

3. Kanyuk G.I., Artyuh S.F., Mezerya A.Y., Laptinova E.V., Miller V.E. The Scientific principles energysave in heat and atomic energetike. -Harkov: Izd-in "Point", 2013. -140 p. Russ. .

4. Kanyuk G.I., Mezerya A.Y., Laptinov I.P. The Model of energysave management pump installation heat power station. Vesnik NTU "HPI": Energetic that teplotechnich process and management. 12(1055), 2014. - p.90-97.

5. Zmievskaaya TES. The graphs is come-normative specific expenses fuel energyblock № 8. The report NAK "Energy company of the Ukraine", 2012.

**УДК 681.523**

**Г. І. КАНЮК<sup>1</sup>**, д-р техн. наук, проф., декан енергетичного факультету

**І. А. БАБЕНКО<sup>2</sup>**, директор

**А. Ю. Мезеря<sup>1</sup>**, кан. техн. наук, доцент, **І. П. Лаптінов<sup>1</sup>**, асистент, **В. М. Князєва<sup>1</sup>**, інженер

<sup>1</sup> – Українська інженерно-педагогічна академія

<sup>2</sup> – Зміївська тепла електрична станція Публічного акціонерного товариства «Центренерго»

### **РЕЗЕРВИ ЕНЕРГОЗБЕРЕЖЕННЯ ПРИ АВТОМАТИЗОВАННОМУ УПРАВЛІННІ ВІДЦЕНТРОВИМИ НАСОСАМИ ЕЛЕКТРОСТАНЦІЙ**

*У статті проведено аналіз і обробку даних експериментального дослідження відцентрового насоса теплових електростанцій. Показано можливий економічний ефект від використання алгоритмів енергозберігаючого керування відцентровим насосом і визначено закон такого керування.*

**Ключові слова:** відцентровий насос, енергозбереження, автоматизована система керування.

Надійшла 15.09.2015

Received 15.09.2015

**УДК 621.317**

**А.В. Волошко**, д-р. техн. наук., доцент кафедри електропостачання  
Інститут енергозбереження та енергоменеджменту НТУУ «КПІ»

### **КЛАСИФІКАЦІЯ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИГНАЛІВ ЗА ВІДНОСНОЮ ЕНТРОПІЄЮ ПО РІВНЯХ ВЕЙВЛЕТ- ДЕКОМПОЗИЦІЇ**

*Актуальність роботи обумовлена тим, що оскільки графік електричного навантаження являє собою реалізацію випадкового процесу, то його ідентифікація повинна представляти розклад на детерміновану та випадкову складові. При цьому найбільш прийнятним математичним апаратом на даний час є ортогональні перетворення, серед яких найбільш вживаним є вейвлет-аналіз. У даній роботі представлено метод ідентифікації та класифікації інформаційних сигналів (на прикладі графіка електричних навантажень) за відотною ентропією по рівнях вейвлет-декомпозиції.*

**Ключові слова:** графік електричного навантаження, ідентифікація, класифікація, ентропія, вейвлет-аналіз.

**Вступ.** Як відомо, платформою для виконання класифікації інформаційних сигналів є дискримінація, кластеризація та групування. При дискримінаційному аналізі класи задаються площинами ймовірностей або навчальними вибірками. Поняття дискримінації має декілька синонімів: розпізнавання образів, діагностика, автоматична класифікація із вчителем, статистична класифікація і т. ін. [1].

Найбільш широке поширення отримало розпізнавання образів. Під ним розуміється: побудова кластерів на основі великої кількості навчальних даних, надання кожному із кластерів відповідної мітки, асоціювання кожного об'єкту, який отриманий на вході алгоритму розпізнавання, із міткою відповідного кластеру.

На противагу цьому, при кластеризації і групуванні метою є виявлення та виділення класів. При групуванні добиваються розбиття елементів на групи, які незалежать від того, чи природні границі розбиття, чи ні [2]. Ціль полягає у виявленні груп однорідних об'єктів, які подібні поміж собою, проте

«сусідні» групи можуть не мати різних відмінностей. При цьому задача кластер-аналізу полягає у виявленні за емпіричними даними, наскільки елементи групуються або розпадаються на ізольовані скупчення, кластери [3]. Іншими словами, ціль – виділення груп однорідних об'єктів, які подібні поміж собою (як при групуванні), при різкій відмінності даних груп одна від одної (на відміну від групування).

**Мета та задачі дослідження.** Метою даної роботи є розробка методу ідентифікації та класифікації інформаційних сигналів (на прикладі графіку електричних навантажень – ГЕН) на основі ортогональних перетворень.

Для реалізації поставленої мети необхідно вирішити наступні задачі:

- розробити модель інформаційного сигналу в ортогональному базисі;
- побудувати оптимальне дерево рішень із кореляцією частотно-просторових властивостей вейвлет-перетвореного сигналу;
- на їх основі розробити метод ідентифікації та класифікації інформаційного сигналу.

