^{entire}, includes a radiomic signature (RS₁) consisting of 8 intratumoral (VOI^{entire}) r-MRI features. Using Entropy-MDL discretization, thresholds were set to distinguish LVI presence from absence. In the LVI+ group, elevated values were more frequently observed for wavelet-HHH_glrmlm_RunVariance_T2 (≥ -0.579 , 87 vs 54%, $p < 0.0001$), wavelet-HHL_glcm_lmc1_DCE (≥ -0.216 , 100 vs 83%, $p = 0.006$), while decreased values were more common for wavelet-HLH_firstorder_Mean_T1 (< 1.703 , 62 vs 13%, $p < 0.0001$), wavelet-LLL_glszm_ZonePercentage_T2 (< 0.917 , 80 vs 38%, $p < 0.0001$), log-sigma-5-mm-3D_gldm_SmallDependenceLowGrayLevelEmphasis_ADC (< 0.002 , 100 vs 79%, $p = 0.004$), wavelet-HHL_gldm_SmallDependenceLowGrayLevelEmphasis_DWI (< 0.004 , 100 vs 86%, $p = 0.006$), wavelet-HHL_glcm_MCC_DCE (< 0.603 , 100 vs 86%, $p = 0.005$), log-sigma-5-mm-3D_gldm_SmallDependenceLowGrayLevelEmphasis_T2 (< 0.002 , 100 vs 83%, $p = 0.005$).

The second model, NB_VOI^{+2 mm}, comprises a radiomic signature (RS₂) of 6 extratumoral (VOI^{+2 mm}) r-MRI features. In the LVI+ group, elevated values were more frequent for wavelet-HLL_glcm_JointEntropy_T2 (≥ 11.11 , 100 vs 82.2%, $p = 0.005$), log-sigma-3-mm-3D_gldm_DependenceEntropy_ADC (≥ 7.51896 , 100 vs 82.9%, $p < 0.0001$), and decreased values for log-sigma-3-mm-3D_firstorder_Kurtosis_DCE (< 2.88053 , 96 vs 67%, $p < 0.0001$), wavelet-LLL_glcm_Autocorrelation_T1 (< 57998.3 , 71 vs 37%,

$p < 0.0001$), original_ngtdm_Coarseness_ADC (< 0.00791458 , 100 vs 81%, $p = 0.003$), wavelet-HHH_glszm_SmallAreaEmphasis_ADC ($< 3.345e - 07$, 11 vs 0%, $p < 0.0001$).

The validity of these radiomic features was verified through double validation using χ^2 and SHAP values. The discriminatory power of the base radiomic models (Table 2) showed no statistically significant differences in pairwise DeLong tests ($p > 0.05$).

2.2. Phase 2. Morphological MRI Predictors of LVI

Among the 13 m-MRI features evaluated, two showed a strong univariate association with LVI. In patients with LVI+ status, the following were observed significantly more often:

- Peritumoral edema: 64.4% vs. 22.6% ($p < 0.001$);
- DWI rim sign: 53.3% vs. 17.1% ($p < 0.001$);
- Adjacent vessel sign: 77.8% vs. 58.2% ($p = 0.02$);
- Axillary lymphadenopathy: 77.8% vs. 58.2% ($p = 0.03$).

Multivariate logistic regression revealed that only peritumoral edema (OR 5.66; 95% CI: 2.27–14.94; $p < 0.001$) and the DWI rim sign (OR 4.05; 95% CI: 1.63–10.47; $p = 0.003$) remained independent predictors of LVI.

2.3. Phase 3. Hybrid Morpho-Radiomic Models

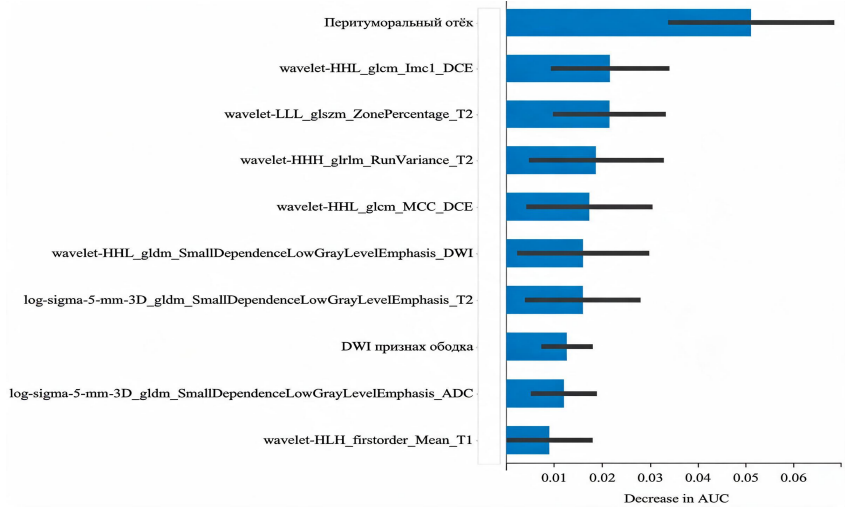
Integrating these two independent m-MRI features significantly boosted the diagnostic performance of both classifiers (Table 2):

- Hybrid Model 1 (NB_VOI^{entire}) improved by 7.6 p.p. (AUC 0.913 vs. 0.837, $p = 0.008$);
- Hybrid Model 2 (NB_VOI^{+2 mm}) improved by 5.3 p.p. (AUC 0.940 vs. 0.887, $p = 0.049$).

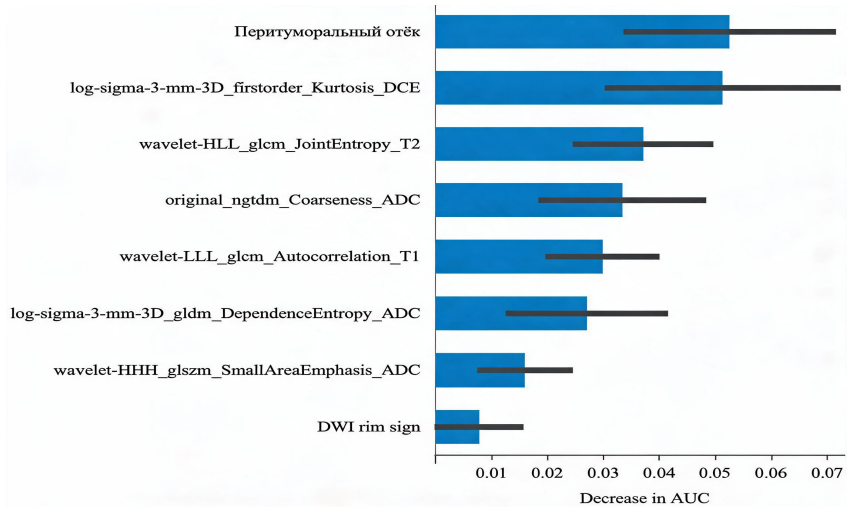
TABLE 2. Performance and confusion matrix metrics of the four naive Bayes LVI diagnostic models

Model	AUC	AC	Sens	Spec	NPV	PPV
NB_VOI ^{entire}	0.837 $\pm$ 0.069	0.807	0.807	0.845	0.786	0.867
NB_VOI ^{entire} +2 m-MRI	0.913 $\pm$ 0.052	0.789	0.789	0.839	0.762	0.867
NB_VOI ^{+2 mm}	0.887 $\pm$ 0.043	0.860	0.860	0.821	0.881	0.800
NB_VOI ^{+2 mm} +2 m-MRI	0.940 $\pm$ 0.051	0.895	0.895	0.834	0.929	0.800

The contribution of MR features and indicators to the increase in the area under the ROC curve by hybrid models is presented (Figure 1):



(a) $NB_VOI^{\text{entire}} + 2 \text{ m-MRI}$



(b) $NB_VOI^{+2\text{mm}} + 2 \text{ m-MRI}$

FIGURE 1. Contribution of morphological MRI features to the increase in AUC-ROC for the hybrid models

In Hybrid Model 1 (NB_VOI^{entire}) peritumoral edema accounted for a dominant 26% of the contribution to the AUC increase, while the DWI rim sign had a minor 6% share (Figure 1). In Hybrid Model 2 (NB_VOI^{+2 mm}) peritumoral edema contributed 17% to the AUC expansion.

The Diagnostic Odds Ratio (DOR), calculated via univariate logistic regression of predicted probabilities against true LVI status, increased from logDOR 4.44 (base RS₁) to 5.64 (hybrid Model 1), and from 6.49 (base RS₂) to 7.48 (hybrid Model 2). This translates to a 3.3-fold and 2.7-fold increase in actual DOR, respectively (Table 3).

TABLE 3. Diagnostic Odds Ratio (DOR) calculated via univariate logistic regression of predicted probabilities for the four models

Model	Weight (log-OR)	SE	Z	p	Odds Ratio (95% CI)
NB_VOI ^{entire}	4.44	1.25	3.55	<0.001	84.88 (9.30–1421.56)
NB_VOI ^{entire} +2 m-MRI	5.64	1.45	3.88	<0.001	280.93 (24.07–8811.12)
NB_VOI ^{+2 mm}	6.49	1.61	4.02	<0.001	656.26 (27.78–15501.53)
NB_VOI ^{+2 mm} +2 m-MRI	7.48	1.97	3.79	<0.001	1768.07 (37.06–84335.82)

Thus, incorporating peritumoral edema and the DWI tumor rim sign into radiomic signatures significantly improved the models' ability to classify LVI presence or absence without compromising classification accuracy or performance metrics.

2.4. Clinical Decision Support System Prototype

The "Morpho-radiomic diagnostics of LVI in MBN" CDSS prototype was developed as an offline-capable single-page HTML application (Figure 2). The user interface is structured into two parallel panels:

- Model 1 (Intratumoral—NB_VOI^{entire}): AUC=0.913, AC=0.789, Sens=0.789, Spec=0.839, PPV=0.867;
- Model 2 (Extratumoral—NB_VOI^{+2 mm}): AUC=0.940, AC=0.895, Sens=0.895, Spec=0.834, PPV=0.800.



FIGURE 2. User interface of the "Morpho-radiomic diagnostics of LVI in MBN" CDSS prototype. Intratumoral panel is shown on the left, extratumoral panel on the right. The application is built as a standalone web tool running naive Bayes classification with Laplace smoothing ($\alpha = 1$), Entropy-MDL binning, and integrated Shapley score / log-likelihood ratio calculations.

Each diagnostic panel presents:

- (1) Performance metrics (AUC, AC, Sens, Spec, NPV, PPV);
- (2) Input parameters displaying Entropy-MDL threshold ranges alongside the active patient’s feature values;
- (3) Diagnostic summary—posterior probabilities $P(\text{LVI}+)$ and $P(\text{LVI}-)$, log-prior-odds, and cumulative log-odds;
- (4) A feature log-likelihood table showing $P(x|+)$, $P(x|-)$, and log-LR values for every radiomic and morphological parameter;
- (5) An interactive naive Bayes nomogram mapping log-odds contributions (green bars indicating LVI+ evidence, red bars indicating LVI-evidence);
- (6) SHAP feature importance plot showing normalized score distributions.

System controls allow the user to:

- Step through preloaded patient cases sequentially;
- Pick a random patient from the database ($n = 191$, divided into 134 training and 57 testing cases);
- Generate and download a PDF medical report;
- Recalculate predictions in real-time when adjusting parameter inputs.

2.5. Clinical Example: CDSS Verification

Case History. Patient ID 201 (from the test cohort) presented with histologically confirmed invasive MBN. The reference pathological report confirmed lymphovascular invasion (LVI+ status).

Expert review of preoperative MRI scans identified both critical m-MRI predictors: peritumoral edema (high T2-weighted signal in the surrounding breast tissue) and the DWI tumor rim sign.

The CDSS prototype was evaluated in two scenarios:

- Scenario 1: m-MRI features set to «Detected» (representing the correct clinical assessment)—Figure 3 and Figure 4;
- Scenario 2: m-MRI features set to «Not Detected» (simulating a scenario where a radiologist fails to identify these visual patterns)—Figure 5 and Figure 6.

