

Таблица 4.3

Изображение	Вероятность 0.01		Вероятность 0.05	
	LENA	TARGET	LENA	TARGET
$\delta(\hat{F}_{\text{винер}})$	0,082	0,067	0,131	0,113
Фильтр	Отношение $\delta(\hat{F}_{\text{винер}})/\delta(\hat{F})$			
ФСС	0,759	0,603	0,867	0,653
KF	1,349	2,164	1,636	2,493
Универсальный порог	0,406	0,336	0,338	0,292
SURE-порог	0,398	0,333	0,314	0,280
Байесовский порог	0,352	0,304	0,286	0,248
Квазиоптимальный алгоритм	0,523	0,651	0,471	0,591

Анализ данных табл. 4.3 позволяет сделать выводы:

- алгоритм винеровской вейвлет-фильтрации уже не дает наименьшую ССО (коэффициент эффективности у фильтра KF больше единицы);
- комбинированный фильтр имеет ССО в 1,5–2 раза меньшую по сравнению с винеровским вейвлет-фильтром;
- пороговые алгоритмы вейвлет-фильтрации имеют ССО, в 5–6 раз превышающую ССО комбинированного фильтра.

Неудовлетворительную работу алгоритмов вейвлет-фильтрации при фильтрации импульсного шума можно объяснить следующим образом. В силу линейности прямого вейвлет-преобразования импульсный шум существенно увеличивает величину детализирующих коэффициентов первого и второго уровня разложения, и они становятся больше (по абсолютной величине) порога λ в пороговых функциях (3.1.1), (3.1.2). Следовательно, эти коэффициенты, обусловленные в основном импульсным шумом, воспринимаются алгоритмами обработки как «информативные», они участвуют в обратном вейвлет-

преобразовании и вызывают в отфильтрованном сигнале тоже импульсные ошибки фильтрации.

В качестве иллюстрации этого тезиса на рис. 4.5 приведены сечения точного и зашумленного (вероятность импульса 0.05) изображения TARGET (относительный уровень однородного шума 0.1, зашумленного импульсным шумом – 0.461).

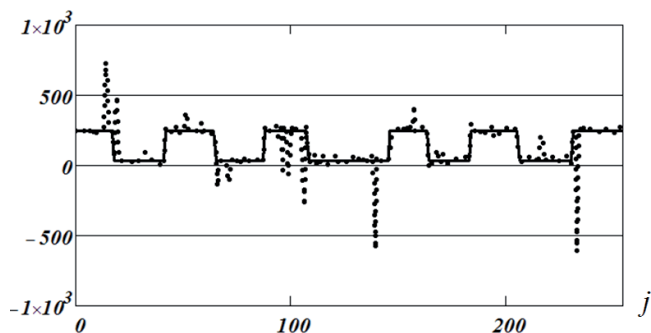


Рис. 4.5. Сечение обрабатываемого изображения TARGET

На рис. 4.6 показано сечение изображения после фильтрации комбинированным фильтром, который достаточно хорошо удалил и импульсный и однородный шумы, сохранив контрастные детали точного изображения (COO – 0.038).

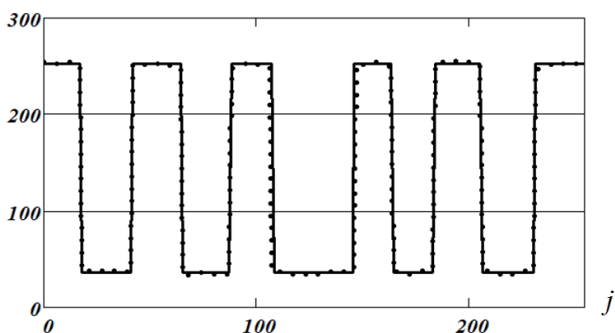


Рис. 4.6. Сечение отфильтрованного изображения TARGET

На рис. 4.7 показано сечение изображения, отфильтрованного квазиоптимальным вейвлет-фильтром. Хотя уровень остаточного шума стал меньше (ССО равно 0.189 по сравнению с исходной ССО – 0.461), но в отфильтрованном изображении сохранились шумовые импульсы.

В литературе предлагаются несколько подходов к построению алгоритмов вейвлет-фильтрации при наличии импульсных шумов (некоторые аналогичны процедурам робастного оценивания), но все они требуют большого объема вычислений (в частности, решения вариационных задач) и будут малоэффективны при фильтрации изображений.

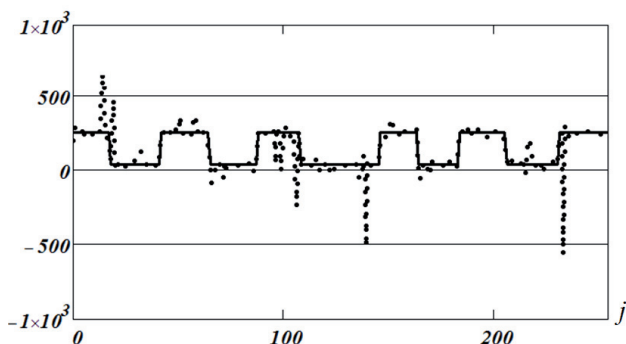


Рис. 4.7. Сечение отфильтрованного изображения TARGET

4.2.3. Рекомендации по применению алгоритмов фильтрации

По-видимому, при фильтрации других изображений количественные соотношения ошибок различных алгоритмов фильтрации будут другими, «иерархия» алгоритмов по точности фильтрации сохранится.