**Матеріал та результати досліджень.** У даній роботі розглядається метод класифікації інформаційних сигналів, при якому задача класифікації розбивається на два типи: із чітко розділеними кластерами (задача кластер-аналізу) і з умовними границями, які можуть безперервно переходити із одного в інший клас (задача групування).

Як показує аналіз наукових публікацій, існуючі методи ідентифікації та класифікації інформаційних сигналів або забезпечують задовільну точність, за умови досить складних алгоритмів їх використання, або на рівні зі швидкістю та простотою алгоритмів навпаки не дозволяють досягти заданої точності. Тобто, вони можуть застосовуватись для вирішення тих чи інших вибіркових задач, але забезпечення оптимального співвідношення між точністю класифікації, швидкістю та простотою алгоритмів залишається досить складною проблемою.

Тому у даній роботі представлений метод класифікації інформаційних сигналів (на прикладі графіку електричних навантажень) на основі використання частотно-просторових властивостей вейвлет-перетворення. Алгоритм спрощується завдяки застосуванню оптимальної структури дерева рішень та енергетичних властивостей вейвлет-коефіцієнтів за рівнями декомпозиції (теорема Парсельваля). У той же час забезпечується висока точність та швидкість кластеризації та класифікації.

В основу розробленого методу кластеризації (класифікації) інформаційних сигналів покладено властивість частотно-просторового розподілення вейвлет-коефіцієнтів і відповідно їх енергії в залежності від структури інформаційного сигналу.

Як відомо, сімейство вейвлет-функцій  $\left\{ \Psi_{j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{2}} \Psi\left(\frac{t-2^j k}{2^j}\right) \right\}_{j,k \in R}$  являє собою

ортонормований вейвлет-базис для  $L^2(R)$  і, відповідно до положень теореми Фур'є, деталізуючи вейвлет-коефіцієнти  $cD_j(k)$ , які обчислюються як скалярний добуток інформаційного сигналу і вейвлет-функції  $\langle f(t), \Psi(t) \rangle$ , визначають енергію вейвлет-перетворення на кожному рівні вейвлет-декомпозиції  $j=1, 2, \dots, J = \log_2 N$ , де  $N$  – протяжність вхідної реалізації сигналу,  $J$  – останній рівень вейвлет-декомпозиції. Тобто, енергія вейвлет-коефіцієнтів за рівнями вейвлет-декомпозиції запишеться так:

$$E_j = \sum_{k=0}^{2^j-1} |cD_j(k)|^2. \quad (1)$$

При цьому сумарна енергія сигналу буде визначатись як

$$E_{\text{сум}} = \sum_{j=1}^J \sum_{k=0}^{2^j-1} |cD_j(k)|^2 = \sum_{j=1}^J E_j. \quad (2)$$

Для зручності проведемо нормалізацію енергії вейвлет-коефіцієнтів за рівнями вейвлет-декомпозиції до сумарної енергії сигналу

$$\{E_{\text{норм}}^j(E_j | E_{\text{сум}})\} = \frac{\sum_{k=0}^{2^j-1} |cD_j(k)|^2}{\sum_{j=1}^J \sum_{k=0}^{2^j-1} |cD_j(k)|^2}. \quad (3)$$

Тобто, у результаті отримуємо вектор розподілення нормалізованих значень енергії відповідних рівнів вейвлет-декомпозиції  $\{E_{\text{норм}}^j\}_{j=1}^J = (E_{\text{норм}}^1, E_{\text{норм}}^2, \dots, E_{\text{норм}}^J)$ .

Як було відмічено раніше, розподілення енергії за рівнями вейвлет-декомпозиції буде відповідати частотному представленню інформаційного сигналу і сума  $\{E_{\text{норм}}^j\}_{j=1}^J = 1$ . Даний показник [4] і буде основою для проведення ідентифікації та класифікації інформаційних сигналів. У 1948 році Шенон [5] ввів поняття ентропії як критерію для аналізу та порівняння правдоподібності розподілу ряду сигналів. Відповідно до [5], ентропію Шенона запишемо наступним чином

$$H(E_{\text{норм}}^j) = -\sum_{j=1}^J E_{\text{норм}}^j * \log(E_{\text{норм}}^j). \quad (4)$$

Значення ентропії  $H(E_{\text{норм}}^j)$  (4) є мірою послідовності/непослідовності інформаційних сигналів.

**Порівнево-ентропійний метод класифікації ГЕН** (із введенням коригувальних коефіцієнтів центрів класу та його границь).

Метод класифікації інформаційних сигналів розроблено на основі синтезу використання частотно-просторових властивостей вейвлет-перетворення, алгоритму застосування оптимальної структури дерева рішень та енергетичних властивостей вейвлет-коефіцієнтів за рівнями вейвлет-декомпозиції.

