

---

Doi: <https://doi.org/10.15407/emodel.42.05.097>  
УДК 004.921

**А.В. Волошко**, д-р техн. наук, **Р. Алмаброк**  
Інститут енергозбереження та енергоменеджменту НТУУ  
«Київський політехнічний інститут ім. І. Сікорського»  
Україна, 03056, Київ, вул. Борщагівська, 115,  
тел. 050 221 01 32; e-mail: avolosko820@gmail.com

## **Видалення шумових компонент інформаційних сигналів за допомогою ортогональних вейвлет-перетворень**

Проаналізовано способи зменшення негативного впливу шуму при наявності білого шуму, білого шуму Гауса та інших видів шуму, викликаних спотвореннями в електричній мережі, на точність та швидкість обробки інформаційних сигналів. Запропоновано модифікований, адаптований до гармонічного складу та типу спотворення форми інформаційного сигналу, метод його стиснення (відновлення) із застосуванням ортогональних вейвлет-перетворень. Показано, що на якість видалення шумових компонент і стиснення інформаційних сигналів в значній мірі впливає вибір типу порогового значення та вейвлетного базису. Отримані теоретичні результати підтверджено даними експериментальних досліджень.

*Ключові слова:* вейвлет-аналіз, тип порогового значення, інформаційний сигнал із наявністю шуму.

Як відомо, проблема впливу шуму є однією із найбільш актуальних і поширених проблем у сфері обробки інформаційних сигналів загалом і при стисненні сигналів зокрема. Локальна зашумленість сигналу при його стисненні може бути хибно прийнята за його характерні особливості, що призведе до значного ускладнення алгоритму стиснення, а також негативно вплине на якість стиснення. Вдосконалення методів видалення шумових компонент із інформаційного сигналу та подальшого його стиснення (відновлення) є актуальною науково-практичною проблемою.

**Аналіз деяких наукових досліджень.** Видалення шумових компонент є одним із важливих етапів побудови моделі інформаційного сигналу, який передувє його аналізу, у даному випадку це стиснення. Найбільш відомими та застосовуваними методами видалення шуму та стиснення даних є методи, в яких використовується апроксимація базисними функ-

© Волошко А.В., Рашед Алмаброк, 2020

ціями різноманітних типів. Всі системи базисних функцій можна поділити на три групи:

- 1) глобальні неортогональні (функції Котельникова, ступеневі);
- 2) глобальні ортогональні (базиси Фур'є, Хартлі, Чебишева);
- 3) локальні (кускові поліноми, базисні сплайни).

Локальні системи застосовуються за наявності інформаційних потоків, які характеризуються специфічними властивостями (розриви першого та другого роду амплітуд спектральних, кореляційних та ентропійних характеристик). При певній якості стиснення даних видалення шумових компонент різко зменшується, а в окремих випадках призводить до значного збільшення обсягів даних стосовно початкових. Застосування функцій Котельникова (досягається найвищий коефіцієнт стиснення) призводить до суттєвого збільшення витрат на стиснення та розпаковуку. Для ортогональних базисів загальне число операцій на один відлік більше, ніж для кускових поліномів.

За останні десятиліття у сферу інтересів широкого кола науковців увійшов такий математичний апарат, як вейвлет-перетворення [1]. Аналіз властивостей цього математичного апарату відносно його застосування для видалення шумових компонент і стиснення інформаційних сигналів дозволяє стверджувати наступне:

- інформаційний сигнал може бути представлено за допомогою ортогональних коефіцієнтів;
- моменти вейвлетів прямують до нуля і дозволяють сигналу аналізувати дрібномасштабні флуктуації і особливості високого порядку, ігноруючи найбільш регулярні поліноміальні складові;
- багаторівнева вейвлет-декомпозиція надає можливість застосовувати ефективну порогову обробку вейвлет-коефіцієнтів кожного рівня для отримання більшого ступеня стиснення.

У роботі [2] наведено функцію стиснення на основі вейвлет-аналізу, яка з використанням аналізу всередині масштабної кореляції між вейвлет-коефіцієнтами із застосуванням неупередженої оцінки ризику Штейна дозволяє досягти оптимальних параметрів стиснення. На відміну від методів, заснованих на оцінках Байеса, у запропонованому методі не використано жодних попередніх гіпотез щодо вейвлет-коефіцієнтів. Разом з тим, похибка (ризик) даного методу є достатньо значною і залежить від гармонічного складу сигналу.

У роботі [3] запропоновано метод реконструкції невідомої функції  $f$  на  $[0,1]$  з зашумленими даними із однаково розподіленими стандартними гаусовими випадковими змінними, в якому представлено оцінювач порогових значень, адаптивний до гладкості сигналу  $f$  в широкому спектрі.

Робота [4] присвячена основним принципам визначення вейвлет-порогу та порогових функцій традиційних структур. Для побудови нової основи традиційних порогових функцій вейвлетів введено коефіцієнти корегування. На основі аналізу властивостей фіксованого порогу введено логарифмічну функцію кількості рівнів розкладання вейвлетів для створення нової формули фіксованого порогу. Запропонований підхід покращує функції м'якого порогового значення з постійним відхиленням і жорсткого порогу з розривами функції.

