

for 6.67% of the dataset. These anomalies are associated with irregular consumption behavior, including excessive gas usage under moderate temperature conditions and deviations from expected trends.

Figure 2 – Clustering of gas consumption patterns.

The clustering results presented in Figure 2 demonstrate the effectiveness of the K-means algorithm in identifying various consumption patterns. The dataset is divided into three clusters corresponding to different behavioral profiles, including temperature-dependent consumption, relatively stable usage, and highly variable consumption patterns. It is observed that most anomalous observations are concentrated in the cluster with the highest variability, indicating a strong relationship between irregular consumption and inefficiency.

Overall, the results confirm that the combined use of normalization, statistical anomaly detection, and clustering provides a robust framework for identifying inefficient gas consumption. The proposed methodology reduces the number of false positives associated with temperature fluctuations and improves the reliability of anomaly identification. From a practical perspective, the developed approach enables early detection of inefficient consumption, identification of anomalous usage patterns, and supports data-driven decision making in gas distribution systems.

References

1. International Energy Agency. World Energy Outlook 2022. – Paris: IEA, 2022.
2. BP. Statistical Review of World Energy 2023. – London: BP, 2023.
3. Zhou K., Yang S., Shao Z. Smart energy systems: A review // Renewable and Sustainable Energy Reviews. – 2016. – Vol. 75. – P. 103–112.
4. Aggarwal C.C. Outlier Analysis. – New York: Springer, 2017. – 450 p.
5. Chandola V., Banerjee A., Kumar V. Anomaly detection: A survey // ACM Computing Surveys. – 2009. – Vol. 41, No. 3. – P. 1–58.
6. Abdivakhidova N.A. Perspectives of using biogas for decarbonization of Uzbek power sector // Science and Innovation. – 2023.
7. Mukhitdinov O., Abdivakhidova N., Umarov A., Amanov S. Investigating the impact of vehicle exhaust gases on air quality and public health in Central Asia // Science and Innovation. – 2024.
8. Abdivakhidova N.A. Power generation technologies in Uzbekistan: Current status and future prospects // Science and Innovation. – 2025.
9. Abdivakhidova N.A. Effect of hydrogen blending into the thermophysical properties of natural gas // Technical Science and Innovation. – 2023.
10. Abdivakhidova N.A. Use of power-to-gas technology with an excess of electricity in the network // Technical Science and Innovation. – 2022.

МОДИФИЦИРОВАННАЯ МОДЕЛЬ ПЕРОНА–МАЛИКА С ЭНТРОПИЙНОЙ АДАПТАЦИЕЙ ДЛЯ ФИЛЬТРАЦИИ СПЕКЛ-ШУМА В УЛЬТРАЗВУКОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ СЕРДЦА

Олимджонова Саодат Гуломжон кизи

докторант (PhD), Научно-исследовательский институт развития цифровых технологий и искусственного интеллекта,

superladytatu@gmail.com

Аннотация: В данной статье исследуется проблема снижения спекл-шума в ультразвуковых (ЭхоКТ) изображениях — ключевой вызов, существенно влияющий на точность диагностической интерпретации и автоматической сегментации. Предложена энтропийно-адаптивная модификация классической модели анизотропной диффузии Перона–Малика, в которой коэффициент диффузии управляется локальными статистическими дескрипторами (энтропией и дисперсией) для каждого

пиксела индивидуально. В однородных областях с низкой энтропией диффузия усиливается для подавления мультипликативного спекл-шума, тогда как в высокоэнтропийных областях (края, тканевые границы) процесс диффузии автоматически замедляется для сохранения структурных деталей. Экспериментальная проверка на В-сканах эхокардиографических изображений показывает, что предложенный метод превосходит классическую модель Перона–Малика приблизительно на 3–4 дБ по PSNR и на 0.06 по SSIM.

Ключевые слова: ультразвуковая визуализация, спекл-шум, анизотропная диффузия, модель Перона–Малика, энтропия, адаптивная фильтрация, обработка медицинских изображений.

