

## ВИКОРИСТАННЯ АДАПТИВНОГО ПОРОГУВАННЯ ДЛЯ ЗНЕШУМЛЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ МІНІМІЗАЦІЇ SURE ТА КЛАСТЕРИЗАЦІЇ МАЛОХВИЛЬОВИХ КОЕФІЦІЄНТІВ

*Зображення та відеосигнали часто кодуються з використанням дискретного косинусного перетворення, або малохвильового перетворення, що приводить до наявності спотворень у рухомих та нерухомих зображеннях. В цій роботі запропонований метод для знешумлення зображення, що використовує залежності малохвильових коефіцієнтів на тому самому рівні розкладу, та у тому ж самому діапазоні. Для проведення ефективного порогуювання, даний підхід формує кластера з малохвильових коефіцієнтів, та використовує мінімізацію SURE. Наведені експериментальні результати демонструють ефективність запропонованого методу.*

*Images and video signals have been often coded using block-based discrete cosine transform (DCT) or discrete wavelet transform (DWT) with cause a great deal of visual distortions. An extension of the intra-scale dependencies of wavelet coefficients is proposed to improve de-noising performance in this article. This method incorporates information on neighbouring wavelet coefficients that are inside of manually created cluster. Extensive experimental results are given to demonstrate the strength of the proposed method.*

### 1. ВСТУП

На сучасному етапі розвитку техніки оброблення сигналів багато зусиль та коштів витрачається на вдосконалення способів відображення даних на екрані комп'ютера. Зображення і відео переважно знаходяться у закодованому форматі, оскільки канали передачі мають малу пропускну здатність, а носії інформації - обмежений об'єм. Для забезпечення високої якості відтвореного зображення чи відеопослідовності сигнал піддається додатковому післяопрацюванню. В останній час для усунення артефактів у зображеннях та відеосигналах досить часто використовуються часо-частотні підходи, що використовують ДМП (дискретне малохвильове перетворення). В основному всі часо-частотні методи можна поділити на 3 категорії:

- Порогування часо-частотних коефіцієнтів;

---

<sup>2</sup> Національний університет «Львівська політехніка»

- Методи та алгоритми, що використовують залежності малохвильових (вейвлет) коефіцієнтів;
- Змішані підходи, що використовують малохвильові коефіцієнти лише на певних кроках фільтруючих методів.

## 2. ІСНУЮЧІ ПІДХОДИ ДО ЗНЕСУМЛЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ

Велика частина часо-частотних методів для зменшення шумів у рухомих та нерухомих зображеннях використовують процес порогоування [1].

Порогові функції перетворюють в нуль (обнуляють) відносно малі коефіцієнти, зберігаючи або лінійно перетворюючи тільки відносно великі коефіцієнти. На даний момент виділяють два типи порогових функцій:

“Жорстка” порогова функція:

$$hard(d, \lambda) = \begin{cases} d, & \text{якщо } |d| \geq \lambda \\ 0, & \text{якщо } |d| < \lambda \end{cases} \quad (1)$$

“М’ягка” порогова функція:

$$soft(d, \lambda) = sign(d) * [|d| - \lambda]_+ \quad (2)$$

де позначення  $[z]_+$  визначається як:

$$\begin{cases} z, & \text{якщо } |z| \geq 0 \\ 0, & \text{якщо } |z| < 0 \end{cases} \quad (3)$$

Величина порогу  $\lambda$  виконує роль “керуючого” параметра, що впливає на помилку фільтрації. При заниженому значенні  $\lambda$  частина шумових коефіцієнтів розкладу не обнуляється і результат зворотного малохвильового перетворення (відфільтрована функція) може містити значний залишковий шум, тобто функція мало згладжена. При завищеному порозі  $\lambda$  обнуляються інформативні коефіцієнти і результат фільтрації виявляється занадто згладженим.

