

ФІЛЬТРАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ КРАТНОМАСШТАБНОГО БІЛАТЕРАЛЬНОГО ФІЛЬТРУ

Досліджується підхід до фільтрації зображень на основі кратномасштабного аналізу та білатерального фільтру. Проведено емпіричне дослідження оптимальних значень параметрів білатерального фільтру як функції дисперсії шуму. Запропонований кратномасштабний білатеральний фільтр, який поєднує білатеральну фільтрацію і вейвлет-трешолдинг і, на відміну від стандартної однорівневої білатеральної фільтрації, має можливість для усунення низькочастотних складових шуму.

Ключові слова: зображення, фільтрація, шум, PSNR, білатеральний фільтр, вейвлет.

V.V. HARMASH, V.V. KALASHNIKOV, A.Y. KULYK

Vinnytsia national technical university

IMAGE FILTERING USING MULTISCALE BILATERAL FILTER

Abstract – The bilateral filter is a nonlinear filter that does spatial averaging without smoothing edges. It has shown to be an effective image denoising technique. An important issue with the application of the bilateral filter is the selection of the filter parameters, which affect the results significantly. An empirical study of the optimal bilateral filter parameter selection in image denoising was researched. An extension of the bilateral filter was proposed, which integrates bilateral filtering and wavelet thresholding. In this structure, an image was decomposed into low- and high-frequency components, and applied bilateral filtering on the approximation sub-bands and wavelet thresholding on the detail sub-bands. The multiresolution bilateral filter is combined with wavelet thresholding to form a new image denoising structure, which turns out to be very effective in eliminating noise in real noisy images. The test results prove that the proposed method can improve the quality of restored images significantly better than the standard bilateral filter.

Keywords: image, filtering, noise, PSNR, bilateral filter, wavelet.

Вступ

Методи обробки зображень мають надзвичайно важливе значення в сучасній науці, вони є одними з таких які безперервно розвиваються та вдосконалюються. При цьому під обробкою зображень розуміють не лише поліпшення зорового сприйняття зображень, але й класифікацію об'єктів, що виконується при аналізі зображень [1].

Області застосування методів цифрової обробки в наш час значно розширюються, витісняючи аналогові методи обробки сигналів зображень. Інтерес до методів цифрової обробки і покращення якості зображень походить з двох основних областей її використання, якими є робота з зображеннями для покращення їх візуального сприйняття людиною і обробка зображень для їх зберігання, передавання і представлення в автономних системах машинного зору [2].

Сьогодні важко представити область діяльності, у якій можна обійтися без комп'ютерної обробки зображень. При комп'ютерній обробці зображень вирішується широке коло завдань, таких як покращення якості зображень; вимірювання параметрів зображення; спектральний аналіз багатомірних сигналів; розпізнавання зображень; стиснення зображень [3].

Постановка проблеми

Фільтрація зображення є найбільш тривалою і складною стадією попередньої обробки. Існує велика кількість різних методів фільтрації зі своїми перевагами і недоліками. Застосування того чи іншого методу залежить від конкретної задачі. Але головною задачею методів фільтрації є пошук та усунення шумових компонент зі збереженням та мінімальним спотворенням корисної інформації зображення.

Методи фільтрації зазвичай спеціалізуються на придушенні якогось конкретного виду шуму. Не існує поки універсальних фільтрів, які визначають і фільтрують всі види шумів. Однак більшість шумів можна досить добре наблизити моделлю білого гаусівського шуму, тому більшість алгоритмів орієнтовано на придушення саме цього виду шуму.

Тому обробка та покращення якості зображень потребує розроблення нових методів, а також удосконалення існуючих методів, за допомогою яких дані завдання можуть бути виконані.

Аналіз останніх джерел

Були проаналізовані локальні методи фільтрації: гаусівська модель згладжування, фільтр околів та SUSAN (Smallest Univalued Segment Assimilating Nucleus – найменший однорідний сегмент, який асимілюється ядром) фільтр, білатеральний фільтр; методи, які ґрунтуються на диференційних рівняннях з частковими похідними: модель анізотропної фільтрації, модель повної варіації; фільтри в частотній області: жорсткий та м'який трешолдинг, вейвлет повна варіація; алгоритм нелокального усереднення (NL-means) [4].