Недолік такого підходу полягає в тому, що на різних рівнях розкладання приймається однакове порогове значення. При цьому не достатньо ефективно фільтрується шум (шуми можуть мати однакові закони розподілення, але із різними дисперсіями).

У роботі [5] дано оцінки ризику для широко вживаних порогових функцій, а саме SURE (Stein unbiased risk estimation) метод, методи універсального порогу та *minimax*. Показано, що алгоритм вибору вейвлетного порогового значення зазвичай використовується в ортогоналі декомпозиції, тобто для проведення аналізу з різною роздільною здатністю та перетворенням пакетних вейвлетів. Вирішено також питання підбору жорсткого або м'якого порогів, фіксованого або залежного від рівня композиції. Недостатньо обгрунтовано вплив типу вейвлету на усунення шуму. Стверджується, що обчислення лише декількох ненульових коефіцієнтів має вирішальне значення для усунення шуму та зменшення складності обчислень. Але це не зовсім так. Вибір типу вейвлету з оптимальним обчисленням для отримання більшої кількості вейвлет-коефіцієнтів, близьких до нуля, не є вирішальним для більшості застосувань.

**Основні результати досліджень.** Подамо у загальному вигляді модель інформаційного сигналу із наявністю білого шуму Гауса. Розглянемо стандартну статистичну задачу, а саме потрібно оцінити невідомий сигнал  $f(t)$  із зашумленими даними  $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ . Запишемо наступну модель інформаційного сигналу:

$$y_i = f_i + \xi_i, \quad i = 1, \dots, n,$$

де  $f_i = f(i/n)$ ,  $i = 1, \dots, n$  — невідома функція (зашумлені дані), яку позначимо  $\hat{f}(t)$ ;  $\xi_i$  — шум із незалежним розподіленням  $N(0, \sigma^2)$ .

Отриману та шукану функції подамо у векторній формі:

$$\begin{aligned} f &= \{f(t_i)\}_{i=1}^n, \\ \hat{f} &= \{\hat{f}(t_i)\}_{i=1}^n. \end{aligned} \quad (1)$$

Проаналізуємо функцію (1) згідно з теорією найменших квадратів. При цьому ризик вимірювання (похибка) має вигляд

$$R(\hat{f}, f) = n^{-1} E \left\| \hat{f} - f \right\|_{2,n}^2, \quad \limsup_{n \rightarrow \infty} R(\hat{f}, f) n^{-1} \geq c > 0. \quad (2)$$

Огляд літератури стосовно статистичного аналізу свідчить про наявність багатьох методів для вирішення (2). Це метод просторової адаптації (CART, MARS; Turbo) [6, 7], метод із змінною шириною ядра тощо. Ці методи дозволяють одержати кращі результати при роботі із реальними даними у порівнянні з традиційними методами (методи Фур'є), які засновані на фіксованих просторових рівнях, методами із фіксованою величиною (шириною) ядра та сплайнами.

Оцінювання (1) визначаємо як

$$\hat{f} = \left\{ \hat{f}(t_i) \right\}_{i=1}^n = T(y, d(y))(t_i), \quad (3)$$

де  $T(y, \delta)$  — формула реконструкції із просторово однорідним параметром  $\delta$ ;  $d(y)$  — адаптивні дані для параметру  $\delta$ , які залежать від способу їх вибору. Оптимізація оператора (3) залежить від апріорної інформації про сигнал, яка використовується для відновлення сигналу та зменшення шуму. При цьому слід зазначити, що більшість шумів в одновимірному перехідному сигналі відбувається за гаусовим розподілом. Оцінювач Байеса мінімізує ризик для отримання оптимальної оцінки.

Найпоширенішим методом вибору  $\delta$  для більш точного визначення (1) є статистичний:

$$R(T(y, \Delta(f))) = \beta_{n,\sigma}(T, f),$$

де  $\beta_{n,\sigma}(T, f) = \inf_{\delta} R_{n,\sigma}(T(y, \delta), f)$  — ідеальний ризик. При цьому  $\delta = \Delta(f)$  є оптимальним просторовим параметром [8].

Вибір порогового значення для видалення шуму та стиснення сигналу є основою, нарівні із вибором типу вейвлетної функції, для обробки сигналів із суттєвим зменшенням порогового ризику (похибки). У випадку вибору порогового значення шуму використовують зазвичай критерії, які мінімізують квадратичну функцію втрат для вибраної моделі шуму.