Розроблений метод класифікації інформаційних сигналів представимо на прикладі аналізу трьох типових ГЕН (два з яких – робочі дні, інший – вихідний день, рис.1).

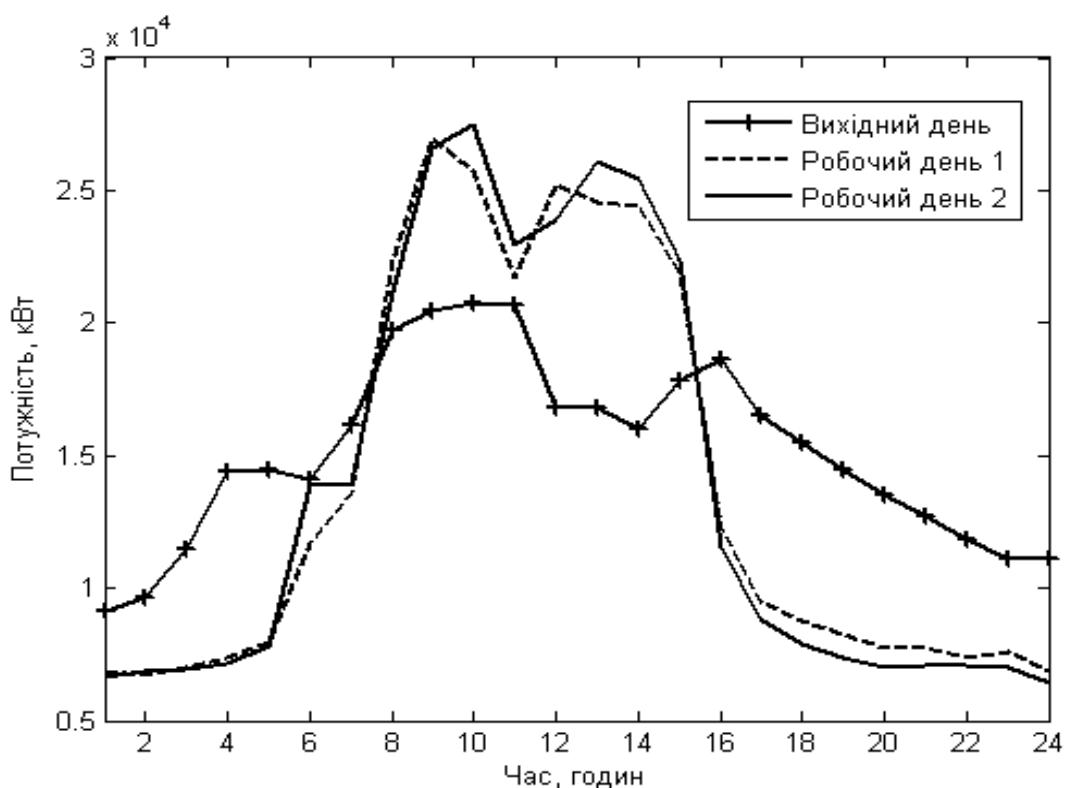


Рисунок 1 – ГЕН робочих (1, 2) та вихідного днів

Обчислимо середню енергію вейвлет-коефіцієнтів за рівнями вейвлет-декомпозиції відповідно до (1) і представимо на рис. 2 та розрахуємо відносні значення ентропій двох ГЕН [3]

$$H_1(E_{\text{норм}}^{1,\text{сум}} | E_{\text{норм}}^{2,\text{сум}}) = \sum_j E_{\text{норм}}^j \log \left[ \frac{E_{\text{норм}}^1}{E_{\text{норм}}^2} \right], \quad (5)$$

де  $E_{\text{норм}}^{1,\text{сум}}$  та  $E_{\text{норм}}^{2,\text{сум}}$  – сумарні нормалізовані значення ентропій першого та другого ГЕН відповідно.

За рівнянням (5) також розрахуємо відносні ентропії ГЕН № 1 до ГЕН № 3 ( $H_2(E_{\text{норм}}^{1,\text{сум}} | E_{\text{норм}}^{3,\text{сум}})$ ) та ГЕН № 2 до ГЕН № 3 ( $H_3(E_{\text{норм}}^{2,\text{сум}} | E_{\text{норм}}^{3,\text{сум}})$ ). Результати розрахунків наведено у таблиці 1.