Білатеральний фільтр вперше був запропонований у 1998 році [5]. Він застосовує просторове зважене осереднення без згладжування країв. Це досягається шляхом комбінування двох гаусівських фільтрів: один фільтр працює в просторовій області, а інший в області інтенсивності (яскравості). Таким чином, не лише просторова відстань, а й відстань інтенсивності також важлива для визначення вагів.

Для даного зображення $u(x)$ у пікселі x , вихідний білатеральний фільтр може бути знайдений як

$$B(x) = \frac{1}{C(x)} \sum_{y \in N(x)} e^{-\frac{\|y-x\|^2}{2\sigma_d^2}} e^{-\frac{|u(y)-u(x)|^2}{2\sigma_r^2}} u(y) \quad (1)$$

де σ_d та σ_r – параметри контролю зменшення вагів у просторовій області та області інтенсивності; $C(x)$ – коефіцієнт нормалізації.

$N(x)$ – просторовий окіл пікселя $u(x)$.

$$C(x) = \sum_{y \in N(x)} e^{-\frac{\|y-x\|^2}{2\sigma_d^2}} e^{-\frac{|u(y)-u(x)|^2}{2\sigma_r^2}} \quad (2)$$

Існують два параметри, які впливають на роботу білатерального фільтру [1]. Відповідно до (1), σ_d і σ_r характеризують поведінку в просторовій області та області інтенсивності відповідно. У випадку фільтрації зображення від шуму виникає питання про вибір оптимальних значень цих параметрів.

Постановка завдання

Проведений аналіз дозволяє зробити висновок про те, що більшість методів для фільтрації зображень зосереджені на півтонових зображеннях з додаванням штучного шуму. Переважна частина цих методів вносить суттєві спотворення в зображення або не може вирішити проблему зменшення шуму в достатній мірі. Інша частина методів є надто складною.

Мета роботи: Провести емпіричне дослідження оптимальних значень параметрів білатерального фільтру як функції дисперсії шуму. Skorиставшись перевагами кратномасштабного аналізу та білатеральної фільтрації, розробити метод, що ефективно зменшує шум, має невелику обчислювальну складність, просту реалізацію і не вносить додаткових спотворень.