Одною із перших робіт, присвячених вибору порогового значення, є робота [3], в якій представлено універсальний поріг  $\lambda$  для моделі гаусового шуму із маточікуванням 0 та дисперсією 1:  $\lambda = \sqrt{2 \cdot \ln(n)}$ , де  $n$  — довжина вибірки. В подальшому всі методи стиснення інформаційних сигналів за допомогою вейвлет-перетворення в основному поділяються

на жорстку (hard) та м'яку (soft) порогову обробку. У загальному випадку вираз для порогової обробки має вигляд

$$c\hat{D}_{j,k} = \begin{cases} \operatorname{sgn}(cD_{j,k}) \left( |cD_{j,k}| - \eta^{(\lambda_j^0 |cD_{j,k}|)} \lambda_j \right), & |cD_{j,k}| \geq \lambda_j, \\ 0, & |cD_{j,k}| \leq \lambda_j, \end{cases} \quad (4)$$

де  $\lambda_j$  — порогове значення  $j$ -го рівня вейвлет-перетворення;  $cD_{j,k}$  — деталізуючий вейвлет-коефіцієнт  $j$ -го рівня. За умови  $\eta \rightarrow \infty$  вираз (4) є еквівалентним жорсткій пороговій обробці, а у випадку  $\eta \rightarrow 1$  — м'якій.

У роботі [9] порогове значення  $\lambda$  визначається як  $\lambda = \sigma \sqrt{2 \log \|cD_{j,k}\|}$  і називається глобальним порогом.

Оцінка дисперсії шуму проводиться наступним чином. Якщо інформаційний сигнал (1) є кусково гладким, груба оцінка обчислюється за середніми значеннями вейвлет-коефіцієнтів найменшого масштабу. Сигнал  $f$  тривалості  $N$  має  $N/2$  вейвлет-коефіцієнтів  $\{\langle Y, \psi \rangle\}_{0 \leq k < N/2}$  найменшого рівня вейвлет-декомпозиції. При цьому, якщо медіана абсолютного значення  $p$  незалежних гаусових випадкових величин має нульове середнє значення і дисперсію  $\sigma^2$ , то можна записати

$$\sigma = \frac{(\operatorname{median}(|cD_{j,k}|))}{0,6745}. \quad (5)$$

За допомогою (5) обирається адаптивний поріг  $\lambda_a = \sigma/\sigma_n$ , де  $\sigma_n$  — локальна середньоквадратична похибка досліджуваного сигналу. У роботі [10] запропоновано обирати порогове значення у вигляді

$$\lambda_j = \frac{\sigma \sqrt{2 \log \|cD_{j,k}\|}}{\log(j+1)}.$$

Оскільки значення деталізуючих вейвлет-коефіцієнтів суттєво відрізняються за рівнями вейвлет-декомпозиції, порогове значення необхідно знаходити окремо для кожного рівня вейвлет-декомпозиції. Зі зменшенням абсолютних значень деталізуючих вейвлет-коефіцієнтів зменшується і параметр  $\eta$ , який характеризує відхилення між  $c\hat{D}_{j,k}$  та  $cD_{j,k}$ .

Результати наукових досліджень [11—13] свідчать про те, що за умови м'якої порогової обробки спостерігається незначне зменшення ам-

плітуди всіх коефіцієнтів зменшення шуму, який додається. М'який поріг зменшує амплітуду всіх коефіцієнтів, обумовлених шумом, на величину  $\lambda$ . Тобто коефіцієнти, абсолютне значення яких менше порогового, обнуляються, а інші «підтягуються» до нульового значення на величину порогу. За умов «жорсткої» фільтрації значення деталізуючих коефіцієнтів, які за абсолютним значенням не перевищують порогового, обнуляються, а всі інші залишаються без змін.

Шумова компонента сигналу розподіляється за усіма вейвлет-коефіцієнтами порівну. Оскільки шумова компонента (вектор  $\xi_i = \{\xi_i\}$ ) є білим шумом, його ортогональне перетворення у базисі  $\beta = \{g_m\}_{0 \leq m < N}$  також буде білим шумом. Відповідно до цього запишемо

$$Y_\beta[m] = f_\beta[m] + \xi_\beta[m],$$

де  $\xi_\beta[m]$  — коефіцієнти ортогональної декомпозиції білого шуму;  $f_\beta[m] = \langle f, \psi \rangle$  — вейвлет-декомпозиція даних, із яких видалено шум.

Порогова обробка у вейвлет-базисі має вигляд

$$\hat{f} = \sum_{j=L+1}^J \sum_{m=0}^{2^j-1} \rho_T(\langle Y, \psi_{j,m} \rangle) \psi_{j,m} + \sum_{m=0}^{2^j-1} \rho_T(\langle Y, \varphi_{J,m} \rangle) \varphi_{J,m},$$

де ортонормований базис  $\beta$  складається із сімейства ортогональних векторів

$$\beta = \left[ \left\{ \psi_{j,m}[n] \right\}_{L < j \leq J, 0 \leq m < 2^j}, \left\{ \varphi_{J,m}[n] \right\}_{0 \leq m < 2^J} \right].$$

