

СНИЖЕНИЕ УРОВНЯ СПЕКЛ-ШУМА В ЦИФРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ НА ОСНОВЕ 2-D НЕРАЗДЕЛИМОГО Q-ПУБФ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ПОРОГОВОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Аврамов В. В., Рыбенков Е. В., Петровский Н. А.

Кафедра электронных вычислительных средств,

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники

Минск, Республика Беларусь

E-mail: avramov.vladislav@gmail.com, {rybenkov, nick.petrovsky}@bsuir.by

В работе рассматриваются методы адаптивного шумоподавления на основе пороговых нейронных сетей в вейвлет-домене. Предлагается пороговая нейронная сеть (TNN) с 2D неразделимым параунитарным банком фильтров на основе алгебры кватернионов. Высокие характеристики многополосного (2-D NS Q-PUBF) (структура '64in-64out', $CD_{2D} = 17.15$ дБ, банк фильтров прототипа 8×24 Q-PUBF), формирующего базис для TNN, обеспечивают сравнимые результаты шумоподавления по сравнению с подходами, основанными на двухканальном вейвлет-преобразовании для спекл-шума.

ВВЕДЕНИЕ

Шумы и артефакты в методах визуализации влияют на качество изображения и, как следствие, на их интерпретацию человеком, а также на точность принятия решений методов диагностики в случае медицинской визуализации. Следовательно, редактирование шумов в изображении становится главным требованием для многих практических приложений. В общем случае задача редактирования шумов заключается в получении восстановленной копии полезного сигнала x из его искаженной версии $y = x + \xi$, где ξ , например, аддитивный Гауссовый белый шум или спекл-шум. Таким образом, целью обработки является получение на выходе системы редактирования шумов f восстановленного сигнала $\hat{x} = f(y)$ как можно более близкого к полезному сигналу x :

$$\min_{x, \hat{x} \in \mathbb{R}} E(x, \hat{x}) = \min_{x, \hat{x} \in \mathbb{R}} \|x - \hat{x}\|^2. \quad (1)$$

I. ПОРОГОВОЕ РЕДАКТИРОВАНИЕ ШУМА

При оценке сигнала шума ξ может и должна использоваться любая доступная априорная информация о распределении энергии сигнала и шума, которая может быть получена путем перевода исходного сигнала в другое пространство, на основе линейного ортогонального преобразования T , как показано в [1] (см. рис. 1). Применение такого преобразования для искаженной версии сигнала позволяет изменить исходное распределение сигнала, что обеспечивает важную информацию для осуществления разделения сигнала и шума. Таким образом, полезный сигнал может быть извлечен из его искаженной версии путем обработки области преобразования некоторой пороговой функцией, сохраняющей энергию коэффициентов преобразования $T(x + \xi)$ попадающих в область распределения полезного сигнала, и подавляющей энергию шумовых ко-

эффициентов, не попавших в данную область. На этой концепции и основываются пороговые методы редактирования шумов.

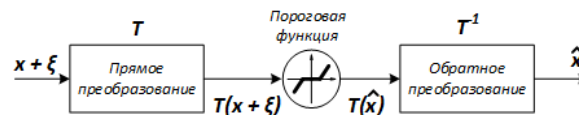


Рис. 1 – Схема порогового редактирования шумов

Помимо выбора конкретной пороговой функции применительно к решаемой задаче, выбор оптимального порогового значения также играет решающую роль в процессе шумоподавления.

II. ПОРОГОВАЯ НЕЙРОННАЯ СЕТЬ

Концепция, лежащая в основе пороговой нейронной сети (thresholding neural network (TNN)) [2], существенно отличается от классических нейронных сетей. Обучение данного типа нейронных сетей направлено на подстройку параметров пороговой функции активации, с целью достижения оптимального порога усечения, в отличие от классических нейронных сетей, где обучение заключается в подстройке весовых коэффициентов.

Фиксированная структура классических "жесткой" и "мягкой" пороговых функций и их производных, их зависимость от порогового значения, а иногда и отсутствие дифференцируемости, уменьшают их функциональность и гибкость при решении оптимизационной задачи обозначенной в выражении 1. Поэтому, в [2, 3, 4] были предложены разновидности дифференцируемых версий пороговых функций. Например, функция, показанная в [3], а также применяемая в [4], помимо значения порога t также имеет 2 параметра m и k отвечающих за форму функ-

ции:

$$f(x, t, m, k) = \begin{cases} x + (k-1)t - \frac{kt^m}{2x^{m-1}}, & x > t \\ \frac{k|x|^{m+(2-k)/k}}{2t^{m+2(1-k)/k}} \text{sign}(x), & |x| \leq t \\ x - (k-1)t + \frac{k(-t)^m}{2x^{m-1}}, & x < -t \end{cases}$$

Параметр k определяет асимптоту функции. Другими словами, если $k = 1$, то функция стремится к "жесткому" порогу, а когда $k \rightarrow 0$ соответственно к "мягкому". Поэтому, настраивая параметр k можно определить форму пороговой функции.