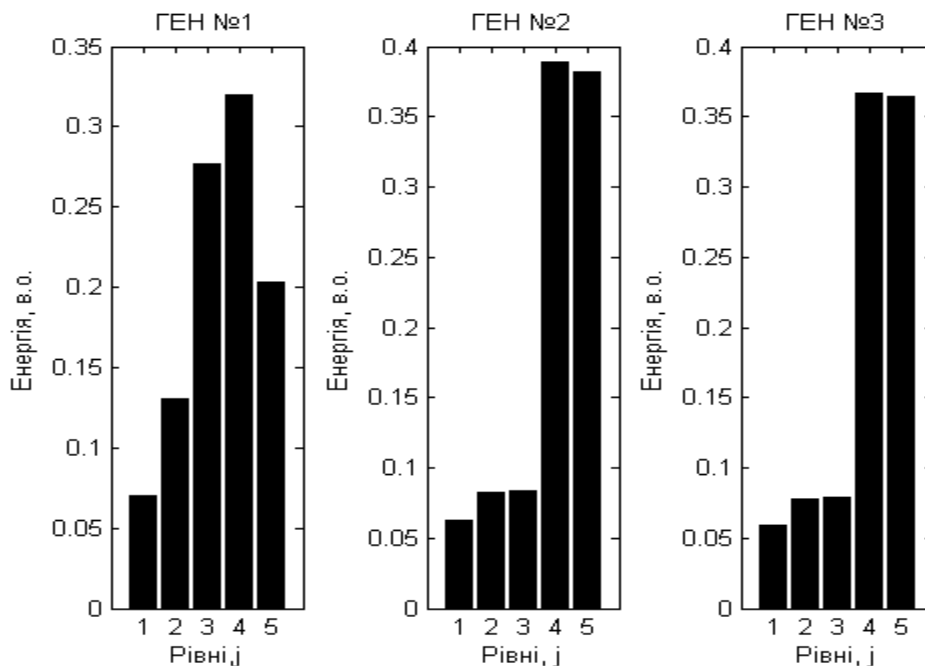


Рисунок 2 – Розподілення енергії вейвлет-коефіцієнтів за рівнями вейвлет-декомпозиції

Аналіз розподілень енергії за рівнями вейвлет-декомпозиції свідчить про подібність між ГЕН № 2 та ГЕН № 3. Також можна очікувати, що і значення їх ентропії будуть розташовані подібним чином, а саме

$$H_3(E_{\text{норм}}^{2,\text{сум}} | E_{\text{норм}}^{3,\text{сум}}) \approx 0 \text{ та } H_1(E_{\text{норм}}^{1,\text{сум}} | E_{\text{норм}}^{3,\text{сум}}) > 0.$$

Таблиця 1 – Розрахункові значення ентропії сигналів

| Тип ГЕН | Сумарне значення ентропії, від.од. | Відносні значення ентропії  |
|---------|------------------------------------|---|
| ГЕН № 1 | 1,3225                             | $H_1(E_{\text{норм}}^{1,\text{сум}}   E_{\text{норм}}^{3,\text{сум}}) = 0,237$  |
| ГЕН № 2 | 1,2989                             | $H_3(E_{\text{норм}}^{2,\text{сум}}   E_{\text{норм}}^{3,\text{сум}}) = 0,0027$ |
| ГЕН № 3 | 1,4950                             | $H_2(E_{\text{норм}}^{1,\text{сум}}   E_{\text{норм}}^{2,\text{сум}}) = 0,206$  |

Як видно з табл. 1, відносні значення ентропії подібних ГЕН (№ 2 та № 3) близькі до нульового (0,0027), а відносне значення ентропії ГЕН № 1 до ентропії ГЕН № 3 та ГЕН № 2 значно більше нульового значення (0,206 та 0,237 відповідно).

Для розробки правил ідентифікації та класифікації інформаційних сигналів (тобто, встановлення еталонних (базових) значень ентропії у кожному класі  $\{E_{\text{баз}}^i\}_{i=1}^n$ , де  $n$  – кількість класів, та їх границь  $\{\pm \Delta E_{\text{баз}}^i\}_{i=1}^n$ ) використано результати, наведені у [6]. Тобто, застосування методу класифікації інформаційних сигналів на основі побудови оптимального дерева рішень дозволило розбити ГЕН промислового підприємства на дванадцять класів, чотири із яких є основними. Розрахунки були проведені на основі аналізу 120 типових ГЕН та розрахованих їх ентропій за рівнями вейвлет-декомпозиції.

Із вибірок даних класів було сформовано базову вибірку (як середньоарифметичне значення всіх вибірок, які входять у даний клас). Потім для кожної базової (еталонної) вибірки розраховано сумарну ентропію  $\{E_{\text{баз}}^k\}_{k=1}^{12}$  відповідно до (2), та встановлено границі класів  $\{\Delta E_{\text{баз}}^k\}_{k=1}^{12}$  (12 – кількість вибірок у одному класі) таким чином, щоб

$$(E_{\text{баз}}^{i+1} + \Delta E_{\text{баз}}^{i+1}) < (E_{\text{баз}}^i - \Delta E_{\text{баз}}^i) \cap (E_{\text{баз}}^i + \Delta E_{\text{баз}}^i) < (E_{\text{баз}}^{i-1} + \Delta E_{\text{баз}}^{i-1}). \quad (6)$$

Тобто, створено базу даних сегментовану на класи із відповідним значенням базової ентропії (центр класу та його границі)

$$\{\Omega_i(E_{\text{баз}}^i, \pm \Delta E_{\text{баз}}^i)\}_{i=1}^n, \quad (7)$$

де  $n$  – кількість класів. На рис. 3 представлено структурно-функціональну модель формування базових вибірок значень ентропії та їх границь.