Ризик порогової обробки визначається так:

$$R(f) = R(t(\hat{f}), f) = \left| f_\beta[m] - \rho_T[m] \right|^2.$$

Оскільки у вейвлет-базисі коефіцієнти з великою амплітудою належать до переривчастих змін сигналу, оцінка зберігає тільки переривчасті складові, що належать сигналу, без додавання інших складових, обумовлених шумом. Таким чином, порогова обробка є еквівалентною оцінці сигналу його усередненням за допомогою ядра, яке локально адаптоване до гладкості сигналу. Сигнал після порогової обробки (перед зворотнім вейвлет-перетворенням — реконструкцією) має вигляд

$$\hat{f}(t) = \sum_{k=0}^{2^j-1} cA_{j,k} \varphi_{j,k}(t) + \sum_{j=0}^J \sum_{k=0}^{2^j-1} c\hat{D}_{j,k} I(|c\hat{D}_{j,k}| > \lambda) \psi_{j,k}(t).$$

Дана властивість вейвлет-перетворення дозволяє застосовувати його для стиснення (відновлення) інформаційних сигналів.

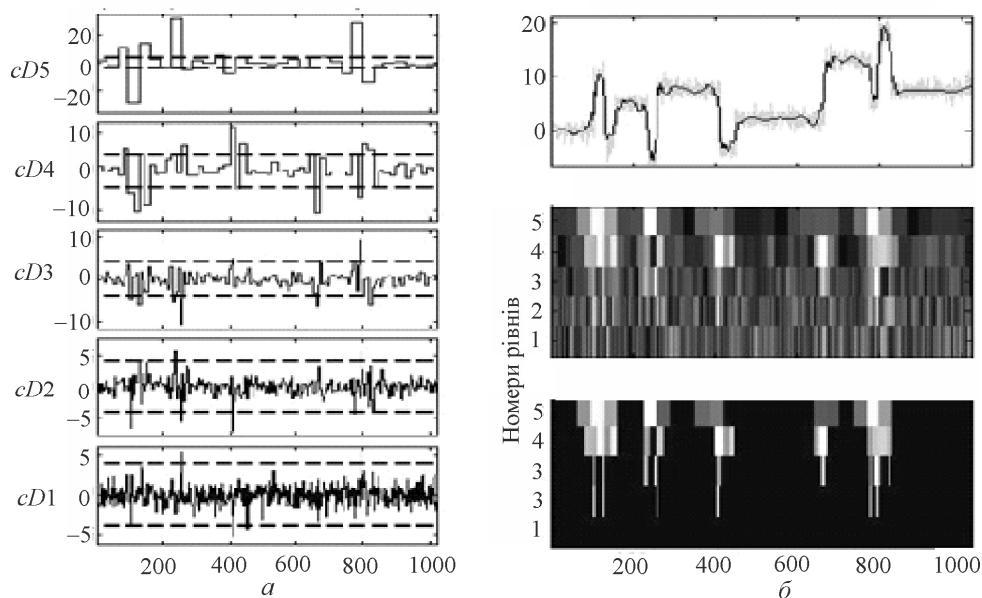


Рис. 1. Видалення шумової компоненти із інформаційного сигналу: *a* — деталізуючі вейвлет-коефіцієнти перед пороговою обробкою; *б* — оригінальний сигнал із шумом і скалограма вейвлет-перетворення до порогової обробки та після

Дослідження видалення шумових компонент були проведені для режимних параметрів електроспоживання — графіків електричного навантаження (ГЕН) і для типових інформаційних сигналів в електричній мережі. На рис. 1 представлено видалення шумової компоненти із інформаційного сигналу, в якому присутні шумові компоненти і стрибки першого роду. Було обрано метод глобального порогового значення (одне значення порогу для всіх рівнів вейвлет-декомпозиції) і вейвлетний базис  $\text{sym}8$ , який є модифікованою версією класичних вейвлетів Daubechies. Вони ортогональні, найменш асиметричні, мають майже лінійну фазу.

На рис. 1, *a*, видно, що деталізуючі коефіцієнти першого та другого рівня вейвлет-декомпозиції  $cD1$  та  $cD2$  майже повністю видалено (штрихова лінія є межею порогового значення). Видалення  $cD1$  та  $cD2$  також показано на скалограмі (рис. 1, *б*), яка є частотно-часовим графіком (двовірна сітка — решітка) із розділенням за часом і частотою [14]. Прямокутники на скалограмі мають однакову площу або однаковий добуток часового інтервалу на ширину спектру, тобто вони звужуються при малому масштабі (високих частотах) і розширюються зі збільшенням масштабу. Ступінь зафарбованості пропорційний значенню амплітуди вейвлет-коефіцієнтів. Темний фон означає відсутність коефіцієнтів на першому та другому рівнях декомпозиції. На інших рівнях вейвлет-деком-

позиції ( $j = 3-5$ ) залишаються вейвлет-коефіцієнти, значення яких більші за величину глобального порогу, що простежується на скалограмі.