Поэтому:

- алгоритмы вейвлет-фильтрации можно использовать для фильтрации однородного шума небольшого уровня, при сжатии изображений или построении параметрического представления функции

(например, в задачах распознавания образов, регрессионном анализе и т.д.);

- алгоритмы локально-пространственной фильтрации следует использовать для фильтрации больших уровней шума, в особенности, изображений, искаженных импульсными шумами;

- алгоритмы локально-пространственной фильтрации легко обобщаются на фильтрацию векторных изображений [18, 19], когда фильтруется не каждая проекция в отдельности, а все изображение в целом, но такая фильтрация практически не реализуема с использованием вейвлет-разложений;

- при необходимости вейвлет-представления изображения, искаженного импульсным шумом, можно использовать двухэтапную обработку: на первом этапе осуществляется фильтрация комбинированным фильтром, а на втором – вейвлет-фильтрация результата обработки зашумленного изображения на первом этапе.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предложенные и рассмотренные в монографии алгоритмы вейвлет-фильтрации являются только одним (но весьма востребованным на практике) семейством в большом множестве разнообразных алгоритмов фильтрации.

Одним из серьезных конкурентов являются алгоритмы локально-пространственной фильтрации, рассмотренные в главе 4, среди которых выделяются *адаптивные алгоритмы* [5, 6, 11, 38], где за счет изменения размеров апертуры удается уменьшить (в ряде случаев существенно) ошибку фильтрации. Пространственные алгоритмы легко обобщаются для фильтрации многомерных сигналов (размерности 3,4 и выше), а также для обработки векторных полей [7, 9, 11, 48, 50, 51], где каждый отсчет является не скалярной величиной, а вектором.

В работе [17] был выполнен обширный вычислительный эксперимент по фильтрации частотными и пространственными алгоритмами «гладких» и «негладких» изображений, искаженных шумами разной статистической природы (включая импульсные шумы). Анализ результатов этого эксперимента позволяет сделать следующие выводы:

- алгоритмы вейвлет-фильтрации можно использовать для фильтрации однородного шума небольшого уровня, при сжатии изображений или построении параметрического представления для последующего применения (например, в задачах распознавания образов, регрессионном анализе и т.д.);
- алгоритмы пространственной фильтрации следует использовать для фильтрации больших уровней шума, в особенности, изображений, искаженных импульсными шумами.

Эти выводы еще раз подчеркивают возможность и необходимость использования в задачах фильтрации различных алгоритмов. Выбор конкретного алгоритма зависит от модели сигнала и объема имеющейся априорной информации, а также от «алгоритмических вкусов» пользователя.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. **Астафьева Н. М.** Вейвлет-анализ: основы теории и примеры применения / Н. М. Астафьева // Успехи физических наук. – 1996. – Т. 166, № 11. – С. 1145–1170.
2. **Воскобойников Ю. Е.** Математическая обработка эксперимента в молекулярной газодинамике / Ю. Е. Воскобойников, Н. Г. Преображенский, А. И. Седельников. – Новосибирск : Наука, 1984. – 238 с.
3. **Бронников А. В.** Нелинейные комбинированные алгоритмы фильтрации зашумленных сигналов и изображения / А. В. Бронников, Ю. Е. Воскобойников // Автометрия. – 1990. – № 1. – С. 21–28.
4. **Воскобойников Ю. Е.** Оценивание оптимального параметра регуляризирующего алгоритма восстановления изображений / Ю. Е. Воскобойников // Автометрия. – 1995. – № 3. – С. 64–72.
5. **Воскобойников Ю. Е.** Локальные адаптивные алгоритмы фильтрации цифровых изображений / Ю. Е. Воскобойников, В. Г. Белявцев // Научный вестник НГТУ. – 1997. – № 3. – С. 21–32.
6. **Воскобойников Ю. Е.** Алгоритмы фильтрации изображений с адаптацией размеров апертуры / Ю. Е. Воскобойников, В. Г. Белявцев // Автометрия. – 1998. – № 3. – С. 18–25.
7. **Воскобойников Ю. Е.** Нелинейные алгоритмы фильтрации векторных сигналов / Ю. Е. Воскобойников, В. Г. Белявцев // Автометрия. – 1999. – № 5. – С. 97–106.
8. **Воскобойников Ю. Е.** Регуляризирующий алгоритм восстановления изображений с уточнением локальных отношений «шум/сигнал» / Ю. Е. Воскобойников, И. Н. Мухина // Автометрия. – 1999. – № 4. – С. 71–83.
9. **Воскобойников Ю. Е.** Векторные локальные фильтры с адаптацией размера апертуры / Ю. Е. Воскобойников, В. Г. Белявцев // Автометрия. – 2001. – № 6. – С. 32–42.