Більша частина значущої інформації міститься в результуючій послідовності низькочастотного фільтра, а шум знаходиться у високочастотних діапазонах. Тому, для зменшення спотворень у зображеннях фільтруються менші по модулю малохвильові коефіцієнти (МК), а більш вагомі МК залишаються без змін. Алгоритм для зменшення спотворень у зображеннях використовує адаптивний тип порогоування МК. Недоліком жорсткого порогоування є те, що сигнал має розрив у величині порогу, а недоліком м’якого порогоування є зміна МК, що мають велике значення по модулю (рис. 1).

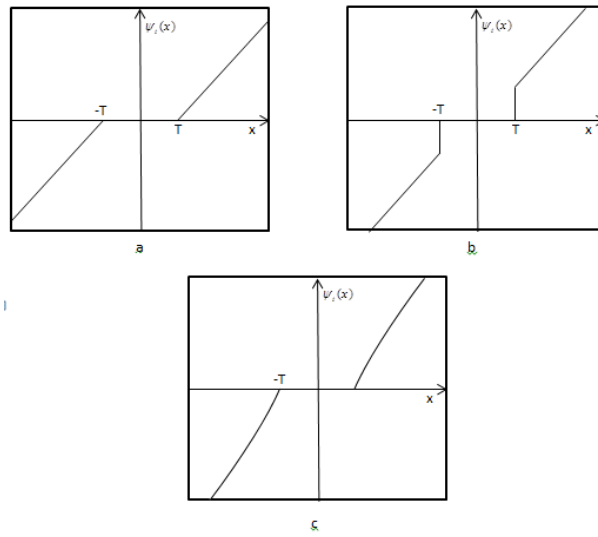
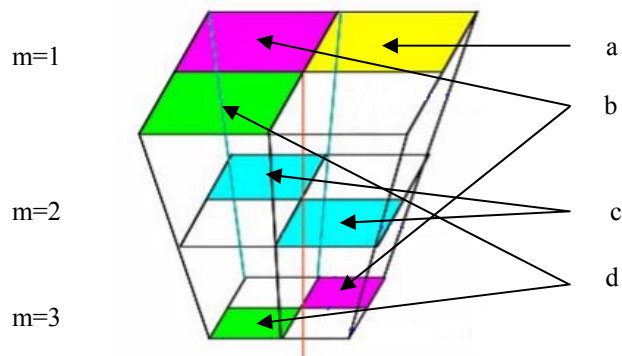


Рис. 1 Адаптивна порогова функція, для порогованнн МК. а) м'яка порогова функція; б) жорстка порогова функція; с) адаптивна порогова функція

Також при порогованні досить часто використовуються залежності між малохвильовими коефіцієнтами на різних ступенях розкладу  $m=1..3$ (рис. 2). Так, встановлено, що малохвильові коефіцієнти мають жорсткі залежності коефіцієнтів на різних ступенях розкладу у тих самих діапазонах (рис. 2 d ), а також коефіцієнти мають сильні залежності у тому самому ступені розкладу, та й в тому ж піддіапазоні (рис. 2 а).



*Рис. 2. Різні типи залежностей малохвильових коефіцієнтів на різних ступенях розкладу ( $m=1$ - $m=3$ ). Так, а) це залежності на тому самому ступені розкладу та цьому ж піддіапазоні б) різні ступені розкладу та різні піддіапазони в) цей самий ступінь розкладу, та різні піддіапазони д) різні рівні ступенів розкладу, цей самий піддіапазон.*

Так розроблена значна кількість методів та алгоритмів, що використовують дані залежності. Одним з найвідоміших таких підходів є метод запропонований у [2]: двовимірні скорочуючі функції для знешумлення зображень з використанням залежностей між малохвильовими коефіцієнтами на різних ступенях розкладу, а також покращуючих методів, що використовують подібний принцип [3-5].