**Розробка модифікованого методу Штейна.** Проведений аналіз та експериментальні дослідження вибору функції порогового значення дозволяє стверджувати про необхідність розробки нового або модифікації існуючих методів визначення порогового значення. Пропонуємо наступний модифікований метод Штейна

1. Для вибору оптимального граничного порогового значення використовуємо адаптивний критерій Штейна. Оскільки якість шумоподавлення сигналу залежить також і від способу застосування граничної обробки, застосовуємо багаторівневу обробку з використанням порогу  $\lambda$ , значення якого змінюються від рівня до рівня. В такому випадку порогове значення являє собою функцію рівня вейвлет-розкладу, а значення порогу  $\lambda$  розраховуємо так:

$$\lambda_j = T \max |cD_{j,k}|. \quad (6)$$

2. Після відкидання всіх деталізуючих коефіцієнтів, які не досягли порогу  $\lambda$  по абсолютному значенню, замінюють всі коефіцієнти  $cD_{j,k}$ , які залишилися значеннями

$$cD_{j,k}^\lambda = \text{sign}(cD_{j,k}) (|cD_{j,k}| - \lambda).$$

Якщо кількість відкинутих коефіцієнтів дорівнює  $n_0$ , то функція  $f_\lambda$ , яка апроксимує  $f(x)$ , в цій ситуації відрізняється по нормі від  $f(x)$ , тобто

$$\|f(x) - f_\lambda(x)\| < \lambda \cdot n_0^{1/2}.$$

3. Застосовуємо поліпшену (на основі напівм'якої) порогову функцію

$$c\hat{D}_{j,k} = \begin{cases} 0, & |cD_{j,k}| < \lambda, \\ \text{sgn}(cD_{j,k}) \left\{ |cD_{j,k}| - \frac{\lambda}{\exp^3[\alpha(|cD_{j,k}| - \lambda)/\lambda]} \right\}, & |cD_{j,k}| \geq \lambda, \end{cases}$$

до якої входить більш пристосована складна експоненціальна функція  $\exp^3[\alpha(|cD_{j,k}| - \lambda)/\lambda]$ , де  $\alpha$  — число, яке можна змінювати для різних сигналів. У випадку, коли  $|cD_{j,k}| = \lambda$ ,  $c\hat{D}_{j,k} = 0$ , а у випадку, коли  $|cD_{j,k}| \rightarrow \lambda$ ,  $c\hat{D}_{j,k} \rightarrow 0$ .

Слід зазначити, що порогове значення  $\lambda$  є дуже важливим параметром алгоритму визначення порогу вейвлета. Разом з тим, пропонується



покращений фіксований поріг (модифікація відомого фіксованого порогу  $\lambda = \sigma_n \sqrt{2 \ln N}$ ), а саме

$$\lambda = \frac{\sigma_n \sqrt{2 \ln N}}{\log_2(j+1)}.$$

Зі збільшенням рівнів розкладання  $j$  значення поліпшеного порогу поступово зменшується.

Дослідження ефективності застосування розробленого модифікованого алгоритму Штейна проводилось за допомогою видалення шуму із сигналу при застосуванні різних видів вейвлетів (рис. 2): Сімлет — sym8, Хаар — haar, Койфлет — coif6, Добеші — db6, Мейера — dmeu.

1. Добеші — рівняння зв'язку масштабів

$$\varphi(t) = \sum_k h_k \varphi(2t-k), \quad \psi(t) = \sum_k g_k \varphi(2t-k)$$

та частотна форма представлення  $\varphi(t)$  та  $\psi(t)$ :

$$\hat{\varphi}(t) = m_0\left(\frac{\zeta}{2}\right) \hat{\varphi}\left(\frac{\zeta}{2}\right), \quad \hat{\psi}(t) = m_1\left(\frac{\zeta}{2}\right) \hat{\psi}\left(\frac{\zeta}{2}\right),$$

де  $m_0(\zeta)$  та  $m_1(\zeta)$  — перетворення Фур'є-фільтрів.

2. Мейера —

$$\psi(t) = 2 \int_0^{\infty} \sin[\Omega(v)] \cos[2\pi(t-1/2)v] dv,$$

$$\hat{\psi}(v) = \exp(j\pi v) \sin[\Omega(v)],$$

де  $\Omega(v)$  — парна симетрична при  $v=1/2$  функція,  $\Omega(1-v) = \pi/2 - \Omega(v)$  при  $1/3 \leq v \leq 2/3$ ,  $\Omega(1/2) = \pi/4$ .

3. Хаар —

$$\varphi(t) = \text{rect}(t-1/2),$$

де  $\text{rect}(t-1/2) \equiv 1$  при  $t \in [0,1]$ ;  $\psi(t) = \text{rect}[2(t-1)] - \text{rect}[2(t-3/4)]$ ,

$$\hat{\psi}(\omega) = 4j \left[ \frac{1 - \cos(\omega/2)}{\omega} \right] e^{-j\omega/2}.$$