10. **Воскобойников Ю. Е.** Численная реализация и сравнение четырех способов выбора параметра регуляризации в устойчивых алгоритмах деконволюции [Электронный ресурс] / Ю. Е. Воскобойников // Научный вестник НГТУ. – 2004. – № 2 (17). – С. 27–44. – Режим доступа: www.ngasu.nsk.su/prikl/deconv04.html
11. **Воскобойников Ю. Е.** Новый алгоритм адаптации апертуры векторных локальных фильтров / Ю. Е. Воскобойников, А. М. Кузнецов // Автометрия. – 2005. – Т. 41, № 5. – С. 3–10.
12. **Воскобойников Ю. Е.** Устойчивые методы и алгоритмы параметрической идентификации : монография [Электронный ресурс] / Ю. Е. Воскобойников. – Новосибирск : НГАСУ (Сибстрин), 2006. – 86 с. – Режим доступа: www.sibstrin.ru/prikl/monogr07.html
13. **Воскобойников Ю. Е.** Частотно-пространственный устойчивый алгоритм восстановления контрастных изображений / Ю. Е. Воскобойников, В. А. Литасов // Научный вестник НГТУ. – 2006. – № 1 (22). – С. 3–14.
14. **Воскобойников Ю. Е.** Комбинированный нелинейный алгоритм восстановления контрастных изображений при неточно заданной аппаратной функции / Ю. Е. Воскобойников // Автометрия. – 2007. – Т. 43, № 6. – С. 3–14.
15. **Воскобойников Ю. Е.** Частотно-пространственный устойчивый алгоритм восстановления контрастных изображений / Ю. Е. Воскобойников, В. А. Литасов // Научный вестник НГТУ. – 2006. – № 1 (22). – С. 3–14.
16. **Воскобойников Ю.Е.** Комбинированный нелинейный алгоритм восстановления контрастных изображений при неточно заданной аппаратной функции // Автометрия. – 2007. – Т. 43, № 6. – С. 3–14.
17. **Воскобойников Ю. Е.** Устойчивые алгоритмы решения обратных измерительных задач : монография / Ю. Е. Воскобойников. – Новосибирск : НГАСУ (Сибстрин), 2007. – 184 с.

18. **Воскобойников Ю. Е.** Алгоритм оценивания коэффициентов вейвлет-разложений при фильтрации сигналов и изображений / Ю. Е. Воскобойников, А. В. Гочаков // *Автометрия*. – 2010. – Т. 46, № 1. – С. 24–45.
19. **Воскобойников Ю. Е.** Фильтрация сигналов и изображений: Фурье и вейвлет алгоритмы : монография / Ю. Е. Воскобойников, А. В. Гочаков, А. Б. Колкер. – Новосибирск : НГАСУ (Сибстрин), 2010. – 188 с.
20. **Воскобойников Ю. Е.** Два класса алгоритмов фильтрации и их сравнение / Ю. Е. Воскобойников, А. В. Гочаков // *Автометрия*. – 2011. – Т. 47, № 1.
21. **Воскобойников Ю. Е.** Оценивание оптимальных пороговых величин в алгоритмах вейвлет-фильтрации изображений / Ю. Е. Воскобойников, А. В. Гочаков // *Автометрия*. – 2011. – Т. 47, № 2. – С. 3–14.
22. **Воскобойников Ю. Е.** Построение алгоритмов вейвлет-фильтрации с двухпараметрическими пороговыми функциями / Ю. Е. Воскобойников, А. В. Гочаков // *Автометрия*. – 2012. – Т. 48, № 1. – С. 17–29.
23. **Воскобойников Ю. Е.** Оценивание оптимальных параметров многопараметрических пороговых функций алгоритмов вейвлет-фильтрации [Электронный ресурс] / Ю. Е. Воскобойников // *Автоматика и программная инженерия*. – 2013. – № 4 (6). – С. 56–65. – Режим доступа: <http://www.nips.ru/images/stories/zhurnal-AIPI/7/aiPI-4-2013-06.pdf>
24. **Воскобойников Ю. Е.** Оценивание оптимального параметра регуляризации одного класса нелинейных алгоритмов восстановления сигналов / Ю. Е. Воскобойников // *Автометрия*. – 2013. – Т. 49, № 2.
25. **Воскобойников Ю. Е.** Оптимизация алгоритмов вейвлет-фильтрации с многопараметрическими пороговыми функциями / Ю. Е. Воскобойников // *Автометрия*. – 2014. – Т. 50, № 6.
26. **Воскобойников Ю. Е.** Двухэтапный квазиоптимальный алгоритм вейвлет-фильтрации сигналов и изображений /

