Ярославский государственный
университет им. П.Г. Демидова
физический факультет, лаборатория
«Цифровые цепи и сигналы»

Научно-технический семинар
«Современные задачи цифровой обработки изображений»
08.10.2011,
Ярославль, Россия

Современные проблемы в области фильтрации цифровых изображений

Волохов Владимир, e-mail: volokhov@piclab.ru

План презентации

- Суть задачи фильтрации цифровых изображений
- Классификация современных методов фильтрации цифровых изображений
- Анализ главных компонент. Построение алгоритма фильтрации аддитивного белого гауссовского шума (АБГШ) на основе анализа главных компонент. Результаты работы алгоритма
- Использование алгоритмов фильтрации АБГШ в различных задачах цифровой обработки изображений

Общая суть задачи фильтрации изображений и возможные варианты ее решения

- Разработка и анализ алгоритмов, предназначенных для удаления шумов из цифровых изображений, с целью улучшения субъективных и объективных оценок качества картинки. *Здесь и далее модель шума – АБГШ*

- В работе были проанализированы методы, результаты и подходы алгоритмов фильтрации изображений на базе:
- Локальных методов обработки
- Нелокальных методов обработки
- Поточечных методов обработки
- Многоточечных методов обработки

Анализ современных подходов удаления АБГШ из цифровых изображений

- Подробный анализ рассматриваемых алгоритмов фильтрации цифровых изображений может быть найден в следующих работах:
- Katkovnik V., Foi A., Egiazarian K., Dabov K. From local kernel to nonlocal multiple-model image denoising // Int. J. Computer Vision, 2010. V. 86, № 8. P. 1 – 32
- Dabov K. Image and video restoration with nonlocal transform-domain filtering. PhD thesis, Tampere University of Technology, 2010

- Классификация рассматриваемых алгоритмов фильтрации цифровых изображений соответствует работе:
- Katkovnik V., Foi A., Egiazarian K., Dabov K. From local kernel to nonlocal multiple-model image denoising // Int. J. Computer Vision, 2010. V. 86, № 8. P. 1 – 32

Локальные методы обработки

0	0	0	0	0	0
0	90	90	90	90	0
0	90	90	90	90	0
0	90	0	90	90	0
0	90	90	90	90	0
0	0	0	0	0	0