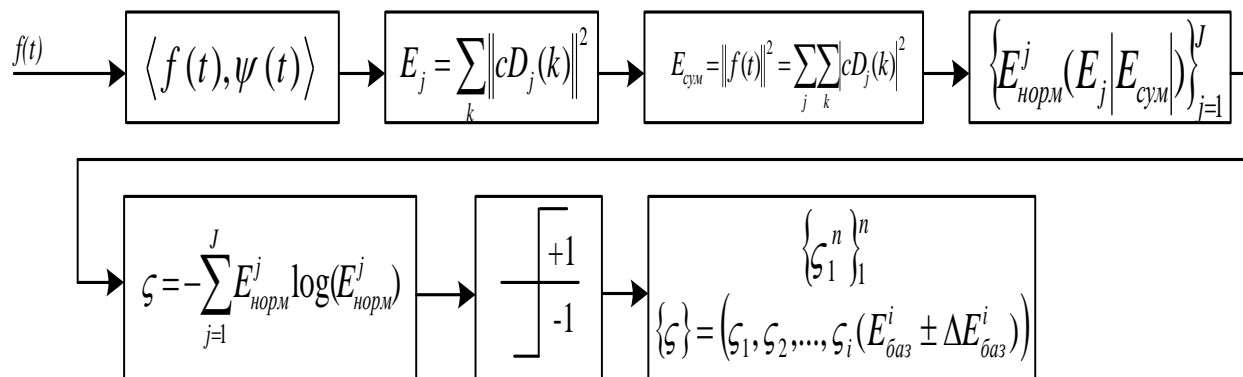


Рисунок 3 – Структурно-функціональна модель побудови бази еталонних значень ентропії (центрів класів та їх границь) для проведення класифікації інформаційних сигналів

Такий розрахунок був проведений для трьох основних класів ГЕН промислового підприємства. Його результати представлені у таблиці 2 та на рис. 4 (класи № 1 – № 3).

Таблиця 2 – Результати формування класів ГЕН промислового підприємства

| Номер класу (тип) | Значення $\{E_{\text{баз}}^i\}_{i=1}^n$ | Значення $\{\Delta E_{\text{баз}}^k\}_{k=1}^{12}$ |
|-------------------|---|---|
| Клас № 1          | 1,65                                    | 0,09  |
| Клас № 2          | 1,4                                     | 0,13  |
| Клас № 3          | 1,1                                     | 0,17  |

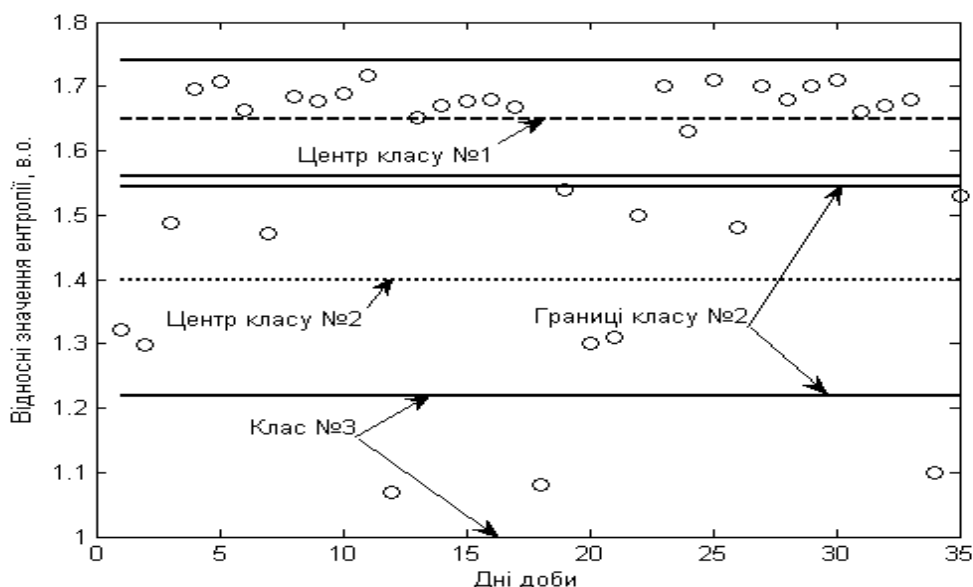


Рисунок 4 – Результати кластеризації ГЕН за методом відносної ентропії за рівнями вейвлет-декомпозиції