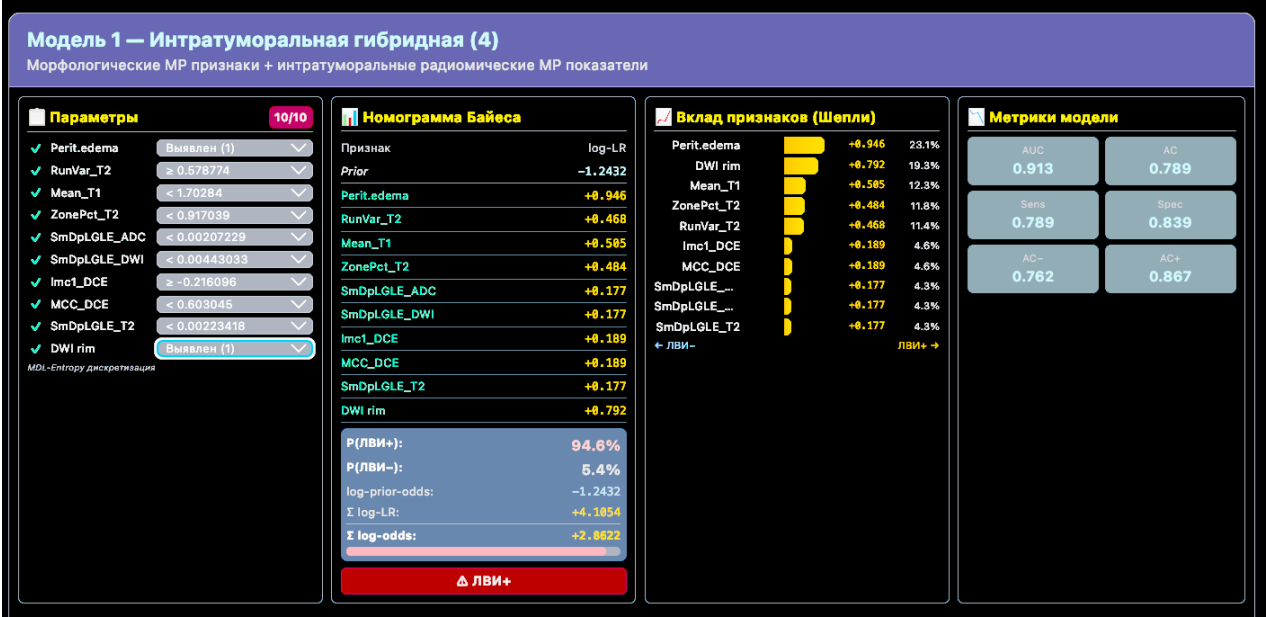


FIGURE 3. CDSS panels showing the correct diagnostic state where both m-MRI signs are appropriately identified (Scenario 1); intratumoral model

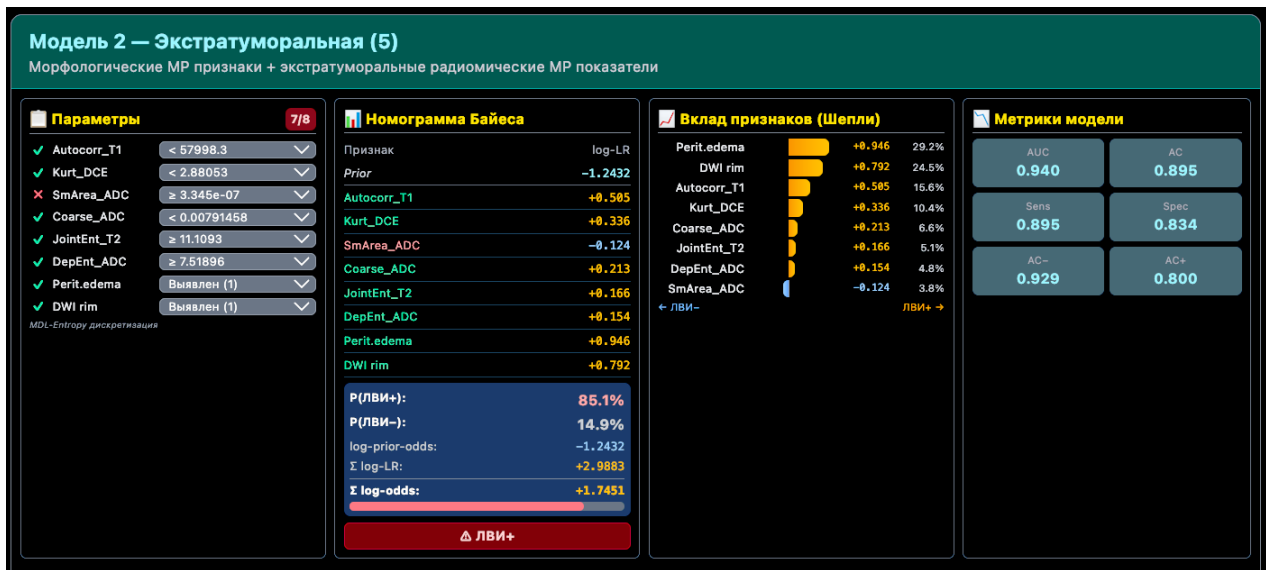


FIGURE 4. CDSS panels showing the correct diagnostic state where both m-MRI signs are appropriately identified (Scenario 1); extratumoral model



FIGURE 5. CDSS panels showing the correct diagnostic state where both m-MRI signs are overlooked or marked as «not detected» (Scenario 2); intratumoral model

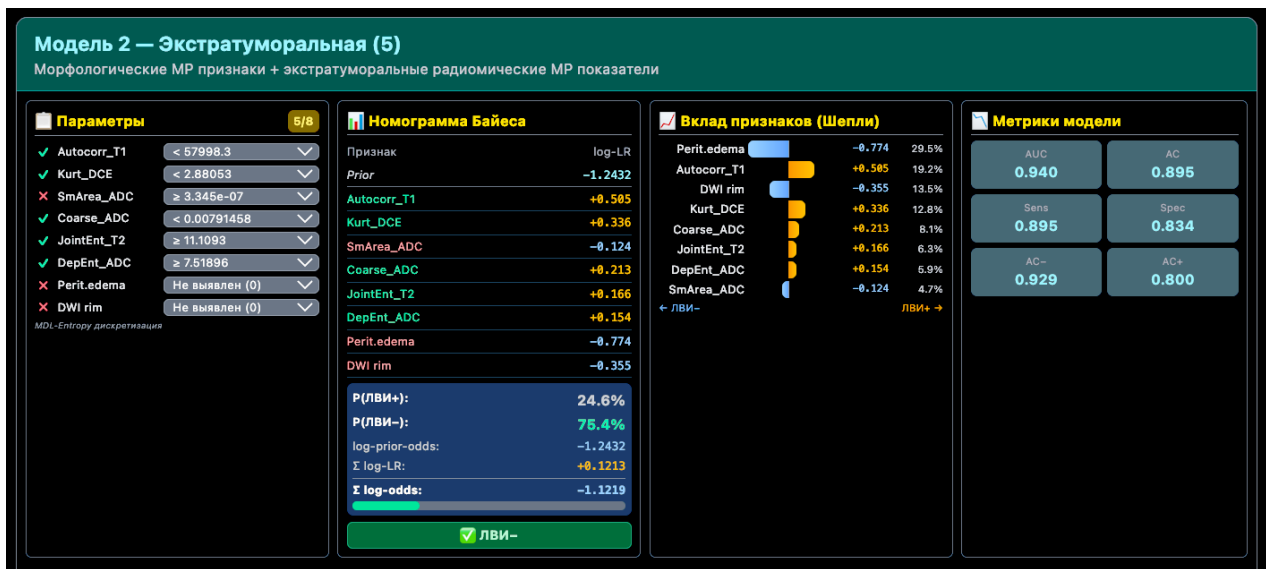


FIGURE 6. CDSS panels showing the correct diagnostic state where both m-MRI signs are overlooked or marked as «not detected» (Scenario 2); extratumoral model.

Quantitative Comparison. The diagnostic outputs for both scenarios are summarized in Table 4.

TABLE 4. Quantitative LVI diagnostic output for Patient ID 201 across both test scenarios

Model	Scenario A	Scenario B	$\Delta P(\text{LVI}+)$
Intratumoral (Σ log-odds)	+2.862	−0.005	—
Intratumoral (P(LVI+))	94.6% (LVI+)	49.9% (Uncertainty)	−44.7 p.p.
Extratumoral (Σ log-odds)	+1.745	−1.122	—
Extratumoral (P(LVI+))	85.1% (LVI+)	24.6% (False Neg.)	−60.5 p.p.

Note: m-MRI features are $\begin{cases} \text{“Detected”} & \text{in Scenario 1,} \\ \text{“Not Detected”} & \text{in Scenario 2.} \end{cases}$

In Scenario A, both models correctly and confidently identified the patient’s LVI+ status. In Scenario B, when the m-MRI features were marked as absent, the intratumoral model collapsed into complete clinical uncertainty ($P=49.9\%$, with the cumulative Σ log-odds dropping nearly to zero at -0.005). Meanwhile, the extratumoral model inverted its prediction entirely, producing a false-negative result ($P=24.6\%$).

Notably, this 24.6% probability is nearly identical to the baseline epidemiological prevalence of LVI in the cohort (22.4%, calculated from log-prior-odds = -1.2432). This demonstrates that when these macroscopic morphological features are missed, the Bayesian engine performs a regression to the mean, indicating that subvisual radiomic textures alone are insufficient for a confident diagnosis in this patient.

SHAP Feature Ranking Analysis. The combined SHAP contribution of the two m-MRI features (peritumoral edema and DWI rim) was substantially higher in the extratumoral model than in the intratumoral model: 53.7% vs. 42.4% in Scenario A and 43.0% vs. 32.2% in Scenario B. This indicates that the extratumoral radiomic signature, extracted from the peritumoral zone, relies far more heavily on macroscopic morphological

markers than its intratumoral counterpart. This higher dependence explains the more pronounced prediction drop observed in the extratumoral model (-60.5 p.p. vs. -44.7 p.p.) when these markers were absent.

Explanation of the «Paradox» of Preserving High SHAP Rank. At first glance, the preservation of leading positions of m-MRI features in SHAP ranking when set to «not detected» may seem paradoxical. However, this reflects a fundamental property of explainable classification: SHAP measures the absolute strength of a feature's influence, not its direction. A binary feature in a Bayesian classifier always has two «poles»: when present — a large positive log-LR ($+0.946$ for peritumoral edema and 0.792 for DWI rim), when absent — a large negative log-LR (-0.774 and -0.355 respectively). Both values are large in modulus because the statistical link of the feature with the target variable is strong itself. If the feature were weak (distribution almost identical in LVI+ and LVI- groups), its log-LR would be close to zero in both states, and SHAP would give it a low rank regardless of the patient's value.

Consequently, the high SHAP rank of peritumoral edema and DWI rim in both scenarios confirms that these two features are the «diagnostic switches» of the model — they shift the decision in any direction with the greatest force. This pattern is reproduced in both models: peritumoral edema retains the first place in SHAP ranking both at value «detected» and at value «not detected» — both in the intratumoral ($23.1\% \rightarrow 22.1\%$) and in the extratumoral ($29.2\% \rightarrow 29.5\%$) models. This has an important clinical consequence: features with high SHAP weight require maximum thoroughness of expert evaluation, since any error in their interpretation leads to the maximum change in posterior probability.

Necessity of Comprehensive Display of Prototype Indicators. The clinical example clearly demonstrates why the CDSS prototype displays exactly this set of indicators and why any reduction leads to interpretation contradictions:

- Only AUC and $P(\text{LVI}+)$ — the physician sees the result but does not understand why the model gives such a diagnosis. In Scenario B of the extratumoral model, the result $P = 24.6\%$ would look like a relatively confident negative diagnosis without indications of the source of this «confidence» and without understanding that the result is due not to radiomic data, but exclusively to the negative weight ($\Sigma \log\text{-LR} = -1.129$) of two key m-MRI features.

- Only log-LR without SHAP — impossible to prioritize attention. The physician does not understand which feature to check first.
- Only SHAP without direction — a high rank of peritumoral edema in Scenario B without the log-LR sign would create a false impression that the feature confirms LVI+, whereas in reality it votes «against» ($\log\text{-LR} = -0.774$).
- Without log-prior-odds — posterior probabilities would be systematically overestimated without accounting for the epidemiological frequency of LVI. In this example, the proximity of $P = 24.6\%$ to the background prevalence of 22.4% is clinically significant: it shows that without m-MRI features, the extratumoral model is not capable of extracting individually significant information from the patient’s radiomic data.

The combination of AUC, log-prior-odds, log-LR with a nomogram, SHAP ranking, and final posterior probability eliminates these contradictions and forms a full-fledged explainability system: AUC justifies trust in the tool, log-prior-odds sets a calibrated starting point, log-LR and nomogram reveal the logic of reasoning, SHAP sets attention priorities, and $P(\text{LVI}+)$ gives the final clinical result.

Biological Validity of m-MRI Features. The effect demonstrated by the clinical example has a biological basis:

- Peritumoral edema reflects lymphostasis and inflammatory remodeling of the microenvironment, associated with obstruction of peritumoral lymphatic vessels by tumor emboli and activation of angiogenesis;
- The DWI rim sign indicates diffusion restriction in the zone of maximum cell density and proliferative activity at the tumor/stroma boundary, where vascular invasion is most likely.

These features are complementary to sub-visual textural patterns fixed by radiomic descriptors and do not duplicate their information content, which ensures the synergistic effect of the hybrid model. The behavior of the extratumoral model is especially indicative: despite the fact that radiomic indicators of $\text{VOI}^{+2\text{ mm}}$ are extracted from the peritumoral zone, directly reflecting the area of potential lymphovascular invasion, their prognostic value without morphological MRI features turns out to be insufficient — the posterior probability of LVI drops from 85.1% to 24.6% , effectively returning to the background level (22.4%). This indicates

that peritumoral edema and DWI rim encode biological information of a different scale (macroscopic lymphostasis and zonal diffusion restriction), which cannot be fully compensated by sub-voxel textural descriptors.

3. Discussion

The ability of radiomics to capture tumor heterogeneity is a cornerstone of quantitative MBN diagnostics. Current studies extract r-MRI features from both the entire tumor volume [23–28] and the surrounding peritumoral tissue. This peritumoral heterogeneity remains detectable up to 4 mm from the primary tumor boundary [32], enabling the use of $\text{VOI}^{+2 \text{ mm}}$ features to evaluate LVI, axillary lymph node metastasis [33–35], and Ki-67 expression levels [36].

Two major trends have emerged in LVI diagnostics: constructing hybrid models that incorporate qualitative m-MRI signs, and leveraging both intra- and extratumoral radiomic features [27, 29].

Our study demonstrates that adding peritumoral edema and the DWI rim sign to radiomic signatures significantly improves the discriminatory power of naive Bayes models, yielding absolute AUC gains of 7.6 p.p. and 5.3 p.p., respectively. Discretization using the Entropy-MDL method proved highly effective compared to traditional L2-regularized logistic regression: our models reached an AUC of 0.940, outperforming previous results on the same dataset that utilized K-Nearest Neighbors (AUC=0.688) [29].

Our clinical case study shows that m-MRI features act as key diagnostic switches in the classifier. The high SHAP ranks of these features, even during sign inversions, confirm that the explainability engine is working correctly. Rather than echoing the final diagnosis, SHAP reflects the underlying information value of a feature in separating the classes. This aligns with the mathematical definition of SHAP as a measure of a feature’s marginal contribution to a classification outcome [37].

This dual explainability approach (combining naive Bayes nomograms and SHAP) addresses the regulatory requirements for explainable AI, including those outlined in the EU AI Act. To our knowledge, this is the first study to combine SHAP analysis with naive Bayes nomograms for LVI diagnostics.