AN ENTROPY-ADAPTIVE MODIFICATION OF THE PERONA–MALIK MODEL FOR SPECKLE NOISE SUPPRESSION IN ECHOCARDIOGRAPHIC ULTRASOUND IMAGES

Olimjonova Saodat Gulomjon qizi

PhD student (Doctoral Researcher), Digital Technologies and Artificial Intelligence
Development Research Institute,
superladytatu@gmail.com

Abstract: This paper investigates the problem of speckle noise reduction in ultrasound imaging, a key challenge that significantly affects diagnostic interpretation and automated segmentation accuracy. An entropy-driven adaptive modification of the classical Perona–Malik anisotropic diffusion model is proposed. Unlike the conventional model, the proposed approach adaptively controls the diffusion rate for each pixel using local statistical descriptors — namely, entropy and variance — thereby achieving spatially variant and context-sensitive smoothing. In homogeneous, low-entropy regions the model enhances diffusion to suppress multiplicative speckle noise, while in high-entropy regions diffusion is automatically slowed down to preserve structural details. Experimental validation demonstrates improvements of approximately 3–4 dB in PSNR and 0.06 in SSIM over the classical model.

Keywords: ultrasound imaging, speckle noise, anisotropic diffusion, Perona–Malik model, entropy, adaptive filtering, medical image processing.

YURAK ULTRATOVUSH TASVIRLARIDA SPEKL-SHOVQINNI FILTRLASH UCHUN ENTROPIYAGA MOSLASHTIRILGAN PERONA–MALIK MODELINING MODIFIKATSIYASI

Olimjonova Saodat G‘ulomjon qizi

tayanch doktoranti Raqamli texnologiyalar sun‘iy intellektni rivojlantirish ilmiy-tadqiqot instituti, superladytatu@gmail.com

Annotatsiya: Ushbu maqolada ultratovush (ExoKG) tasvirlaridagi spekl shovqinini kamaytirish muammosi tadqiq etiladi — bu diagnostik talqin va avtomatik segmentatsiya aniqligiga sezilarli ta'sir ko'rsatuvchi asosiy muammodir. Klassik Perona–Malik anizotropik diffuziya modelining entropiyaga asoslangan adaptiv modifikatsiyasi taklif etiladi, bunda har bir piksel uchun diffuziya koeffitsienti lokal statistik tavsiflovchilar — entropiya va dispersiya — yordamida moslashuvchan tarzda boshqariladi. Bir jinsli, past entropiyali sohalarda diffuziya multiplikativ spekl shovqinini bostirishga kuchaytiriladi, yuqori entropiyali sohalarda esa strukturaviy detallarni saqlash uchun diffuziya avtomatik ravishda sekinlashtiriladi. Eksperimental tekshirish klassik modelga nisbatan PSNR bo'yicha taxminan 3–4 dБ va SSIM bo'yicha 0.06 ga yaxshilanishni ko'rsatdi.

Kalit so'zlar: ultratovush tasvirlash, spekl shovqin, anizotropik diffuziya, Perona–Malik modeli, entropiya, adaptiv filtrlash, tibbiy tasvirni qayta ishlash.

Сердечная недостаточность является одной из наиболее критических медицинских проблем, с которыми сталкивается современное мировое здравоохранение. По данным последних

эпидемиологических исследований, около 56,2 миллиона человек во всём мире живут с этим заболеванием. Сердечная недостаточность — хроническая патология, характеризующаяся нарушением сократительной способности миокарда, нарушением кровообращения, недостаточным снабжением тканей организма кислородом и, как следствие, снижением качества жизни [1, 2].

По данным Всемирной организации здравоохранения (ВОЗ), сердечная недостаточность затрагивает около 1–3% населения планеты, а среди лиц старше 70 лет этот показатель превышает 10% [3]. Ежегодно с сердечной недостаточностью связывается около 9–10 миллионов смертей, что составляет значительную долю общей сердечно-сосудистой смертности.

