

УДК 621.391.2

## ПОДАВЛЕНИЕ СПЕКЛ ШУМОВ В МЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ ПУТЕМ СЕГМЕНТАЦИИ-ГРУППИРОВАНИЯ 3D ОБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ ДИСПЕРСНОГО КОНТУРОЛЕТ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ

© 2023 г. В. Ф. Кравченко<sup>1,2,\*</sup>, академик РАН Ю. В. Гуляев<sup>1,\*\*</sup>,  
В. И. Пономарев<sup>3,\*\*\*</sup>, Г. Аранда-Бохорес<sup>3,\*\*\*\*</sup>

Поступило 09.09.2022 г.

После доработки 24.11.2022 г.

Принято к публикации 26.12.2022 г.

Впервые обоснована и реализована процедура фильтрации ультразвуковых и магнитно-резонансных изображений (УЗИ, МРИ), искаженных мультипликативным (спекл) шумом. Процедура включает следующие этапы: сегментация изображения в ряд однородных регионов, формирование сходных структур в трехмерном пространстве (3D), голоморфное преобразование, пороговая фильтрация изображения в пространстве контуролет преобразования (CLT) с оценкой на основе группирования 3D структур по информационной степени близости и обратное гомоморфное преобразование. Дана физическая интерпретация процедуры фильтрации изображений в условиях спекл шумов и разработана структурная схема подавления шумов. Моделирование предложенного подхода подтвердило преимущество новой процедуры фильтрации изображений в терминах общепризнанных критериев: оценки структурного индекса схожести, пикового отношения сигнал/шум, индекса сохранения контуров и индекса разрешения *альфа*, а также и при визуальном сравнении профильтрованных изображений.

**Ключевые слова:** ультразвуковые и магнитно-резонансные изображения, суперпикельные методы сегментации, фильтрация, спекл шум, группирование объектов, голоморфное преобразование, пиковое отношение сигнал/шум

**DOI:** 10.31857/S2686954322600562, **EDN:** CQFB DY

### 1. ВВЕДЕНИЕ

Улучшение качества деталей изображений в системах дистанционного зондирования и в медицинских исследованиях существенно усложнено вследствие влияния шумов различной природы, смазывания деталей и контуров. Ультразвуковые изображения (УЗИ) и магнитно-резонансные изображения (МРИ) широко используются в диагностике, анализе органов и структур мягких тканей, вследствие неинвазивного, безболезненного характера и используемых вычислительных методов при обработке, и считаются важными

при медицинской визуализации. Основной проблемой, возникающей при интерпретации таких изображений, является наличие случайных зернистых образований в рисунке, известных как спекл-шум, который снижает контрастность мягких тканей и ограничивает возможности диагностики, обнаружения и классификации. Спекл-шум в УЗИ и МРИ должен при фильтрации подавляться без искажений каких-либо критических характеристик изображений, в частности контуров и мелких деталей, иначе анализ изображений может приводить к неверным решениям в приложениях (визуализация опухолей, распознавание видов поражений, медицинская диагностика заболеваний, др.). Устранение этого шума является обязательным для улучшения структуры контуров и их восстановления в УЗИ и МРИ [1–8]. Ряд эффективных методов фильтрации основан на применении статистических процедур [1–6] совместно с использованием дисперсного представления изображений в базисах преобразования (DCT, различных вэйвлет и контуролет функций, др.), которые позволяют улучшить ви-

<sup>1</sup> Институт радиотехники и электроники им. В.А. Котельникова Российской академии наук, Москва, Россия

<sup>2</sup> Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана, Москва, Россия

<sup>3</sup> Национальный Политехнический институт Мексики (Instituto Politécnico Nacional), Мехико, Мексика