На рис. 5 представлений алгоритм проведення класифікації інформаційних сигналів за методом відносної ентропії за рівнями вейвлет-декомпозиції у вигляді псевдокоду.

```

for ( $E_{\delta a3}^i - \Delta E_{\delta a3}^i \leq E_{\text{сум}}^m \leq (E_{\delta a3}^i + \Delta E_{\delta a3}^i)$ )
     $E_{\text{сум}}^m \in \Omega_k$ 
else
    for ( $E_{\delta a3}^{i+1} - \Delta E_{\delta a3}^{i+1} \leq E_{\text{сум}}^m \leq (E_{\delta a3}^{i+1} + \Delta E_{\delta a3}^{i+1})$ )
         $E_{\text{сум}}^m \in \Omega_{k+1}$ 
        else
            .....
            for ( $E_{\delta a3}^n - \Delta E_{\delta a3}^n \leq E_{\text{сум}}^m \leq (E_{\delta a3}^n + \Delta E_{\delta a3}^n)$ )
                else
                    формується новий клас
                end
            end
        end
    end
end
end

```

Рисунок 5 – Псевдокод віднесення ГЕН до визначеного класу на основі аналізу енергії вейвлет-коефіцієнтів (відносної ентропії)

Проведено порівняльні експерименти застосування розробленого методу класифікації у випадках розрахунків відносної ентропії за рівнями вейвлет-декомпозиції для вейвлет-аналізу за допомогою алгоритму Малла, пакетного вейвлету та оптимального дерева рішень. На рис. 6 наведено структурно-функціональну схему порівняльного аналізу якості класифікації інформаційних сигналів.

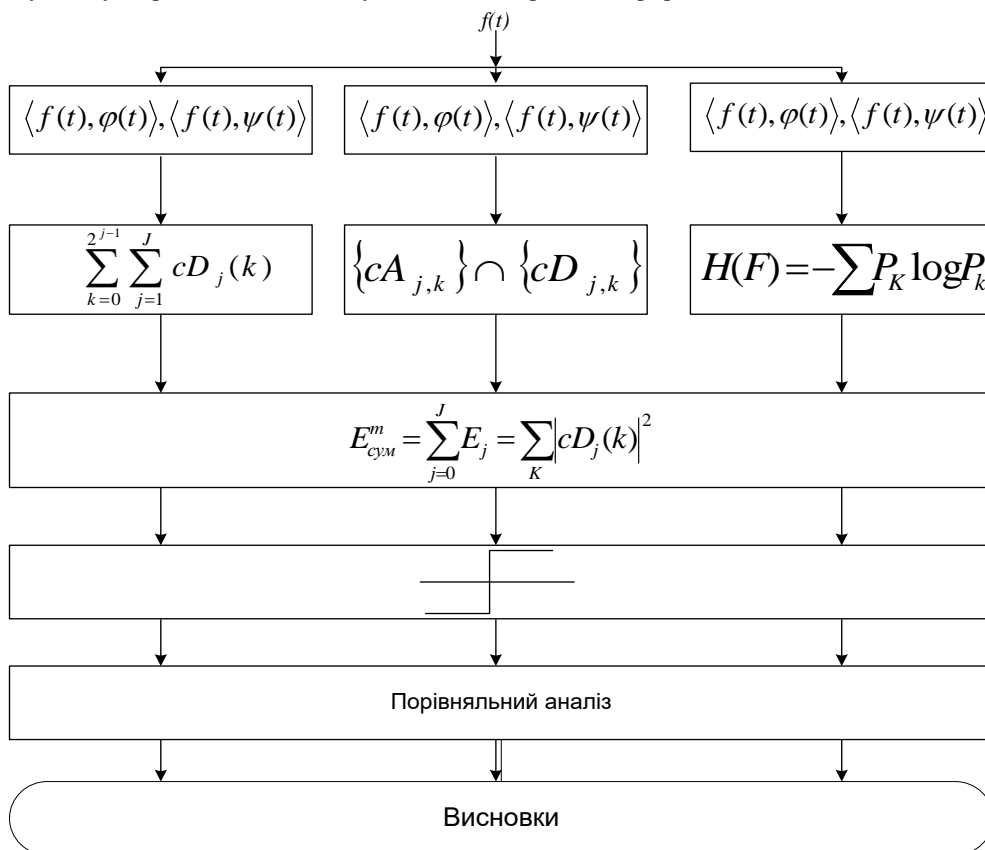


Рисунок 6 – Структурно-функціональна схема порівняльного аналізу якості класифікації інформаційних сигналів за методом відносної ентропії за рівнями вейвлет-декомпозиції

Для порівняльного аналізу було обрано по одному із представників основних двох класів кластеризації (вихідний день – ГЕН № 1, та робочий – ГЕН № 2). Результати аналізу зведені у табл. 3.