3.1. Technical Advantages and Architecture

Designing the prototype as an offline, single-page HTML application offers several benefits:

- Complete independence from server infrastructure and internet connectivity;
- Alignment with strict medical data security and patient privacy regulations;
- Direct deployment within existing radiologist workstations without integration overhead;
- Cross-platform portability.

Using Laplace smoothing ($\alpha = 1$) alongside Entropy-MDL discretization provides robust performance on small, imbalanced medical datasets.

3.2. Limitations

- The study is retrospective and subject to selection bias.
- The sample size is relatively modest (191 patients) and features class imbalance (23.6% LVI+).
- No prospective validation was performed on an independent external cohort.
- The dataset was acquired from a single scanner vendor (Siemens 1.5 T); the generalizability of the models to 3 T systems and other vendors remains to be validated.

3.3. Future Directions

- Prospective multicenter clinical validation.
- Direct integration with PACS/RIS systems via DICOM communication protocols.
- Automating tumor segmentation using deep learning architectures (such as U-Net and its variants).
- Expanding the patient cohort and studying the system's impact on actual clinical outcomes.
- Regulatory certification of the software as a medical device.

Conclusions

- (1) The morphological MRI features of peritumoral edema and the DWI tumor rim sign are independent predictors of LVI (OR 5.66 and 4.05, respectively). Integrating these signs into radiomic naive Bayes models significantly increases the AUC-ROC by 5.3–7.6 p.p.
- (2) The developed CDSS prototype provides explainable, personalized LVI diagnostics by combining naive Bayes nomograms with SHAP analysis. The suite of interface parameters (AUC, log-prior-odds, individual log-LR, nomogram, SHAP, and P(LVI+)) forms a coherent interpretative framework where each metric serves a distinct purpose and addresses the limitations of the others.
- (3) The clinical example demonstrates that morphological MRI features serve as structural, framework-defining predictors. Missing these signs degrades the intratumoral model's posterior probability from 94.6% to 49.9% (the uncertainty zone) and inverts the extratumoral prediction from 85.1% to 24.6% (producing a false-negative result in a histologically confirmed LVI+ patient).
- (4) The high SHAP ranks of peritumoral edema and the DWI rim sign, regardless of their positive or negative status, show that these features act as the system's primary diagnostic switches. This underscores the need for rigorous radiologist oversight of these specific high-weight parameters.
- (5) Implementing the prototype as a standalone single-page HTML application provides a practical, easy-to-use tool that operates locally without requiring server infrastructure or specialized machine learning expertise from the end user.

References

- [1] R. L. Siegel, K. D. Miller, N. S. Wagle, A. Jemal. “Cancer statistics, 2023”, *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, **73**:1 (2023), pp. 17–48.  
- [2] K. S. Drzheveckaya, G. P. Korzhenkova. “Results of two-years mammographic screening in the Kaluga region”, *Vestnik rentgenologii i radiologii*, **103**:4–6 (2022), pp. 18–27 (in Russian).  
- [3] E. V. Meskix, N. V. Nudnov, G. Z. Muxutdinova, V. O. Vorob'eva. Rare form of breast cancer and lung foci: Do we always have to wait for metastases? *Vestnik rentgenologii i radiologii*, **103**:4–6 (2022), pp. 88–93 (in Russian).  

- [4] I. E. Tyurin, N. I. Rozhkova, E. V. Artamonova, E. A. Bus'ko, V. V. Didenko, A. D. Zikiryaxodzhaev, M. S. Karpova, G. E. Kvetenadze, P. V. Krivorot'ko, M. L. Mazo, A. V. Petrovskij, O. S. Puchkova, S. V. Serebryakova, A. P. Bakuleva. "The role of contrast-enhanced imaging methods in breast cancer early diagnostics and treatment planning", *Vestnik rentgenologii i radiologii*, **105**:2 (2024), pp. 48–57 (in Russian).  
- [5] H. Sung, J. Ferlay, R. L. Siegel, M. Laversanne, I. Soerjomataram, A. Jemal, F. Bray. "Global cancer statistics 2020: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries", *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, **71**:3 (2021), pp. 209–249.  
- [6] E. A. Rakha, S. Martin, A. H. S. Lee, D. Morgan, P. D. Pharoah, Z. Hodi, D. Macmillan, I. O. Ellis. "The prognostic significance of lymphovascular invasion in invasive breast carcinoma", *Cancer*, **118**:15 (2012), pp. 3670–3680.  
- [7] E. A. Rakha, A. Abbas, P. P. Ahumada, M. E. ElSayed, D. Colman, S. E. Pinder, I. O. Ellis. "Diagnostic concordance of reporting lymphovascular invasion in breast cancer", *Journal of Clinical Pathology*, **71**:9 (2018), pp. 802–805.  
- [8] F. J. Gujam, J. J. Goings, J. Edwards, Z. M. A. Mohammed, D. C. McMillan. "The role of lymphatic and blood vessel invasion in predicting survival and methods of detection in patients with primary operable breast cancer", *Critical Reviews in Oncology/Hematology*, **89**:2 (2014), pp. 231–241.  
- [9] A. E. Giuliano, D. Hawes, K. V. Ballman, P. W. Whitworth, P. W. Blumencranz, D. S. Reintgen, M. Morrow, A. M. Leitch, K. K. Hunt, L. M. McCall, A. Abati, R. Cote. "Association of occult metastases in sentinel lymph nodes and bone marrow with survival among women with early-stage invasive breast cancer", *JAMA*, **306**:4 (2011), pp. 385–393.  
- [10] H. Ozgul, R. C. Cakir, O. Celik, T. C. Yildiz, E. Aydemir, B. D. Hark, A. Lale. "Factors affecting the complete response in breast and axillary regions following neoadjuvant chemotherapy for breast cancer", *The Medical Bulletin of Haseki*, **62**:4 (2024), pp. 216–222.  
- [11] A.-S. Hamy, G.-T. Lam, E. Laas, L. Darrigues, T. Balezeau, J. Guerin, A. Livartowski, B. Sadacca, J.-Y. Pierga, A. Vincent-Salomon, F. Coussy, V. Becette, H. Bonsang-Kitzis, R. Rouzier, J.-G. Feron, G. Benchimol, M. Laé, F. Reyat. "Lymphovascular invasion after neoadjuvant chemotherapy is strongly associated with poor prognosis in breast carcinoma", *Breast Cancer Research and Treatment*, **169**:2 (2018), pp. 295–304.  

- [12] W. J. Gradishar, M. S. Moran, J. Abraham, V. Abramson, R. Aft, D. Agnese, K. H. Allison, B. Anderson, H. J. Burstein, H. Chew, C. Dang, A. D. Elias, S. H. Giordano, M. P. Goetz, L. J. Goldstein, S. A. Hurvitz, R. C. Jankowitz, S. H. Javid, J. Krishnamurthy, A. M. Leitch, J. Lyons, J. Mortimer, S. A. Patel, L. J. Pierce, L. H. Rosenberger, H. S. Rugo, B. Schneider, M. L. Smith, H. Soliman, E. M. Stringer-Reasor, M. L. Telli, M. Wei, K. B. Wisinski, J. S. Young, K. Yeung, M. A. Dwyer, R. Kumar. “NCCN guidelines® insights: breast cancer, Version 4.2023: featured Updates to the NCCN guidelines”, *Journal of the National Comprehensive Cancer Network*, **21**:6 (2023), pp. 594–608.  [↑4](#)
- [13] S. M. Willems, C. H. M. van Deurzen, P. J. van Diest. “Diagnosis of breast lesions: fine-needle aspiration cytology or core needle biopsy? A review”, *Journal of Clinical Pathology*, **65**:4 (2012), pp. 287–292.  [↑4](#)
- [14] J. P. Bulte, D. Simsek, P. Bult, J. H. W. de Wilt, L. J. A. Strobbe. “Trends in pre-operative needle biopsy use in invasive breast cancer diagnosis: a Dutch nationwide population study”, *Acta Oncologica*, **59**:12 (2020), pp. 1469–1473.  [↑4](#)
- [15] K. Tripathi, R. Yadav, S. K. Maurya. “A comparative study between fine-needle aspiration cytology and core needle biopsy in diagnosing clinically palpable breast lumps”, *Cureus*, **14**:8 (2022), id. e27709.  [↑4](#)
- [16] J. T. Casaubon, S. E. Tomlinson-Hansen, J. P. Regan. *Fine Needle Aspiration of Breast Masses*, StatPearls Publishing, Treasure Island (FL), 2023 (StatPearls [Internet], Bookshelf ID: NBK470268, PMID: 29262057).  [↑4](#)
- [17] P. B. Gelezhe, I. A. Bloxin, S. S. Semyonov, D. Caruso. Magnetic resonance imaging radiomics in prostate cancer radiology: what is currently known? *Digital Diagnostics*, **2**:4 (2021), pp. 441–452 (in Russian).  [↑4](#)
- [18] P. B. Gelezhe, I. A. Bloxin, S. S. Semenov. “Radiomic for prostatic cancer diagnostics and treatment”, *Medicinskaya fizika*, 2022, no. 1(93), pp. 21 (in Russian). [↑4](#)
- [19] V. G. Govoruxina, S. S. Semenov, P. B. Gelezhe, V. V. Didenko, S. P. Morozov, A. E. Andrejchenko. “The role of mammography in breast cancer radiomics”, *Digital Diagnostics*, **2**:2 (2021), pp. 185–199 (in Russian).  [↑4](#)
- [20] V. A. Solodkij, N. V. Nudnov, M. E. Ivannikov, E. S-A. Shaxvalieva, V. M. Sotnikov, A. Yu. Smyslov. “Dosiomics in the analysis of medical images and prospects for its use in clinical practice”, *Digital Diagnostics*, **4**:3 (2023), pp. 340–355 (in Russian).  [↑4](#)
- [21] E. M. Syrkashev, A. A. Burov, Yu. L. Podurovskaya, F. Z. Kadyrberdieva, E. O. Ikryannikov, D. S. Semenov, D. E. Sharova, Yu. A. Vasil’ev, A. I. Gus. “Radiomics of fetal magnetic resonance imaging in congenital diaphragmatic hernia”, *Medicinskaya vizualizaciya*, **28**:1 (2024), pp. 157–167 (in Russian). 

- [22] D. M. Ye, H.-T. Wang, T. Yu. “The application of radiomics in breast MRI: A review”, *Technology in Cancer Research & Treatment*, **19** (2020), id. 1533033820916191, 16 pp.  [↑4](#)
- [23] Z. Liu, B. Feng, C. Li, Y. Chen, Q. Chen, X. Li, J. Guan, X. Chen, E. Cui, R. Li, Z. Li, W. Long. “Preoperative prediction of lymphovascular invasion in invasive breast cancer with dynamic contrast-enhanced-MRI-based radiomics”, *J. Magn. Reson. Imaging*, **50**:3 (2019), pp. 847–857.  [↑4](#), 21
- [24] Z. Wu, Q. Lin, H. Song, J. Chen, G. Wang, G. Fu, C. Cui, X. Su, L. Li, T. Bian. “Evaluation of lymphatic vessel invasion determined by D2-40 using preoperative MRI-based radiomics for invasive breast cancer”, *Academic Radiology*, **30**:11 (2023), pp. 2458–2468.  [↑4](#), 21
- [25] J. Zhang, G. Wang, J. Ren, Z. Yang, D. Li, Y. Cui, X. Yang. “Multiparametric MRI-based radiomics nomogram for preoperative prediction of lymphovascular invasion and clinical outcomes in patients with breast invasive ductal carcinoma”, *European Radiology*, **32**:6 (2022), pp. 4079–4089.  [↑4](#), 21
- [26] B. Feng, Z. Liu, Y. Liu, Y. Chen, H. Zhou, E. Cui, X. Li, X. Chen, R. Li, T. Yu, L. Zhang, W. Long. “Predicting lymphovascular invasion in clinically node-negative breast cancer detected by abbreviated magnetic resonance imaging: Transfer learning vs. radiomics”, *Frontiers in Oncology*, **12** (2022), id. 890659, 11 pp.  [↑4](#), 21
- [27] Y. Jiang, Y. Zeng, Z. Zuo, X. Yang, H. Liu, Y. Zhou, X. Fan. “Leveraging multimodal MRI-based radiomics analysis with diverse machine learning models to evaluate lymphovascular invasion in clinically node-negative breast cancer”, *Heliyon*, **10**:1 (2023), id. e23916, 12 pp.  [↑4](#), 21
- [28] Q. Ma, Z. Li, W. Li, Q. Chen, X. Liu, W. Feng, J. Lei. “MRI radiomics for the preoperative evaluation of lymphovascular invasion in breast cancer: A meta-analysis”, *European Journal of Radiology*, **168** (2023), id. 111127.  [↑4](#), 21
- [29] D. Jiang, Q. Qian, X. Yang, Y. Zeng, H. Liu. “Machine learning based on optimal VOI of multi-sequence MR images to predict lymphovascular invasion in invasive breast cancer”, *Heliyon*, **10**:7 (2024), id. e29267, 12 pp.  [↑5](#), 21
- [30] J. J. van Griethuysen, A. Fedorov, C. Parmar, A. Hosny, N. Aucoin, V. Narayan, R. G. H. Beets-Tan, J.-C. Fillion-Robin, S. Pieper, H. J. W. L. Aerts. “Computational radiomics system to decode the radiographic phenotype”, *Cancer Research*, **77**:21 (2017), pp. e104–e107.  [↑5](#)
- [31] Yu. A. Vasil’ev, A. V. Vladzimirskij, K. M., Arzamasov Andrejchenko A. E., Gombolevskij V. A., Kul’berg N. S., Omelyanskaya O. V., Pavlov N. A., Reshetnikov R. V., Sergunova K. A., Sharova D. E., Shul’kin I. M.. *Komp’yuternoe zrenie v luchevoj diagnostike: pervyj etap Moskovskogo eksperimenta*, 2-e izd., pererab. i dop., Izdatel’skie resheniya, M., 2023, ISBN 978-5-0059-3043-9, 376 pp. (in Russian).  [↑6](#)