В последние годы интеграция искусственного интеллекта (ИИ) и алгоритмов анализа данных в медицинские диагностические системы значительно ускорилась с целью автоматизации цифрового анализа сердца, ранней диагностики и мониторинга состояния в режиме реального времени [4,5]. Эхокардиографическая (ЭхоКГ) ультразвуковая визуализация выделяется своей неинвазивностью, эффективностью в режиме реального времени и высокой клинической ценностью в диагностике сердечно-сосудистых заболеваний.

Тем не менее обработка ЭхоКГ-изображений сопряжена с рядом технических трудностей. Одной из наиболее значимых является спекл-шум. Данный шум возникает вследствие интерференции когерентных ультразвуковых волн, отражённых от биологических тканей, что приводит к случайным фазовым сдвигам и флуктуациям интенсивности, проявляющимся в виде зернистых паттернов на изображении. Спекл-шум не только ухудшает визуальное качество, но и существенно снижает точность структурного анализа, сегментации и обнаружения границ.

Математическая модель ультразвукового изображения, искажённого спекл-шумом, выражается следующим образом:

$$I_0 = I + \sqrt{I} n, \quad (1)$$

где I представляет истинную (без шума) интенсивность изображения, I_0 наблюдаемую зашумлённую интенсивность, n гауссов шум с нулевым средним значением и дисперсией σ_n .

Ультразвуковые изображения, полученные с диагностического оборудования, как правило, проходят предварительную цифровую обработку. Одним из этапов такой предобработки является

сжатие динамического диапазона, которое позволяет адаптировать изображение для лучшего визуального восприятия человеческим глазом. Процесс сжатия определяется следующим образом:

$$I = \alpha \cdot \log(I_0 + 1) + \beta, \quad (2)$$

где α и β являются параметрами, управляющими контрастом и яркостью соответственно.

Обратный процесс (декомпрессия) может быть представлен следующим образом:

$$I_0 = \exp(I) - 1. \quad (3)$$

Таким образом, предварительно обработанные ультразвуковые изображения подготавливаются для последующего анализа, обнаружения границ и диагностического моделирования. В данной работе исследуются адаптивные методы фильтрации, основанные на моделях нелинейной диффузии, с особым вниманием к энтропийно-основанной адаптивной модификации модели диффузии Перона–Малика для подавления спекл-шума в эхокардиографических изображениях.

Обзор литературы. В последние годы предложено множество подходов к решению задачи снижения спекл-шума и сохранения границ в ультразвуковой визуализации. В ранних исследованиях широко применялись методы медианной фильтрации [6], эффективно подавляющие шум при сохранении структуры изображения. Впоследствии была разработана двумерная взвешенная версия фильтра Савицкого–Голея [7], обеспечивающая лучшее сохранение структурной непрерывности за счёт механизма полиномиального сглаживания с учётом локальной линейности.

Адаптивный взвешенный медианный фильтр [8] функционирует в соответствии с локальными статистическими свойствами изображения. Веса фильтра обновляются на основе

локальной дисперсии каждого региона: более сильное сглаживание в однородных областях и лучшее сохранение структурных деталей на высококонтрастных краях.

Вейвлет-подходы [9] играют важную роль в шумоподавлении ультразвуковых изображений. Архитектура CycleGAN [10] позволяет снижать шум при сохранении деталей изображения посредством двунаправленного отображения между зашумлёнными и чистыми данными, однако нестабильность обучения ограничивает применимость в системах реального времени.

Подход анизотропной диффузии [11] представляет классическую основу, обеспечивающую сглаживание при сохранении краёв. Подходы, основанные на вейвлет-преобразовании с двойным деревом комплексных вейвлетов [12], улучшают направленную чувствительность и точность фазы по сравнению с о стандартными вейвлет-преобразованиями. Гауссовская процессная регрессия [13] и Kernel Ridge Regression [14] также продемонстрировали высокую точность шумоподавления. Алгоритм O-MTSS [15] и гибридные комбинации анизотропной диффузии с SRAD [16] достигают сбалансированного компромисса между снижением шума и сохранением краёв.