1/9*

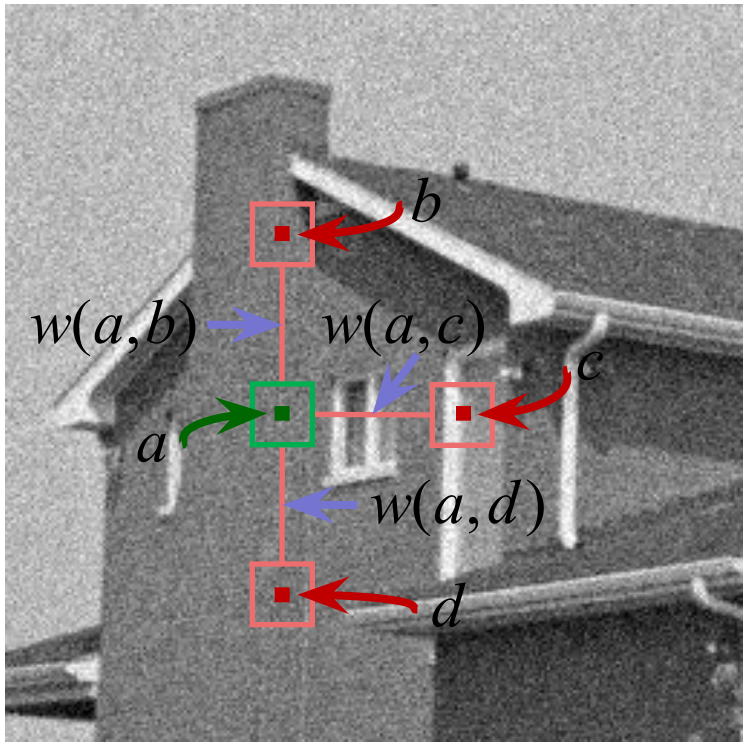
1	1	1
1	1	1
1	1	1

X	X	X	X	X	X
X	40	60	60	40	X
X	50	80	80	60	X
X	50	80	80	60	X
X	30	50	50	40	X
X	X	X	X	X	X

- Итоговая оценка пикселя: $\hat{x}(i) = \sum_j w(i,j)y(j)$

- Nadaraya E. A. On estimating regression // Theory Probab. Applic., 1964. V. 9. P. 141 – 142
- Watson G. S. Smooth regression analysis // Sankhya Ser., 1964. V. 26. P. 356 – 372

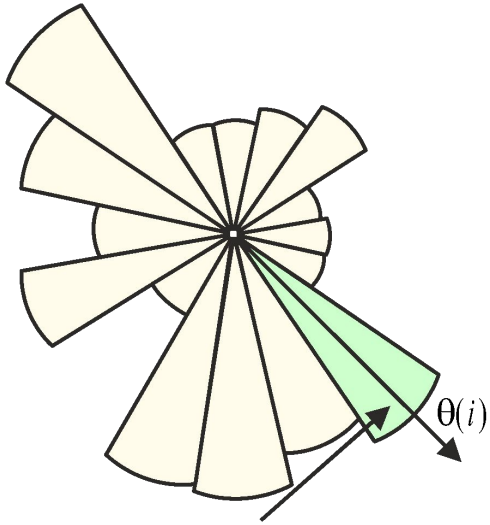
Нелокальные методы обработки



- Итоговая оценка пикселя: $\hat{x}(i) = \sum_j w(i,j)y(j)$

- Buades A., Coll B., Morel J. M. Nonlocal image and movie denoising // Int. J. Computer Vision, 2008. V. 76, № 2. P. 123 – 139