- [32] J. Ding, S. Chen, M. S. Sosa, R. Cattell, L. Lei, J. Sun, P. Prasanna, C. Liu, C. Huang. “Optimizing the peritumoral region size in radiomics analysis for sentinel lymph node status prediction in breast cancer”, *Academic Radiology*, **29**, suppl. 1 (2022), pp. S223–S228.  [↑21](#)
- [33] C. Liu, J. Ding, K. Spuhler, Y. Gao, M. S. Sosa, M. Moriarty, S. Hussain, X. He, C. Liang, C. Huang. “Preoperative prediction of sentinel lymph node metastasis in breast cancer by radiomic signatures from dynamic contrast-enhanced MRI”, *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, **49**:1 (2018), pp. 131–140.  [↑21](#)
- [34] Y. Liu, X. Li, L. Zhu, Z. Zhao, T. Wang, X. Zhang, B. Cai, L. Li, M. Ma, X. Ma, J. Ming. “Preoperative prediction of axillary lymph node metastasis in breast cancer based on intratumoral and peritumoral DCE-MRI radiomics nomogram”, *Contrast Media & Molecular Imaging*, **2022** (2022), id. 6729473, 10 pp.  [↑21](#)
- [35] Y. Cheng, S. Xu, H. Wang, X. Wang, S. Niu, Y. Luo, N. Zhao. “Intra- and peri-tumoral radiomics for predicting the sentinel lymph node metastasis in breast cancer based on preoperative mammography and MRI”, *Frontiers in Oncology*, **12** (2022), id. 1047572, 10 pp.  [↑21](#)
- [36] T. Jiang, J. Song, X. Wang, S. Niu, N. Zhao, Y. Dong, X. Wang, Y. Luo, X. Jiang. “Intratumoral and peritumoral analysis of mammography, tomosynthesis, and multiparametric MRI for predicting Ki-67 level in breast cancer: a radiomics-based study”, *Molecular Imaging and Biology*, **24**:4 (2022), pp. 550–559.  [↑21](#)
- [37] Yu. A. Vasil’ev, Yu. A., Alyмова Arzamasov K. M., Arzamasova L. N., Astapenko E. V., Axmad E. S., Bazhin A. V., Bloxin I. A., Bobrovskaya T. M., Vladzimirskij A. V., Voloshin R. I., Goncharova I. V., Gordienko D. V., Gusev A. V., Erizhokov R. A., Zayunchkovskij S. Yu., Zinchenko V. V., Kazarinova V. E., Kirpichev Yu. S., Klyashtornyj V. G., Kodenko M. R., Krylova E. A., Kuvshinova N. S., Kudryavcev N. D., Kutnyak Yu. M., Mynko O. I., Nasibyan N. M., Novik V. P., Omelyanskaya O. V., Pamova A. P., Pestrenin L. D., Petrov E. A., Petryajkin A. V., Reshetnikov R. V., Rodionova L. G., Romanenko M. O., Rumyancev D. A., Semenov S. S., Slavushheva E. A., Solov’yov A. V., Surkov A. G., Titova A. V., Xoruzhaya A. N., Shul’kin I. M., Shumskaya Yu. F.. *Iskusstvennyy intellekt v luchevoj diagnostike: Per Aspera Ad Astra*, Izdatel’skie resheniya, M., 2025, ISBN 978-5-0067-5622-9, 491 pp.  [↑21](#)

Received
approved after reviewing
accepted for publication
published online

04.06.2026;
29.06.2026;
29.06.2026;
22.07.2026.

Recommended by

PhD. Guliyev Yadulla Iman ogly

Information about the authors:



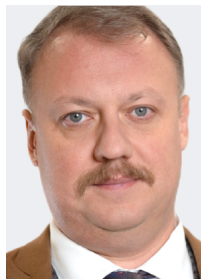
Ivan M. Skorobogach

MD, Radiologist at the Clinical Diagnostic Center, Junior Researcher at the Scientific Research Sector. Research interests: radiomics, machine learning, medical imaging.



0000-0002-5428-6687

e-mail: *skorobogachim@zdrav.mos.ru*



Anton V. Vladzimirskiy

MD, PhD, DSc, Deputy Director for Research. Research interests: telemedicine, medical informatics, evidence-based medicine.



0000-0002-2990-7736

e-mail: *VladzimirskiyAV@zdrav.mos.ru*



Yury A. Vasiliev

MD, PhD, DSc, Chief Physician. Research interests: radiology, telemedicine, artificial intelligence in healthcare.



0000-0002-0208-5218

e-mail: *VasilevYA1@zdrav.mos.ru*



Ivan A. Blokhin

MD, PhD, Leading Researcher at the Scientific Research Sector. Research interests: radiomics, MRI diagnostics, oncological radiology.



0000-0002-2681-9378

e-mail: *BlokhinIA1@zdrav.mos.ru*



Roman V. Reshetnikov

PhD in Physics and Mathematics, Head of the Department of Scientific Medical Research. Research interests: mathematical modeling, medical informatics, data analysis.



0000-0002-9661-0254

e-mail: ReshetnikovRV@zdrav.mos.ru



Maria R. Kodenko

PhD in Technical Sciences, Head of the Department of Innovative Technologies. Research interests: medical informatics, digital diagnostics.



0000-0002-0166-3768

e-mail: KodenkoMR@zdrav.mos.ru

Authors contribution: *Ivan M. Skorobogach* — (methodology, software, validation, investigation, resources, writing (review & editing), supervision); *Anton V. Vladzimirskyy* — (methodology, visualization); *Yury A. Vasiliev* — (methodology, visualization); *Ivan A. Blokhin* — (writing (review & editing), visualization); *Roman V. Reshetnikov* — (writing (review & editing), visualization); *Maria R. Kodenko* — (formal analysis, writing (original draft), visualization).

The authors declare no conflicts of interests.



Влияние морфологических МР-признаков на диагностику лимфоваскулярной инвазии злокачественных новообразований молочной железы в прототипе системы поддержки принятия врачебных решений на основе номограмм наивного Байеса

Иван Михайлович Скоробогач^{1✉}, Антон Вячеславович Владзимирский², Юрий Александрович Васильев³, Иван Андреевич Блохин⁴, Роман Владимирович Решетников⁵, Мария Романовна Коденко⁶

Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий Департамента здравоохранения города Москвы, Москва, Россия

[✉]skorobogachim@zdrav.mos.ru

Аннотация. Цель исследования: обоснование роли морфологических магнитно-резонансных (м-МР) признаков в гибридных морфо-радиомических моделях диагностики лимфоваскулярной инвазии (ЛВИ) злокачественного новообразования (ЗН) молочной железы (МЖ) и разработка прототипа объяснимой системы поддержки принятия врачебных решений (СППВР) на основе номограмм наивного Байеса с интегрированным SHAP-анализом.

Материалы и методы. Нами анализировались данные 191 пациента: 13 м-МР признаков, 12390 радиомических (p-МР) показателей всего объема опухоли (VOI^{entire}) и экстра-туморальных тканей (VOI^{+2mm}). Целевой признак – ЛВИ. Отбор предикторов выполнен дискретизацией методом Entropy-MDL; классификация – алгоритмом наивного Байеса с лапласовским сглаживанием ($\alpha = 1$). Прототип СППВР реализован как автономное single-page HTML-приложение с интегрированным расчётом логарифма отношения правдоподобия ($\log-LR$) и SHAP-вкладов.

Результаты. Получены две радиомические модели наивного Байеса (NB): NB_ VOI^{entire} ($AUC=0,837$) и NB_ VOI^{+2mm} ($AUC-ROC=0,887$). По данным многомерной логистической регрессии перитуморальный отёк повышает шансы ЛВИ в 5,66 раз ($OR\ 5,66, 95\% ДИ: 2,27-14,94, p<0,001$), признак ободка опухоли на DWI изображении – в 4,05 раза ($OR\ 4,05, 95\% ДИ: 1,63-10,47, p=0,003$). Включение этих м-МР признаков в гибридные модели статистически значимо улучшило $AUC-ROC$: абсолютный прирост 7,6 процентных пунктов (п.п.) ($p = 0,008$) для интратуморальной модели и 5,3 п.п. ($p = 0,049$) для экстра-туморальной.

Заключение. Прототип СППВР реализует концепцию объяснимой персонализированной диагностики посредством сочетания номограмм наивного Байеса и SHAP-анализа. Включение м-МР признаков перитуморального отёка и DWI-ободка в радиомические сигнатуры является не дополнительным, а структурообразующим элементом, обеспечивающим клиническую устойчивость диагностики. (*Связанные тексты статьи на английском и на русском языках*)

Ключевые слова и фразы: система поддержки принятия врачебных решений, объяснимый искусственный интеллект, лимфоваскулярная инвазия, инвазивное злокачественное новообразование молочной железы, радиомика, наивный Байес, номограммы, критерий Шепли, MDL-Entropy

Для цитирования: Скоробогач И.М., Владзимирский А.В., Васильев Ю.А., Блохин И.А., Решетников Р.В., Коденко М.Р. Влияние морфологических МР-признаков на диагностику лимфоваскулярной инвазии злокачественных новообразований молочной железы в прототипе системы поддержки принятия врачебных решений на основе номограмм наивного Байеса // Программные системы: теория и приложения. 2026. Т. 17. № 3(72). С. 3–56. (Англ.+русс.) https://psta.psiras.ru/read/psta2026_3_3-56.pdf

Введение

Злокачественное новообразование молочной железы (ЗНМЖ) – наиболее часто диагностируемая опухоль у женщин: в 2023 году в США зарегистрировано 300 590 новых случаев (15,4% всех ЗН) [1]. Высокий уровень смертности обусловлен преимущественно метастатическим распространением [2–5].

Лимфоваскулярная инвазия (ЛВИ) – наличие опухолевых клеток в лимфатических или кровеносных сосудах перитуморальной области – является независимым предиктором сниженной выживаемости [6–8] и важнейшим фактором стратификации риска у пациенток с инвазивным ЗНМЖ [9–11]. Решение о неоадьювантной химиотерапии у пациенток с HR+/HER2-опухолями принимается с учётом ЛВИ [12]. Однако предоперационная пункционная биопсия не обеспечивает надёжной диагностики ЛВИ [13–16], что обуславливает необходимость неинвазивных методов диагностирования.

Радиомика – направление количественного анализа цифровых медицинских изображений, позволяющее выявлять субвизуальные паттерны гетерогенности опухоли [17–22]. Гибридные модели, объединяющие м-МР признаки (перитуморальный отёк, DWI-ободок, состояние подмышечных лимфоузлов) и радиомические показатели, демонстрируют более высокую эффективность диагностики ЛВИ по сравнению с моделями, использующими только радиомику [23–28].

Существенным вызовом для медицинской информатики является разработка СППВР, которые сочетают высокую точность классификации с объяснимостью – возможностью предоставить врачу аргументированное обоснование решения. Это особенно актуально в онкологии, где результат классификации влияет на радикальность хирургического лечения и тактику системной терапии. Ужесточение регуляторных требований к explainable AI в высокорискованных областях применения (включая вступивший в силу EU AI Act [Regulation (EU) 2024/1689]) делает разработку объяснимых программных систем приоритетной задачей.

Цель работы: обоснование роли морфологических МР-признаков в гибридных морфо-радиомических моделях диагностики ЛВИ ЗНМЖ и разработка прототипа объяснимой СППВР на основе номограмм наивного Байеса с интегрированным SHAP-анализом.

Научная новизна:

1. Программная реализация мультимасштабного, мультипараметрического анализа МРТ-данных в едином диагностическом конвейере;
2. Применение дискретизации Entropy-MDL для отбора предикторов вместо традиционной L2-регуляризации логит регрессией;

3. Интеграция номограмм наивного Байеса с SHAP-анализом для обеспечения локальной объяснимости решений на уровне отдельного пациента.

1. Методология

1.1. Дизайн исследования и набор данных

Использован открытый набор данных 191 пациентки с гистологически верифицированным инвазивным ЗНМЖ (<https://github.com/LiuhaiBo521/LVI-Dataset>), включающий 146 пациенток без ЛВИ (76,4%) и 45 – с ЛВИ (23,6%). Данные получены ретроспективно с января 2019 по июль 2023 года в двух медицинских центрах [29]. Критерии включения: предоперационная МРТ молочной железы с контрастированием; гистологическое подтверждение ЛВИ; отсутствие предшествующей терапии и операций.

МРТ выполнена на томографе 1.5 T MAGNETOM Aera (Siemens AG, Германия) с использованием 18-канальной поверхностной катушки. Два рентгенолога с опытом 7 и 15 лет независимо оценивали изображения; расхождения разрешались консенсусом.

1.2. Извлечение признаков

Морфологические МР признаки. Нами анализировались 13 м-МР признаков (локализация, тип кривой динамического контрастирования усиления, плотность фиброгландулярной ткани, увеличение паренхимы молочной железы, внутриопухолевая высокая интенсивность сигнала, перитуморальный отек, подкожный отек, внутриопухолевый некроз, паттерн внутреннего усиления, признак прилежащего сосуда, повышенная ипсилатеральная васкуляриность, подмышечная лимфоаденопатия, признак ободка опухоли на DWI изображении).

Радиомические показатели ($n = 12390$) извлекались из пяти МРТ-последовательностей (T1-ВИ, T2-ВИ, DWI, ADC, DCE) при двух вариантах сегментации зоны интереса (VOI^{entire} , $VOI^{+2\text{ мм}}$) с использованием библиотеки PyRadiomics 3.1.0 [30]. Применены фильтры Лапласиан Гауссова сглаживания LoG ($\sigma = 2\text{--}5\text{ мм}$) и вейвлет-преобразования.

Обучающая ($n = 134$) и тестовая ($n = 57$) выборки сформированы случайным образом со стратификацией по целевому признаку (ЛВИ) в соотношении 7:3. Не выявлено статистически значимых различий в распределении клинических и м-МР признаков между выборками ($p > 0,05$).