III. СИСТЕМА РЕДАКТИРОВАНИЯ ШУМА

Система редактирования шума состоит из пороговой нейронной сети, 2-D неразделимых банков фильтров анализа и синтеза в алгебре кватернионов (2-D NS Q-PUBF) [5]. Поток данных системы показан на рис. 2. Прямые и обратные преобразования реализованы на структуре "64in-64out" для $N = 2$, ядром которого 8-канальный Q-ПУБФ. Блок изображения с шумом размером 8×8 пикселей является входом системы, а блок восстановленного изображения размером 8×8 формируется на выходе обратного преобразования.

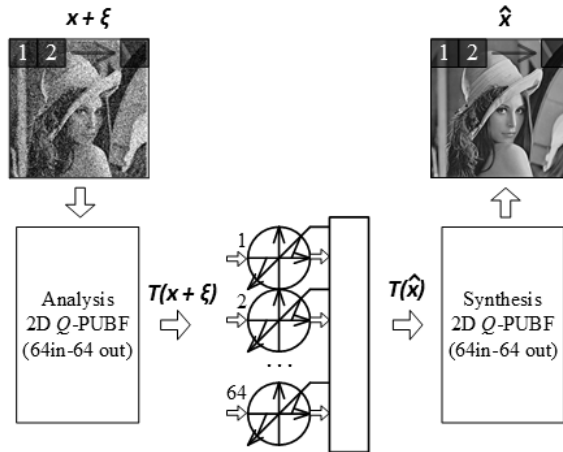


Рис. 2 – Схема пороговой обработки

Для оценки работоспособности предлагаемого подхода, в качестве тестовых данных использовались стандартные изображения *Lena*, *Barbara*, *Boat*.

Все изображения были искажены гауссовым шумом с отклонением σ равными 10, 20 и 30, результаты оценки качества реконструкции сигнала по метрике PSNR представлены в [6].

Особый интерес представляет задача редактирования спекл-шума, важным фактором является эффективность системы редактирования шума как в однородных (низкочастотных) областях изображения, так и в высокочастотных областях изображения, т.е. сохранение граничной информации.

Для анализа производительности предлагаемой системы редактирования шумов в применительно к задаче снижения уровня спекл-шума

использовались MSE , S/MSE , β и ρ (таблица 1), как это предложено в [7], где два последних параметра определены как критерии сохранения границ – β и мера подавления шума соответственно – ρ .

Результаты полученные на основе предлагаемого подхода в сравнении с известными подходами к редактированию шума на изображениях являются сравнимыми, т.о. рассмотренная схема может быть перспективна для редактирования шумов в медицинских и космических изображениях.

Таблица 1 – Характеристики системы шумоподавления для спекл-шума в сравнении с известным подходом

	Исходн. Изобр. + Шум	TNN Nasri [3]	Пред-ложен. подход	σ	Исходн. Изобр.
MSE	1622.5	134.33	216.83	0.1	<i>Lena</i>
S/MSE	10.339	19.92	19.12		
β	0.1176	0.240	0.1402		
ρ	0.7542	0.9716	0.9520		
MSE	3053.5	245.99	319.21	0.2	
S/MSE	7.5867	15.84	17.44		
β	0.0822	0.1162	0.0947		
ρ	0.6247	0.95	0.9305		
MSE	790.79	186.68	223.82	0.05	<i>Barbara</i>
S/MSE	13.261	19.320	18.77		
β	0.4148	0.6530	0.6222		
ρ	0.8863	0.9680	0.9618		
MSE	166.65	94.97	83.80	0.01	
S/MSE	20.025	22.48	23.04		
β	0.7109	0.8040	0.8323		
ρ	0.9731	0.9845	0.9859		

1. Krim, H. On Denoising and Best Signal Representation / H. Krim, et al. // IEEE Transactions on Information Theory. – 1999. – Vol. 45. – P. 2225–2238.
2. Zhang X.-P. Nonlinear Adaptive Noise Suppression Based On Wavelet Transform / X.-P. Zhang, M. Desai // Proceedings of the ICASSP. – 1998. – Vol. 3. – P. 1589–1592.
3. Nasri, M. Image denoising in the wavelet domain using a new adaptive thresholding function / M. Nasri, H. Nezamabadi-pour // Elsevier Journal of Neurocomputing. – 2009. – Vol. 72. – P. 1012–1025.
4. Bhutada, G. G. Image enhancement by wavelet-based thresholding neural network with adaptive learning rate / G. G. Bhutada, R. S. Anand, S. C. Saxena // IET Image Processing. – 2011. – Vol. 5, № 7. – P. 573–582.
5. Petrovsky, N. A. 2-D non-separable integer implementation of paraunitary filter bank based on the quaternionic multiplier block-lifting structure / N. A. Petrovsky, E. V. Rybenkov // 2019 27th European Signal Processing Conference (EUSIPCO) IEEE. – 2019.
6. Avramov, V. V. Image Enhancement by 2-D non-Separable Quaternionic Filter Bank-based Thresholding Neural Network / V. V. Avramov, E. V. Rybenkov, N. A. Petrovsky // PRIP'2019 Pattern Recognition and Information Processing. – 2019. – P. 207–212.
7. Sattar, F. Image enhancement based on a nonlinear multiscale method / F. Sattar, et al. // IEEE Transactions on Image Processing. – 1997. – Vol. 6, № 6. – P. 888–895.