4. Койфлети —

$$\int t^k \varphi(t) dt = 0, \quad k = 0, \dots, L-1,$$

$$\int \psi(t) dt = 1, \quad \int t^k \psi(t) dt = 0, \quad k = 1, \dots, L-1.$$

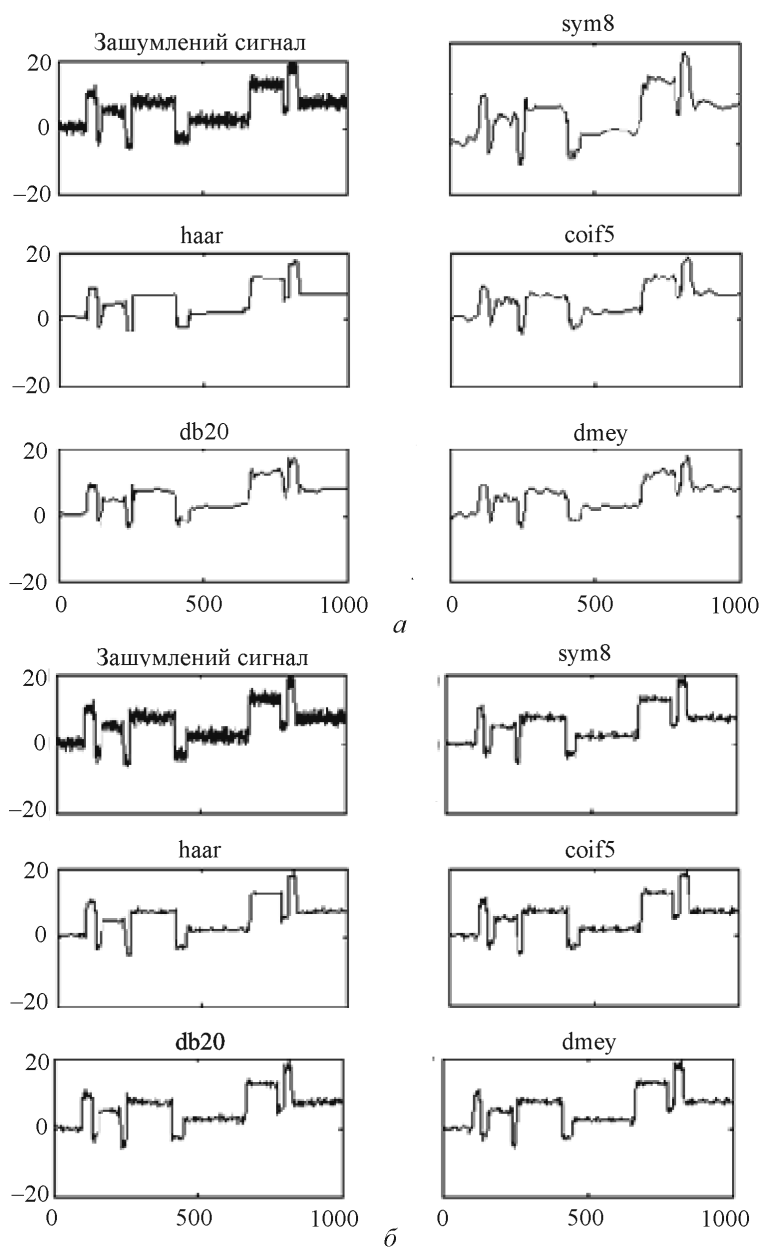


Рис. 2. Видалення шуму із сигналу у різних вейвлет-базисах за допомогою: *a* — розробленого модифікованого алгоритму Штейна; *б* — інверсного методу вибору порогового значення (поріг «м'який»).