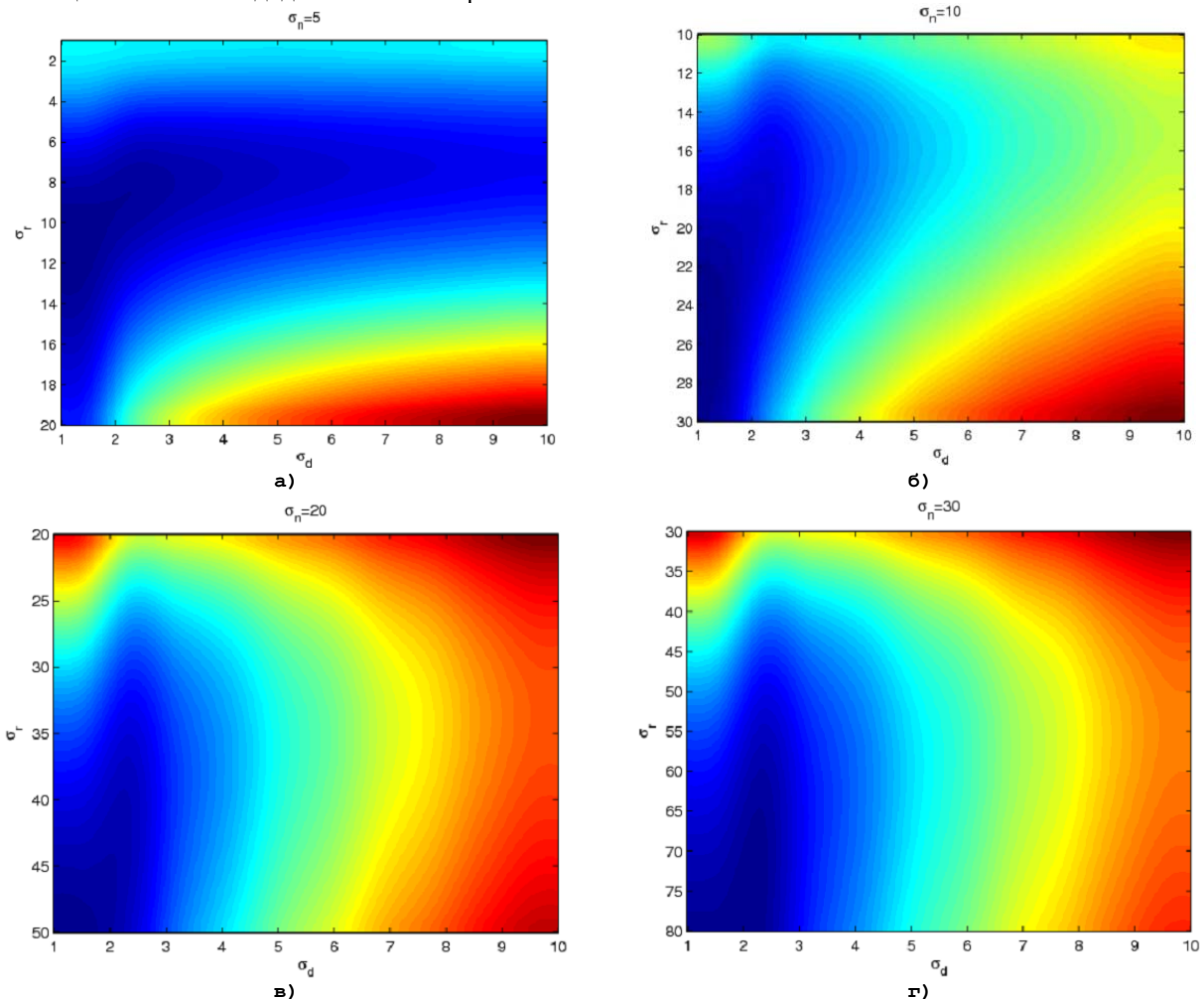


Рис. 1. Контурний графік значень MSE між оригінальним зображенням та зображенням після фільтрації від шуму для різних значень σ_d та σ_r : а) $\sigma_n = 5$; б) $\sigma_n = 10$; в) $\sigma_n = 20$; г) $\sigma_n = 30$.

Щоб зрозуміти взаємозв'язок між σ_d , σ_r і середньоквадратичним відхиленням шуму σ_n , були виконані певні експерименти. До стандартних тестових зображень був доданий білий гаусівський шум з нульовим середнім і при різних значеннях параметрів σ_d та σ_r був застосований білатеральний фільтр. Експеримент був повторений для різних значень дисперсії шуму і були зафіксовані значення середньоквадратичної помилки (MSE). Типові контурні графіки MSE представлені на рис. 1 (результати осереднені з 300 кольорових та півтонових тестових зображень).

Аналізуючи ці контурні графіки, можна зробити висновок, що оптимальне значення σ_d є відносно нечутливим до дисперсії шуму порівняно з оптимальним значенням σ_n . Схоже, що найкращий діапазон для значення σ_d становить від 1,5 до 2,0, але з іншого боку, оптимальні значення σ_r істотно змінюються як і змінюється середньоквадратичне відхилення шуму σ_n . Тобто, якщо σ_r менше від σ_n , шумові дані можуть залишатися ізольованими і недоторканими як у випадку проблеми шуму «сіль та перець».

Щоб визначити зв'язок між σ_n і оптимальним σ_r , доцільно надати σ_d деяке постійне значення, і побудувати графік залежності оптимального значення σ_r від σ_n . Графіки для 300 стандартних зображень представлені на рис. 2. Значення σ_r як функції від середньоквадратичного відхилення шуму σ_n будуються як осереднені дані з 300 стандартних тестових зображень.