### 3. ВИКОРИСТАННЯ АДАПТИВНОГО ПОРОГУВАННЯ ДЛЯ ЗНЕСУМЛЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ МАЛОХВІЛЬОВИХ КОЕФІЦІЄНТІВ У ЧАСО-ЧАСТОТНІЙ ОБЛАСТІ

Для зменшення спотворень у нерухомих зображеннях запропоновано використовувати часо-частотний підхід, що проводить адаптивне пороговання малохвильових коефіцієнтів (МК). Для здійснення ефективного пороговання використовується залежність МК у одному піддіапазоні на тому ж самому рівні розкладу.

Структурна схема даного підходу зображена на рис. 3:

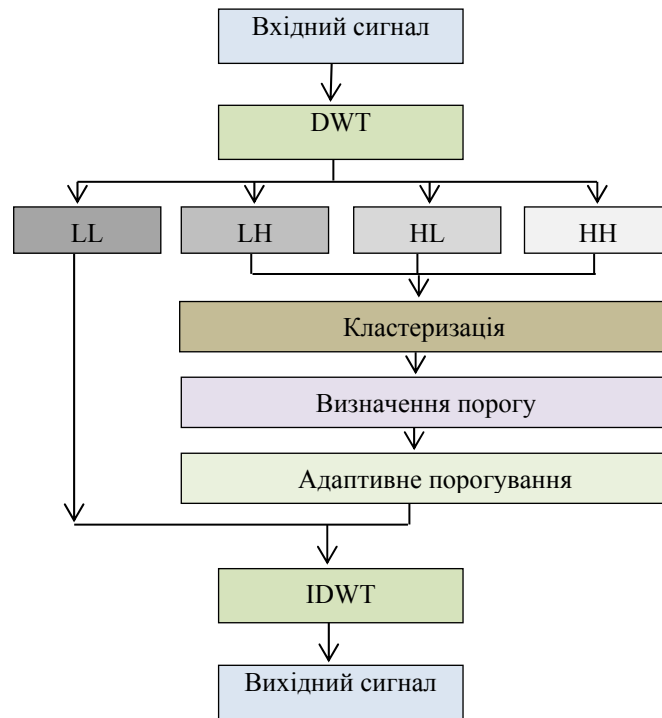


Рис. 3 Структурна схема алгоритму знешумлення зображень у часо-частотній області

Після ДМП наступним кроком даного алгоритму є кластеризація МК у кожному діапазоні та на кожному рівні розкладу (кластеризація проводиться у LH, HL, HH піддіапазонах). Встановлено, що кращі результати фільтрування МК можна отримати, якщо поділити всі МК на кластери за наступними критеріями: середнє значення МК у кожному кластері не має значної відмінності від МК над яким здійснюють порогоування; порогоування здійснюється якісніше, якщо в кластері знаходяться МК з відносно великими по модулю значеннями; фільтрування дає кращі результати, якщо кластер має хоча б 6-12 коефіцієнтів.

Так у даному підході використовуються кластери, що мають наступну форму (рис. 4):

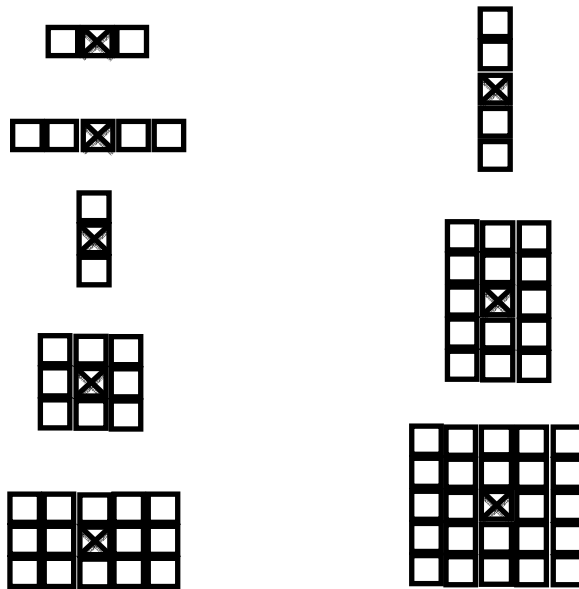


Рис. 4. Форми кластерів МК, що формуються з 5x5 блоків зображення

На практиці кількість різноманітних кластерів є більша, оскільки набір кластерів формується з блоків розміру 6x6 або 7x7 Малохвильових коефіцієнтів.

