

Ковалішин А.Р.

ІНФОРМАЦІЙНА МОДЕЛЬ КІЛЬКІСНИХ ПАРАМЕТРІВ РЕЖИМУ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ – ГРАФІКУ ЕЛЕКТРИЧНОГО НАВАНТАЖЕННЯ (ГЕН).

Анотація. В статті досліджуються сучасні системи моніторингу для ефективного управління режимами електроспоживання на промисловому підприємстві та формування інформаційного потоку для забезпечення необхідної точності вирішення режимних задач.

Keywords. Loads, load graphs, power supply modes, information model.

Abstract. The article examines modern monitoring systems for effective management of power consumption modes at an industrial enterprise and the formation of information flow to ensure the necessary accuracy of solving regime tasks.

Ключові слова. Навантаження, графіки навантаження, режими електропостачання, інформаційна модель.

Вступ.

Ефективність управління режимами електроспоживання на промисловому підприємстві в значній мірі залежить від наявності сучасної системи їх моніторингу. Створення системи моніторингу у реальному часі потребує наявності широкого набору визначених інформаційних технологій, налаштованих на параметри реальної системи електропостачання. Основою проведення всього процесу моніторингу є формування інформаційного потоку (вектору режимних параметрів) необхідного об'єму та якості.

Під інформаційним потоком розуміється сукупність вимірних режимних змінних у визначений інтервал часу. При цьому існує необхідність обробки у реальному часі великих об'ємів інформації різної якості і формування таких інформаційних потоків, котрі забезпечували б необхідну точність вирішення режимних задач.

Аналітичний огляд наукових публікацій по темі дослідження.

Для проведення аналізу інформаційних потоків виникає задача створення їх моделі. Вихідними даними для побудови інформаційної моделі є результати вимірювань кількісних та якісних характеристик режиму електропостачання. Як тільки модель ідентифікована і формально описана, за її допомоги можна інтерпретувати представлені дані.

Як показує аналіз наукових публікацій, недоліки, які притаманні формуванню моделі інформаційного потоку за допомогою перетворення Фур'є властиві також у тій чи іншій мірі ортогональним перетворенням Уолша-Адамара, за допомогою функцій Радемахера, Хаара, Уолша [1], Вінерівській фільтрації та перетворенню Гільберта [2]. Основними же недоліками відомих методів обробки сигналів, які формують обмеження моделі представлення сигналу, є наступні:

1. Оскільки інформаційний сигнал складається із різномасштабних компонент (локальних особливостей із різними відносними величинами та часовою тривалістю), найбільш ефективним способом їх представлення на даний час є застосування методів апроксимації, які засновані на розкладанні сигналу за тим, чи іншим базисом: $f(t) = X_1 f_1(t) + X_2 f_2(t) + \dots + X_n f_n(t)$. При цьому, якщо коефіцієнти X_i корелюють між собою, висновок про те, які апроксимуючі функції необхідно використовувати (Уолша-Адамара, Радемахера, Хаара, Уолша, Вінерівську фільтрацію, перетворення Гільберта) зробити достатньо важко. Тому одним із обмежень апроксимуючих функцій f_i , $i = \overline{1, r}$ є необхідність їх ортогональності відносно проміжку часу t_i .

2. Представлення сигналів із наявними особливостями на основі їх

апроксимації лінійними фільтрами також є неефективним у випадку, коли завади у сигналі не завжди мають гаусів закон розподілення, а також піки, злами інформаційної складової «згладжуються» у випадку повторної обробки лінійним фільтром.

3. Усунення даного недоліку застосування лінійних фільтрів проводиться побудуванням нелінійних адаптивних апроксимуючих схем на основі екстраполюючих фільтрів.

Аналіз властивостей найбільш застосовуваних методів обробки (представлення) моделі сигналу і наведених обмежень дозволив синтезувати узагальнені вимоги до методу представлення сигналу (його моделі), які повинні бути враховані при подальшій розробці моделі інформаційного потоку:

- обраний базис апроксимації сигналу повинен бути адаптивним до властивостей сигналу і мати можливість адаптуватись до нього у реальному часі;
- мати хорошу роздільність за частотою (збільшення масштабу повинно приводити до звуження Фур'є-спектру базисної функції);
- мати хорошу роздільність у часі (зміщення базисної функції у часі повинно забезпечувати можливість аналізу властивостей сигналу у різних точках по всьому досліджуваному інтервалі);
- базисні функції повинні бути ортонормовані, а перетворення – ортогональним;
- побудована модель повинна ув'язати в єдиний інформаційний простір всі етапи представлення інформації (збір, обробку, зберігання та передачу), що в значній мірі сприяло б побудові ефективної багаторівневої системи управління режимами системи електропостачання.