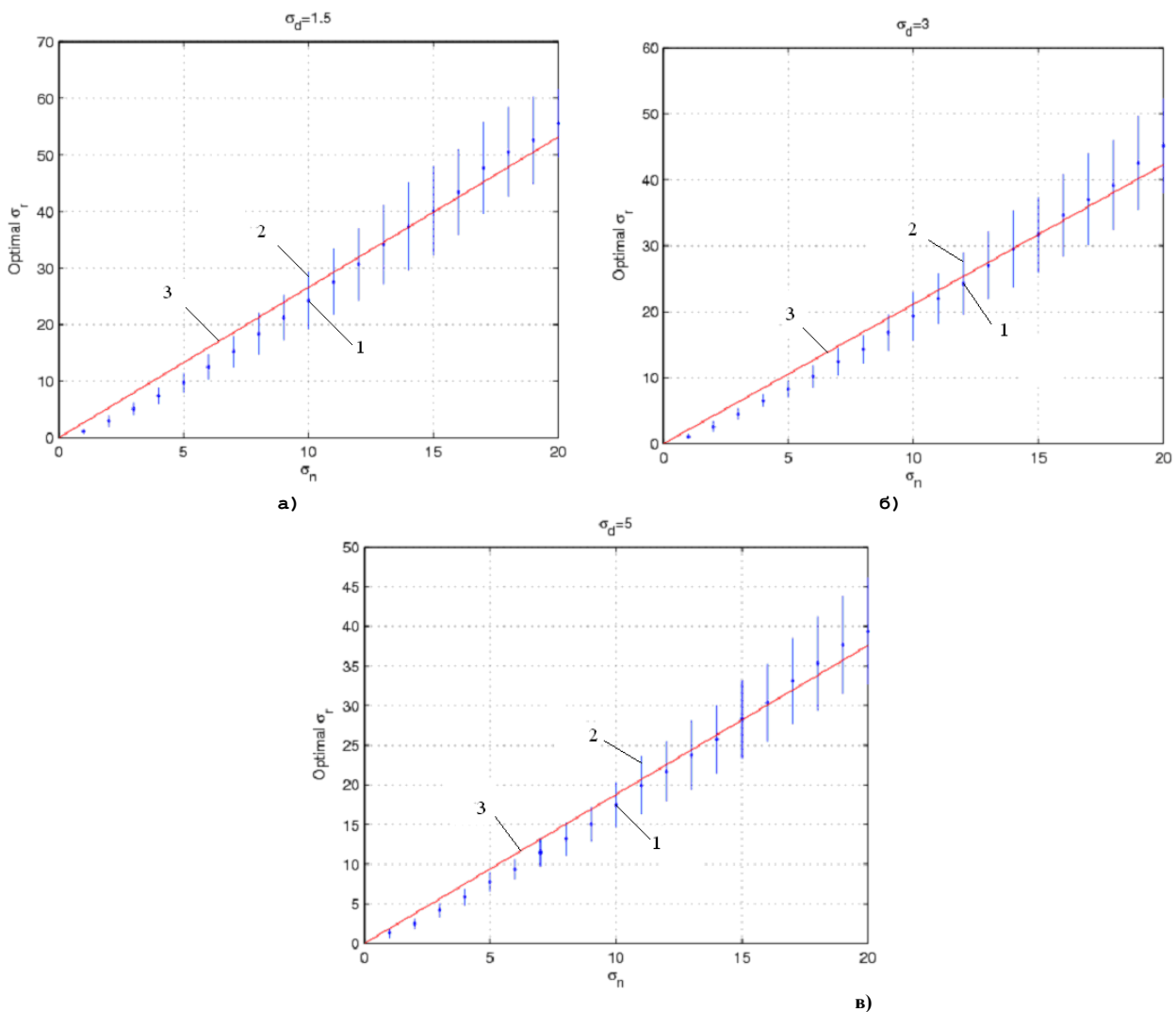


Рис. 2. Оптимальне σ_r у відношенні до σ_n :

- 1 - середні значення оптимального σ_r , які визначають найменшу MSE для кожного значення σ_n , 2 - стандартне відхилення оптимального σ_r для 60 різних зображень, 3 - осереднений обчислений нахил оптимального σ_r до σ_n ;
 а) $\sigma_d = 1,5$. Осереднений обчислений нахил оптимального σ_r до σ_n становить 2,65; б) $\sigma_d = 3$. Осереднений обчислений нахил оптимального σ_r до σ_n становить 2,11; в) $\sigma_d = 5$. Осереднений обчислений нахил оптимального σ_r до σ_n становить 1,85.

Аналізуючи графіки, можна зробити висновок, що σ_r і σ_n лінійно пов'язані в значній мірі. Хоча не

існує єдиного значення для (σ_r/σ_n) , яке є оптимальним для всіх зображень і значень σ_d , значення в діапазоні 2 – 3 можуть бути в середньому задовільним вибором. Слід зазначити, що не можна очікувати знаходження універсальних оптимальних значення для σ_d і σ_r , тому, що зображення можуть мати велику кількість різноманітних текстурних характеристик. Однак ці експерименти вказують на рекомендації щодо вибору цих параметрів.