- Ю. Е. Воскобойников // Автоматика и программная инженерия. – 2015. – № 3 (9). – С. 46–55.
27. Цифровая обработка изображений в информационных системах / И. С. Грузман [и др.]. – Новосибирск : НГТУ, 2002. – 352 с.
 28. **Даджион Д.** Цифровая обработка многомерных сигналов / Д. Даджион, Р. Мерсеро. – Москва : Мир, 1988. – 463 с.
 29. **Дремин И. Л.** Вейвлеты и их использование / И. Л. Дремин, О. А. Иванов, В. А. Нечитайло // Успехи физических наук. – 2001. – Т. 171, № 5. – С. 465–501.
 30. **Дьяконов В. П.** Вейвлеты. От теории к практике / В. П. Дьяконов. – Москва : СОЛОМОН-Р, 2002. – 448 с.
 31. **Новиков Л. В.** Основы вейвлет-анализа сигналов / Л. В. Новиков. – Санкт-Петербург : ООО «Модус+», 1999. – 262 с.
 32. **Рабинер Л.** Теория и применение цифровой обработки сигналов / Л. Рабинер, Б. Гоулд. – Москва : Мир, 1978. – 847 с.
 33. **Смоленцев Н. К.** Основы теории вейвлетов. Вейвлеты в MatLAB / Н. К. Смоленцев. – Москва : ДМК, 2005. – 304 с.
 34. **Хуанг Т. С.** Быстрые алгоритмы в цифровой обработке изображений / Т. С. Хуанг. – Москва : Радио и связь, 1984. – 340 с.
 35. **Abramovitch F.** Wavelet thresholding via a Bayesian approach / F. Abramovitch, T. Sapatinas, B. W. Silverman // Journal of the Roy Statist. Soc. Ser. B. – 1998. – № 60. – P. 725–749.
 36. **Abramovitch F.** Adaptive thresholding of wavelet coefficients / F. Abramovitch, Y. Benjamini // Computational Statistics and Data Analyses. – 1996. – Vol. 222, № 2. – P. 351–361.
 37. **Benjamini Y.** Controlling the false discovery rate: a practical and powerful approach to multiple testing / Y. Benjamini, Y. Hochberg // Journal of the Roy Statist. Soc. Ser. B. – 1995. – № 57. – P. 289–300.
 38. **Bruce A. G.** Waveshrink with firm shrinkage / A. G. Bruce, H.-Y. Gao // Statistica Sinica. – 1997. – Vol. 4, № 6. – P. 855–874.
 39. **Chang S. G.** Adaptive wavelet thresholding for image denoised and compression / S. G. Chang, B. Yu, M. Vetterli // IEEE Transactions on Image Processing. – 2000. – Vol. 9, № 8. – P. 1532–1546.

40. **Donoho D. L.** Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage / D. L. Donoho, I. M. Johnstone // *Biometrika*. – 1994. – Vol. 81, № 3. – P. 425–455.
41. **Donoho D. L.** Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage / D. L. Donoho, I. M. Johnstone // *Journal of the American Statistical Association*. – 1995. – Vol. 90, № 432. – P. 1200–1224.
42. **Donoho D. L.** De-noised by soft-thresholding / D. L. Donoho // *IEEE Trans. Information Theory*. – 1995. – Vol. 41, № 3. – P. 613–627.
43. **Gao H.-Y.** Wavelet shrinkage denoising the non-negative garrote / H.-Y. Gao // *Journal of Computational and Graphical Statistics*. – 1998. – Vol. 7, № 4. – P. 469–488.
44. **Ghael S. P.** Improved wavelet denoising via empirical Wiener filtering / S. P. Ghael, A. M. Sayeed, R. G. Baraniuk // *Proceedings of SPIE*. – 1997. – Vol. 3169. – P. 389–399.
45. **Golub G. H.** Generalized cross validation as a method for choosing a good ridge parameter / G. H. Golub, M. Heath, G. Wahba // *Technometrics*. – 1979. – Vol. 21. – P. 215–222.
46. **Katkovnik V.** Weighted median filter with varying adaptive windows size / V. Katkovnik, K. Egiastian, J. Astova // *Proceedings of the IASTED Intern Conf. on Signal Processing and Communications, Spain*. – 2000. – P. 329–333.
47. **Mallat S.** Multiresolution approximation and wavelet orthonormal bases of $L^2(\mathbb{R})$ / S. Mallat // *Trans. AMS*. – 1989. – Vol. 315, № 1. – P. 69–87.
48. **Mallat S.** A theory of multiresolution signal decomposition: the wavelet representation / S. Mallat // *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* – 1989. – Vol. 11, № 9. – P. 674–693.
49. **Mahesh B.** Adaptive estimators for filtering noisy images / B. Mahesh, W.-J. Song, W. A. Pearlman // *Opt. Eng.* – 1990. – Vol. 29, № 5. – P. 488.
50. **Nason G. P.** Wavelet shrinkage using cross validation / G. P. Nason // *Journal of the Roy Statist. Soc. Ser. B*. – 1998. – № 60. – P. 463–479.