Проведённый анализ показывает, что существующие методы ориентированы главным образом на поиск равновесия между сглаживанием и сохранением краёв. Однако большинство из них опираются на глобальные параметры или требуют интенсивных вычислений. Поэтому диффузионные модели с адаптивным управлением на основе локальных статистических мер — в частности, энтропийные подходы — рассматриваются как одно из наиболее перспективных направлений.

Дискретная форма модели перона–малика и её энтропийно-адаптивная модификация

Модель анизотропной диффузии Перона–Малика представляет собой эффективный математический аппарат, позволяющий сглаживать изображение при одновременном сохранении существенных структурных деталей [17]. Основная идея модели состоит в выполнении направленного сглаживания путём связи коэффициента диффузии с величиной градиента изображения.

В непрерывной области модель формулируется в виде следующего уравнения в частных производных:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \nabla \cdot (c(x, y, t) \nabla I), \quad (4)$$

где $I(x, y, t)$ обозначает интенсивность изображения, а $c(x, y, t)$ — коэффициент диффузии, зависящий от величины градиента:

$$c(x, y, t) = g(|\nabla I|), \quad g(s) = \left\{ \frac{1}{1 + \frac{\exp\left[\frac{1}{K} s^2\right]}{\varepsilon}} \right\}, \quad (5)$$

Для цифровых изображений уравнение дискретизируется на пространственной сетке.

Производная по времени аппроксимируется схемой прямых конечных разностей:

$$\frac{\partial I}{\partial t} \approx \frac{I_{ij}^{n+1} - I_{ij}^n}{\Delta t}. \quad (6)$$

Пространственные разности вычисляются в четырёх направлениях (север, юг, восток, запад), а итерационная форма модели записывается как:

$$I_{ij}^{n+1} = I_{ij}^n + \lambda (c_N \nabla_N I_{ij}^n + c_S \nabla_S I_{ij}^n + c_E \nabla_E I_{ij}^n + c_W \nabla_W I_{ij}^n), \quad (7)$$

где $\lambda = \Delta t$ шаг по времени, при этом для численной устойчивости должно выполняться условие Куранта–Фридрихса–Леви $0 < \lambda \leq 1/4$.

В классической модели параметр K выступает глобальной пороговой константой, единой для всего изображения. Однако ультразвуковые изображения неоднородны по освещённости, контрасту и пространственному распределению шума. Поэтому для преодоления этого

ограничения в процесс диффузии вводится механизм адаптивного управления на основе энтропии.

Локальная энтропия E_{local} количественно характеризует информационную неопределённость в окрестности размера $r \times r$ и вычисляется как:

$$E_{\text{local}}(i, j) = -\sum_{m=0}^{L-1} p_m(i, j) \log_2[p_m(i, j) + \varepsilon], \quad (8)$$

где $p_m(i, j)$ – распределение вероятностей уровней интенсивности в локальном окне, L – число градаций серого ($L = 256$), $\varepsilon = 10^{-8}$ – константа для численной устойчивости. Высокое значение энтропии указывает на структурную сложность или наличие краёв, что ведёт к ослаблению сглаживания; низкая энтропия означает однородность и, соответственно, усиление сглаживания.

Адаптивный параметр k для каждого пиксела определяется как отношение энтропии к локальной дисперсии:

$$k_{ij} = \alpha \cdot \frac{E_{\text{local}}(i, j)}{\sigma_{\text{local}}(i, j) + s}, \quad (9)$$

где $\sigma_{\text{local}}(i, j)$ – локальный контраст (стандартное отклонение), коэффициент α эмпирически выбирается в диапазоне 0.5–2.0.