Кожен кластер використовується для порогівання одного МК. Якщо розглянути порогівання МК  $w_0$ , то кластер для нього формується наступним чином:

$$A_{x,y} = \arg \max_{B_{i,j}} \left( \frac{1}{i * j} \sum_{A_{x,y}} w_{i,j}^2 \right), \quad (4)$$

де  $A_{x,y}$  - кластер, що знаходиться внаслідок входження найбільших МК в блок  $B_{i,j}$ ;  $i, j$  коефіцієнти, що визначають розмір блоку;  $x, y$  – визначають розмір знайденого кластера  $A$ .

При чому додаткові ваги надаються блокам, що містять більше  $3 \times 4 = 12$  МК:

$$Acl = 1.3 * \frac{1}{i * j} \sum_{A_{x,y}} w_{i,j}^2 \quad (\text{якщо } x * y > 12). \quad (5)$$

Додаткова вага надається, якщо квадратична середньозважена вага МК у блоці не є значно більша ніж квадратичне значення самого МК.

$$Acl = 1.5 * \frac{1}{i * j} \sum_{A_{x,y}} w_{i,j}^2 \text{ (якщо } abs(w_o^2 - w_{i,j}^2) < 1.4w_o^2 \text{)}. \quad (6)$$

Наступним кроком даного підходу є вибір параметрів порогування для проведення адаптивного порогування МК. Так, для кожного кластера МК вибирається свій поріг, згідно об'єктивної оцінки Стейна [7] (SURE), який довів, що MSE може визначатись з сигналу, що містить спотворення при загальній відомості про кількість шуму, що міститься у сигналі (в свою чергу рівень шуму також може визначатись незалежно згідно виразу 3.14). Нехай  $N_s$  МК, що містять шум (спотворення) з певного діапазону  $s$ ;  $w_s = \{w_{i,j} - i,j - \text{індекси МК у відповідності до діапазону}\}$ . Подібним чином можна позначити невідомі  $\theta_s$  коефіцієнти, що не містять шуму у аналогічний 1-Д вектор  $\theta_s = \{\theta_n, n = 1.2...N_s\}$ . Стейн довів, що для кожної оцінки  $\bar{\theta}_s$ , в залежності від МК  $w_s$  оцікуваний ризик  $E = \|\bar{\theta}_s - \theta_s\|^2$ . Відповідно оцінка Стейна визначається наступним чином:

$$SURE(w_s, \lambda, L) = N_s + \sum_n \|g_n(w_n)\|_2^2 + 2 \sum_n \frac{\delta g_n}{w_n}, \quad (7)$$

де  $L$  – тип блоку (кластера), типи кластерів можуть формуватись, як описано на рис. 4;  $\lambda$  - коефіцієнт для порогування, що визначається по різному для кожного кластера, та для діапазона.

$$\|g_n(w_n)\|_2^2 = \begin{cases} \frac{\lambda^4}{S_n^4} w_n^2 & (\lambda < S_n) \\ w_n^2 & (\text{інакше}) \end{cases} \quad (8)$$

де  $S_n$ - сума по модулю МК у кластері;  $S_n^2$  - квадратична сума МК у певному кластері.

$$\frac{\delta g_n}{w_n} = \begin{cases} -\lambda^2 \frac{S_n^2 - 2w_n^2}{S_n^4} & (\lambda < S_n) \\ -1 & (\text{інакше}) \end{cases} \quad (9)$$

Для вибору розміру кожного блоку задача зводиться до мінімізації наступного виразу:

$$SURE(w_s, \lambda, B) = \begin{cases} \frac{\lambda^4}{S_n^4} w_n^2 - 2\lambda^2 \frac{S_n^2 - 2w_n^2}{S_n^4} & (\lambda < S_n) \\ w_n^2 - 1 & (\lambda > S_n) \end{cases} \quad (10)$$

При чому поріг  $\lambda$  першочергово визначається так само, як і універсальний поріг і визначається незалежно для різних типів кластерів.