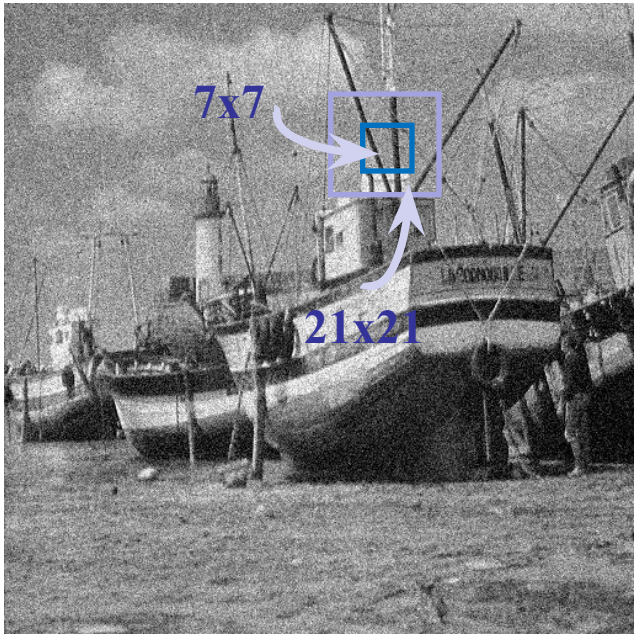
Поточечные методы обработки



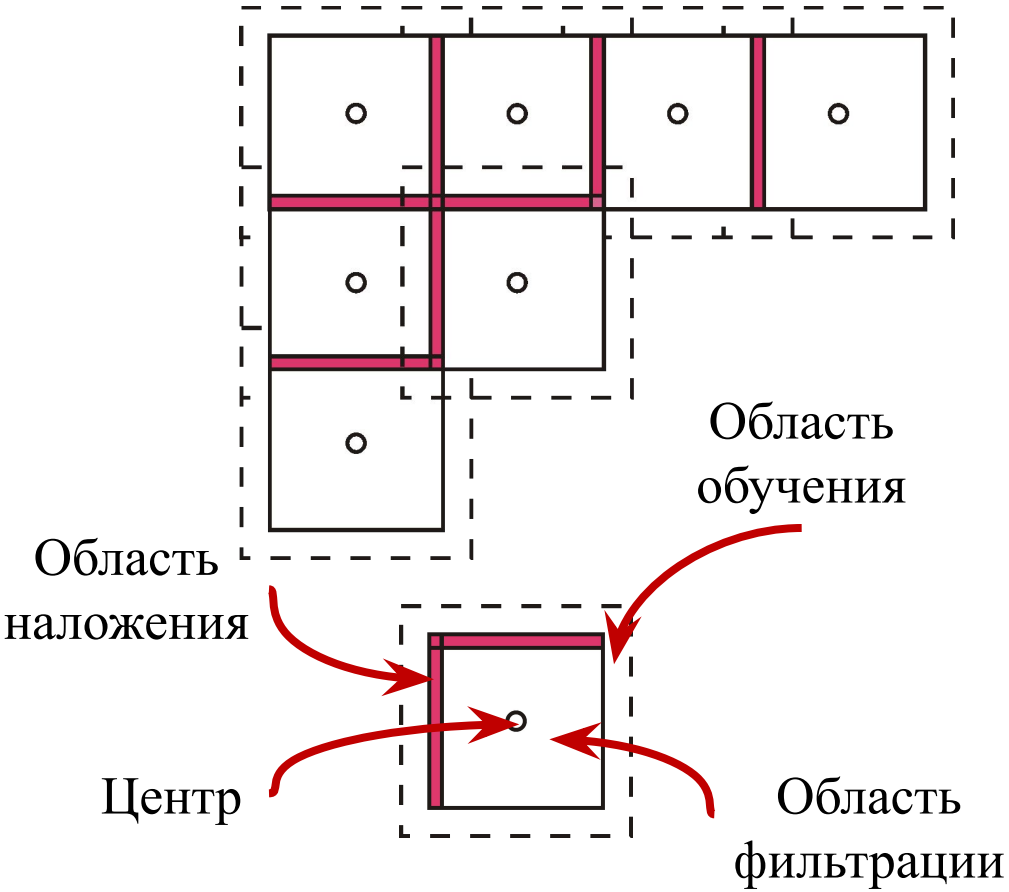
направленное окно с адаптивным размером

- Katkovnik V., Foi A., Egiazarian K., Astola J. Directional varying scale approximations for anisotropic signal processing // Proc. XII European Signal Processing Conf., 2004. P. 101 – 104
- Foi A. Anisotropic nonparametric image processing: theory, algorithms and application. PhD thesis, Politecnico di Milano, 2005

Многоточечные методы обработки



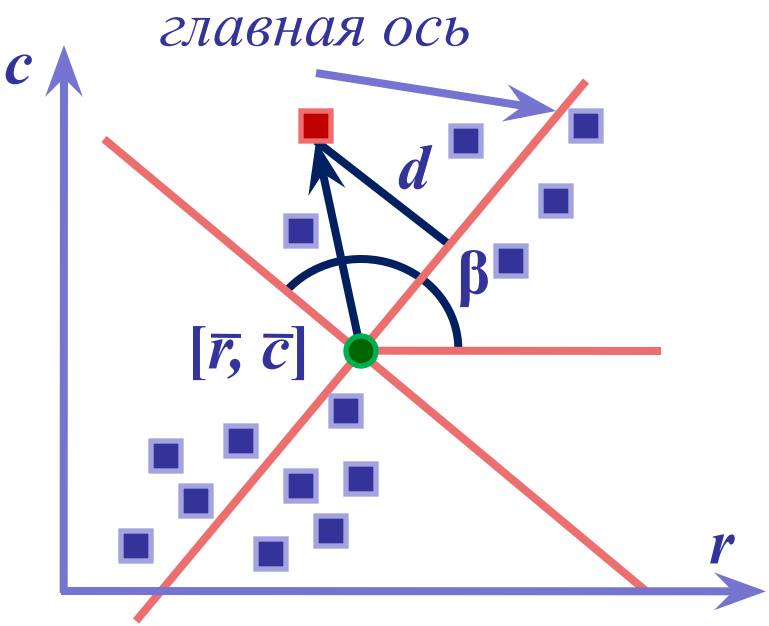
Внутри области обучения набираем векторы обучения размера 5x5, всего 289 штук:

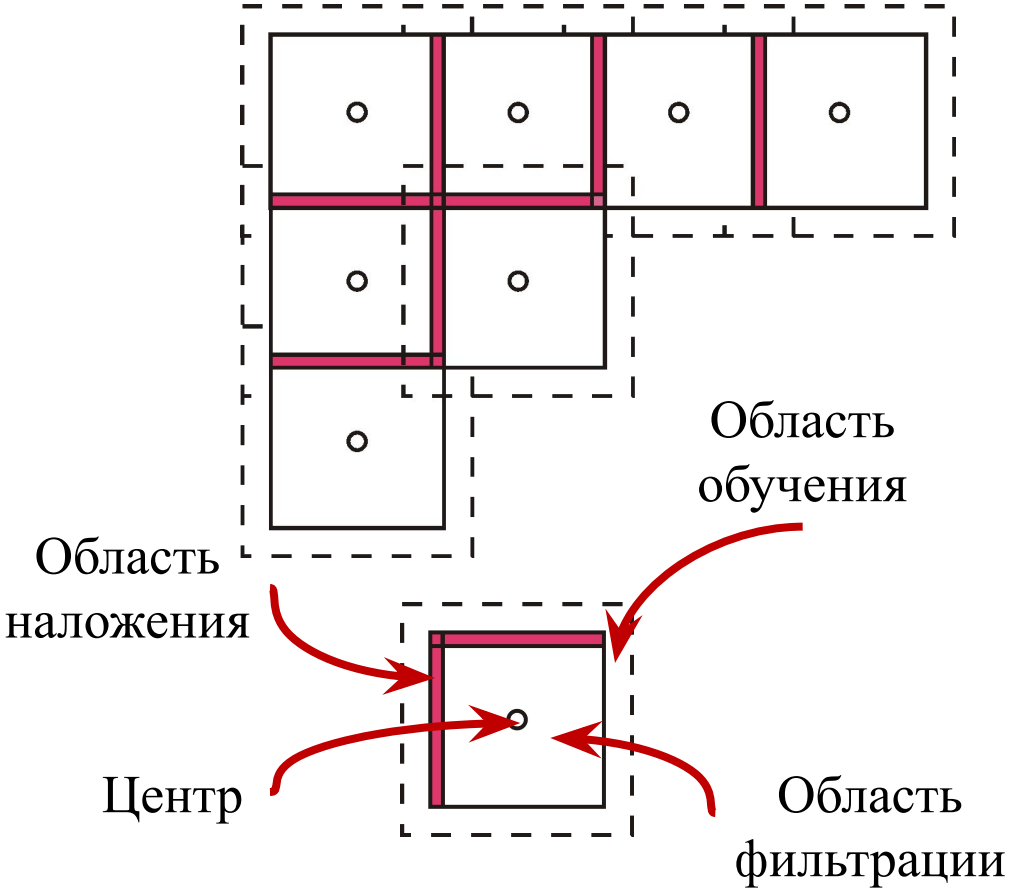


- Muresan D. D., Parks T. W. Adaptive principal components and image denoising // Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing, 2003. V. 1. P. 101 – 104

Адаптивный анализ главных компонент

- Анализ главных компонент. Основная идея!