1.3. Программный конвейер обработки

Конвейер обработки данных включает следующие этапы:

1. Импорт DICOM-данных MPT.
2. Полуавтоматическая сегментация опухоли в 3D Slicer 4.6.
3. Извлечение радиомических признаков через PyRadiomics.
4. Дискретизация методом Entropy-MDL (преобразование непрерывных показателей в порядковые с минимальной потерей информации).
5. Валидация по χ^2 ($p < 0,01$).
6. Машинное обучение алгоритмом наивного Байеса в среде Orange 3.37.0.
7. Оптимизация модели удалением высококорреляционных ($r \geq 0,7$) и малоинформативных переменных.
8. Валидация SHAP на тестовой выборке.
9. Валидация на тестовой выборке с расчётом метрик: AUC-ROC, чувствительности (Sens), специфичности (Spec), классификационной правильности (AC), положительная прогностическая ценность (PPV) и отрицательная прогностическая ценность (NPV) [31].
10. Сравнение моделей по критерию Де-Лонга для AUC-ROC и критерию χ^2 для Sens, Spec, AC, PPV и NPV.

1.4. Алгоритм наивного Байеса с номограммами

Выбор алгоритма обусловлен следующими преимуществами для построения СППВР:

- интерпретируемостью (вклад каждого признака в виде log-LR (логарифм отношения правдоподобия));
- возможностью непосредственного построения номограмм;
- робастностью к малым выборкам и дисбалансу классов;
- эффективной работой особенно с дискретизированными признаками.

В номограмме наивного Байеса для каждого признака отображается относительно оси значений log LR, показывающей вклад каждого признака в логарифмическом масштабе, и пересчитанной в итоговую шкалу логит-функции суммарной апостериорной вероятности Σ .

1.5. Объяснимость по критерию Шепли (SHAP)

Для каждого пациента рассчитывался индивидуальный вклад каждого признака по критерию Шепли (SHAP – SHapley Additive exPlanations). SHAP измеряет абсолютную силу влияния признака на решение независимо от направления (за или против ЛВИ+), что позволяет:

- видеть базовую (среднюю по популяции) вероятность ЛВИ;
- наблюдать индивидуальные отклонения вероятности для конкретного пациента;
- понимать, какие именно признаки определяют диагноз;
- приоритизировать признаки по необходимости контроля качества экспертной оценки.

1.6. Архитектура СППВР

Прототип СППВР реализован как веб-приложение (single-page HTML) с автономным режимом работы, не требующим серверной инфраструктуры. Программная архитектура включает следующие модули:

- Модуль данных: база 191 пациентки (обучающая 134 + тестовая 57).
- Модуль классификации: две параллельные модели – интратуморальная (NB_VOI^{entire}) и экстратуморальная ($NB_VOI^{+2\text{ мм}}$).
- Модуль номограммы: визуализация вкладов признаков по log-LR.
- Модуль SHAP: ранжирование признаков по индивидуальному вкладу.
- Модуль интерфейса: интерактивный выбор пациента, отображение результатов, экспорт заключения.

1.7. Назначение показателей интерфейса прототипа

Совокупность отображаемых показателей формирует целостную систему интерпретации, в которой каждый компонент решает свою задачу (см. таблицу 1).

Критическое различие двух последних показателей: log-LR несёт информацию о направлении влияния (за или против ЛВИ+), SHAP – об абсолютной силе влияния. Их совместное использование исключает противоречивые интерпретации и обеспечивает полноценную объяснимость.

1.8. Статистический анализ

Статистический анализ проводился с использованием программы Jamovi 2.5.7.0. Для расчета отношения шансов (OR) и 95% доверительных интервалов (CI) были выполнены одномерная и многомерная логистическая регрессия. Перекрестные таблицы были проверены с помощью критерия χ^2 , а сравнения AUC проводились с использованием критерия ДеЛонга. Различия считались статистически значимыми при $p < 0,05$.

2. Результаты

2.1. Этап 1. Радиомические модели диагностики ЛВИ

На первом этапе исследовались две модели: Первая модель NB_VOI^{entire} включает радиомическую сигнатуру (PC_1) из восьми p-MP

Таблица 1. Показатели интерфейса прототипа СППВР и их клиническое назначение

Показатель	Содержание	Клиническое назначение
AUC, AC, Sens, Spec, PPV и NPV	Метрики качества модели на тестовой выборке	Оценка доверия к инструменту на популяционном уровне
log-prior-odds (-1, 220)	Логарифм фоновых шансов ЛВИ (распространённость 23,6%)	Калиброванная стартовая точка рассуждения
log-LR по каждому признаку	Логарифм отношения правдоподобия (со знаком)	Направление и сила вклада каждого признака
Σ log-LR / Σ log-odds	Сумма всех вкладов	Итоговый «вес доказательств»
Номограмма (зелёный/красный)	Визуализация вкладов	Пошаговое объяснение логики решения
P(ЛВИ+)	Апостериорная вероятность	Финальный клинический результат
SHAP-вклад (% и score)	Абсолютная значимость признака	Приоритизация внимания врача

интратуморальных (VOI^{entire}) показателей. Дискретизацией методом Entropy-MDL установлены пороговые значения диагностики ЛВИ первой моделью ЛВИ и её отсутствия. В группе с ЛВИ высокие уровни чаще выявляются у показателей wavelet-HHH_glrml_RunVariance_T2 ($\geq -0,579, 87$ vs 54%, $p < 0,0001$), wavelet-HHL_glcm_lmc1_DCE ($\geq -0,216, 100$ vs 83%, $p = 0,006$) и низкие уровни чаще у показателей wavelet-HLH_firstorder_Mean_T1 ($< 1,703, 62$ vs 13%, $p < 0,0001$), wavelet-LLL_glszm_ZonePercentage_T2 ($< 0,917, 80$ vs 38%, $p < 0,0001$), log-sigma-5-mm-3D_gldm_SmallDependenceLowGrayLevelEmphasis_ADC ($< 0,002, 100$ vs 79%, $p = 0,004$), wavelet-HHL_gldm_SmallDependenceLowGrayLevelEmphasis_DWI ($< 0,004, 100$ vs 86%, $p = 0,006$), wavelet-HHL_glcm_MCC_DCE ($< 0,603, 100$ vs 86%, $p = 0,005$), log-sigma-5-mm-3D_gldm_SmallDependenceLowGrayLevelEmphasis_T2 ($< 0,002, 100$ vs 83%, $p = 0,005$).

Вторая модель NB_ $VOI^{+2 \text{ мм}}$ включает радиомическую сигнатуру (PC_2) из шести экстратуморальных ($VOI^{+2 \text{ мм}}$) p-MP показателей. Дискретизацией методом Entropy-MDL установлены пороговые значения диагностики ЛВИ второй моделью ЛВИ и её отсутствия. В группе с ЛВИ высокие уровни чаще выявляются у показателей wavelet-HLL_glcm_JointEntropy_T2 ($\geq 11, 11, 100$ vs 82,2%, $p = 0,005$), log-sigma-3-mm-3D_gldm_DependenceEntropy_ADC ($\geq 7,51896, 100$ vs 82,9%, $p < 0,0001$), и низкие уровни чаще у показателей log-sigma-3-mm-3D_firstorder_Kurtosis_DCE ($< 2,88053, 96$ vs 67%, $p < 0,0001$), wavelet-LLL_glcm_Autocorrelation_T1 ($< 57998,3, 71$ vs 37%, $p < 0,0001$), original_ngtdm_Coarseness_ADC ($< 0,00791458, 100$ vs 81%, $p = 0,003$), wavelet-HHH_glszm_SmallAreaEmphasis_ADC ($< 3,345e - 07, 11$ vs

0%, $p < 0,0001$).

Возможность использования радиомических показателей подтверждена двойной валидацией по критериям χ^2 и Шепли. Дискриминационная способность радиомических моделей при попарном сравнении по Де-Лонгу статистически значимо не различалась, $p > 0,05$ (подробности описаны ниже в таблице 2).

2.2. Этап 2. Морфологические МР-предикторы ЛВИ

Среди 13 оцененных признаков МРТ два показали сильную одномерную связь с ЛВИ. У пациентов с ЛВИ+ значительно чаще наблюдались следующие признаки:

- Перитуморальный отек: 64,4% против 22,6
- Признак ободка на ДВИ: 53,3% против 17,1
- Признак прилегающего сосуда: 77,8% против 58,2
- Подмышечная лимфаденопатия: 77,8% против 58,2

По данным многомерной логистической регрессии независимыми предикторами оказались только перитуморальный отёк (OR 5,66; 95% ДИ 2,27–14,94; $p < 0,001$) и DWI-ободок (OR 4,05; 95% ДИ 1,63–10,47; $p = 0,003$).

2.3. Этап 3. Гибридные морфо-радиомические модели

Включение двух м-МР признаков статистически значимо улучшило диагностическую способность гибридных моделей:

- Гибридная модель 1 (NB_VOI^{всё}) улучшена на 7,6 п.п. (процентных пункта) (AUC 0,913 против 0,837, $p = 0,008$);
- Гибридная модель 2 (NB_VOI^{+2 мм}) улучшена на 5,3 п.п. (AUC 0,940 против 0,887, $p = 0,049$)

Таблица 2. Эффективность и матрица ошибок 4 моделей диагностирования ЛВИ алгоритмом наивного Байеса

Модели	AUC	AC	Sens	Spec	NPV	PPV
NB_VOI ^{entire}	0,837 ± 0,069	0,807	0,807	0,845	0,786	0,867
NB_VOI ^{entire} +2 м-МР	0,913 ± 0,052	0,789	0,789	0,839	0,762	0,867
NB_VOI ^{+2 мм}	0,887 ± 0,043	0,860	0,860	0,821	0,881	0,800
NB_VOI ^{+2 мм} +2 м-МР	0,940 ± 0,051	0,895	0,895	0,834	0,929	0,800

Вклад МР признаков и показателей в увеличение площади под ROC-кривой гибридными моделями представлен (на рисунке 1):

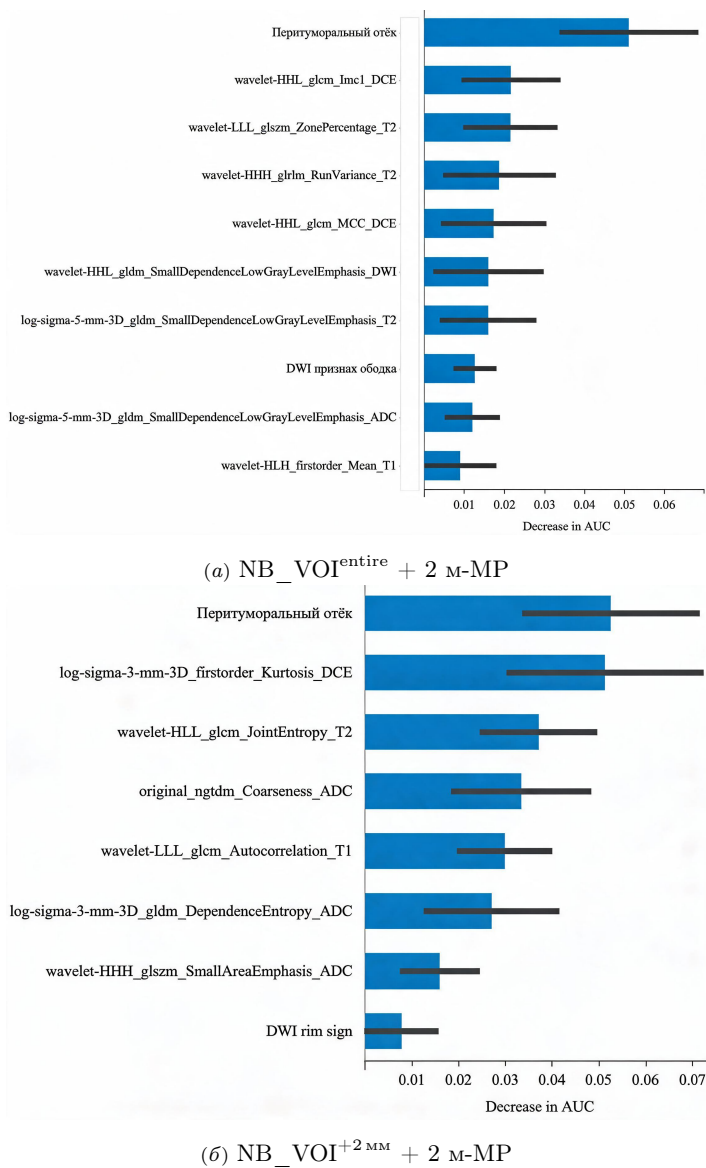


Рисунок 1. Вклад МР признаков и показателей в увеличение площади под ROC-кривой гибридными моделями

В первой гибридной модели NB_VOI^{entire} выявляется ведущее значение перитуморального отёка (26%) и незначительное – признака DWI ободка (6%) во вкладе в увеличение площади под ROC-кривой. Во вторую гибридную модель NB_VOI^{+2 мм} перитуморальный отёк вносит важный вклад (17%) в увеличение площади под ROC-кривой.

Диагностическое отношение шансов (DOR), рассчитанное с помощью одномерной логистической регрессии прогнозируемых вероятностей относительно истинного статуса LVI, увеличилось с logDOR 4,44 (базовый RS₁) до 5,64 (гибридная модель 1) и с 6,49 (базовый RS₂) до 7,48 (гибридная модель 2). Это соответствует увеличению фактического DOR в 3,3 и 2,7 раза соответственно (таблица 3).

Таблица 3. Диагностическое отношение шансов по данным одновариантной логит регрессии предсказанных вероятностей для четырёх моделей ЛВИ ЗНМЖ

Модели	Вес (log-LR)	SE	Z	p	Отношение шансов (95% ДИ)
NB_VOI ^{entire}	4,44	1,25	3,55	<0,001	84,88 (9,30–1421,56)
NB_VOI ^{entire} +2 м-МР	5,64	1,45	3,88	<0,001	280,93 (24,07–8811,12)
NB_VOI ^{+2 мм}	6,49	1,61	4,02	<0,001	656,26 (27,78–15501,53)
NB_VOI ^{+2 мм} +2 м-МР	7,48	1,97	3,79	<0,001	1768,07 (37,06–84335,82)

Таким образом, введение м-МР признаков перитуморального отёка и DWI ободка опухоли в радиомические сигнатуры моделей статистически значимо улучшало способность распознавать ЛВИ и её отсутствие, не влияя на классификационную правильность, правильность диагностики ЛВИ и её отсутствия.