Адаптивне порогоування полягає в тому, що МК фільтруються в кластерах, за тим самим принципом, що і в принципі порогоування сусідніх блоків [8].

$$\bar{\theta}_s = w_{i,j} \beta_{i,j} \quad (11)$$

де  $\beta_{i,j}$  визначається в свою чергу з наступного виразу:

$$\beta_{i,j} = \left(1 - \frac{\lambda^2}{S_{i,j}^2}\right)_+ \quad (12)$$

$\lambda$  - визначається з (10), це значення є різним для різних типів кластерів;  $S_{i,j} = \sum_{k,l} w_{k,l}^2$ , де  $k,l$  розміри кластеру; а  $(z)_+$  оператор, що обнулює МК, якщо  $\beta_{i,j}$  від'ємний.

## 5. РЕЗУЛЬТАТИ ЕКСПЕРЕМЕНТАЛЬНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

В даному розділі проведений об'єктивний аналіз запропонованого метода адаптивного порогоування з використанням мінімізації SURE та кластеризації малохвильових коефіцієнтів. Експерименти були проведені з зашумленими зображеннями  $512 \times 512$  з тестової бази даних: "Лена", "Барбара" та "Мавпа". Зображення було спотворено шумом Гауса, з розкидом: 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90 і 100. На практиці рівень шуму є невідомий і визначається з допомогою медіанного визначника:

$$\sigma_n = \frac{\text{median}(|w_s|)}{0,6745}, \quad (13)$$

де  $w_s$  - малохвильві коефіцієнти піддіапазону НН першого рівня малохвильового розкладу.

Для встановлення порівняльного аналізу між іншими методами були використані PSNR і MSE метрики.





Рис. 5. Тестові зображення, що використовувались у дослідженнях

Запропонований метод порівнювався з методом BiShrink, що використовує залежності малошумових коефіцієнтів на різних рівнях розкладу; додатково запропонований метод порівняний з Neigh Shrink[9], згідно роботи [6] даний метод дає найкращі результати, згідно методів, що не розглядались у даній статті; А також запропонований підхід порівнянно, з іншим методом, що використовує мінімізацію SURE Block Shrink. Порівняльний аналіз PSNR і MSE на тестовому зображенні “Мавпа” наведений на Рис. 6.

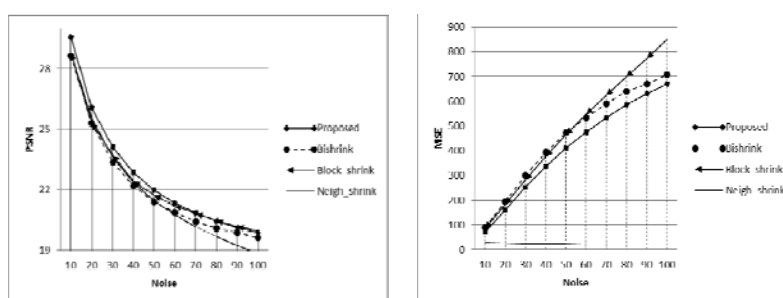


Рис. 6. Порівняльний аналіз на зображенні “Барбара” при різних рівнях шуму (зліва аналіз PSNR, з права MSE).

Більш розширені результати на двох інших тестових зображеннях наведено у таблиці 1.