Структура кратномасштабного білатерального фільтру

Шум зображення не обов'язково є «білим» і може мати різні просторово-частотні характеристики (наприклад, дрібнозернистий і крупнозернистий). Завдяки кратномасштабному аналізу можна краще розрізнити шум та інформацію про зображення. Тому вирішено ввести білатеральний фільтр до кратномасштабної структури (рис. 3).

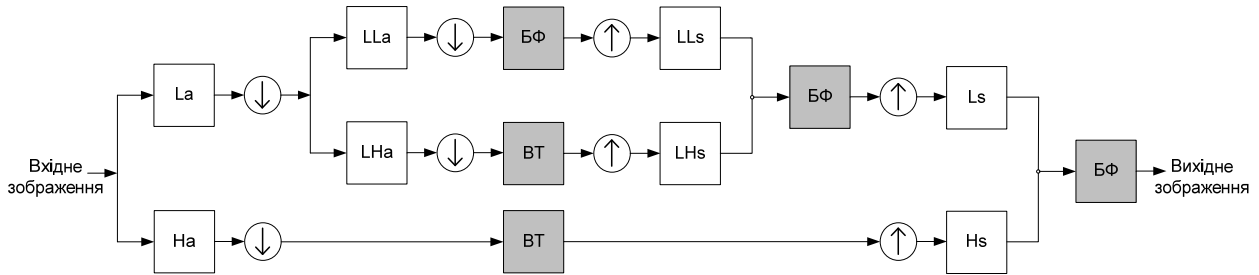


Рис. 3. Структура кратномасштабного білатерального фільтру

Спочатку до зображення з шумом застосовується вейвлет-розкладання для перетворення зображення на дві субсмуги: одна – низькочастотна La , яка містить низькочастотну інформацію та друга високочастотна Ha , яка виражає високочастотну інформацію. Далі, аналогічне перетворення застосовується для низькочастотної субсмуги La . При цьому наявні дві субсмуги – одна низько-високочастотна субсмуга LHa та друга низько-низькочастотна LLa . Після цього отриманий низько-низькочастотний сигнал проходить через розроблений білатеральний фільтр $БФ$. Після цього отримуємо новий низько-низькочастотний сигнал, який перетворюється у нову низько-низькочастотну субсмугу LLa_s . А до низько-високочастотного сигналу застосовується вейвлет-трешолдинг $БТ$. В результаті цього отримуємо новий низько-високочастотний сигнал, який перетворюється у нову низько-високочастотну субсмугу LHa_s . Далі отримані сигнали проходять через розроблений білатеральний фільтр та об'єднуються у нову низькочастотну субсмугу Ls за рахунок зворотного вейвлет-перетворення. До сигналу у високочастотній субсмугі Ha застосовується вейвлет-трешолдинг $БТ$. В результаті чого отримуємо новий високочастотний сигнал, який перетворюється у нову високочастотну субсмугу Hs за рахунок зворотного вейвлет-перетворення. Потім сигнали з двох нових субсмуг Hs та Ls знову проходять через розроблений білатеральний фільтр. Після цього отримуємо вихідне зображення.

Експериментальні дослідження

Для кожного тестового зображення, було побудовано три його версії з шумом шляхом додавання білого гаусівського шуму зі стандартним відхиленням 10, 20 і 30. Ці зображення були очищені від шуму з використанням п'яти методів. Перший метод полягає у використанні Bayes Shrink і алгоритма вейвлет-трешолдингу [6]. Були використані п'ять рівнів розкладання. Другий метод – білатеральний фільтр [5]. Ґрунтуючись на проведених раніше експериментах, було вибрано наступні параметри для білатерального фільтру: $\sigma_d = 1,8$, $\sigma_r = 2 \times \sigma_n$, і розмір блоку 11 x 11. Третій метод полягає у послідовному застосуванні Bayes Shrink [6] і білатерального фільтру [5]. Цей метод був включений для того, щоб побачити спільну дію Bayes Shrink [6] і білатерального фільтру [5] і порівняти його з запропонованим методом. Четвертий метод – метод OWT [7]. П'ятий метод – запропонований метод. Для запропонованого методу були використані DB8 фільтри в Matlab.