2.4. Прототип системы поддержки принятия врачебных решений

Прототип СППВР «Морфо-радиомическая диагностика ЛВИ при ЗНМЖ» реализован как single-page HTML приложение (рисунок 2). Интерфейс содержит две параллельные панели:

- Модель 1 – гибридная с интратуморальной сигнатурой (NB_VOI^{entire}): AUC = 0,913, AC = 0,789, Sens = 0,789, Spec = 0,839, PPV = 0,867;
- Модель 2 – гибридная с экстратуморальной сигнатурой (NB_VOI^{+2 мм}): AUC = 0,940, AC = 0,895, Sens = 0,895, Spec = 0,834, PPV = 0,800.



Рисунок 2. Прототип системы поддержки принятия врачебных решений «Морфо-радиомическая диагностика ЛВИ при ЗНМЖ». Слева – интратуморальная модель, справа – экстратуморальная. Прототип реализован как автономное веб-приложение на базе наивного Байеса с лапласовским сглаживанием ($\alpha = 1$), MDL-Entropy дискретизацией порогов, расчётом Shapley score, log-likelihood ratio признака.

Каждая панель отображает:

- (1) Метрики модели (AUC, AC, Sens, Spec, NPV, PPV);
- (2) Входные параметры с указанием диапазонов MDL-Entropy и текущих значений показателей пациента;
- (3) Диагностика моделью – апостериорные вероятности $P(\text{ЛВИ}+)$ и $P(\text{ЛВИ}-)$, log-prior-odds, log-LR;
- (4) Лог-отношения правдоподобия по признакам – таблица $P(x|+)$, $P(x|-)$, log-LR для каждого радиомического и морфологического признака;
- (5) Номограмму наивного Байеса с горизонтальными столбцами вкладов в log-odds (зелёный – вклад в пользу ЛВИ+, красный – в пользу ЛВИ-);
- (6) Вклад признаков по критерию Шепли – нормализованный score с процентным распределением.

Управляющие элементы позволяют:

- последовательно перебирать примеры ЛВИ+ и ЛВИ-;
- выбрать случайного пациента;
- работать с базой пациентов (191 пациент: обучающая 134 + тестовая 57);
- скачивать заключение;
- пересчитывать результат при изменении значений показателей.

2.5. Клинический пример: верификация работы прототипа СППВР

Описание клинического наблюдения. Пациентка, id 201 (тестовая выборка), с гистологически верифицированным инвазивным ЗНМЖ. Референсный гистологический результат – ЛВИ-положительный статус (ЛВИ+).

По результатам экспертной оценки МРТ выявлены оба м-МР предиктора ЛВИ: перитуморальный отёк (гиперинтенсивный сигнал на T2-ВИ в окружающей ткани) и признак ободка опухоли на DWI (rim sign).

Прототип СППВР запущен в двух режимах: Сценарий 1 (рисунки 3 и 4), в котором м-МР признаки установлены в значение «выявлен» (соответствует истинной картине МРТ) и Сценарий 2 (рисунки 5 и 6), в котором м-МР признаки установлены в значение «не выявлен», что имитирует сценарий, при котором рентгенолог пропустил данные паттерны:

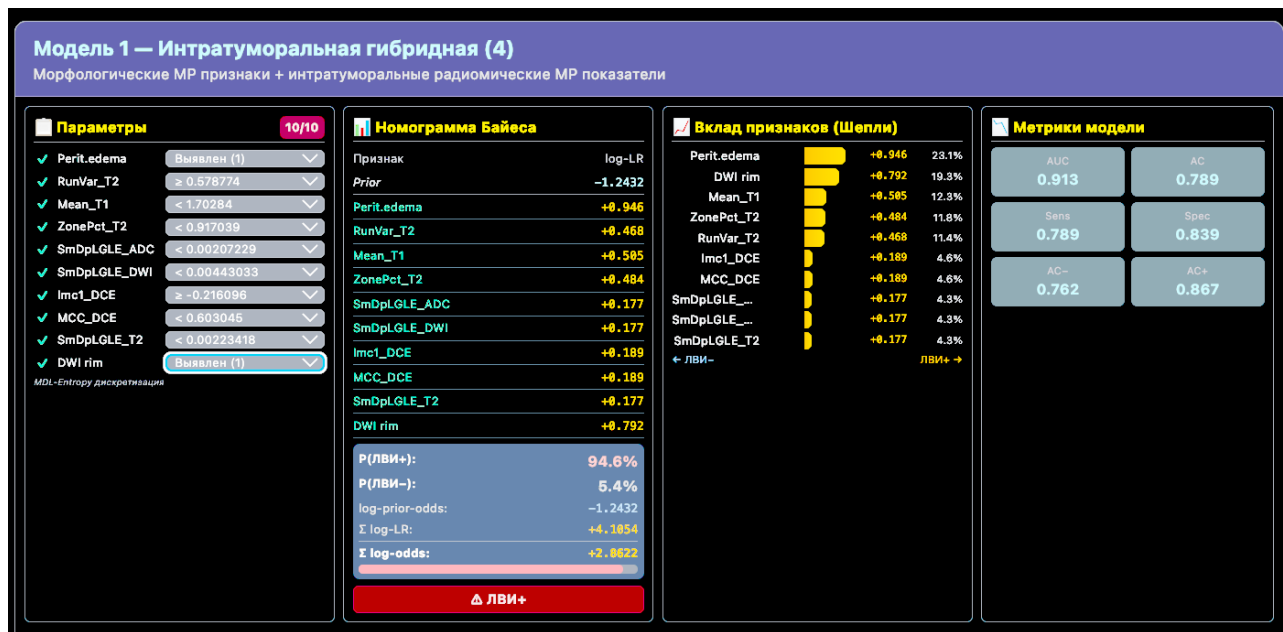


Рисунок 3. Панели СППВР «Морфо-радиомическая диагностика ЛВИ при ЗНМЖ», отображающие правильное диагностическое состояние, при котором оба признака m-MRI корректно идентифицированы (Сценарий 1); гибридная интратуморальная модель с *невыявленными* МР признаками

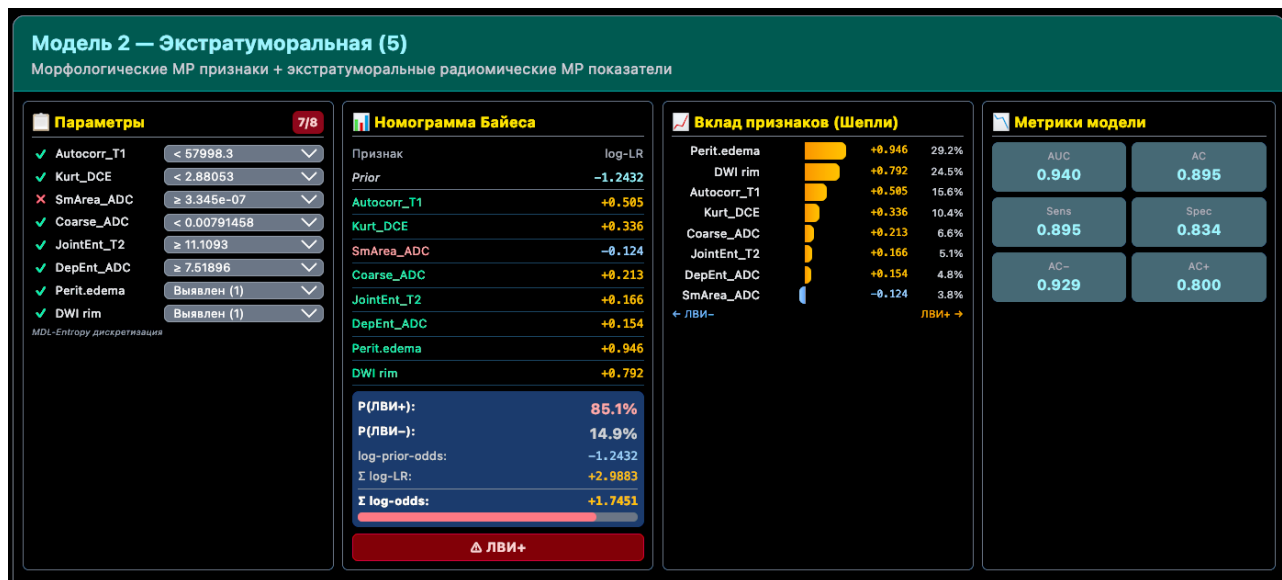


Рисунок 4. Панели СППВР «Морфо-радиомическая диагностика ЛВИ при ЗНМЖ», отображающие правильное диагностическое состояние, при котором оба признака m-MRI корректно идентифицированы (Сценарий 1); гибридная экстратуморальная модель с выявленными МР признаками



Рисунок 5. Панели СППВР «Морфо-радиомическая диагностика ЛВИ при ЗНМЖ», отображающие правильное диагностическое состояние, при котором оба признака m-MR «не выявлены» (Сценарий 2); гибридная интратуморальная модель

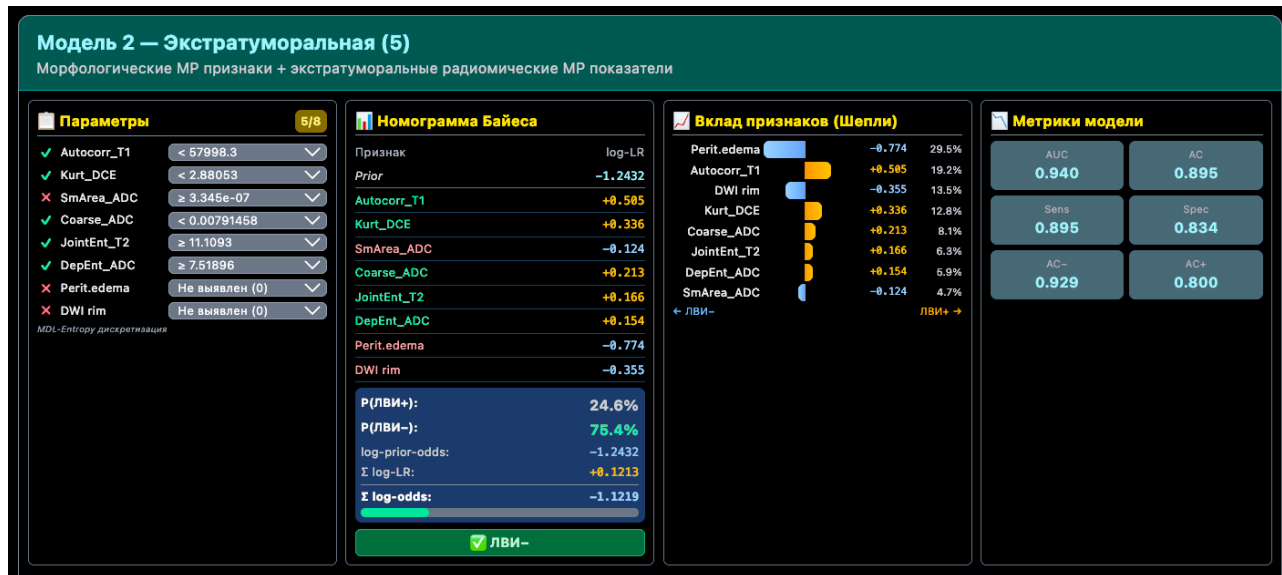


Рисунок 6. Панели СППВР «Морфо-радиомическая диагностика ЛВИ при ЗНМЖ», отображающие правильное диагностическое состояние, при котором оба признака m-MR «не выявлены» (Сценарий 2); гибридная экстратуморальная модель

Сравнительные результаты двух режимов. В сценарии 1 обе модели правильно классифицировали ЛВИ-положительный статус (ЛВИ+) (таблица 4). В сценарии 2 интратуморальная модель перешла в зону полной клинической неопределённости ($P = 49,9\%$, итоговая сумма логарифмов шансов $\Sigma \log\text{-odds}$ практически равна нулю: $-0,005$), а экстратуморальная – дала инверсию диагностики с формированием ложноотрицательного результата ($P = 24,6\%$). Значение $24,6\%$ оказывается крайне близким к базовой априорной вероятности ЛВИ в популяции ($22,4\%$, рассчитанной из фонового $\log\text{-prior-odds} = -1,2432$). Это свидетельствует о том, что при потере информации о ключевых морфологических признаках байесовская система закономерно осуществляет регрессию к среднему, признавая текстурные радиомические признаки недостаточными для уверенной диагностики.

Таблица 4. Сравнение диагностики ЛВИ у пациентки id 201 в двух режимах работы прототипа

Модель	Сценарий 1	Сценарий 2	$\Delta P(\text{ЛВИ}+)$
Интратуморальная ($\Sigma \log\text{-odds}$)	+2,862	$-0,005$	–
Интратуморальная ($P(\text{ЛВИ}+)$)	94,6% (ЛВИ+)	49,9% (зона неопред.)	–44,7 п.п.
Экстратуморальная ($\Sigma \log\text{-odds}$)	+1,745	$-1,122$	–
Экстратуморальная ($P(\text{ЛВИ}+)$)	85,1% (ЛВИ+)	24,6% (ложноотриц.)	–60,5 п.п.

Примечание: м-МР признаки «выявлены» в сценарии 1 и «не выявлены» в сценарии 2.