51. **Nason G. P.** Choice of wavelet smoothness, primary resolution and threshold in wavelet shrinkage / G. P. Nason // *Statistics and Computing*. – 2002. – Vol. 12, № 2. – P. 219–227.
52. **Neelamani R.** ForWaRD: Fourier-wavelet regularized deconvolution for ill-conditioned systems / R. Neelamani, H. Choi, R. Baraniuk // *IEEE Transactions on signal processing*. – 2004. – Vol. 52, № 2. – P. 418–426.
53. **Vidakovic B.** Statistical modeling by wavelets. Wiley series in probability and statistics / B. Vidakovic // John Wiley & Sons Inc. – 1999. – 365 p.
54. **Voskoboinikov Yu. E.** Estimating the optimal parameter of regularizing algorithms for image restoration / Yu. E. Voskoboinikov // *Optoelectronics, Instrumentations and Data Processing*. – 1995. – № 3. – P. 64.
55. **Voskoboinikov Yu. E.** Regularizing algorithm of signals and images restoration with specification of the local relations noise/signal / Yu. E. Voskoboinikov, I. N. Mukhina // *Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing*. – 1999. – № 4. – P. 71–82.
56. **Voskoboinikov Yu. E.** Nonlinear algorithms for vector signal filtering / Yu. E. Voskoboinikov // *Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing*. – 1999. – № 5. – P. 96–103.
57. **Voskoboinikov Yu. E.** Local regularizing algorithm for high-contrast image and signal restoration / Yu. E. Voskoboinikov, I. N. Mukhina // *Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing*. – 2000. – № 3. – P. 41–48.
58. **Voskoboinikov Yu. E.** Vector local filters with an adaptive aperture size / Yu. E. Voskoboinikov, V. G. Belyavtsev // *Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing*. – 2001. – № 6. – P. 34–42.
59. **Voskoboinikov Yu. E.** A new adaptive aperture algorithm for local vector filters / Yu. E. Voskoboinikov, A. M. Kuznetsov // *Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing*. – 2005. – Vol. 41, № 5. – P. 14–26.

60. **Voskoboinikov Yu. E.** Quasi-optimal estimation algorithm of wavelet-decomposition coefficients at a signals filtration / Yu. E. Voskoboinikov, A. V. Gochakov // Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing. – 2010. – Vol. 46, № 1. – P. 34–45.
61. **Voskoboinikov Yu. E.** Estimating optimum threshold sizes in a wavelet-filtration algorithms / Yu. E. Voskoboinikov, A. V. Gochakov // Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing. – 2011. – Vol. 47, № 2. – P. 3–14.
62. **Voskoboinikov Yu. E.** Comparison of two classes of a image filtration algorithms / Yu. E. Voskoboinikov, A. V. Gochakov // Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing. – 2011. – Vol. 47, № 1. – P. 17–29.
63. **Voskoboinikov Yu. E.** Construction of a wavelet-filtration algorithms with two-parametrical threshold functions / Yu. E. Voskoboinikov, A. V. Gochakov // Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing. – 2012. – Vol. 48, № 1. – P. 17–27.
64. **Voskoboinikov Yu. E.** Estimation of the optimal regularization parameter of an iterative wavelet algorithm for signal recovery / Yu. E. Voskoboinikov // Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing. – 2013. – Vol. 49, № 2. – P. 9–18.
65. **Voskoboinikov Yu. E.** Optimization of wavelet-filtration algorithms with multiple parameter threshold functions / Yu. E. Voskoboinikov// Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing. – 2014. – Vol. 50, № 6.
66. **Weyrich N.** Wavelet shrinkage and generalized cross validation for image denoising / N. Weyrich, G. T. Warhola // IEEE Trans. Image Processing. – 1998. – Vol. 7, № 1. – P. 82–90.
67. **Zhang X.-P.** Adaptive denoising based on SURE risk / X.-P. Zhang, M. D. Desai // IEEE Signal Process. Lett. – 1998. – Vol. 5, № 10. – P. 265–267.

ПРИЛОЖЕНИЕ

Модули алгоритмов вейвлет-фильтрации

Приводится текст подпрограммы-функции $D1_Filter_ \lambda_{all}$, которая реализует алгоритм вейвлет-фильтрации одномерных сигналов с порогом λ_w , а также тексты программных модулей, используемых $D1_Filter_ \lambda_{all}$.

Обращение к подпрограмме-функции $D1_Filter_ \lambda_{all}$ имеет вид:

$D1_Filter_ \lambda_{all}(f_\eta, J_{fil}, J_{wav}, wav, Num)$.

Формальные параметры:

f_η – одномерный массив длиной $N = 2^{j_0}$, содержащий зашумленные значения функции;

J_{fil} – максимальный уровень разложения при пороговой обработке детализирующих коэффициентов;

J_{wav} – уровень разложения в базисе вейвлет-функций (необходимо выполнение условия $J_{fil} \leq J_{wav} \leq j_0$);

wav – задает имя семейства вейвлетов. Например, задав $daublet(8)$, получаем разложение в базисе ортогональных вейвлетов Добеши8;

Num – задает вид пороговой функции: если $Num=1$, то функция *hard*; если $Num>1$, то функция *soft*.

Результатом работы является массив данной N , содержащий отфильтрованные значения функции.