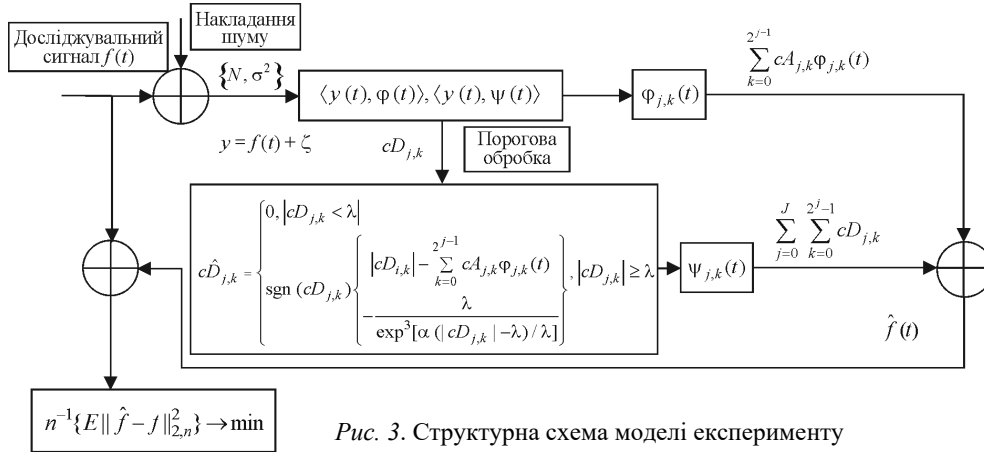


Рис. 3. Структурна схема моделі експерименту

Були проведені дослідження впливу на видалення шуму типу вейвлетного базису та методів вибору порогових значень. Аналіз результатів досліджень проводився за допомогою моделювання «чистого» сигналу  $f(t)$  із наступним накладанням на нього шумової компоненти  $\zeta \{N(0, \sigma^2)\}$ . Модель проведення досліджень схематично представлена на рис. 3. Вейвлет-декомпозиція здійснювалась у вейвлет-базисах, після чого деталізуючі коефіцієнти піддавались пороговій обробці відповідно до (6). Після зворотного вейвлет-перетворення функція  $\hat{f}(t)$  порівнювалась із початковим сигналом  $f(t) = n^{-1} \left\{ E \left\| \hat{f} - f \right\| \right\}$ . Результати такого порівняльного аналізу наведено у таблиці, де  $s$  — «м'який» поріг,  $h$  — «жорсткий» поріг.

**Ефективність видалення шумової компоненти із ГЕН**

Алгоритм	Порогове значення									
	Сімлет		Хаар		Койфлет		Добеші		Мейера	
	$s$	$h$	$s$	$h$	$s$	$h$	$s$	$h$	$s$	$h$
Адаптивний Штейна	0,029	0,03	0,009	0,011	0,024	0,007	0,03	0,008	0,027	0,008
Евристичний Штейна	0,003	0,016	0,007	0,012	0,031	0,016	0,029	0,011	0,032	0,016
Модифікований Штейна*	0,002	0,003	0,001	0,002	0,026	0,026	0,025	0,019	0,027	0,036
Інверсний	0,029	0,009	0,004	0,018	0,028	0,03	0,026	0,017	0,08	0,024
Мінімаксний	0,049	0,014	0,046	0,015	0,05	0,015	0,05	0,014	0,056	0,015

\* Модифікований алгоритм Штейна розроблено автором.

Порівняльний аналіз результатів дослідження, представлених у таблиці, свідчить про наступне. По-перше, виходячи із структури інформаційного сигналу ГЕН, найбільш придатним вейвлет-базисом є базис Хаара. По-друге, застосування порогових значень відповідно до модифікованого алгоритму Штейна показує найліпші результати порівняльно з іншими алгоритмами.

### Висновки

Результати аналізу розробленого модифікованого методу Штейна дозволяють стверджувати про його прийнятну точність та ефективність для видалення шумової компоненти. Глобальний поріг є найбільш придатним для попереднього експрес-аналізу інформаційних сигналів. Модифікований алгоритм Штейна дозволяє одержати задовільні результати стиснення інформаційних сигналів за умови попереднього видалення шумової компоненти.

Традиційні алгоритми найбільш придатні для випадків, коли невеликій складові досліджуваного сигналу перебувають у полосі стандартного білого шуму Гауса. Деталізуючі коефіцієнти є коефіцієнтами шуму із стандартним відхиленням  $\sigma$ . Середнє абсолютне відхилення є стійкою оцінкою  $\sigma$ . При цьому перемасштабування порогу виконується із використанням єдиної оцінки рівня шуму на основі коефіцієнтів першого рівня. Якщо шум не є білим, то поріг перемасштабується із використанням оцінки рівня шуму, яка залежить від рівня деталізації.

### СПИСОК ВИКОРАСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Малла С. Вейвлеты в обработке сигналов/ Пер. с англ. М.: Мир, 2005, 671 с.
2. Guo Q., Zhang C. A noise reduction approach based on Stein's unbiased risk estimate// Science Asia, 2012, Vol. 38(2), pp. 207—211.
3. Donoho D.L., Johnstone J. De-noising by soft thresholding //IEEE Transactions on Information Theory, 1995, Vol. 41, Issue 3, pp. 613—627.
4. Lu J., Hong L., Dong Y., Zhang Y. A New Wavelet Threshold function and Denoising Application //Mathematical Problems in Engineering, 2016, Vol. 49, pp. 1—9.
5. Luo G., Chang D. Wavelet Denoising //Advanced in Wavelet Theory and Their Applications in Engineering. Physics and Technology. www.intechopen.com.
6. Быкова Т.В., Черепанчук Г.А. Метод подавления шума при коррекции результатов динамических измерений с использованием ортогональных вейвлетов // Авиационно-космическая техника и технология, 2009, № 5 (62), с. 80—84.
7. Кацив С.Ш., Мокін Б.І. Математичні моделі детермінізації процесів в системах електропостачання. Вінниця: УНІВЕРСУМ, 2005, 112 с.
8. Walczak B., Massart D.L. Noise suppression and signal compression using the wavelet packet transform // Chemometr. Intell. Lab. Syst., 1997, Vol. 36, pp. 81—94.
9. Lang M. Noise reduction using an undecimated discrete wavelet transform // IEEE Signal Processing Letters, 1996, Vol. 3, pp. 10—12.