Формування моделі інформаційного потоку.

Враховуючи аналіз наукових публікацій і синтез на їх основі обмежень до моделі інформаційного сигналу у роботі пропонується застосування методів ортогональних перетворень, які найбільш динамічно розвиваються у теперішній час. На початку дев'яностих років минулого століття швидкого розвитку одержує новий розділ математики, так зване адаптивне ортогональне перетворення - вейвлет-аналіз. Теорії вейвлет-перетворення базуються на роботах [3, 4]. В основу покладено метод аналізу сигналу з різноманітним розділенням, який має назву кратно-масштабний аналіз (multiresolution analysis) і забезпечує представлення сигналу $f(t)$ в базисі $\left\{ \psi_{a,b} = |a|^{-1/2} \psi((t-b)/a) \right\}_{a,b}$ з коефіцієнтами розкладання

$v(a,b) = \langle f, \psi_{a,b} \rangle$, де $\langle f, \psi_{a,b} \rangle \equiv \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi_{a,b}(t) dt \equiv \langle f, \psi_{a,b} \rangle$. У [3, 4] наведені основні формули та співвідношення, які використовуються для проведення вейвлет-аналізу.

Результат проведення вейвлет-аналізу іще в науковій літературі називається кратно-масштабним аналізом (КМА), це послідовність замкнених підпросторів $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ із $L^2(\mathbb{R})$, які утворюють кратно-масштабну апроксимацію, якщо задовольняються наступні шість властивостей [5]:

$$\forall (j,k) \in \mathbb{Z}^2, \quad f(t) \in V_j \Leftrightarrow f(t-2^j k) \in V_j, \quad (1)$$

$$\forall j \in \mathbb{Z}, \quad V_{j+1} \subset V_j, \quad (2)$$

$$\forall j \in \mathbb{Z} \quad f(t) \in V_j \Leftrightarrow f\left(\frac{t}{2}\right) \in V_{j+1}, \quad (3)$$

$$\lim_{j \rightarrow +\infty} V_j = \bigcap_{j=-\infty}^{+\infty} V_j = \{0\}, \quad (4)$$

$$\lim_{j \rightarrow -\infty} V_j = \text{Замикання} \left(\bigcup_{j=-\infty}^{+\infty} V_j \right) = L^2(R). \quad (5)$$

Існує масштабна функція $\varphi(t) \in V_0$ така, що множина її зрушень $\{\varphi(t-k), k - \text{ціле}\}$ складає базис V_0 (6)

Аналіз даних властивостей показує наступне. Властивість (1) означає, що V_j інваріантне відносно зсуву, пропорційного масштабу 2^j . Цей простір являє собою рівномірну решітку з кроками 2^j , яка характеризує наближення сигналу з роздільністю 2^{-j} . Включення (2) – причинна властивість, згідно якої наближення з роздільністю 2^{-j} містить всю необхідну інформацію для обчислення з грубою роздільністю 2^{-j-1} . Розтягнення функцій із V_j в два рази збільшує у два рази роздільність, і (3) гарантує, що це визначає апроксимацію з більш грубою роздільністю 2^{-j-1} .

Коли роздільність 2^{-j} прямує до 0, то властивість (4) вказує, що усі деталі сигналу $f(t)$ загублені і його енергетична компактність $\lim_{j \rightarrow +\infty} \|Pv_j f\| = 0$. З іншого боку, коли роздільність 2^{-j} прямує до $+\infty$, властивість (5) відповідає тому, що апроксимація сигналу збігається до початкового вигляду сигналу, тобто $\lim_{j \rightarrow -\infty} \|f - Pv_j f\| = 0$. Коли роздільність 2^{-j} зростає, швидкість убутання похибки апроксимації $\|f - Pv_j f\|$ залежить від гладкості сигналу $f(t)$ (дана похибка пов'язана з рівномірною гладкістю Лібшиця f [6]).