\*E-mail: kvf-ok@mail.ru

\*\*E-mail: gulyaev@cplire.ru

\*\*\*E-mail: vponomar@ipn.mx

\*\*\*\*E-mail: gibran.aranda.bionics@gmail.com

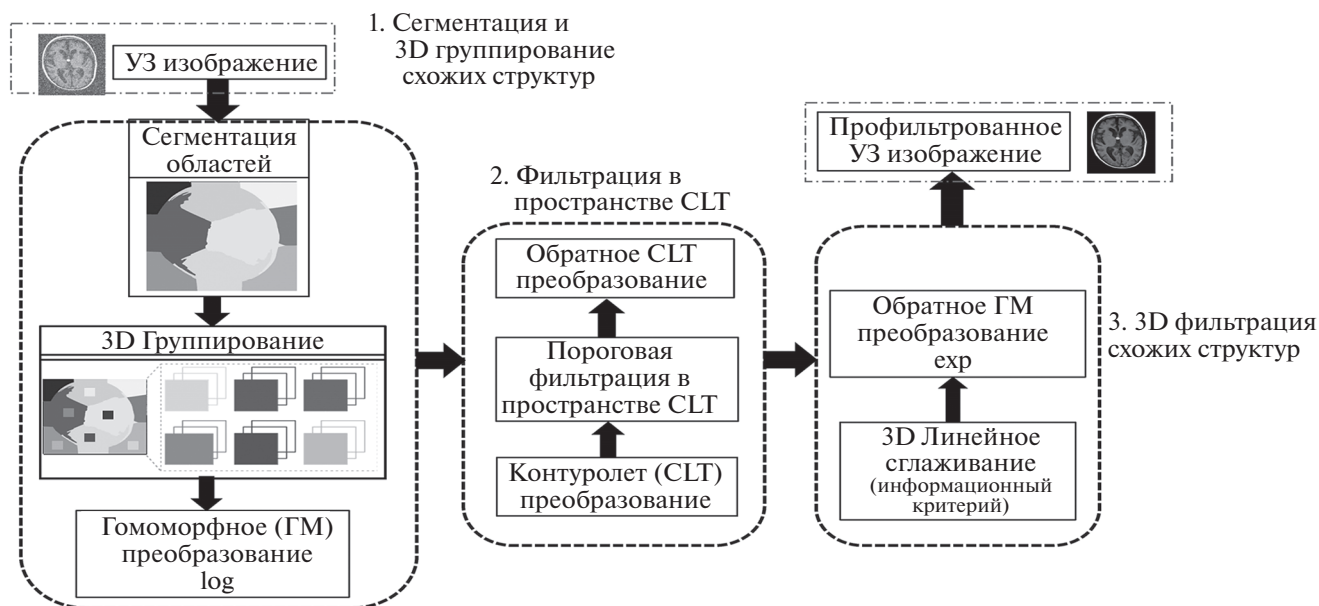


Рис. 1. Блок-схема метода фильтрации спекл шумов.

зуализацию деталей и контуров, сохранить хроматические и структурные свойства [7–9].

Представленные в литературе процедуры подавления шумов различной природы в изображениях, как правило, разработаны для конкретных моделей шумов (мультипликативного, импульсного или аддитивного) и не позволяют осуществлять эффективную фильтрацию изображений, искаженных шумом сложной структуры, в частности спекл-аддитивным шумом [5–9].

Здесь предложен и обоснован оригинальный подход в обработке МРИ и УЗИ, искаженных спекл-шумом, на основе использования идей, изложенных в [1–9]. Этот подход сочетает этапы: сегментации схожих участков в изображении, группирования 3D структур на основе информационного критерия близости, гомоморфной фильтрации, обработки изображений в дисперсном их представлении и апостериорной обработки. Метод содержит три этапа: на первом этапе изображение сегментируется в ряд областей (кластеров), которые разделяют объекты со сходными структурными свойствами, выбранными на основе предложенного критерия схожести. Внутри сегментированной области проводится группирование 3D структур (лучей) из объектов со схожими свойствами на основе нового информационного критерия близости. На заключительном шаге первого этапа каждый луч объектов подвергается гомоморфному преобразованию ( $\log$ ), которое формирует новые структуры в 3D пространстве. На следующем этапе фильтрации лучи из 2D объектов изображения в сегментах преобразуются на основе дискретного контуролет пре-

образования (*Countourlet Transform: CLT*). Здесь сгруппированные схожие объекты образуют третью координату в дисперсном представлении изображения, существенно увеличивая объем выборки и улучшая качество фильтрации. Лучи из 2D объектов изображения подвергаются пороговой фильтрации в *CLT* пространстве и обратному *ICLT* преобразованию. На третьем этапе реализуется обратное гомоморфное преобразование ( $\exp$ ), после которого формируется оценка профильрованного изображения путем взвешенного среднего из 2D структур изображения в каждом луче с весами, определяемыми их информационной близостью.