Внимание! Значение дисперсии σ^2 , используемого для вычисления пороговой величины λ_w , оценивается внутри описываемой подпрограммы-функции.

Подпрограмма-функция $D1_Filter_ \lambda_{all}$

$D1_Filter_ \lambda_{all}(f_{\eta}, J_{fil}, J_{wav}, wav, Num) :=$	$com \leftarrow$ "Фильтрация одномерного сигнала" $com \leftarrow$ "порог λ один для всех уровней" $J_{max} \leftarrow MaxDWTLevel(f_{\eta})$ $if (J_{wav} > J_{max}) \vee (J_{fil} > J_{wav})$ $error("error J.wav > Jmax")$ $return J_{max}$ $w \leftarrow dwtf(f_{\eta}, J_{wav}, wav)$ $w_r \leftarrow w$ $wm \leftarrow get_detail(w_r, 1)$ $\sigma \leftarrow \frac{median(\overrightarrow{ wm })}{0.6547}$ $a \leftarrow 0.001 \sigma$ $b \leftarrow 1000 \sigma$ $w_r \leftarrow w$ $\lambda_W \leftarrow Calc_ \lambda_{WH}(w_r, J_{fil}, \sigma^2, a, b)$ if $Num = 1$ $\lambda_W \leftarrow Calc_ \lambda_{WS}(w_r, J_{fil}, \sigma^2, a, b)$ otherwise $w_r \leftarrow w$ $for l \in 1..J_{fil}$ $wm \leftarrow get_detail(w, l)$ $wmf \leftarrow Hard(wm, \lambda_W)$ if $Num = 1$ $wmf \leftarrow Soft(wm, \lambda_W)$ otherwise $w_r \leftarrow put_detail(w_r, l, wmf)$ $f_{\lambda} \leftarrow idwtf(w_r, J_{wav}, wav)$ f_{λ}
---	--

$ORIGIN = 0$	
$Hard(w, \lambda) :=$	$N \leftarrow length(w)$ $for j \in 0..N - 1$ $wf_j \leftarrow if(w_j \geq \lambda, w_j, 0)$ wf
$Soft(w, \lambda) :=$	$N \leftarrow length(w)$ $for j \in 0..N - 1$ $wf_j \leftarrow sign(w_j) \cdot if[(w_j - \lambda) > 0, w_j - \lambda, 0]$ wf

$D1_Filter_H(f_\eta, \lambda, J_{fil}, J_{wav}, wavelet) :=$	$com \leftarrow \text{"функция Hard"}$ $com \leftarrow \text{"порог } \lambda \text{ задан"}$ $J_{max} \leftarrow MaxDWTLevel(f_\eta)$ $if (J_{wav} > J_{max}) \vee (J_{fil} > J_{wav})$ $error(\text{"error J.wav>Jmax"})$ $return J_{max}$ $w \leftarrow dwt(f_\eta, J_{wav}, wavelet)$ $wf \leftarrow w$ $for\ l \in 1..J_{fil}$ $wm \leftarrow get_detail(w, l)$ $wmf \leftarrow Hard(wm, \lambda)$ $wf \leftarrow put_detail(wf, l, wmf)$ $f_\lambda \leftarrow idwt(wf, J_{wav}, wavelet)$ f_λ
--	---

$D1_Filter_S(f_\eta, \lambda, J_{fil}, J_{wav}, wavelet) :=$	$com \leftarrow \text{"функция Soft"}$ $com \leftarrow \text{"порог } \lambda \text{ задан"}$ $J_{max} \leftarrow MaxDWTLevel(f_\eta)$ $if (J_{wav} > J_{max}) \vee (J_{fil} > J_{wav})$ $error(\text{"error J.wav>Jmax"})$ $return J_{max}$ $w \leftarrow dwt(f_\eta, J_{wav}, wavelet)$ $wf \leftarrow w$ $for\ l \in 1..J_{fil}$ $wm \leftarrow get_detail(w, l)$ $wmf \leftarrow Soft(wm, \lambda)$ $wf \leftarrow put_detail(wf, l, wmf)$ $f_\lambda \leftarrow idwt(wf, J_{wav}, wavelet)$ f_λ
--	---

$D1_Filter_UNIV(f_{\eta}, J_{fil}, J_{wav}, wavelet, Num) :=$	<pre> com ← "Универсальный порог" com ← "для каждого уровня разложения" J_{max} ← MaxDWTLevel(f_{η}) if ($J_{wav} > J_{max}$) ∨ ($J_{fil} > J_{wav}$) error("error J>Jmax") return J_{max} w ← dwt($f_{\eta}, J_{wav}, wavelet$) wf ← w for l ∈ 1 .. J_{fil} wm ← get_detail(w, l) n_l ← length(wm) if l = 1 com ← "вычисление дисперсии" wm1 ← wm $\sigma \leftarrow \frac{\text{median}(\overrightarrow{ wm1 })}{0.6547}$ $\lambda \leftarrow \sigma \cdot \sqrt{2 \cdot \ln(n_l)}$ wmf ← Hard(wm, λ) if Num = 1 wmf ← Soft(wm, λ) otherwise wf ← put_detail(wf, l, wmf) xf ← idwt(wf, J_{wav}, wavelet) xf </pre>
---	---