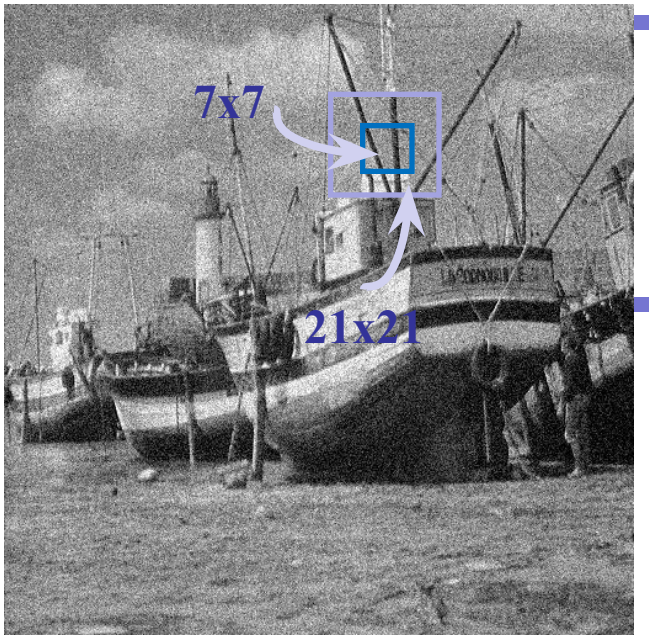


- Muresan D. D., Parks T. W. Adaptive principal components and image denoising // Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing, 2003. V. 1. P. 101 – 104

Адаптивный анализ главных компонент

- **Шаг 1**. Оценка дисперсии шума на зашумленном изображении:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{Медиана(ДВК_1)}{0{,}6745},$$ $ДВК_1$ – диагональные вейвлет-коэффициенты первого уровня вейвлет-разложения



Внутри области обучения набираем векторы обучения размера 5x5, всего 289 штук:

- **Шаг 2**. Разбиение зашумленного изображения на совокупность перекрывающихся блоков и формирование для каждого из них базиса главных компонент
- **Шаг 3**. Представление каждого из блоков с использованием базиса главных компонент и обработка полученных трансформант

$$\hat{x}_{li}^{\mathrm{I}} = \frac{\sigma_l^2}{\sigma_l^2 + \sigma^2} \cdot y_{li}^{\mathrm{I}}, \quad \hat{\sigma}_l^2 = \max\left[0, \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}(y_{li}^{\mathrm{I}})^2 - \sigma^2\right] \quad (1)$$

- **Шаг 4**. Обратное преобразование и наложение блоков с перекрытием

Адаптивный анализ главных компонент. Пример обработки изображений

2x2 5x5 2x2 5x5

Размер векторов обучения

- **Плюсы:** Адаптация к исходному множеству данных
- **Минусы:** При больших размерах векторов обучения возникают артефакты в локальных областях изображения, при малых плохо давится шум в области границ изображения

Предлагаемый метод. Основная идея!

- Применение двухэтапной схемы восстановления цифрового изображения из зашумленных данных
- **Этап 1.** Формирование *первичной или «грубой» оценки* цифрового изображения на основе адаптивного анализа главных компонент
- **Этап 2.** Формирование *вторичной или «точной» оценки* цифрового изображения на основе использования оптимальной винеровской фильтрации проводимой в области анализа главных компонент с использованием первичной оценки цифрового изображения

- Dabov K. et al. Image denoising by sparse 3D transform-domain collaborative filtering // IEEE Trans. Image Processing, 2007. V. 16, № 12. P. 2080 – 2095

Оптимальная винеровская фильтрация в области анализа главных компонент

- Формирование *вторичной или «точной» оценки* изображения
- **Шаг 1.** Разбиение зашумленного изображения и первичной или «грубой» оценки изображения на совокупность перекрывающихся блоков и формирование для каждого из них базиса главных компонент. *Размер областей обучения, наложения, фильтрации, а также векторов обучения выбирается отличным от этапа 1, получения первичной оценки изображения*
- **Шаг 2.** Выполнение винеровской фильтрации в области анализа главных компонент

$$\hat{x}_{li}^{\mathrm{II}} = \frac{\left|z_{li}^{\mathrm{II}}\right|^2}{\left|z_{li}^{\mathrm{II}}\right|^2 + \sigma^2} \cdot y_{li}^{\mathrm{II}}, \qquad (2)$$

z_{li}^{II} и y_{li}^{II} – значения сформированные на основе первичной оценки изображения и зашумленного изображения, соответственно

- **Шаг 3.** Обратное преобразование и наложение блоков с перекрытием

Пример первичной и вторичной оценок исходного изображения

Исходное изображение

Зашумленное изображение, ПОСШ = 20,15 дБ

Первичная оценка, ПОСШ = 30,63 дБ

Вторичная оценка, ПОСШ = 31,65 дБ

Визуальные результаты работы алгоритма

Исх. изображение «Лена»