Критериями, используемыми при сравнении предложенных алгоритмов с известными в литературе, являются: пиковое отношение сигнал-шум в децибеллах (*PSNR*), оценка структурного индекса схожести (*SSIM*), индекс сохранения контуров (*EPI*) и индекс разрешения  $\alpha$  (*альфа*) [1–3].

Результаты многочисленных численных экспериментов в условиях различных интенсивностей шумов на изображениях из базы данных подтверждают эффективность нового метода, позволяющего существенно уменьшить искажение МРИ и УЗИ спекл шумами, восстанавливая мелкомасштабные детали и контуры изображений, улучшая разрешение и визуальное качество изображений.

## 2. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ И МЕТОД РЕШЕНИЯ

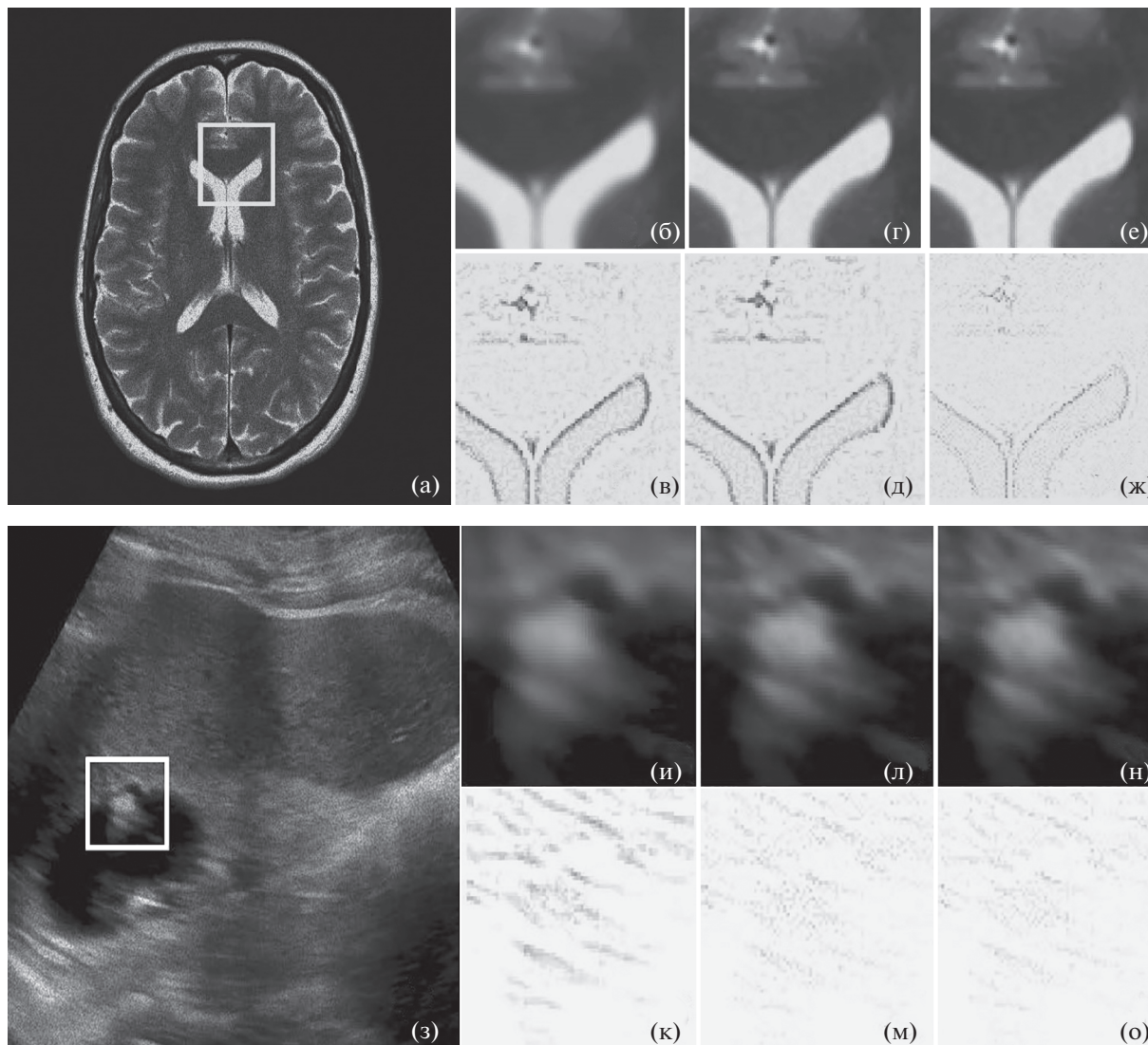
Предложенная процедура фильтрации включает в себя три основных этапа обработки, как показано на рис. 1.