$Calc_FunOPT(wm, wmf, \sigma2) :=$	$em \leftarrow wm - wmf$ $\rho \leftarrow \frac{1}{\sigma2} \cdot wm \cdot em$ ρ
$Calc_p_{WSoft}(w, \lambda, J_{fil}, \sigma2) :=$	$\rho \leftarrow 0.0$ <i>for</i> $l \in 1..J_{fil}$ $wm \leftarrow get_detail(w, l)$ $wmf \leftarrow Soft(wm, \lambda)$ $\rho_l \leftarrow Calc_FunOPT(wm, wmf, \sigma2)$ $\rho \leftarrow \rho + \rho_l$ ρ
$Calc_p_{WHard}(w, \lambda, J_{fil}, \sigma2) :=$	$\rho \leftarrow 0.0$ <i>for</i> $l \in 1..J_{fil}$ $wm \leftarrow get_detail(w, l)$ $wmf \leftarrow Hard(wm, \lambda)$ $\rho_l \leftarrow Calc_FunOPT(wm, wmf, \sigma2)$ $\rho \leftarrow \rho + \rho_l$ ρ

$Calc_ \lambda_{WS}(w, J_{fil}, \sigma 2, a, b) :=$	$a \leftarrow \log(a)$ $b \leftarrow \log(b)$ $N \leftarrow length(w)$ $\theta_1 \leftarrow N - 2 \cdot \sqrt{2 \cdot N}$ $\theta_2 \leftarrow N + 2 \cdot \sqrt{2 \cdot N}$ $\rho_a \leftarrow Calc_ \rho_{WHard}(w, 10^a, J_{fil}, \sigma 2) - N$ for $i \in 1..100$ $x \leftarrow \frac{a+b}{2}$ $\rho_x \leftarrow Calc_ \rho_{WSoft}(w, 10^x, J_{fil}, \sigma 2) - N$ if $\theta_1 \leq \rho_x + N \leq \theta_2$ $\lambda_w \leftarrow 10^x$ break if $\rho_x \cdot \rho_a > 0$ $a \leftarrow x$ $\rho_a \leftarrow \rho_x$ $b \leftarrow x$ if $\rho_x \cdot \rho_a \leq 0$ λ_w
--	---

$Calc_ \lambda_{WH}(w, J_{fil}, \sigma 2, a, b) :=$	$a \leftarrow \log(a)$ $b \leftarrow \log(b)$ $N \leftarrow length(w)$ $\theta_1 \leftarrow N - 2 \cdot \sqrt{2 \cdot N}$ $\theta_2 \leftarrow N + 2 \cdot \sqrt{2 \cdot N}$ $\rho_a \leftarrow Calc_ \rho_{WHard}(w, 10^a, J_{fil}, \sigma 2) - N$ for $i \in 1..100$ $x \leftarrow \frac{a+b}{2}$ $\rho_x \leftarrow Calc_ \rho_{WHard}(w, 10^x, J_{fil}, \sigma 2) - N$ if $\theta_1 \leq \rho_x + N \leq \theta_2$ $\lambda_w \leftarrow 10^x$ $break$ if $\rho_x \cdot \rho_a > 0$ $a \leftarrow x$ $\rho_a \leftarrow \rho_x$ $b \leftarrow x$ if $\rho_x \cdot \rho_a \leq 0$ λ_w
--	--

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	3
Глава 1. ОСНОВЫ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЙ	
СИГНАЛОВ И ИЗОБРАЖЕНИЙ	7
1.1. Непрерывное вейвлет-преобразование	7
1.1.1. Недостатки Фурье-преобразования	7
1.1.2. Оконное преобразование Фурье	8
1.1.3. Прямое непрерывное вейвлет-преобразование и	
вейвлет-анализ сигналов	10
1.1.4. Обратное непрерывное вейвлет-преобразование	15
1.1.5. Диадное вейвлет-преобразование непрерывных	
сигналов	16
1.2. Масштабирующие функций и вейвлеты	18
1.2.1. Масштабирующие подпространства и	
масштабирующая функция	19
1.2.2. Операторы проектирования и подпространства	
вейвлетов	23
1.2.3. Функции MathCAD, вычисляющие значения	
вейвлетов	29
1.3. Кратномасштабное вейвлет-представление сигналов ..	33
1.3.1. Вейвлет-представление сигналов	33
1.3.2. Быстрое вейвлет-преобразование	36
1.3.3. Функции MathCAD для быстрого	
вейвлет-преобразования	38
1.4. Кратномасштабное вейвлет-представление	
изображений	40
1.4.1. Вейвлет-представление изображений	40
1.4.2. Функции MathCAD для выполнения двумерного	
вейвлет-преобразования	42
Глава 2. ОПТИМАЛЬНЫЕ И КВАЗИОПТИМАЛЬНЫЕ	
АЛГОРИТМЫ ВЕЙВЛЕТ-ФИЛЬТРАЦИИ	47
2.1. Кратномасштабное представление и задачи	
фильтрации сигналов и изображений	47