Для частини структури запропонованого методу, у якій використовується білатеральний фільтр, були встановлені наступні параметри: $\sigma_d = 1,8$, розмір блоку 11 x 11, і $\sigma_r = 1,0 \times \sigma_n$ на кожному рівні. Для частини структури запропонованого методу, в якій виконується вейвлет-трешолдинг, був використаний метод Bayes Shrink [6].

Порівняння між різними методами для півтонових зображень з додавання білого гаусівського шуму при різних умовах шуму за критерієм PSNR наведені у табл. 1. Як видно, запропонований метод на 0,8 дБ краще, ніж оригінальний білатеральний фільтр [5] і на 1,1 дБ краще, ніж метод Bayes Shrink [6] в середньому. Послідовне застосування Bayes Shrink [6] і білатерального фільтру [5] лише трохи ефективніше, ніж просто Bayes Shrink [6] і менш ефективне, ніж білатеральний фільтр [5]. Таким чином, можна зробити висновок, що покращення запропонованого методу не пов'язане з спільною дією Bayes Shrink і білатерального фільтру, а пов'язане з використанням кратномасштабного аналізу і білатеральної фільтрації.

Для досягнення оптимальної роботи у випадках реальних випадкових шумів, запропонований метод перевірявся на стандартних тестових зображеннях, які були спотворені змінним просторовим випадковим шумом. Порівняння між різними методами для зображень з реальним шумом за критерієм PSNR наведені у

Таблиця 1

**Порівняння між різними методами для півтонових зображень
з додавання білого гаусівського шуму при різних умовах шуму за критерієм PSNR, дБ**

Зображення	σ	Bayes Shrink [6]	Білатеральний фільтр [5]	[5] після [6]	OWT[7]	Запропонований метод
Barbara 512×512	10	31,25	31,37	30,92	32,18	31,79
	20	27,32	27,02	27,16	27,98	27,74
Boats 512×512	30	25,34	24,69	25,23	25,83	25,61
	10	31,94	32,08	31,93	32,69	32,48
Goldhill 512×512	20	28,69	28,90	28,80	29,52	29,50
	30	27,13	27,50	27,34	27,89	27,77
Peppers 256×256	10	31,94	32,08	31,93	32,69	32,48
	20	28,9	28,90	28,80	29,52	29,50
House 256×256	30	27,13	27,50	27,34	27,89	27,77
	10	31,49	32,98	31,89	33,18	33,45
Lena 512×512	20	27,85	29,07	28,01	29,33	30,20
	30	25,73	27,02	26,07	27,13	28,18
Середнє	10	33,07	33,77	33,09	34,29	34,62
	20	29,83	29,63	29,79	30,93	31,37
	30	27,12	28,11	28,10	28,98	29,24
	10	33,38	33,65	33,39	34,45	34,48
	20	30,27	30,33	30,29	31,33	31,28
	30	28,60	28,54	28,62	29,55	29,33
Середнє		29,24	29,54	29,31	30,29	30,34

Таблиця 2

Порівняння між різними методами для зображень з реальним шумом за критерієм PSNR, дБ

Зображення	Bayes Shrink [6]	Білатеральний фільтр [5]	OWT [7]	Запропонований метод
Barbara 512×512	31,96	32,12	32,26	32,63
Lena 512×512	32,94	33,17	32,87	34,01
Goldhill 512×512	32,06	32,40	32,28	32,76
Boat 512×512	32,05	32,41	32,37	32,93
House 512×512	32,45	34,05	32,39	34,52
Peppers 512×512	31,76	33,42	32,2	33,58
Середнє	32,20	32,93	32,40	33,41

Аналізуючи отримані результати, можна зробити висновок, що застосування запропонованого кратномасштабного білатерального фільтра може бути ефективним в зменшенні реального шуму. Слід зауважити, що, оскільки шум просторово різний, тут не можуть бути використані автоматичні оцінки параметрів визначені раніше. Однак, виходячи з результатів експерименту, необхідно зрозуміти, що σ_r впливає на продуктивність найбільше, і значення σ_d повинно бути невеликим.