Регистрируемое искаженное изображение  $X(i, j)$  в случае модели спекл-аддитивного шума ( $\varepsilon(i, j)$  и  $N(i, j)$ ), которая характерна для изображений дистанционного зондирования или сформиро-

ванных датчиками УЗИ или МРИ при медицинской диагностике:

$$S(i, j) = \varepsilon(i, j)Y(i, j) + n(i, j), \quad (1)$$

анализируется с целью формирования групп схожих объектов. На первом шаге на основе анализа гистограммы изображения оценивается количество однородных областей со схожими структурными свойствами и проводится сегментация (кластеризация) областей в изображении по алгоритму супер-пикселей (*Superpixel* [10]).



**Рис. 2.** Профильтрованные МРИ и инвертированные ошибки при фильтрации разными методами: (а) изображение MRI-05 искаженное спекл шумом со среднеквадратическим отклонением  $\sigma = 0.40$ . Фильтр K-SVD (PSNR = 19.38 dB, EPI = 0.710): (б) увеличенная выделенная часть из MRI-05, (в) инвертированные ошибки. Фильтр CLT (PSNR = 19.46 dB, EPI = 0.728): (г) увеличенная выделенная часть из MRI-05, (д) инвертированные ошибки. Новый фильтр SMI-3D-CLT (PSNR = 21.07 dB, EPI = 0.750): (е) увеличенная выделенная часть из MRI-05, (з) инвертированные ошибки. (ж) Профильтрованные УЗИ и инвертированные ошибки при фильтрации разными методами: (з) изображение US-12 искаженное спекл шумом со среднеквадратическим отклонением  $\sigma = 0.80$ . Фильтр DLRA (PSNR = 20.45 dB, EPI = 0.584): (и) увеличенная выделенная часть из US-12, (к) инвертированные ошибки. Фильтр CLT (PSNR = 20.98 dB, EPI = 0.618): (л) увеличенная выделенная часть из US-12, (м) инвертированные ошибки. Новый фильтр SMI-3D-CLT (21.20 dB, EPI = 0.658): (н) увеличенная выделенная часть из US-12, (о) инвертированные ошибки.

Таблица 1. Усредненные по изображениям базы данных МРПИ [13] значения PSNR/alfa, SSIM и EPI в случае применения различных алгоритмов фильтрации BM3D, SD-BM3D, K-SVD, CLT, DLRA, DES-SP-MAP и предложенного алгоритма SMI-3D-CLT