Результати такого порівняльного аналізу показали найвищу точність класифікації при застосуванні пакетного вейвлет-аналізу (~ 0,5 % похибок першого роду для ГЕН № 1 та ГЕН № 2, та від 0,3 % до 0,8 % похибок другого роду (при 0,9 % та 0,96 % відповідно для випадку застосування оптимального дерева рішень). Але побудова оптимального дерева рішень суттєво зменшує вплив шумових компонент при застосуванні порогових значень (похибки класифікації як першого, так і другого роду зменшуються на ~ 30 % по відношенню до пакетного вейвлету).

Таблиця 3 – Результати порівняльного аналізу впливу методу проведення вейвлет-декомпозиції інформаційного сигналу на точність класифікації за допомогою методу відносної ентропії за рівнями вейвлет-декомпозиції.

| Тип вейвлет-аналізу       | Тип ГЕН                              |                   |                         |                        |                       |                       |
|---------------------------|--------------------------------------|-------------------|-------------------------|------------------------|-----------------------|-----------------------|
|                           | ГЕН № 1/№2                           |                   |                         |                        |                       |                       |
|                           | Енергія сигналу<br>$E_{f(t)}, *10^8$ | Відносна ентропія | Помилка класифікації, % |                        |                       |                       |
|                           |                                      |                   | I роду                  |                        | II роду               |                       |
| Без шуму                  |                                      |                   | Шум, 15%                | Без шуму               | Шум, 15%              |                       |
| Алгоритм Малла            | 1,157/<br>1,756                      | 1,7085/<br>1,179  | 1,8±0,5/<br>2,1±0,6     | 2,7±0,4/<br>3,5±0,4    | 2,6/<br>1,6±0,34      | 3,1±0,45/<br>3,8±0,5  |
| Пакетний вейвлет          | 0,9149/<br>2,27                      | 1,7758/<br>1,4826 | 0,5±0,1/<br>0,54±0,1    | 1,8±0,12/<br>1,6±0,9   | 0,3±0,1/<br>0,76±0,23 | 1,86/<br>2,09±0,7     |
| Оптималь-не дерево рішень | 1,5077/<br>2,242                     | 1,7040/<br>1,6668 | 0,9±0,4/<br>0,96±0,21   | 1,2±0,08/<br>1,37±0,42 | 0,9±0,2/<br>0,92±0,31 | 1,1±0,16/<br>1,72±0,9 |

Проведено також дослідження точності класифікації інформаційних сигналів за методом відносної ентропії за рівнями вейвлет-декомпозиції в залежності від способу формування бази еталонних значень ентропій (центрів класів та їх границь). Розглянуто три способи такого формування. Перший з яких передбачає формування еталонних значень на стадії кластеризації і формування нових еталонних значень центру класу та його границь (рис. 7, а) наприкінці місяця. Другий метод полягає у формуванні еталонних значень на стадії кластеризації на основі ГЕН за шість місяців (рис. 7, б) і корекції після шістьох місяців. При третьому способі формування еталонних значень на стадії кластеризації проводиться на основі ГЕН за шість місяців (рис 7, в), і еталонні значення коригуються щодня.

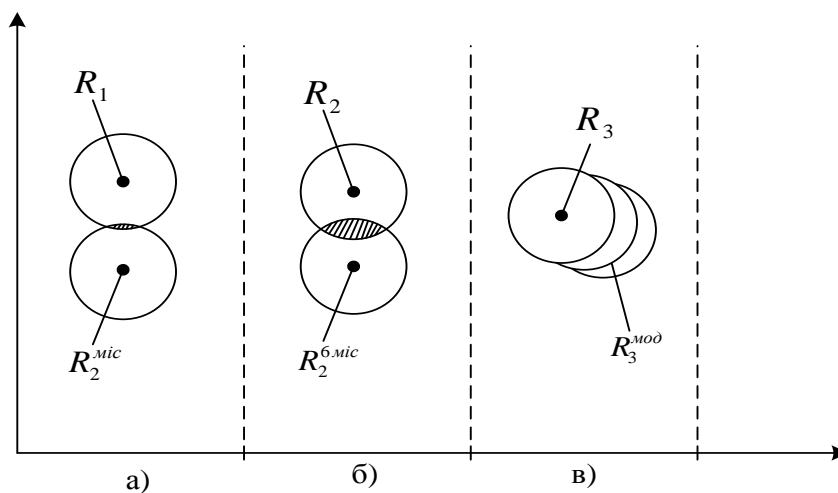


Рисунок 7 – Модифікація характеристик кластерів із часом

$R_1^{mic}, R_2^{6mic}, R_3^{mod}$  – еталонні центри кластерів

Аналіз результатів проведених досліджень дозволяє стверджувати наступне. По-перше, чим більша кількість базових вибірок, тим ефективнішим є застосування еталонної вибірки для формування еталонних характеристик кластерів і, як наслідок, тим вищою є точність подальшої класифікації. По-друге, за необхідності отримання високої точності класифікації інформаційних сигналів коригування характеристик кластерів повинно проводитись безперервно, у темпі отримання поточних даних (для ГЕН це – одна доба). По-третє, на основі аналізу коригувального процесу характеристик кластерів у залежності від необхідної похибки потрібно модифікувати цей процес у реальному режимі часу.