Таблиця 1

Image	Sigma	Proposed	BiShrink	Block_shrink	Neigh_shrink
		PSNR	PSNR	PSNR	PSNR
Барбара	10	<b>32.842*</b>	32.140	31.594	32.713
	20	<b>29.001*</b>	28.253	27.695	28.757
	30	<b>26.904*</b>	26.159	25.919	26.497
	40	<b>25.519*</b>	24.786	24.798	24.932
	50	<b>24.514*</b>	23.828	23.994	23.759
	60	<b>23.741*</b>	23.179	23.392	22.829
	70	<b>23.12*</b>	22.691	22.914	22.062
	80	<b>22.633*</b>	22.296	22.517	21.396
	90	<b>22.174*</b>	21.942	22.166	20.801
	100	21.813	21.628	<b>21.828*</b>	20.260
Лена	10	<b>34.610*</b>	34.322	33.821	34.533
	20	<b>31.380*</b>	31.126	30.720	31.083
	30	<b>29.524*</b>	29.370	29.152	28.895
	40	<b>28.219*</b>	28.106	28.042	27.274
	50	<b>27.231*</b>	27.141	27.166	25.989
	60	<b>26.46*0</b>	26.407	26.431	24.924
	70	<b>25.807*</b>	25.779	25.802	24.004
	80	25.238	25.114	<b>25.255*</b>	23.171
	90	24.733	24.730	<b>24.777*</b>	22.430
	100	24.29	24.235	<b>24.346*</b>	21.750

Як встановлено у Таблиці 1. Запропонований метод дає кращі результати серед порівнювальних методів, особливо для зображення, що мають багато крайових елементів. Особливо, якщо порівнювати даний підхід з Neigh shrink, при високих шумах різниця становить 3 децибела, що є вагомою різницею. Хоча метод Block shrink дає також хороші результати при високому рівні шуму і в деяких випадках навіть мінімально переважає запропонований метод.

## 6. ВИСНОВКИ

У даній роботі розроблений метод для знешумлення зображень, що використовує залежності малохвильових коефіцієнтів на тому самому

рівні розкладу, та у тому ж самому діапазоні. А також показано, що даний метод дає дуже хороші результати в порівнянні з іншими існуючими методами та алгоритмами. Дана робота також демонструє можливість використання кластерів малохвильових коефіцієнтів для задач знешумлення зображень. Даний підхід може бути удосконалений, та перевикористаний для інших задач, або й для комбінованих методів для знешумлення статичних зображень та відеосигналів.

1. Abdou rrahmane M. Atto, Dominique Pastor, and Gregoire Mercier. *Smooth Sigmoid Wavelet Shrinkage For Non-Parametric Estimation*. In *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP, Las Vegas, Nevada, USA, 30 march - 4 april 2008*. 2. Levent Sendur, Student Member, IEEE, and Ivan W. Selesnick, Member, IEEE. *Bivariate Shrinkage Functions for Wavelet-Based Denoising Exploiting Interscale Dependency* *IEEE transactions on signal processing*, vol. 50, no. 2744 2002. 3. Alexandru Isar, Sorin Moga, Dorina Isar *Denoising images using a new type of bishrink filter*. *Rev. Roum. Sci. Techn. – Électrotechn. et Énerg.*, 55, 1, p. 59–68, Bucarest, 2010. 4 F. Luisier, T. Blu, and M. Unser. *A New SURE Approach to Image Denoising: Inter-Scale Orthonormal Wavelet Thresholding*. *IEEE Transactions on Image Processing*, 16, no. 3: 593 – 606, 2007. 5. Alexandru Isar, Sorin Moga, Dorina Isar *Denoising sonar images using a of bishrink filter with reduced sensitivity* *Rev. Roum. Sci. Techn. – Électrotechn. et Énerg.*, 55, 2, p. 181–190, Bucarest, 2010. 6. Rohit Sihag, Rakesh Sharma, Varun Setia *Wavelet Thresholding for Image De-noising* *International Conference on VLSI, Communication & Instrumentation (ICVCI) 2011*. 7. Stein, C., 1981. *Estimation of the mean of a multivariate normal distribution*. *Ann. Statist.* 9, 1135–1151. 8. D. Cho, T. Bui, G. Chen, *Image Denoising based on Wavelet Shrinkage Using Neighbor and Level Dependency*, *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing* Vol. 7, No. 3 (2009) 299–311 9. G. Y. Chen and T. D. Bui, *Multi-wavelet De-noising using Neighboring Coefficients* *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 10, no. 7, pp. 211–214, 2003.