Фильтр	PSNR/alfa					SSIM					EPI				
	0.02	0.04	0.06	0.08	0.10	0.02	0.04	0.06	0.08	0.10	0.02	0.04	0.06	0.08	0.10
BM3D	25.28/0.125	23.12/0.124	22.33/0.122	21.69/0.120	20.92/0.119	0.645	0.601	0.576	0.566	0.524	0.738	0.719	0.696	0.684	0.676
SD-BM3D	26.52/0.130	24.56/0.129	23.45/0.127	22.77/0.125	21.97/0.123	0.677	0.631	0.594	0.573	0.550	0.775	0.755	0.731	0.718	0.710
K-SVD	25.47/0.126	23.29/0.125	22.49/0.123	21.85/0.121	21.07/0.120	0.650	0.610	0.570	0.550	0.528	0.744	0.724	0.702	0.689	0.681
DLRA	26.79/0.128	24.49//0.127	23.66/0.124	22.98/0.122	22.17/0.121	0.651	0.607	0.571	0.552	0.529	0.746	0.726	0.703	0.690	0.683
CLT	25.49/0.133	23.35/0.132	22.55/0.130	21.91/0.128	21.13/0.126	0.683	0.637	0.599	0.579	0.555	0.782	0.762	0.738	0.724	0.716
DES-SP-MAP	26.38/0.134	24.82/0.134	23.61/0.132	23.04/0.132	22.47/0.131	0.689	0.642	0.607	0.580	0.561	0.775	0.765	0.747	0.731	0.729
Новый SMI-3D-CLT	<b>27.45/0.141</b>	<b>25.09/0.140</b>	<b>24.24/0.137</b>	<b>23.55/0.135</b>	<b>22.71/0.133</b>	<b>0.700</b>	<b>0.653</b>	<b>0.614</b>	<b>0.593</b>	<b>0.569</b>	<b>0.801</b>	<b>0.780</b>	<b>0.756</b>	<b>0.742</b>	<b>0.734</b>

Следующим этапом в предлагаемом методе является поиск блоков (*patch*), похожих на опорный с использованием меры взаимной информации (*Mutual Information*, MI), которая характеризует статистическую зависимость между двумя случайными массивами части изображения. Эта мера  $MI(X_0, X_k)$  представляет собой среднее количество информации, получаемой в формируемом 3D луче при добавлении к опорному блоку  $X_0$  нового блока  $X_k$  в конкретной кластерной области.

В каждом сегменте реализуется поиск схожих блоков (*block-matching*, BM) и формируются 3D образования из объектов со схожими 2D структурами на основе критерия взаимной информации MI для опорной 2D структуры  $X_0$  с пикселями  $X_{0p}$  и схожей  $X_k$  с пикселями  $X_{kp}$ :

$$MI(X_0, X_k) = -\sum_p \sum_q P(X_0 = X_{0p}, X_k = X_{kp}) \times \log_2 \frac{P(X_0 = X_{0p}, X_k = X_{kp})}{P(X_0 = X_{0p}) P(X_k = X_{kp})}, \quad (2)$$

где  $P(X_0 = X_{0p}, X_k = X_{kp})$  определяет совместную плотность вероятности для пикселей в опорном и схожем блоках, а  $P(X_0 = X_{0p})$  и  $P(X_k = X_{kp})$  характеризуют плотности вероятности только для пикселей в каждом блоке, опорном и схожем соответственно.

Для каждого опорного блока  $X_0(i, j)$  все найденные схожие блоки  $X_k(i, j), k = 1, \dots, K$  определяют трехмерную структуру, луч из 2D окон, которые упорядочены с учетом степени схожести согласно критерию MI.

В дальнейшем каждый луч с выделенными объектами подвергается гомоморфному преобразованию (*log*), формируя новые структуры в 3D. Операция *log* преобразовывает спекл шум в аддитивный, причем в областях, где  $\varepsilon(i, j)Y(i, j)$  значительно превосходит интенсивность аддитивных шумов  $N(i, j)$ , модель шума (1) преобразуется в аддитивную шумовую модель:

$$\log[X(i, j)] \approx \log[\varepsilon(i, j)] + \log[Y(i, j)] + N(i, j) / [\varepsilon(i, j)Y(i, j)]. \quad (3)$$

На следующем этапе преобразование CLT, примененное к этим 3D структурам, формирует в пространстве преобразования массив данных  $\tilde{Y}(i, j; m)$ , который подвергается пороговой фильтрации. При жесткой пороговой обработке все коэффициенты, величина которых больше выбранного порогового значения, остаются неизменными, а другие, величина которых меньше  $\lambda_a$ , полагаются равными нулю. На основе анализа средних значений 2D структур выделяются области с плавным изменением интенсивности ( $a = 1$ ) и области с границами или мелкими деталями ( $a = 2$ ).