Висновки

Проведено емпіричне дослідження оптимальних значень параметрів білатерального фільтра як функції дисперсії шуму. Запропонований кратномасштабний білатеральний фільтр, який поєднує білатеральну фільтрацію і вейвлет-трешолдинг і на відміну від стандартної однорівневої білатеральної фільтрації, має можливість для усунення низькочастотних складових шуму. Білатеральна фільтрація працює в апроксимаційних субсмугах, крім того, її можна застосовувати із вейвлет-трешолдингом до субсмугу з деталями, де деякі компоненти шуму можуть бути ефективно виявлені і вилучені.

Запропонований метод для півтонових зображень зі штучним білим гаусівським шумом за критерієм PSNR в середньому на 0,8 дБ кращий, ніж оригінальний білатеральний фільтр [5], на 1,1 дБ кращий, ніж метод Bayes Shrink [6] і на 0,2 дБ – ніж метод OWT [7]. Час обчислення для кратномасштабного білатерального фільтра складає всього на 5% більше, ніж оригінального білатерального фільтра у випадку однорівневого вейвлет-розкладання.

Запропонований метод для зображень з реальним шумом за критерієм PSNR в середньому на 1,2 дБ кращий, ніж метод Bayes Shrink [6], на 0,5 дБ кращий, ніж оригінальний білатеральний фільтр [5] і на 1 дБ – ніж метод OWT [7].

Література

1. Сойфер В.А. Методы компьютерной обработки изображений / В.А. Сойфер. – 2 изд. испр. – М. : ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 784 с.
2. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс // – М. : Техносфера, 2005. – 1072 с.
3. Фисенко В.Т. Компьютерная обработка и распознавание изображений : [учеб. Пособие] / В.Т. Фисенко, Т.Ю. Фисенко. – СПб. : СПбГУ ИТМО, 2008. – 192 с.
4. Барченко К.В. Аналіз методів фільтрації зображень / К.В. Барченко, С.С. Білошкурський, В.В. Гармаш // Вісник Хмельницького національного університету. – 2012. – № 4. – С. 79.
5. C. Tomasi Bilateral Filtering for Gray and Color Images / C. Tomasi and R. Manduchi // in Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision '98, New Delhi, India. – 1998. – pp. 839–846.
6. S. G. Chang Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression / S. G. Chang, B. Yu, M. Vetterli // IEEE Trans. Image Processing. – 2000. – №9. – Vol. 9. – pp. 1532–1546.
7. F. Luisier A new sure approach to image denoising: Inter-scale orthonormal wavelet thresholding / F. Luisier, T. Blu, M. Unser // IEEE Trans. Image Processing. – 2007. – №3. – Vol. 16.– pp. 593–606.

References

1. V.A. Sojfer. Metody' komp'yuternoj obrabotki izobrazhenij. Moscow, Fizmatlit, 2003, 784 p.
2. R.C. Gonzalez, R.E. Woods. Cifrovaya obrabotka izobrazhenij. Moscow, Technosfera, 2005, 1072 p.
3. V.T. Fisenko, T. Y. Fisenko. Komp'yuternaya obrabotka i raspoznavanie izobrazhenij. Sankt-Petersburg, SpbGU ITMO, 2008, 192 p.
4. K.V. Barchenko, S.S. Biloshkurskij, V.V. Harmash. Analiz metodiv filtratsii zobrazhen. Visnyk Khmelnytskoho natsionalnoho universytetu, Khmelnytsky, 2012, Issue 4, Volume 1, pp. 79-86.
5. C. Tomasi and R. Manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images", Proc. Int. Conf. Computer Vision, 1998, pp. 839–846.
6. S. G. Chang, B. Yu, and M. Vetterli, "Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression", IEEE Trans. Image Processing, Vol. 9, No. 9, September 2000, pp. 1532–1546.
7. F. Luisier, T. Blu, and M. Unser, "A new sure approach to image denoising: Inter-scale orthonormal wavelet thresholding", IEEE Trans. Image Processing, Vol. 16, No. 3, March 2007, pp. 593–606.

Рецензія/Peer review : 27.5.2013 р.

Надрукована/Printed :18.6.2013 р.

Рецензент: д.т.н., проф. кафедри МПА ВНТУ В.Ю. Кучерук