Зашум. изображение, ПОСШ=20,15 дБ

Курвлет-преобразование, ПОСШ=30,39 дБ

Нелок. усреднение, ПОСШ=30,35 дБ

Блоко-согласование и 3D фильтрация, ПОСШ=32,06 дБ

Предложенный метод, ПОСШ=31,65 дБ

Визуальные результаты работы алгоритма при больших степенях зашумления (ПОСШ = 14,74 дБ)

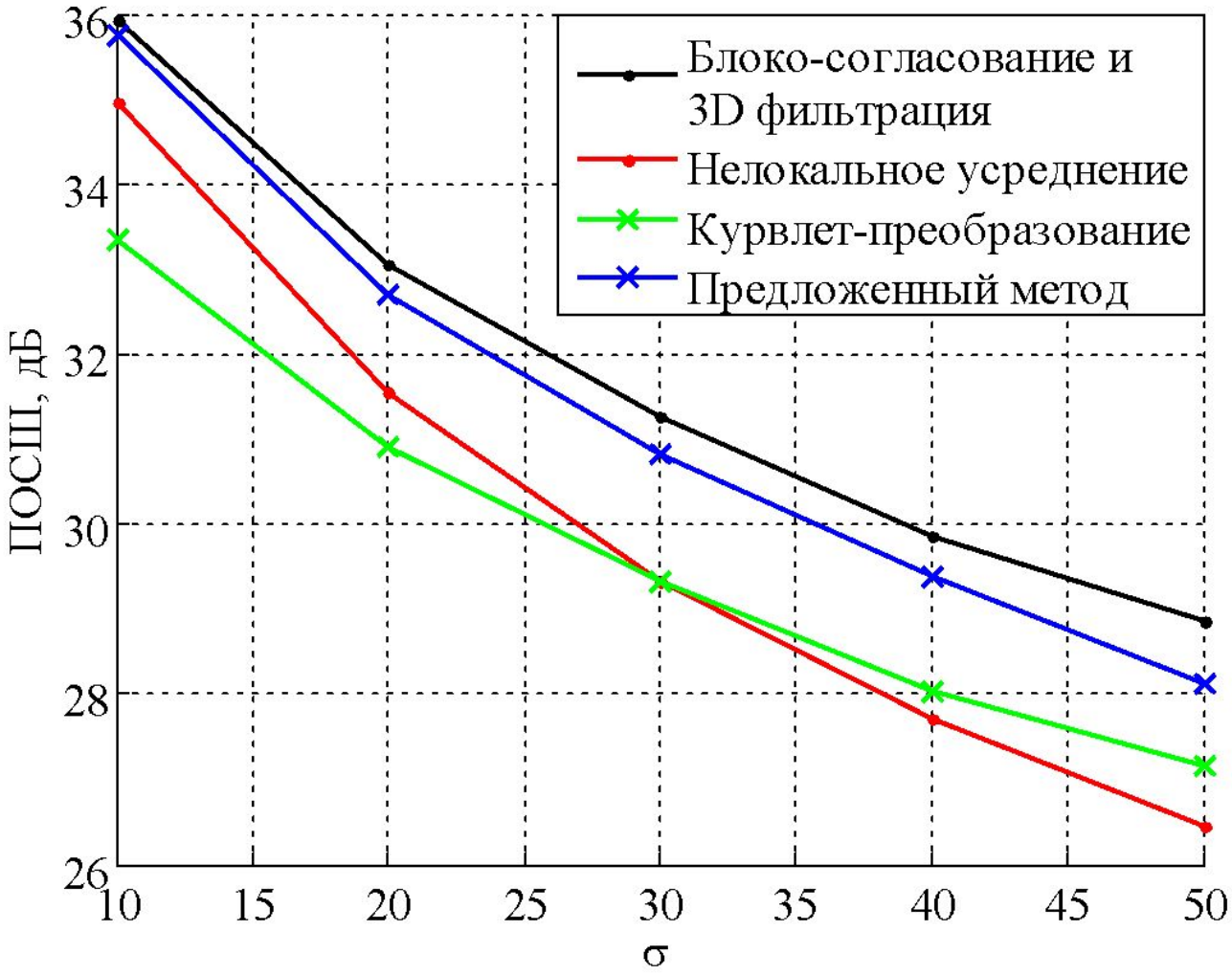
«Перцы», ПОСШ = 27,54 дБ

«Барбара», ПОСШ = 26,01 дБ

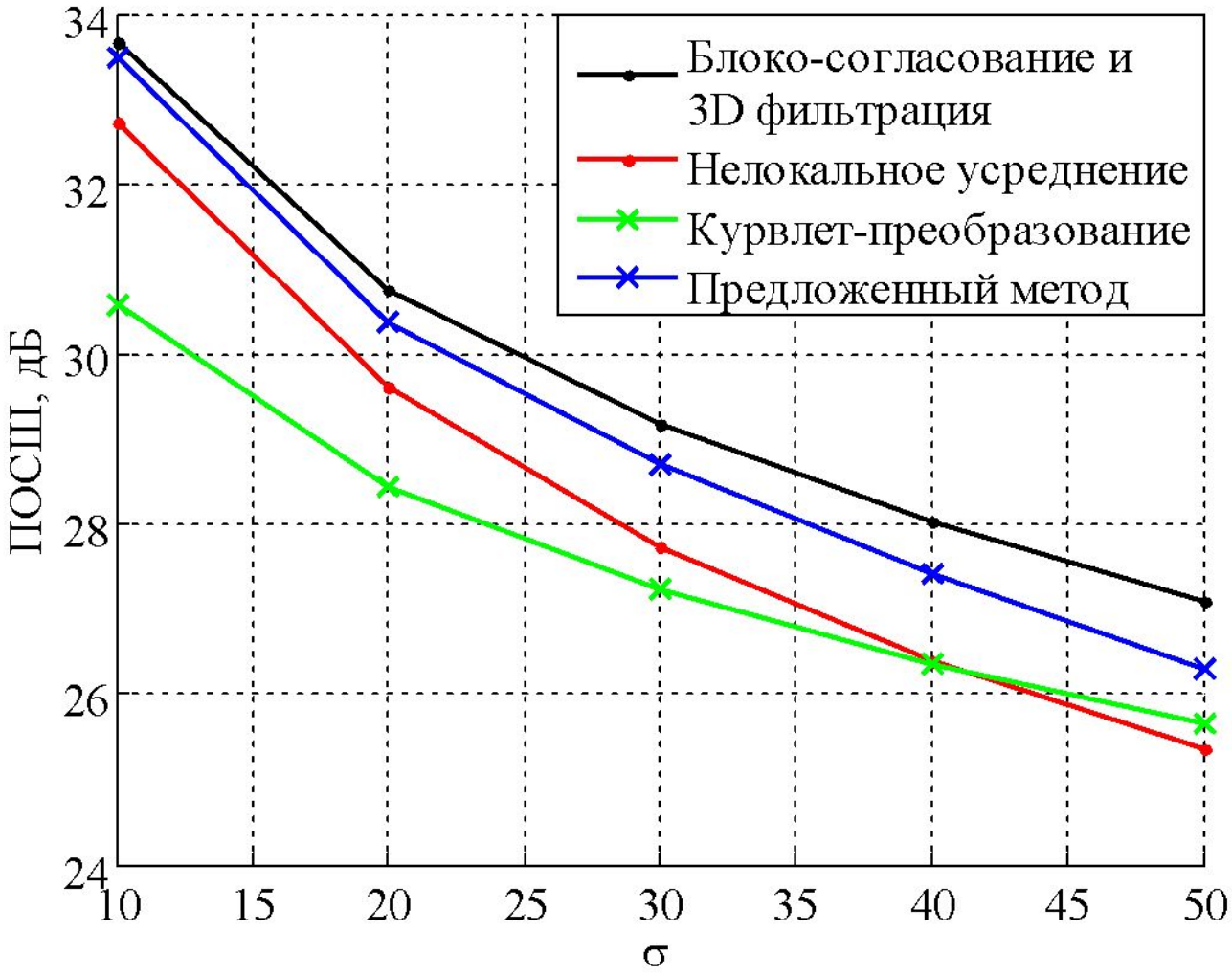
«Фотограф», ПОСШ = 24,07 дБ

«Лодка», ПОСШ = 25,79 дБ

Результаты работы рассматриваемого алгоритма (тестовое изображение «Лена»)