Таблица 2. Средние значения по изображениям базы данных УЗИ [14] значения PSNR/alpha, SSIM и EPI в случае применения различных алгоритмов фильтрации BM3D, SD-BM3D, K-SVD, CLT, DLRA, DES-SP-MAP и предложенного алгоритма SMI-3D-CLT

Фильтр	СКО										EPI				
	0.02	0.04	0.06	0.08	0.10	0.02	0.04	0.06	0.08	0.10					
BM3D	20.19/0.170	18.46/0.169	17.87/0.166	17.32/0.163	16.71/0.162	0.515	0.480	0.482	0.436	0.419	0.590	0.574	0.556	0.546	0.540
SD-BM3D	21.21/0.182	19.39/0.181	18.39//0.177	18.36/0.176	17.54/0.173	0.541	0.504	0.474	0.458	0.440	0.620	0.603	0.584	0.573	0.567
K-SVD	20.35/0.172	18.60/0.171	17.97/0.168	17.44/0.165	16.83/0.163	0.519	0.484	0.455	0.439	0.422	0.594	0.579	0.560	0.550	0.544
DLRA	20.40/0.174	18.64/0.173	18.01/0.169	17.50/0.167	16.88/0.165	0.520	0.485	0.456	0.441	0.423	0.596	0.580	0.562	0.552	0.546
CLT	21.40/0.182	19.56/0.181	18.90/0.177	18.36/0.174	17.70/0.173	0.546	0.509	0.479	0.462	0.444	0.625	0.608	0.589	0.579	0.572
DES-SP-MAP	21.53/0.188	19.85/0.188	19.04/0.185	18.41/0.182	17.87/0.180	0.551	0.513	0.481	0.468	0.448	0.634	0.611	0.597	0.582	0.577
Новый SMI-3D-CLT	<b>21.93/0.192</b>	<b>20.04/0.191</b>	<b>19.36/0.188</b>	<b>18.81/0.184</b>	<b>18.14/0.182</b>	<b>0.559</b>	<b>0.521</b>	<b>0.490</b>	<b>0.474</b>	<b>0.455</b>	<b>0.640</b>	<b>0.623</b>	<b>0.604</b>	<b>0.593</b>	<b>0.586</b>

$$\hat{Y}(i, j; m) = \begin{cases} \tilde{Y}(i, j; m), & \tilde{Y}(i, j; m) \geq \lambda_a \\ 0, & \tilde{Y}(i, j; m) < \lambda_a; \end{cases} \quad (4)$$

$a = 1$ , smooth;  $a = 2$ , detail.

Сгруппированные схожие объекты образуют третью координату в дисперсном представлении изображения, существенно увеличивая объем выборки и улучшая качество фильтрации. В дальнейшем массив данных  $\hat{Y}(i, j; m)$  подвергается обратному преобразованию (ICLT), формируя первую аппроксимацию оцененных блоков  $\hat{Y}(i, j; m)$ ,  $m = 1, \dots, K$ . На следующем этапе процесс 3D обработки завершается линейной фильтрацией, которая формирует финальную оценку изображения, используя линейный фильтр с весами, зависящими от степени информационной схожести (MI) блоков:

$$\hat{Y}(i, j) = \frac{\sum_{m=1}^K \hat{Y}(i, j; m) Q_m}{\sum_{m=1}^K Q_m}, \quad Q_m = MI(X_0, X_m). \quad (5)$$

Этот этап обработки завершается обратным гомоморфным преобразованием (exp), целью которого является вернуть профильтрованные данные в исходную реальную плоскость изображений.