Соответственно, коэффициент диффузии для каждого пиксела определяется как:

$$\exp\left[-\left(\frac{|\nabla I_{ij}|}{k_{ij}}\right)^2\right] \quad \text{or} \quad c_{ij} = \frac{1}{1 + \left(\frac{|\nabla I_{ij}|}{k_{ij}}\right)^2}. \quad (10)$$

Адаптивная версия уравнения Перона–Малика выражается как:

$$I_{ij}^{n+1} = I_{ij}^n + \lambda (c_{ij}^n \nabla_N I_{ij}^n + c_{ij}^n \nabla_S I_{ij}^n + c_{ij}^n \nabla_E I_{ij}^n + c_{ij}^n \nabla_W I_{ij}^n), \quad (11)$$

где $K_{S,E,W}^n$ вычисляются на основе адаптивных значений k_{ij} из уравнения (10). Экспериментальные результаты показывают, что предложенный метод обеспечивает улучшение PSNR на 3–5 дБ и прирост SSIM на 0.05–0.1 по сравнению с существующими подходами [19].

Экспериментальные результаты и анализ. Для оценки эффективности предложенной энтропийно-адаптивной модели Перона–Малика проведён ряд экспериментальных исследований. Производительность предложенного метода сравнивалась с классической моделью Перона–Малика и несколькими широко используемыми диффузионными подходами. Эксперименты выполнялись в среде Python на рабочей станции, оснащённой процессором Intel Core i9 и GPU NVIDIA RTX4090.

Для оценки использовались медицинские изображения — в частности, эхокардиографические В-сканы ультразвуковых изображений, характеризующиеся мультипликативным спекл-шумом. k изображениям применялись логарифмическая нормализация и

линейное масштабирование в диапазон $[0, 255]$. Дополнительно добавлялись искусственный гауссовский и релеевский шум с уровнями от 10 до 30 дБ. Все изображения имели размер 256×256 пикселей.

Параметры модели: число итераций — 15, шаг по времени $\lambda = 0.20$, размер окна — 5×5 , коэффициент энтропии $\alpha = 1.2$; пороговый параметр k определялся адаптивно для каждого пиксела. Результаты количественно оценивались с помощью PSNR, SSIM и индекса сохранения краёв (EPI).

Таблица 1. Количественное сравнение различных диффузионных моделей.

Модель	PSNR (дБ)	SSIM	EPI
Гауссово сглаживание	27.46	0.735	0.68
Медианная фильтрация	28.92	0.773	0.74
Классическая Перона–Малик	30.31	0.812	0.81
Предлагаемый адаптивный (на основе энтропии)	33.75	0.879	0.90

Как показано в таблице 1, предложенная модель превосходит классический подход Перона–Малика, достигая среднего улучшения PSNR примерно на 3–4 дБ и SSIM на 0.06–0.07. Индекс сохранения краёв (EPI) вырос с 0.81 до 0.90, что подтверждает более высокую целостность краёв. На изображениях зашумлённые входные данные демонстрируют зернистые высокочастотные спекл-паттерны вдоль стенок сердца, эндокардиальных границ и клапанных областей. Классическая диффузия Перона–Малика частично подавляет шум, однако приводит к потере тонких структур из-за фиксированного глобального параметра k .

Напротив, предложенная энтропийно-адаптивная модель эффективно устраняет спекл-шум при сохранении тонких анатомических деталей. Поскольку параметр k вычисляется индивидуально для каждого пиксела на основе локальной энтропии и контраста, интенсивность диффузии локально контролируется. В результате диффузия замедляется в высокоэнтропийных (текстурных или граничных) областях и усиливается в низкоэнтропийных (однородных) зонах, что обеспечивает чёткость границ камер сердца, стенок миокарда и контуров клапанов при существенном снижении спекл-шума.

Заключение. В данном исследовании классическая модель анизотропной диффузии Перона–Малика была усовершенствована посредством энтропийно-адаптивного механизма. В предложенном подходе процесс диффузии локально управляется в соответствии с энтропией и дисперсией, вычисляемыми для каждого пиксела, что делает операцию сглаживания контекстно-зависимой. В результате модель эффективно снижает шум при сохранении существенных структурных деталей.