Наближення f з роздільністю 2^{-j} визначається як ортогональна проекція $Pv_j f$ на V_j . Для того, щоб обчислити дану проекцію необхідно віднайти ортонормований базис V_j . Побудова ортогонального базису кожного простору V_j проводиться за допомогою розтягнення і зсуву однієї функції φ , яка називається масштабуючою функцією. Масштабуюча функція задовольняє ряду властивостей, які лежать в основі схем смугової фільтрації, стискання сигналів і зображень [115]:

$$\varphi(t) = 2 \sum_k h_k \varphi(2t-k), \quad \sum_k h_k = 1. \quad (7)$$

Співвідношення (7) представляє рівняння розтягування. набір

$$\left\{ \varphi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \varphi(2^j t - k) \right\}_{k=1,2,\dots} \quad (8)$$

являється базисом для множини V_j .

Крім масштабної функції в алгоритмах розкладання та реконструкції бере участь вейвлет-функція $\psi(t)$ та базис $\{\psi_{j,k}(t)\}$ для W_j на її основі. Має місце також ортогональне розкладання (2.9), (2.10). Функції $\{\psi(t-k)\}_{k=1,2,\dots}$ являються базисом в W_0 , а $\{\psi_{j,k}(t), j, k - \text{цілі}\}$ базисом в L^2 [48, 49]:

$$V_{j+1} = V_j \oplus W_j, \quad (9)$$

$$\bigcup \oplus W_j = L^2. \quad (10)$$

Вейвлет-функція $\psi(t)$ задовольняє співвідношенню (11), за структурою аналогічному (7):

$$\psi(t) = 2 \sum_k g_k \varphi(2t - k). \quad (11)$$

Підсумовуючи наведене вище, основні властивості вейвлет-аналізу можна сформулювати наступним чином. Вейвлет-перетворення має розвинену структуру математичної формалізації і різноманітні форми вираження двох основних функцій (масштабної, або скейлінг-функції, та вейвлет-функції), які визначають базис вейвлет-перетворення (ВП) і його види.

Побудова моделі інформаційного потоку системи електропостачання базується на таких основних властивостях вейвлет-перетворення. Ортогональність відповідає за зручність обчислень вейвлет-коефіцієнтів розкладання, і мінімальні розбіжності фільтрів аналізу та синтезу, що значно зменшує об'єми обчислень. Нулеві моменти базисних функцій сприяють стисканню інформації при ВП [6]. Гладкість гарантує відсутність спотворень при ВП гладких сигналів, компактність забезпечує невелику довжину фільтрів, а симетрія забезпечує зберігання фазових співвідношень при реконструкції сигналу [6 - 8].

Поєднання всіх властивостей в одному ВП не можливе, тому особливості і структура аналізованого сигналу потребує вибору між адекватністю базису та його властивостями. В [9] проведено систематизацію характеристик базисів ВП в плані класифікації типів базисів за 8-ма ознаками, які включають ортогональність, компактність носія, наявність симетрії, можливість задання бажаної кількості нульових моментів, повноту відновлення сигналу при зворотному ВП, регулярність, наявність КІХ – фільтрів в алгоритмах аналізу та синтезу, а також наявність явних виразів функцій $\varphi(t)$ та $\psi(t)$, які утворюють базис.