### 3. РЕЗУЛЬТАТЫ ЧИСЛЕННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

Свойства нового метода фильтрации спекл-шумов, названного SMI-3D-CLT, а также известных по качеству алгоритмов [1, 5–9] были исследованы на основе стандартных численных критериев PSNR, SSIM, EPI и индекса разрешения  $\alpha$ , а также используя субъективный визуальный анализ профильтрованных изображений. Критерий PSNR вычисляется так:

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{(255)^2}{MSE}, \quad (6)$$

а величины SSIM критерия рассчитываются по формуле:

$$SSIM(Y, \hat{Y}) = \frac{(2\mu_Y \mu_{\hat{Y}} + C_1)(\sigma_{Y\hat{Y}} + C_2)}{(\mu_Y^2 + \mu_{\hat{Y}}^2 + C_1)(\sigma_Y^2 + \sigma_{\hat{Y}}^2 + C_2)}. \quad (7)$$

В формуле (7)  $\mu_Y$  и  $\mu_{\hat{Y}}$  определяют локальные средние для  $Y$  и  $\hat{Y}$  соответственно;  $\sigma_Y^2$  и  $\sigma_{\hat{Y}}^2$  являются локальными значениями дисперсий для  $Y$  и  $\hat{Y}$ , и  $\sigma_{Y\hat{Y}}$  – это локальная функция ковариации для  $Y$  и  $\hat{Y}$ . Константы  $c_n$  выбираются такими, чтобы избежать нестабильности [12].

Индекс  $EPI$  [1, 2] оценивает количество сохраненных контуров в обработанном изображении, что важно при фильтрации медицинских УЗИ, где контуры несут информацию о подозрительных структурах, связанных с заболеванием. Критерий  $EPI$  вычисляется так:

$$EPI(Y, \hat{Y}) = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (\Delta Y(i, j) - \mu_{\Delta Y}) (\Delta \hat{Y}(i, j) - \mu_{\Delta \hat{Y}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (\Delta Y(i, j) - \mu_{\Delta Y})^2 (\Delta \hat{Y}(i, j) - \mu_{\Delta \hat{Y}})^2}}, \quad (8)$$

где  $\Delta Y$  и  $\Delta \hat{Y}$  – это профильтрованные высокочастотным фильтром изображения  $Y$  и  $\hat{Y}$  соответственно;  $\mu_{\Delta Y}$  и  $\mu_{\Delta \hat{Y}}$  определяют их средние значения.

Индекс разрешения  $\infty$  – это метрика, связанная с разрешением в МРИ или в УЗИ [6], которая вычисляется как процент пикселей функции автокорреляции профильтрованного изображения внутри области, где эта функция превышает 75% от его максимального значения. Большее значение  $\infty$  указывает на лучшее разрешение изображения.

Изображения из баз данных МРИ и УЗИ [13, 14], искаженные спекл шумом разной интенсивности (СКО шума: 0.02–0.10), были обработаны алгоритмами. Представленные в табл. 1, 2 величины PSNR, SSIM, EPI и  $\infty$  – это их усредненные значения по совокупности изображений из баз данных [13, 14] в случае применения алгоритмов фильтрации нового  $SMI-3D-CLT$ , и алгоритмов BM3D [5], SD-BM3D [6], DLRA [7], K-SVD [9], CLT [8] и DES-SP-MAP [1], а также визуальный анализ рис. 2 подтверждают, что новый алгоритм превосходит лучшие из известных в широком диапазоне интенсивностей шумов. Эффективная фильтрация изображений MRI-5 и US-12, в которых наблюдается много мелких деталей и контуров, и варьируется интенсивности, подтверждает робастность предложенного метода для разных интенсивностей спекл-шумов.

#### 4. ВЫВОДЫ

Теоретическое обоснование и анализ физических результатов численного моделирования нового метода в фильтрации изображений, которые искажены спекл-шумом, позволяют сделать ряд важных выводов:

1. Предложенный метод, который основан на дисперсном представлении данных путем использования CLT, пороговой фильтрации и корреляции между схожими объектами, эффективно

восстанавливает сложные структуры в МРИ и УЗИ.

2. Логарифмирование значений пикселей изображения позволяет трансформировать мультипликативную спекл шумовую модель в аддитивную и реализовать фильтрацию с использованием дисперсных методов фильтрации.

3. 3D фильтрация с весами, определяемыми информационной схожестью объектов, улучшает разрешение и визуальное качество обработанных изображений.