Экспериментальные результаты демонстрируют превосходство предложенной адаптивной модели. По сравнению с классической диффузией Перона–Малика PSNR в среднем улучшился на 3–4 дБ, SSIM вырос приблизительно на 0.06, а индекс сохранения краёв (EPI) достиг 0.90 — что свидетельствует о сохранении анатомических контуров с высокой точностью. Визуальные оценки подтвердили, что модель точно восстанавливает структуры стенок сердца и эндокардиальные границы при эффективном подавлении спекл-шума.

В целом энтропийно-адаптивная модель Перона–Малика служит эффективным инструментом для шумоподавления в ультразвуковых изображениях, повышения контраста и подготовки высококачественных данных для сегментации. Как естественное расширение анизотропной диффузии, она обеспечивает высокую точность и численную устойчивость и обладает значительным потенциалом для интеграции в системы анализа медицинских изображений и диагностические системы реального времени.

Список литературы

1. Savarese G., Lund L.H. Global public health burden of heart failure // *Cardiac Failure Review*. — 2017. — Vol. 3, No. 1. — P. 7–11.
2. Ponikowski P. et al. 2016 ESC guidelines for the diagnosis and treatment of acute and chronic heart failure // *European Heart Journal*. — 2016. — Vol. 37, No. 27. — P. 2129–2200.
3. World Health Organization. Cardiovascular diseases (CVDs). — Geneva: WHO, 2021.
4. Litjens G. et al. A survey on deep learning in medical image analysis // *Medical Image Analysis*. — 2017. — Vol. 42. — P. 60–88.
5. Shen D., Wu G., Suk H.I. Deep learning in medical image analysis // *Annual Review of Biomedical Engineering*. — 2017. — Vol. 19. — P. 221–248.
6. Nieminen T. et al. Median filtering in medical image processing // *Journal of Medical Imaging*. — 2010. — Vol. 7. — P. 45–52.
7. Press W.H. et al. *Numerical Recipes: The Art of Scientific Computing*. — Cambridge: Cambridge University Press, 2007.
8. Zhang B., Allebach J.P. Adaptive bilateral filter for sharpness enhancement and noise removal // *IEEE Transactions on Image Processing*. — 2008. — Vol. 17, No. 5. — P. 664–678.
9. Portilla J. et al. Image denoising using scale mixtures of Gaussians in the wavelet domain // *IEEE Transactions on Image Processing*. — 2003. — Vol. 12, No. 11. — P. 1338–1351.
10. Zhu J.Y. et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks // *Proceedings of the IEEE ICCV*. — 2017. — P. 2223–2232.
11. Perona P., Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. — 1990. — Vol. 12, No. 7. — P. 629–639.
12. Kingsbury N. Complex wavelets for shift invariant analysis and filtering of signals // *Applied and Computational Harmonic Analysis*. — 2001. — Vol. 10, No. 3. — P. 234–253.
13. Rasmussen C.E., Williams C.K.I. *Gaussian Processes for Machine Learning*. — Cambridge: MIT Press, 2006.
14. Saunders C., Gammerman A., Vovk V. Ridge regression learning algorithm in dual variables // *Proceedings of the 15th ICML*. — 1998. — P. 515–521.
15. Jain A.K. *Fundamentals of Digital Image Processing*. — Upper Saddle River: Prentice-Hall, 1989.
16. Yu Y., Acton S.T. Speckle reducing anisotropic diffusion // *IEEE Transactions on Image Processing*. — 2002. — Vol. 11, No. 11. — P. 1260–1270.
17. Weickert J. *Anisotropic Diffusion in Image Processing*. — Stuttgart: Teubner, 1998.
18. Courant R., Friedrichs K., Lewy H. Über die partiellen Differenzengleichungen der mathematischen Physik // *Mathematische Annalen*. — 1928. — Vol. 100, No. 1. — P. 32–74.
19. Mohan J., Krishnaveni V., Guo Y. A survey on the magnetic resonance image denoising methods // *Biomedical Signal Processing and Control*. — 2014. — Vol. 9. — P. 56–69.