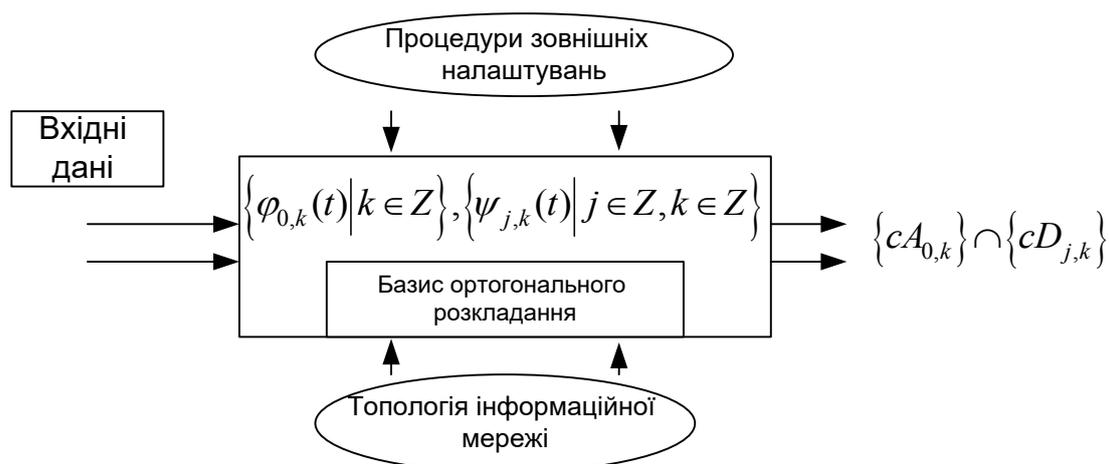


Рисунок 1 – Ортогонально-просторова та частотно-впорядкована модель інформаційного потоку

Вихідні значення (коефіцієнти) моделі $\{cA_{0,k}\} \cap \{cD_{j,k}\}$ - коефіцієнти ортогонального розкладання вхідних даних по базисам $\{\varphi_{0,k}(t) | k \in Z\}, \{\psi_{j,k}(t) | j \in Z, k \in Z\}$, причому $\{\psi_{j,k}(t) | j \in Z, k \in Z\}$ є базисом простору W_j , за допомогою якого задається рівень ортогонального розкладу інформаційного потоку

Коефіцієнти моделі $\{cA_{0,k}\} \cap \{cD_{j,k}\}$ відображають інформацію на площині, розміщуючи її частотні компоненти на різних рівнях розподілення і одночасно показуючи час появи сигнулярності у інформаційного потоку. Наближення інформаційного потоку

$$f(t) = \sum_k cA_{0,k} \varphi_{0,k}(t) + \sum_{j=0}^{\infty} \sum_k cD_{j,k} \psi_{j,k}(t), \quad (12)$$

відзначається властивостями часової та частотної локалізації:

- підсумовування членів розкладу по змінній k відповідає локалізації сингулярності у часовій області, оскільки припускає транслявання базисних функцій $\varphi_{0,0}(t)$ та $\psi_{j,0}(t)$ уздовж осі абсцис;

- підсумовування членів ряду розкладу по j припускає визначити спектральний склад інформаційного потоку, а також (12) представляє собою ортогональний розклад інформаційного потоку, характер якого визначається вибором базисних функцій $\varphi_{0,k}(t)$ та $\psi_{j,k}(t)$. При цьому, основною відмінністю даної моделі від моделі на базі Фур'є-перетворення є те, що побудова спектру Фур'є вхідної функції $f(t)$ припускає розклад даної функції у ряд на єдиному рівні, в той час як число рівнів розкладу по (12) визначається числом просторів W_j .

Застосування даної моделі для формування узагальненого (єдиного) інформаційного простору включає деякі обмеження:

- формування того чи іншого параметру інформаційного потоку залежить від частоти дискретизації вхідних даних, і, як наслідок, від рівня ортогонального розкладу;

- в залежності від структури вхідного сигналу (частотний спектр, несинусоїдальність, наявність шумових компонент, спотворень його номінальних параметрів необхідно вибирати найкращий базис, адаптований до структури сигналу шляхом мінімізації похибки апроксимації в ньому;

- виходячи із властивостей ортогонального вейвлет-перетворення число просторів розкладу (значення j) повинно вибиратися виходячи із формули $j = \log_2 N$, де N – число дискретних значень вхідного сигналу;

- якщо кількість вхідних значень N не відповідає числу 2^j , то недостатня кількість значень сигналу добавляється нулями.

Відносно формування моделі ГЕН то необхідно відмітити наступне. Ортогональне перетворення проводиться до рівня $J = 5$. Це обумовлено властивістю вейвлет-перетворення. Роздільність 2^J повинна бути кратною 2. А оскільки почасовий ГЕН має 24 значення, для проведення вейвлет-аналізу дані значення доповнюються вісьмома нульовими значеннями. У кінцевому результаті маємо число значень ГЕН $N = 32$ і так як, $2^J = 32$, то із цього слідує $J = 5$. На рис. 2 представлено структурно-функціональну модель ГЕН, яка представляє собою ієрархічну структуру порівневих частотно-впорядкованих та взаємо-пов'язаних вейвлет-коефіцієнтів.