10. Donoho D., Johnstone J. Ideal spatial adaption wavelet shrinkage // *Biometrika*, 1994, Vol. 81, pp. 425—455.
11. Santoso S., Powers F.J., Grady W.M. Power quality disturbance data compression using wavelet transform methods // *IEEE Transaction on Power Delivery*, 1997, Vol. 12, № 3, pp. 1250—1257.
12. Быкова Т. В. Синтез оператора коррекции результатов динамических измерений в базе ортогональных вейвлетов // *Авиационно-космическая техника и технология*, 2009, № 2(59), с. 103—108.
13. Волошко А.В. Вейвлет-анализ в вопросах сжатия и восстановления графика электрических нагрузок // *Энергетика, економіка, технології, екологія*, 2007, № 2, с. 60—65.
14. Lee J.H., Yang S.J. Perfect Reconstruction Filter Banks Having Linear Phase // *IEEE Transactions on Acoustics, Sound and Signal Processing*, 1986, Vol. ASSP 34, № 6, pp. 1401—1408.

Отримано 30.04.2020

#### REFERENCES

1. Malla, S. (2005), *Veyvlety v obrabotke signalov* [Wavelets in signal processing], Mir, Moscow, Russia.
2. Guo, Q. and Zhang, C. (2012), “A noise reduction approach based on Stein’s unbiased risk estimate”, *Science Asia*, Vol. 38, no. 2, pp. 207-211.
3. Donoho, D.L. (1995), “De-noising by soft thresholding”, *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 41, Iss. 3, pp. 613-627.
4. Lu, J., Hong, L., Dong, Y. and Zhang, Y. (2016), “A New Wavelet Threshold function and Denoising Application”, *Mathematical Problems in Engineering*, Vol. 49, pp. 1-9.
5. Luo, G. and Chang, D. “Wavelet Denoising”, *Advanced in Wavelet Theory and Their Applications in Engineering. Physics and Technology*, available at: www.intechopen.com (accessed September 15, 2020).
6. Bykova, T.V. and Cherepashchuk, G.A. (2009), “Noise reduction method for correction of results dynamic measurements using orthogonal wavelets”, *Aviatsionno-kosmicheskaya tekhnika i tekhnologiya*, no. 5 (62), pp. 80-84.
7. Katsyv, S.SH. and Mokin, B.I. (2005), *Matematychni modeli determinizatsiyi protsesiv v systemakh elektropostachannya* [Mathematical models of deterministic processes in electrical systems], UNIVERSUM, Vinnitsya, Ukraine.
8. Walczak, B. and Massart, D.L. (1997), “Noise suppression and signal compression using the wavelet packet transform”, *Chemometr. Intell. Lab. Syst.*, Vol. 36, pp. 81-94.
9. Lang, M. (1996), “Noise redaction using an undecimated discrete wavelet transform”, *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 3, pp. 10-12.
10. Donoho, D. and Johnstone, J. (1994), “Ideal spatial adaption wavelet shrinkage”, *Biometrika*, Vol. 81, pp. 425-455.
11. Santoso, S., Powers, F.J. and Grady, W.M. (1997), “Power quality disturbance data compression using wavelet transform methods”, *IEEE Transaction on Power Delivery*, Vol. 12, no. 3, pp. 1250-1257.
12. Bykova, T.V. (2009), “Synthesis of the correction operator for dynamic measurement results in the basis of orthogonal wavelets”, *Aviatsionno-kosmicheskaya tekhnika i tekhnologiya*, no. 2 (59), pp. 103-108.
13. Voloshko, A.V. (2007), “Wavelet Analysis for Compression and Recovery of an Electrical Load Schedule”, *Energetics, economics, technology, ecology*, no. 2, pp. 60-65.
14. Lee, J.H. and Yang, S.J. (1986), “Perfect Reconstruction Filter Banks Having Linear Phase”, *IEEE Transactions on Acoustics, Sound and Signal Processing*, Vol. 34, no. 6, pp. 1401-1408.

Received 30.04.2020

*A.V. Voloshko, R. Almabrok*

REMOVING NOISE COMPONENTS OF INFORMATION SIGNALS  
BY USING ORTHOGONAL WAVELET TRANSFORM

Based on the analysis of the application of the methods of reducing the negative impact of noise in the presence of white noise, white Gaussian noise and other types of noise caused by distortions in the electrical network, a modified, adaptive to harmonic composition and type of distortion of the information form is proposed for the accuracy and speed of information signal processing signal compression / recovery method using orthogonal wavelet transformations. It is shown that the quality of noise component removal and compression of information signals is greatly influenced by the choice of threshold type and wavelet basis.

*Key words: wavelet analysis, type of threshold value, information signal with noise.*

*ВОЛОШКО Анатолій Васильович, д-р техн. наук, професор кафедри електропостачання Інституту енергозбереження та енергоменеджменту НТУУ «Київський політехнічний інститут ім. І. Сікорського». Область наукових досліджень — методи оптимізації інформаційних потоків, ортогональні вейвлет-перетворення.*

*АЛМАБРОК Рашид, магістр кафедри електропостачання Інституту енергозбереження та енергоменеджменту НТУУ «Київський політехнічний інститут ім. І. Сікорського» (м. Адусабія, Лівія). Область наукових досліджень — моделювання та обробка інформаційних сигналів.*