Результаты работы рассматриваемого алгоритма (тестовое изображение «Холм»)

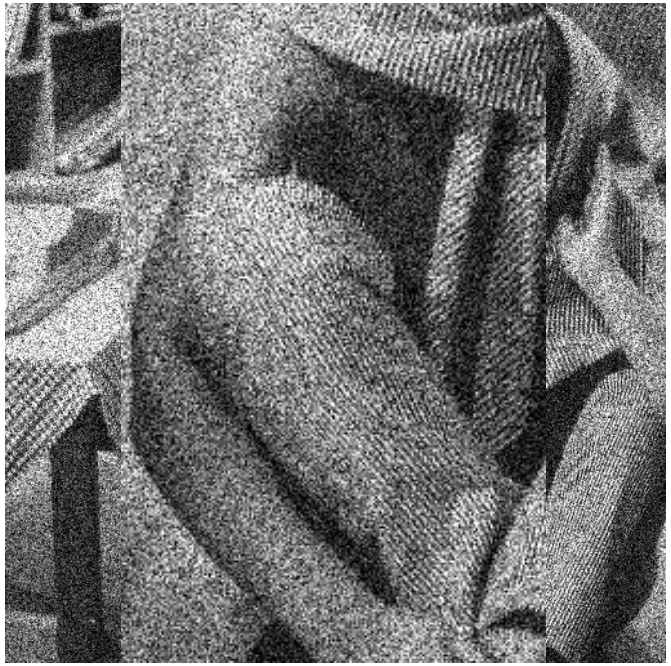


Дополнительные приложения рассматриваемого алгоритма. Фильтрация цветных изображений

- Модель шума: АБГШ независимо подмешанный в каждый канал

Дополнительные приложения рассматриваемого алгоритма. Фильтрация смешанных шумов

- Модель смешанного шума: $\mathbf{y} = \mathbf{x} + (\sigma_1 + \sigma_2\mathbf{x})\mathbf{n}$, $\mathbf{n} = \mathbf{N}(0;1)$



«Барбара», ПОСШ = 14,81 дБ

«Барбара», ПОСШ = 25,02 дБ

- Hirakawa K., Parks T. W. Image denoising using total least squares // IEEE Trans. Image Processing, 2006. V. 15, № 9. P. 2730 – 2742

Дополнительные приложения рассматриваемого алгоритма. Удаление артефактов блочности

«Фотограф», ПОСШ = 25,02 дБ

«Фотограф», ПОСШ = 25,85 дБ

- Foi A., Katkovnik V., Egiazarian K. Pointwise shape-adaptive DCT for high-quality denoising and deblocking of grayscale and color images // IEEE Trans. Image Processing, 2007. V. 16, № 5. P. 1395 – 1411

Благодарности

- В работе использовались результаты и методы следующих научных статей:
- Starck J. L., Emmanuel J., Candes E., Donoho D. The curvelet transform for image denoising // IEEE Trans. Image Processing, 2002. V. 11, № 6. P. 670 – 684
- Muresan D., Parks T. W. Adaptive principal components and image denoising // IEEE Int. Conf. Image Processing, 2003. V. 1, P. 101 – 104
- Buades A., Coll B., Morel J. M. A non-local algorithm for image denoising // Proc. IEEE Comp. Soc. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. V. 2. P. 60 – 65
- Dabov K. et al. Image denoising by sparse 3D transform-domain collaborative filtering // IEEE Trans. Image Processing, 2007. V. 16, № 12. P. 2080 – 2095
- …