Дана модель описується наступним чином

$$\{P[k]\}_{k=0}^{31} = \sum_{k=0}^{31} cA_5(k) + \sum_{j=1}^5 \sum_{k=0}^{31} cD_j(k), \quad (13)$$

де $\{P[k]\}_{k=0}^{31}$ – вихідні дані ГЕН (нульовий рівень вейвлет-декомпозиції), $\sum_{k=0}^{31} cA_5(k)$ –

апроксимуючі вейвлет-коефіцієнти останнього, п'ятого рівня вейвлет-декомпозиції, $\sum_{j=1}^5 \sum_{k=0}^{31} cD_j(k)$ – деталізуючі вейвлет-коефіцієнти з першого по п'ятий рівень вейвлет-декомпозиції. Аналізуючи рис. 2 та вираз (12) можна зазначити, що дана модель будується

розкладанням сигналу на апроксимуючу частину $\{cA_j(k)\}$ та деталізуючі рівні $\sum_{j=1}^5 \sum_{k=0}^{31} cD_j(k)$,

а відновлення вихідного сигналу може проводитись із необхідною для аналізу моделі точністю.

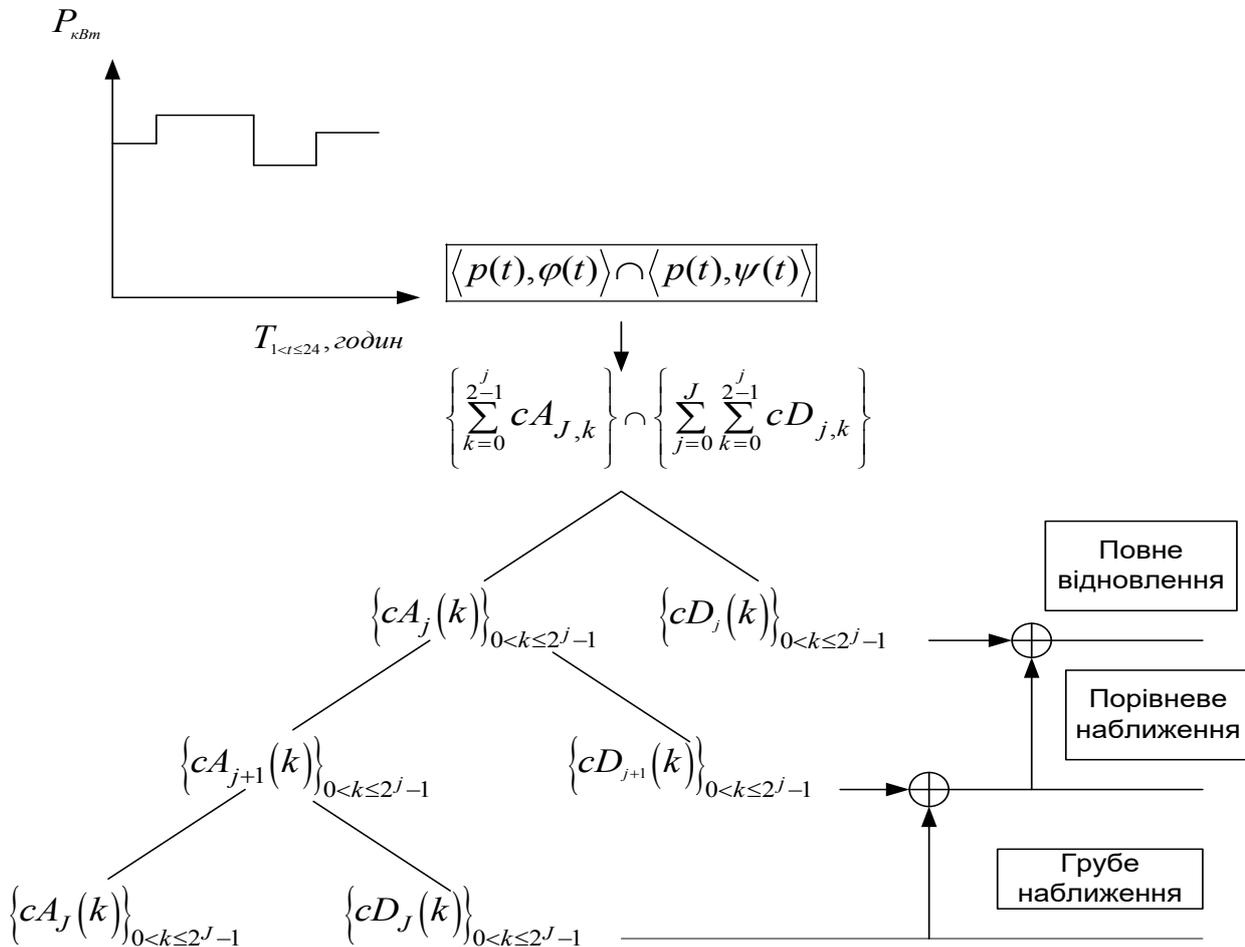


Рисунок 2 – Структурно-функціональна модель ГЕН J – останній рівень вейвлет-декомпозиції ($J = 5$)

Найбільш груба апроксимація ГЕН приходить на п'ятий рівень моделі $\{P_5(k)\} = \{cA_5(k)\} + \{cD_5(k)\}$. Підняття на один рівень моделі вгору приводить до уточнення вихідного сигналу і на останньому рівні – першому, повністю відновлюється вихідний сигнал $\{P(k)\} = \{cA_5(k)\} + \{cD_5(k)\} + \dots + \{cD_1(k)\}$.

Розроблена модель дозволяє однозначно представляти ГЕН, і в залежності від поставленої задачі відновлювати його з необхідною точністю (від 50 % до 100 %). Тобто, реалізується можливість з необхідною точністю наближувати найбільш важливі ділянки ГЕН (ділянки максимумів навантаження та його спаду, окремі ділянки ГЕН промислового підприємства для більш детального їх аналізу і т. і.). Також, така побудова інформаційної моделі ГЕН дозволяє суттєво, у десятки разів, стискати інформаційні потоки про електроспоживання.