SHAP-ранжирование в обоих сценариях. Суммарный SHAP-вклад двух м-МР признаков (перитуморального отёка и DWI-ободка) существенно выше в экстратуморальной модели, чем в интратуморальной: $53,7\%$ vs $42,4\%$ в сценарии 1 и $43,0\%$ vs $32,2\%$ в сценарии 2. Это означает, что экстратуморальная радиомическая сигнатура, извлечённая из перитуморальной зоны, в значительно большей степени зависит от макроскопических морфологических маркеров ЛВИ, чем интратуморальная. Данная особенность объясняет и более выраженную инверсию прогностического заключения при утрате этих маркеров: снижение апостериорной вероятности ЛВИ+ на 60,5 п.п. в экстратуморальной модели по сравнению с 44,7 п.п. в интратуморальной.

Объяснение «парадокса» сохранения высокого SHAP-вклада. На первый взгляд может показаться парадоксальным сохранение лидирующих позиций м-МР признаков в SHAP-ранжировании при их установке в значение «не выявлены». Однако это отражает фундаментальное свойство объяснимой классификации: SHAP измеряет абсолютную силу влияния признака, а не его направление. Бинарный признак у байесовского классификатора всегда имеет два «полюса»: при наличии – большой положительный log-LR (+0,946 для перитуморального отёка и 0,792 для DWI-ободка), при отсутствии – большой отрицательный log-LR (–0,774 и –0,355 соответственно). Оба значения по модулю велики, потому что сама статистическая связь признака с целевой переменной сильная. Если бы признак был слабым (распределение почти одинаково в группах ЛВИ+ и ЛВИ–), его log-LR был бы близок к нулю в обоих состояниях, и SHAP давал бы ему низкий ранг независимо от значения у пациента.

Следовательно, высокий SHAP-ранг перитуморального отёка и DWI-ободка в обоих сценариях подтверждает, что именно эти два признака являются «диагностическими переключателями» модели – они с наибольшей силой смещают решение в любую сторону. Данная закономерность воспроизводится в обеих моделях: перитуморальный отёк сохраняет первое место в SHAP-ранжировании как при значении «выявлен», так и при значении «не выявлен» – как в интратуморальной (23,1% → 22,1%), так и в экстратуморальной (29,2% → 29,5%) моделях. Это имеет важное клиническое следствие: признаки с высоким SHAP-весом требуют максимальной тщательности экспертной оценки, поскольку любая ошибка их интерпретации приводит к максимальному изменению апостериорной вероятности.

Необходимость комплексного отображения показателей прототипа. Клинический пример наглядно демонстрирует, почему прототип СППВР отображает именно такой набор показателей и почему любое его сокращение приводит к противоречиям интерпретации:

- Только AUC и P(ЛВИ+) – врач видит результат, но не понимает, почему модель дает такую диагностику. В сценарии 2 экстратуморальной модели результат $P = 24,6\%$ выглядел бы как относительно уверенной отрицательной диагностики без указаний на источник этой «уверенности» и без понимания, что результат обусловлен не радиомическими данными, а исключительно отрицательным весом ($\sum \log\text{-LR} = -1,129$) двух ключевых м-МР признаков.
- Только log-LR без SHAP – невозможно приоритизировать внимание. Врач не понимает, какой признак стоит проверить в первую очередь.

- Только SHAP без направления – высокий ранг перитуморального отёка в сценарии 2 без знака log-LR создал бы ложное впечатление, что признак подтверждает ЛВИ+, тогда как в действительности он голосует «против» (log-LR = -0,774).
- Без log-prior-odds – апостериорные вероятности были бы систематически завышены без учёта эпидемиологической частоты ЛВИ. В данном примере близость $P = 24,6\%$ к фоновой распространённости $22,4\%$ клинически значима: она показывает, что без м-МР признаков экстратуморальная модель не способна извлечь индивидуально значимую информацию из радиомических данных пациентки.

Сочетание AUC, log-prior-odds, log-LR с номограммой, SHAP-ранжирования и итоговой апостериорной вероятности устраняет эти противоречия и формирует полноценную систему объяснимости: AUC обосновывает доверие к инструменту, log-prior-odds задаёт калиброванную стартовую точку, log-LR и номограмма раскрывают логику рассуждения, SHAP расставляет приоритеты внимания, а $P(\text{ЛВИ}+)$ даёт итоговый клинический результат.

Биологическая обоснованность м-МР признаков. Эффект, продемонстрированный клиническим примером, имеет биологическое основание:

- перитуморальный отёк отражает лимфостаз и воспалительную перестройку микроокружения, ассоциированную с обструкцией перитуморальных лимфатических сосудов опухолевыми эмболами и активацией ангиогенеза;
- признак DWI-ободка указывает на ограничение диффузии в зоне максимальной клеточной плотности и пролиферативной активности на границе опухоли/строма, где наиболее вероятна сосудистая инвазия.

Эти признаки комплементарны субвизуальным текстурным паттернам, фиксируемым радиомическими дескрипторами, и не дублируют их информационное содержание, что и обеспечивает синергический эффект гибридной модели. Особенно показательно поведение экстратуморальной модели: несмотря на то что радиомические показатели $\text{VOI}^{+2 \text{ мм}}$ извлекаются из перитуморальной зоны, непосредственно отражающей область потенциальной лимфоваскулярной инвазии, их прогностическая ценность без морфологических МР-признаков оказывается недостаточной – апостериорная вероятность ЛВИ падает с $85,1\%$ до $24,6\%$, фактически возвращаясь к фоновому уровню ($22,4\%$). Это свидетельствует

о том, что перитуморальный отёк и DWI-ободок кодируют биологическую информацию иного масштаба (макроскопический лимфостаз и зональное ограничение диффузии), которая не может быть полностью компенсирована субвоксельными текстурными дескрипторами.

3. Обсуждение

Способность радиомических показателей отражать гетерогенность опухоли лежит в основе диагностики ЗНМЖ. Современные исследователи используют р-МР показатели, извлечённые как из всей опухоли [23–28], так и из перитуморальных тканей. Гетерогенность перитуморальной ткани сохраняется на расстоянии до 4 мм от первичной опухоли [32], что позволяет использовать показатели $VOI^{+2\text{ мм}}$ для диагностики ЛВИ, метастазов в подмышечные лимфоузлы [33–35] и уровня Ki-67 [36].

В диагностике ЛВИ обозначились две тенденции: создание гибридных моделей с включением м-МР признаков и использование экстраатуморальных р-МР показателей наряду с интратуморальными [27, 29].

В нашем исследовании установлено, что включение перитуморального отёка и DWI-ободка в радиомические сигнатуры статистически значительно улучшает дискриминационную способность моделей наивного Байеса (абсолютный прирост AUC 7,6 п.п. и 5,3 п.п. соответственно). Программная реализация дискретизации Entropy-MDL оказалась более эффективной по сравнению с традиционной L2-регуляризацией логит регрессией: сравнение с опубликованными результатами на том же наборе данных (KNN: AUC = 0,688) [29] показывает превосходство наших моделей (AUC = 0,940).

Клинический пример, представленный в работе, демонстрирует принципиальную значимость м-МР признаков как диагностических переключателей модели. Сохранение их высокого SHAP-ранга при инверсии знака log-LR подтверждает, что объяснимость прототипа реализована корректно: SHAP отражает не итоговую диагностику, а информационную ценность признака как инструмента различения классов. Это согласуется с теоретическими основами SHAP как меры маргинального вклада признака в классификацию [37].

Двойной механизм объяснимости (номограмма Байеса + SHAP) реализует регуляторные требования к explainable AI, в том числе действующие требования EU AI Act. Систематическое применение SHAP в сочетании с номограммами наивного Байеса для диагностики ЛВИ ранее не описывалось.

3.1. Программная архитектура и технологические преимущества

Реализация прототипа как автономного single-page HTML-приложения обеспечивает:

- независимость от серверной инфраструктуры и интернет-соединения;
- соответствие требованиям информационной безопасности медицинских организаций;
- возможность встраивания в существующие рабочие места рентгенологов без интеграционных затрат;
- кроссплатформенность и переносимость.

Комбинация лапласовского сглаживания ($\alpha = 1$) с MDL-Entropy дискретизацией обеспечивает робастность к малым выборкам и дисбалансу классов – ключевую характеристику для медицинских данных.

3.2. Ограничения

- Ретроспективный характер исследования с присущим селекционным смещением.
- Относительно небольшая выборка (191 пациент) с дисбалансом классов (23,6% ЛВИ).
- Отсутствие проспективной валидации на независимой когорте.
- Использование данных одного производителя оборудования (Siemens 1,5 T) – необходима проверка переносимости на МР-системы 3 T и других производителей.

3.3. Направления дальнейшего развития

- проспективная мультицентровая клиническая валидация;
- интеграция с PACS/RIS-системами через DICOM-интерфейс;
- автоматизация сегментации опухоли с использованием глубокого обучения (U-Net и его модификации);
- расширение базы пациентов и оценка влияния на клинические исходы;
- сертификация программного обеспечения как медицинского изделия.

Выводы

- (1) Морфологические МР-признаки перитуморальный отёк и DWI-ободок опухоли являются независимыми предикторами ЛВИ (OR 5,66 и 4,05 соответственно). Их включение в радиомические сигнатуры моделей наивного Байеса статистически значимо повышает AUC-ROC на 5,3–7,6 п.п.
- (2) Разработанный прототип СППВР обеспечивает объяснимую персонализированную диагностику ЛВИ за счёт сочетания номограмм наивного Байеса и SHAP-анализа. Совокупность отображаемых показателей (AUC, log-prior-odds, log-LR, номограмма, SHAP, P(ЛВИ+)) формирует непротиворечивую систему интерпретации, в которой каждый компонент решает специфическую задачу и устраняет ограничения других показателей.
- (3) Клинический пример демонстрирует, что м-МР признаки являются структурообразующими предикторами модели: их исключение приводит к снижению апостериорной вероятности ЛВИ с 94,6% до 49,9% (зона неопределённости) или к инверсии диагностики с 85,1% до 24,6% (ложноотрицательный результат у пациентки с гистологически подтверждённой ЛВИ+).
- (4) Сохранение высокого SHAP-ранга м-МР признаков независимо от их значения у пациентки отражает фундаментальное свойство модели – данные признаки являются её главными «диагностическими переключателями». Это обосновывает необходимость повышенного контроля качества экспертной оценки именно тех признаков, которые имеют высокий SHAP-вес.
- (5) Программная реализация прототипа в виде автономного single-page HTML-приложения обеспечивает практическую применимость без серверной инфраструктуры и не требует от конечного пользователя специальных навыков работы с радиомическими данными.

Список использованных источников

- [1] Siegel R. L., Miller K. D., Wagle N. S., Jemal A. *Cancer statistics, 2023* // CA: A Cancer Journal for Clinicians. – 2023. – Vol. **73**. – No. 1. – Pp. 17–48.  [↑31](#)
- [2] Држевецкая К. С., Корженкова Г. П. *Результаты двух лет маммографического скрининга на территории Калужской области* // Вестник рентгенологии и радиологии. – 2022. – Т. **103**. – № 4–6. – С. 18–27.  [↑31](#)
- [3] Меских Е. В., Нуднов Н. В., Мухутдинова Г. З., Воробьева В. О. *Редкая форма рака молочной железы и очаги в легком: всегда ли ждать метастазов?* Вестник рентгенологии и радиологии. – 2022. – Т. **103**. – № 4–6. – С. 88–93.  [↑31](#)

- [4] Тюрин И. Е., Рожкова Н. И., Артамонова Е. В., Бусько Е. А., Диденко В. В., Зикиряходжаев А. Д., Карпова М. С., Кветенадзе Г. Е., Криворотько П. В., Мазо М. Л., Петровский А. В., Пучкова О. С., Серебрякова С. В., Бакулева А. П. *Роль контрастных методов исследования в ранней диагностике и планировании лечения рака молочной // Вестник рентгенологии и радиологии.*– 2024.– Т. **105**.– № 2.– С. 48–57.  ^{↑31}
- [5] Sung H., Ferlay J., Siegel R. L., Laversanne M., Soerjomataram I., Jemal A., Bray F. *Global cancer statistics 2020: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries // CA: A Cancer Journal for Clinicians.*– 2021.– Vol. **71**.– No. 3.– Pp. 209–249.  ^{↑31}
- [6] Rakha E. A., Martin S., Lee A. H. S., Morgan D., Pharoah P. D., Hodi Z., Macmillan D., Ellis I. O. *The prognostic significance of lymphovascular invasion in invasive breast carcinoma // Cancer.*– 2012.– Vol. **118**.– No. 15.– Pp. 3670–3680.  ^{↑31}
- [7] Rakha E. A., Abbas A., Ahumada P. P., ElSayed M. E., Colman D., Pinder S. E., Ellis I. O. *Diagnostic concordance of reporting lymphovascular invasion in breast cancer // Journal of Clinical Pathology.*– 2018.– Vol. **71**.– No. 9.– Pp. 802–805.  ^{↑31}
- [8] Gujam F. J., Going J. J., Edwards J., Mohammed Z. M. A., McMillan D. C. *The role of lymphatic and blood vessel invasion in predicting survival and methods of detection in patients with primary operable breast cancer // Critical Reviews in Oncology/Hematology.*– 2014.– Vol. **89**.– No. 2.– Pp. 231–241.  ^{↑31}
- [9] Giuliano A. E., Hawes D., Ballman K. V., Whitworth P. W., Blumencranz P. W., Reintgen D. S., Morrow M., Leitch A. M., Hunt K. K., McCall L. M., Abati A., Cote R. *Association of occult metastases in sentinel lymph nodes and bone marrow with survival among women with early-stage invasive breast cancer // JAMA.*– 2011.– Vol. **306**.– No. 4.– Pp. 385–393.  ^{↑31}
- [10] Ozgul H., Cakir R. C., Celik O., Yildiz T. C., Aydemir E., Hark B. D., Lale A. *Factors affecting the complete response in breast and axillary regions following neoadjuvant chemotherapy for breast cancer // The Medical Bulletin of Haseki.*– 2024.– Vol. **62**.– No. 4.– Pp. 216–222.  ^{↑31}
- [11] Hamy A.-S., Lam G.-T., Laas E., Darrigues L., Balezeau T., Guerin J., Livartowski A., Sadacca B., Pierga J.-Y., Vincent-Salomon A., Coussy F., Becette V., Bonsang-Kitzis H., Rouzier R., Feron J.-G., Benchimol G., Laé M., Reyat F. *Lymphovascular invasion after neoadjuvant chemotherapy is strongly associated with poor prognosis in breast carcinoma // Breast Cancer Research and Treatment.*– 2018.– Vol. **169**.– No. 2.– Pp. 295–304.  ^{↑31}
- [12] Gradishar W. J., Moran M. S., Abraham J., Abramson V., Aft R., Agnese D., Allison K. H., Anderson B., Burstein H. J., Chew H., Dang C., Elias A. D., Giordano S. H., Goetz M. P., Goldstein L. J., Hurvitz S. A., Jankowitz R. C., Javid S. H., Krishnamurthy J., Leitch A. M., Lyons J., Mortimer J., Patel S. A., Pierce L. J., Rosenberger L. H., Rugo H. S., Schneider B., Smith M. L., Soliman H.,