**Висновки**

1. Розроблений метод класифікації інформаційних сигналів на основі синтезу використання частотно-просторових властивостей вейвлет-перетворення, алгоритму застосування оптимальної структури дерева рішень та енергетичних властивостей вейвлет-коефіцієнтів за рівнями вейвлет-декомпозиції забезпечує високу точність та швидкодію. Точність класифікації залежить як від кількості базових вибірок, так і від способу коригування еталонних характеристик кластерів.

2. Застосування пакетного вейвлет-базису призводить до найвищої точності класифікації (помилка до  $\pm 0,5\%$ ), алгоритму Малла – до найбільш швидкої класифікації (швидкість збільшується  $\sim$  у 3 рази порівняно із пакетним вейвлет-базисом). Використання методу класифікації на основі відносної ентропії за рівнями вейвлет-декомпозиції з використанням оптимального дерева декомпозиції завдяки стійкості його рішень до наявності шумових компонент у поєднанні із високою точністю та швидкодією є найбільш придатним для класифікації інформаційних сигналів.

3. Підвищення точності класифікації інформаційних сигналів методом відносної ентропії на основі застосування оптимального дерева рішень досягається підвищенням об'єму базових вибірок та адаптивним коригуванням еталонних характеристик кластерів.

**Список літератури.**

1. Орлов А.И. Статистические методы и анализ данных// Социология. – 1991.- № 2. - С. 28 – 49.
2. А.В. Гармаш Лекция 13. Методы классификации и идентификации. Распознавание образов. - <http://chemstat.com.ru/node/13/>
3. Дж. Вэн Райзин. Классификация и кластер. Перевод с английского П.П.Кольцова под редакцией Ю.И.Журавлева// Издательство. – М.:Мир, 1980. – 389 с.
4. Daniuseviciute L. Wavelet-based Entropy Analysis of Electromyography during 100 Jumps/L. Daniuseviciute, K. Pukenas, A. Skurvydas // Electronics and Electrical Engineering. – 2010. – № 8 (104). – P. 93 – 96.
5. Шеннон К. Работы по теории информации и кибернетике / Изд-во иностр. Литературы. – Москва. – 1963. – 832 с.
6. Волошко А.В. Метод класифікації інформаційних сигналів за допомогою побудови оптимального дерева вейвлет-перетворення/А.В. Волошко, Т.М. Лутчин, Д.Ю. Терещенко// Енергетика, екологія. Людина. - 2012. С. 81 – 85.

**A.V. Voloshko**

**National Technical University of Ukraine «Kiev Polytechnical Institute»**

**CLASSIFICATION OF INFORMATION SIGNALS RELATIVE ENTROPY OF THE LEVELS OF WAVELET DECOMPOSITION**

*Relevance of work due to the fact that since the schedule of electric load is a realization of a random process, its identification must be a timetable in deterministic and random components. The most appropriate mathematical apparatus is currently the orthogonal transformation. Among them is the most widely used wavelet analysis. This paper presents the method of identification and classification of information signals (for example, graphics electrical loads) the relative entropy of the levels of wavelet decomposition.*

**Key words:** electric load schedule, identification, classification, entropy, wavelet analysis.

**References**

1. Orlov A.I. Statistical Methods and Data Analysis //Soziologiya. – 1991. - № 2. – p. 28 – 49.
2. Garmash A.V. Metodu klasyfikaziy i identifikaziy. Raspoznavanie obrazov. - <http://chemstat.com.ru/node/13/>.
3. Raiyzin D.V. Classification and cluster. Perevod s angliyskogo P.P. Kolzova pod redakziyey Yo. I. Yuravleva// Izdat. Mir.:Moskva.-1980. – 340 p.
4. Daniuseviciute L. Wavelet-based Entropy Analysis of Electromyography during 100 Jumps/L. Daniuseviciute, K. Pukenas, A. Skurvydas // Electronics and Electrical Engineering. – 2010. – № 8 (104). – P. 93 – 96.
5. Shenon K. Works on information theory and cybernetics /Isd – vo inostr. Literatury. - :Moskva. – 1963. – 832 p.
6. Voloshko A.V. The method of classification of information signals by constructing optimal tree wavelet transform /A.V. Voloshko, T.M. Lutchin, D.Yu. Terecschenko//Energetika, ekologiya. Chelovek. – 2012. – s. 81 – 85.

Надійшла 15.10.2015

Received 15.10.2015