Література

1. Залмазон Л.А. Преобразования Фурье, Уолша, Хаара и их применение в управлении, связи и других областях. – М.: Наука. Гл. ред. физ.- мат. лит., 1989. – 496 с.

2. Рабинер Л. Теория и применение цифровой обработки сигналов/Л. Рабинер, Б. Гоулд.М.: Мир. – 1978. – 848 с.
3. Праховник А.В. О построении информационной модели электропотребления/Вестник Киевск. Политехн. Ин – та. Горная электромеханика и автоматика. – 1976. – вып. 7. – С. 44 – 46.
4. Chow C.K. An Optimum Character Recognition System using Decision Functions/IRE Frans. On Electr. Comp. – EC-6. – 1957. – P. 247 – 254.
5. Akansu A. Multiresolution Signal Decomposition/A/ Akansu, R. Haddad//Academic Press. 1993. – 499 p.
6. Meyer Y. Wavelet and Operators/Cambridge Studies in Advanced Mathematics, 37. – 1992. – 240 p.
7. Coifman R.R. In Wavelets and their Applications/ R.R. Coifman, Y. Meyer//Digital and Signal Processing. 1992, V. 7, P. 153 – 178.
8. Малла С. Вейвлеты в обработке сигналов: Пер. с англ. – М.: Мир, 2005. – 671 с.
9. Davis G.M. Adaptive time-frequency decompositions/G.M. Davis, S. Mallat, Z. Zhang//SPIE J. of Opt. Engin. – 1994. - Vol. 33(7). – P. 2183 – 2191.
10. Aldroubi A. Families of multiresolution and wavelets spaces with optimal properties/A. Aldroubi, M. Unser//Numer. Functional Anal. and Optimization, 1993. V. 14. – P. 417 – 446.
11. Меркушева А.В. Классы преобразований нестационарного сигнала в информационно-измерительных системах. II. Время-частотные преобразования/Научное приборостроение, - 2002, - том 12, - №2, - С. 59 -70.