- Stringer-Reasor E. M., Telli M. L., Wei M., Wisinski K. B., Young J. S., Yeung K., Dwyer M. A., Kumar R. *NCCN guidelines® insights: breast cancer, Version 4.2023: featured Updates to the NCCN guidelines* // Journal of the National Comprehensive Cancer Network.– 2023.– Vol. **21**.– No. 6.– Pp. 594–608. doi ↑31
- [13] Willems S. M., van Deurzen C. H. M., van Diest P. J. *Diagnosis of breast lesions: fine-needle aspiration cytology or core needle biopsy? A review* // Journal of Clinical Pathology.– 2012.– Vol. **65**.– No. 4.– Pp. 287–292. doi ↑31
- [14] Bulte J. P., Simsek D., Bult P., de Wilt J. H. W., Strobbe L. J. A. *Trends in pre-operative needle biopsy use in invasive breast cancer diagnosis: a Dutch nationwide population study* // Acta Oncologica.– 2020.– Vol. **59**.– No. 12.– Pp. 1469–1473. doi ↑31
- [15] Tripathi K., Yadav R., Maurya S. K. *A comparative study between fine-needle aspiration cytology and core needle biopsy in diagnosing clinically palpable breast lumps* // Cureus.– 2022.– Vol. **14**.– No. 8.– id. e27709. doi ↑31
- [16] Casaubon J. T., Tomlinson-Hansen S. E., Regan J. P. *Fine Needle Aspiration of Breast Masses*.– Treasure Island (FL): StatPearls Publishing.– 2023 (StatPearls [Internet], Bookshelf ID: NBK470268, PMID: 29262057). URL ↑31
- [17] Гележе П. Б., Блохин И. А., Семёнов С. С., Caruso D. *Радиомика магнитно-резонансной томографии при раке предстательной железы: что известно в настоящее время?* Digital Diagnostics.– 2021.– Т. **2**.– № 4.– С. 441–452. doi ↑31
- [18] Гележе П. Б., Блохин И. А., Семенов С. С. *Радиомика для диагностики и лечения рака предстательной железы* // Медицинская физика.– 2022.– № 1(93).– С. 21. ✱ ↑31
- [19] Говорухина В. Г., Семенов С. С., Гележе П. Б., Диденко В. В., Морозов С. П., Андрейченко А. Е. *Роль маммографии в радиомике рака молочной железы* // Digital Diagnostics.– 2021.– Т. **2**.– № 2.– С. 185–199. doi ↑31
- [20] Солодкий В. А., Нуднов Н. В., Иванников М. Е., Шахвалиева Э. С.-А., Сотников В. М., Смыслов А. Ю. *Дозиомика в анализе медицинских изображений и перспективы её использования в клинической практике* // Digital Diagnostics.– 2023.– Т. **4**.– № 3.– С. 340–355. doi ↑31
- [21] Сыркашев Е. М., Буров А. А., Подуровская Ю. Л., Кадырбердиева Ф. З., Икряников Е. О., Семенов Д. С., Шарова Д. Е., Васильев Ю. А., Гус А. И. *Радиомика фетальной магнитно-резонансной томографии при врожденной диафрагмальной грыже* // Медицинская визуализация.– 2024.– Т. **28**.– № 1.– С. 157–167. doi ↑31
- [22] Ye D. M., Wang H.-T., Yu T. *The application of radiomics in breast MRI: A review* // Technology in Cancer Research & Treatment.– 2020.– Vol. **19**.– id. 1533033820916191.– 16 pp. doi ↑31
- [23] Liu Z., Feng B., Li C., Chen Y., Chen Q., Li X., Guan J., Chen X., Cui E., Li R., Li Z., Long W. *Preoperative prediction of lymphovascular invasion in invasive breast cancer with dynamic contrast-enhanced-MRI-based radiomics* // J. Magn. Reson. Imaging.– 2019.– Vol. **50**.– No. 3.– Pp. 847–857. doi ↑31, 48

- [24] Wu Z., Lin Q., Song H., Chen J., Wang G., Fu G., Cui C., Su X., Li L., Bian T. *Evaluation of lymphatic vessel invasion determined by D2-40 using preoperative MRI-based radiomics for invasive breast cancer* // Academic Radiology.– 2023.– Vol. **30**.– No. 11.– Pp. 2458–2468.  [↑31, 48](#)
- [25] Zhang J., Wang G., Ren J., Yang Z., Li D., Cui Y., Yang X. *Multiparametric MRI-based radiomics nomogram for preoperative prediction of lymphovascular invasion and clinical outcomes in patients with breast invasive ductal carcinoma* // European Radiology.– 2022.– Vol. **32**.– No. 6.– Pp. 4079–4089.  [↑31, 48](#)
- [26] Feng B., Liu Z., Liu Y., Chen Y., Zhou H., Cui E., Li X., Chen X., Li R., Yu T., Zhang L., Long W. *Predicting lymphovascular invasion in clinically node-negative breast cancer detected by abbreviated magnetic resonance imaging: Transfer learning vs. radiomics* // Frontiers in Oncology.– 2022.– Vol. **12**.– id. 890659.– 11 pp.  [↑31, 48](#)
- [27] Jiang Y., Zeng Y., Zuo Z., Yang X., Liu H., Zhou Y., Fan X. *Leveraging multimodal MRI-based radiomics analysis with diverse machine learning models to evaluate lymphovascular invasion in clinically node-negative breast cancer* // Heliyon.– 2023.– Vol. **10**.– No. 1.– id. e23916.– 12 pp.  [↑31, 48](#)
- [28] Ma Q., Li Z., Li W., Chen Q., Liu X., Feng W., Lei J. *MRI radiomics for the preoperative evaluation of lymphovascular invasion in breast cancer: A meta-analysis* // European Journal of Radiology.– 2023.– Vol. **168**.– id. 111127.  [↑31, 48](#)
- [29] Jiang D., Qian Q., Yang X., Zeng Y., Liu H. *Machine learning based on optimal VOI of multi-sequence MR images to predict lymphovascular invasion in invasive breast cancer* // Heliyon.– 2024.– Vol. **10**.– No. 7.– id. e29267.– 12 pp.  [↑32, 48](#)
- [30] van Griethuysen J. J., Fedorov A., Parmar C., Hosny A., Aucoin N., Narayan V., Beets-Tan R. G. H., Fillion-Robin J.-C., Pieper S., Aerts H. J. W. L. *Computational radiomics system to decode the radiographic phenotype* // Cancer Research.– 2017.– Vol. **77**.– No. 21.– Pp. e104–e107.  [↑32](#)
- [31] Васильев Ю. А., Владимирский А. В., Арзамасов К. М., Андрейченко А. Е., Гомболевский В. А., Кульберг Н. С., Омелянская О. В., Павлов Н. А., Решетников Р. В., Сергунова К. А., Шарова Д. Е., Шулькин И. М. *Компьютерное зрение в лучевой диагностике: первый этап Московского эксперимента, 2-е изд., перераб. и доп.*– М.: Издательские решения.– 2023.– ISBN 978-5-0059-3043-9.– 376 с.  [↑33](#)
- [32] Ding J., Chen S., Sosa M. S., Cattell R., Lei L., Sun J., Prasanna P., Liu C., Huang C. *Optimizing the peritumoral region size in radiomics analysis for sentinel lymph node status prediction in breast cancer* // Academic Radiology.– 2022.– Vol. **29**, suppl. 1.– Pp. S223–S228.  [↑48](#)
- [33] Liu C., Ding J., Spuhler K., Gao Y., Sosa M. S., Moriarty M., Hussain S., He X., Liang C., Huang C. *Preoperative prediction of sentinel lymph node metastasis in breast cancer by radiomic signatures from dynamic contrast-enhanced MRI* // Journal of Magnetic Resonance Imaging.– 2018.– Vol. **49**.– No. 1.– Pp. 131–140.  [↑48](#)

- [34] Liu Y., Li X., Zhu L., Zhao Z., Wang T., Zhang X., Cai B., Li L., Ma M., Ma X., Ming J. *Preoperative prediction of axillary lymph node metastasis in breast cancer based on intratumoral and peritumoral DCE-MRI radiomics nomogram* // Contrast Media & Molecular Imaging.– 2022.– Vol. **2022**.– id. 6729473.– 10 pp.  ^{↑48}
- [35] Cheng Y., Xu S., Wang H., Wang X., Niu S., Luo Y., Zhao N. *Intra- and peri-tumoral radiomics for predicting the sentinel lymph node metastasis in breast cancer based on preoperative mammography and MRI* // Frontiers in Oncology.– 2022.– Vol. **12**.– id. 1047572.– 10 pp.  ^{↑48}
- [36] Jiang T., Song J., Wang X., Niu S., Zhao N., Dong Y., Wang X., Luo Y., Jiang X. *Intratumoral and peritumoral analysis of mammography, tomosynthesis, and multiparametric MRI for predicting Ki-67 level in breast cancer: a radiomics-based study* // Molecular Imaging and Biology.– 2022.– Vol. **24**.– No. 4.– Pp. 550–559.  ^{↑48}
- [37] Васильев Ю. А., Алымова Ю. А., Арзамасов К. М., Арзамасова Л. Н., Астапенко Е. В., Ахмад Е. С., Бажин А. В., Блохин И. А., Бобровская Т. М., Владимирский А. В., Волошин Р. И., Гончарова И. В., Гордиенко Д. В., Гусев А. В., Ерижиков Р. А., Заюнчковский С. Ю., Зинченко В. В., Казаринова В. Е., Кирпичев Ю. С., Кляшторный В. Г., Коденко М. Р., Крылова Е. А., Кувшинова Н. С., Кудрявцев Н. Д., Кутняк Ю. М., Мынко О. И., Насибян Н. М., Новик В. П., Омелянская О. В., Памова А. П., Пестренин Л. Д., Петров Е. А., Петрайкин А. В., Решетников Р. В., Родионова Л. Г., Романенко М. О., Румянцев Д. А., Семенов С. С., Славущева Е. А., Соловьёв А. В., Сурков А. Г., Титова А. В., Хоружая А. Н., Шулькин И. М., Шумская Ю. Ф. *Искусственный интеллект в лучевой диагностике: Per Aspera Ad Astra*.– М.: Издательские решения.– 2025.– ISBN 978-5-0067-5622-9.– 491 с.  ^{↑48}

Поступила в редакцию	04.06.2026;
одобрена после рецензирования	29.06.2026;
принята к публикации	29.06.2026;
опубликована онлайн	22.07.2026.

Рекомендовал к публикации

к.т.н. Гулиев Ядулла Иман оглы

Информация об авторах:



Иван Михайлович Скоробогач

врач-рентгенолог ДКЦЛД, м.н.с. сектора научных исследований ГБУЗ города Москвы «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий ДЗ города Москвы». Научные интересы: радиомика, машинное обучение, медицинская визуализация.



0000-0002-5428-6687

e-mail: skorobogachim@zdrav.mos.ru



Антон Вячеславович Владимирский

доктор мед. наук, зам. директора по научной работе ГБУЗ города Москвы «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий ДЗ города Москвы». Научные интересы: телемедицина, медицинская информатика, доказательная медицина.



0000-0002-2990-7736

e-mail: VladimirskijAV@zdrav.mos.ru



Юрий Александрович Васильев

доктор мед. наук, главный врач ГБУЗ города Москвы «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий ДЗ города Москвы». Научные интересы: лучевая диагностика, телемедицина, искусственный интеллект в здравоохранении.



0000-0002-0208-5218

e-mail: VasilevYA1@zdrav.mos.ru



Иван Андреевич Блохин

кандидат мед. наук, ведущий научный сотрудник сектора научных исследований ГБУЗ города Москвы «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий ДЗ города Москвы». Научные интересы: радиомика, МРТ-диагностика, онкорадиология.



0000-0002-2681-9378

e-mail: BlockhinIA1@zdrav.mos.ru



Роман Владимирович Решетников

кандидат физико-математических наук, руководитель отдела научных медицинских исследований ГБУЗ города Москвы «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий ДЗ города Москвы». Научные интересы: математическое моделирование, медицинская информатика, анализ данных.



0000-0002-9661-0254

e-mail: ReshetnikovRV@zdrav.mos.ru



Мария Романовна Коденко

кандидат техн. наук, руководитель отдела инновационных технологий ГБУЗ города Москвы «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий ДЗ города Москвы». Научные интересы: медицинская информатика, цифровая диагностика.



0000-0002-0166-3768

e-mail: KodenkoMR@zdrav.mos.ru

Вклад авторов: *И. М. Скоробогач* – (идея, методология, программное обеспечение, формальный анализ, исследование, написание черновой версии, визуализация); *А. В. Владзимирский* – (идея, доработка и редактирование); *Ю. А. Васильев* – (идея, доработка и редактирование); *И. А. Блохин* – (написание черновой версии, доработка и редактирование); *Р. В. Решетников* – (написание черновой версии, доработка и редактирование); *М. Р. Коденко* – (валидация, курирование данных, доработка и редактирование).

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