4. Новый метод подтвердил наилучшее качество как в значениях критериев ( $PSNR$ ,  $SSIM$ ,  $EPI$  и  $\alpha$ ), так и при субъективном визуальном анализе профильтрованных изображений среди всех известных методов.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Кравченко В.Ф., Пономарев В.И., Пустовойт В.И., Аранда-Бохоргес Г. // Доклады РАН. Математика, информатика, процессы управления. 2021. Т. 499. № 2. С. 67–72.
2. Aranda-Bojorges G., Ponomaryov V., Reyes-Reyes R., Cruz-Ramos C., Sadovnychiy S. // IEEE Geosci. Rem. Sens. Lett. 2020. V. 19, art. 4018005. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2021.3108774>
3. Reyes-Reyes R., Aranda-Bojorges G., Garcia-Salgado B., Ponomaryov V., Cruz-Ramos C., Sadovnychiy S. // Sensors. 2022. V. 22. 5113. <https://doi.org/10.3390/s22145113>
4. Kravchenko V., Perez H., Ponomaryov V. Adaptive Signal Processing of Multidimensional Signals with Applications. Moscow: Fizmatlit, 2009.
5. Dabov K., Foi A., Katkovnik V., Egiazarian K. // IEEE Trans. Image Process. 2007. V. 16. № 8. P. 2080–2095.
6. Santos C.A.N., Martins D.L.N., Mascarenhas N.D.A. // IEEE Trans. Image Process. 2017. V. 26. 2632–2643. <https://doi.org/10.1109/TIP.2017.2685339>
7. Sameera V.M.S., Sudhish N.G. // Sensing Imaging. 2017. V. 18. P. 1–28. <https://doi.org/10.1007/s11220-017-0181-8>
8. Jubairahmed L., Satheeskumaran S., Venkatesan C. // Clust. Comput. 2019. V. 22. P. 11237–11246.
9. Jaburalla M.Y., Lee H.N. // Appl. Sci. 2018. V. 8. 903. P. 1–17. <https://doi.org/10.3390/app8060903>
10. Achanta R., Shaji A., Smith K., Lucchi A., Fua P., Süsstrunk S. // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 2012. V. 34. P. 2274–2282.
11. Jensen J.A. // Med. Biol. Eng. Comput. 1996. V. 34. P. 351–352.
12. Wang Z., Bovik A. // IEEE Signal Process. Mag. 2009. V. 26. № 1. P. 98–117.
13. <https://openfmri.org/dataset/> (accessed: June 21, 2022).
14. <http://splab.cz/en/download/databaze/ultrasound> (accessed: June 19, 2022).

## SUPPRESSION OF SPECKLE NOISE IN MEDICAL IMAGES VIA SEGMENTATION-GROUPING OF 3D OBJECTS USING SPARSE CONTOURLET REPRESENTATION

V. F. Kravchenko<sup>a,b</sup>, Academician of RAS Yu. V. Guliaev<sup>a</sup>,  
V. I. Ponomaryov<sup>c</sup>, and G. Aranda Bojorges<sup>c</sup>

<sup>a</sup> *Kotelnikov Institute of Radioengineering and Electronics of the Russian Academy of Sciences, Moscow, Russian Federation*

<sup>b</sup> *Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation*

<sup>c</sup> *Instituto Politecnico Nacional de Mexico, Mexico City, Mexico*

Novel filtering method in medical images (MRI and US) that are contaminated by noise consisting of mixture speckle and additive noise is designed in this paper. Proposed method consists of several stages: segmentation of image areas, grouping of similar 2D structures in accordance mutual information (MI) measure, homomorphic transformation, 3D filtering approach based on sparse representation in contourlet (CLT) space with posterior filtering in accordance with MI weights similar 2D structures, and final inverse homomorphic transformation. During numerous experiments, the developed method has confirmed their superiority in term of visual image quality via human visual perception as well as in better criteria values, such as PSNR, SSIM, EPI and *alfa* for different test MRI and US mages corrupted by speckle noise.

*Keywords:* filtering, speckle noise, additive noise, homomorphic transformation, Mutual Information, peak signal/noise ratio