2.1.1. Статистические характеристики коэффициентов вейвлет-разложения зашумленных сигналов	47
2.1.2. Общий подход к фильтрации шума на основе вейвлет-разложения	52
2.1.3. Функции MathCAD обработки коэффициентов вейвлет-разложения	57
2.2. Оптимальные алгоритмы вейвлет-фильтрации	57
2.2.1. Среднеквадратическая ошибка вейвлет-фильтрации ..	57
2.2.2. Оптимальный алгоритм оценивания коэффициентов вейвлет-разложения	59
2.3. Квазиоптимальные алгоритмы вейвлет-фильтрации с итерационным уточнением отношения	
«шум/сигнал»	61
2.3.1. Итерационное уточнение отношения «шум/сигнал» ...	61
2.3.2. Исследование квазиоптимального алгоритма фильтрации с итерационным уточнением отношения «шум/сигнал»	66
2.4. Двухэтапный квазиоптимальный алгоритм вейвлет-фильтрации	68
2.4.1. Эмпирический винеровский алгоритм вейвлет-фильтрации	68
2.4.2. Двухэтапный алгоритм вейвлет-фильтрации	70
2.4.3. Результаты вычислительного эксперимента	74
Глава 3. ПОРОГОВЫЕ АЛГОРИТМЫ ВЕЙВЛЕТ- ФИЛЬТРАЦИИ	77
3.1. Пороговые алгоритмы вейвлет-фильтрации	77
3.1.1. Пороговые алгоритмы фильтрации с однопараметрическими пороговыми функциями	77
3.1.2. Реализация пороговых алгоритмов в пакете MathCAD	83
3.2. Выбор параметра пороговой функции	84
3.2.1. Универсальный порог (UNIV-порог)	84
3.2.2. SURE-порог	88

3.2.3. <i>FDR-порог</i>	89
3.2.4. <i>Bayes-порог</i>	90
3.2.5. <i>GVC-порог</i>	92
3.3. Выбор пороговых значений на основе критерия оптимальности	96
3.3.1. <i>Критерий оптимальности линейного алгоритма фильтрации</i>	96
3.3.2. <i>Выбор глобального порога на основе критерия оптимальности</i>	99
3.3.3. <i>Выбор локальных пороговых величин на основе критерия оптимальности</i>	101
3.3.4. <i>Результаты вычислительного эксперимента</i>	104
3.3.5. <i>Реализация пороговых алгоритмов вейвлет-фильтрации в MathCAD</i>	109
3.4. Выбор параметров двухпараметрических пороговых функций	110
3.4.1. <i>Пороговые функции с двумя параметрами</i>	110
3.4.2. <i>Выбор двух пороговых величин на основе критерия оптимальности</i>	113
3.4.3. <i>Исследования алгоритма выбора порогов двухпараметрических пороговых функций</i>	116
3.5. Выбор параметров трехпараметрических пороговых функций	122
3.5.1. <i>Пороговые функции с тремя параметрами</i>	122
3.5.2. <i>Оценивание оптимальных пороговых величин на основе критерия оптимальности</i>	123
3.5.3. <i>Исследование многопараметрических пороговых алгоритмов вейвлет-фильтрации</i>	127

Глава 4. ЧТО ЛУЧШЕ: ПРОСТРАНСТВЕННАЯ	
 ФИЛЬТРАЦИЯ ИЛИ ВЕЙВЛЕТ-ФИЛЬТРАЦИИ ...	135
4.1. Алгоритмы пространственной фильтрации	135
4.1.1. Классификация алгоритмов фильтрации	135
4.1.2. Локально-пространственные алгоритмы	
фильтрации	137
4.1.3. Исследования локально-пространственных	
алгоритмов фильтрации	139
4.2. Сравнение двух классов алгоритмов фильтрации	143
4.2.1. Схема вычислительного эксперимента	143
4.2.2. Анализ результатов вычислительного	
эксперимента	145
4.2.3. Рекомендации по применению алгоритмов	
фильтрации	149
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	151
БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК	152
ПРИЛОЖЕНИЕ. Модули алгоритмов	
 вейвлет-фильтрации	159

Люблю книги
ljubljuknigi.ru



yes
I want more books!

Покупайте Ваши книги быстро и без посредников он-лайн - в одном из самых быстрорастущих книжных он-лайн магазинов!
Мы используем экологически безопасную технологию "Печать-на-Заказ".

Покупайте Ваши книги на
www.ljubljuknigi.ru

Buy your books fast and straightforward online - at one of the world's fastest growing online book stores! Environmentally sound due to Print-on-Demand technologies.

Buy your books online at
www.ljubljuknigi.ru

OmniScriptum Marketing DEU GmbH
Bahnhofstr. 28
D - 66111 Saarbrücken
Telefax: +49 681 93 81 567-9

info@omniscryptum.com
www.omniscryptum.com

OMNIScriptum



