

ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДУ ГІЛЬБЕРТА-ХУАНГА В АНАЛІЗІ ДИНАМІКИ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ОРГАНІЗАЦІЇ

The purpose of this article is Hilbert-Huang transform method to power consumption analysis usage presentation. The algorithm of this transform is described and results are discussed.

Вступ

У зв'язку з підвищенням ролі електроенергетики в житті суспільства впровадження сучасних систем контролю та обліку електроенергії для різних рівнів електроспоживання стає важливим етапом підтримки працездатності всієї системи електропостачання. Результати аналізу динаміки споживання електроенергії використовуються як у задачах ефективного управління постачанням, так і в задачах прогнозування витрат. Одним з основних в такому аналізі є інтерпретація результатів спостереження.

Останнім часом в питанні дослідження часових рядів все більш застосовується нова методика, яка базується на методах обчислювальної математики та новітніх інформаційних технологій та дістала назву перетворення Гільберта-Хуанга [1].

Постановка задачі

Доступною опрацюванню є вибірка $P[j], j = \overline{1, J}$, обсягу $J = 8760$ значень потужності електроспоживання організації. Вибірка отримана за результатами спостереження показів лічильника електроенергії протягом року з періодом дискретизації 1 година. Необхідно провести аналіз вибірки $P[j]$ методом перетворення Гільберта-Хуанга, а отримані результати використати для розв'язку конкретних задач. На рисунку 1 представлена реалізація процесу електроспоживання за поточні двадцять одну добу квітня місяця.

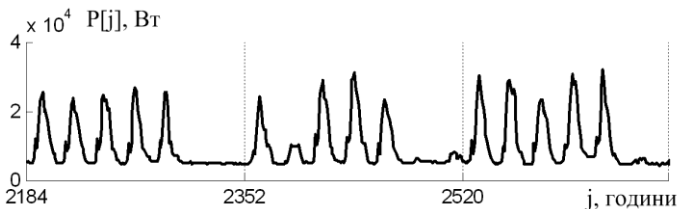


Рис. 1 Графік реалізації процесу електроспоживання за поточні двадцять одну добу квітня місяця.

Розв'язок задачі

Перетворення Гільберта-Хуанга складається з двох етапів: емпіричної модової декомпозиції та Гільберт-аналізу. Для вирішення різних задач ці два

етапи можуть використовуватись як спільно, так і окремо. Використання емпіричної модової декомпозиції дозволяє представити аналізовані дані у вигляді суми власних модових функцій, з яких можна отримати тренд та інформацію про глобальні закономірності розвитку досліджуваного процесу. Застосування до отриманих власних модових функцій Гільберт-аналізу дає суттєву інформацію про розвиток амплітудних та частотних характеристик досліджуваного процесу в часі. Розглянемо ці етапи більш детально.

Емпірична модова декомпозиція (EMD).

Метод вперше був описаний та впроваджений Н.Е. Хуангом [1]. Його сутність полягає в адаптивному алгоритмі представлення нестационарних даних у вигляді суми власних модових функцій (intrinsic mode functions).

В цьому методі під власною модовою функцією розуміється циклічна функція, що має нульовий середній рівень та характеризується наступною властивістю: кількість нуль-переходів функції дорівнює кількості екстремумів або відрізняється не більше ніж на одиницю.

Нижче розглянуто алгоритм знаходження власних модових функцій для вибірки $P[j]$:

1. Обчислення власної модової функції.

1.1. Для досліджуваного часового ряду $P[j]$ знаходять екстремуми – максимуми і мінімуми та проводять їх інтерполяцію кубічними сплайнами. Для отриманих в такий спосіб обвідних знаходять криву середнього $m[i]$. Різниця між отриманим середнім і вхідною послідовністю – це прообраз власної модової функції:

$$h[j] = P[j] - m[j], \quad (1)$$

Операцію 1.1 застосовують далі до $h[j]$ і отримують послідовність наступних прообразів власних модових функцій.

1.2. Операцію 1.1 виконують k разів до моменту, коли прообраз $h[j]$ відповідатиме визначенню власної модової функції, що дозволяє прийняти його за першу власну модову функцію, тобто $c_1[j] = h[j]$. В прийнятому позначенні $c_i[j]$ – i -та власна модова функція після завершення процесу обчислення, а $h[j]$ – позначення прообразу власної модової функції в процесі її обчислення. Ітераційний процес виділення власної модової функції з вихідної вибірки дістав назву «відсіювання». Критерії зупинки процесу відсіювання більш детально розглянуто в [3].

2. Процес розкладу ряду на суму власних модових функцій.

2.1. Отриману власну модову функцію $c_1[j]$ віднімають від початкових даних і отримують ряд залишків $r_1[j]$

$$r_1[j] = P[j] - c_1[j], \quad (2)$$

Ряд $r_1[j]$ використовують як вхідні дані для повторення операцій 1.1, 1.2, 2.1. Такого роду обчислювальні операції продовжуються до тих пір, поки

часовий ряд залишків можна описати однією з наступних математичних моделей:

- постійна складова;
- монотонна зростаюча або спадаюча функція (монотонний тренд);
- функція з одним екстремумом.

В результаті застосування методу емпіричної декомпозиції вхідний процес розкладається на суму n власних модових функцій та кінцевий залишок:

$$P[j] = \sum_{i=1}^n c_i + r_n, \quad (3)$$

Результати декомпозиції

В результаті декомпозиції річного досліджуваного числового ряду, фрагмент ний графік якого наведено на рис. 1, за описаним вище алгоритмом отримано 13 власних модових функцій. Перша та друга власні модові функції наведені на рис. 2 на інтервалі за січень та лютий місяці річного часового ряду.

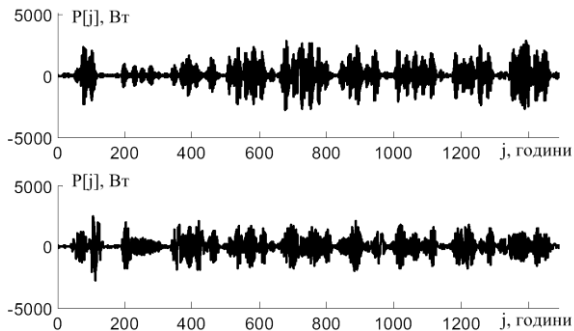


Рис. 2 Графік першої та другої власних модових функцій числового ряду $P[j]$

За своїм характером першу та другу власну модову функцію можна віднести до реалізації нестационарного випадкового процесу. На рисунку 3 наведена п'ята власна модова функція, що відповідає добовій циклічності за поточні двадцять одну добу квітня місяця.

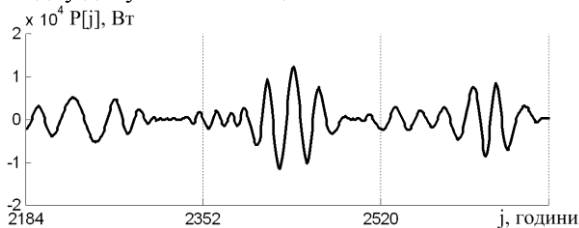


Рис. 3 Графік добової власної модової функції числового ряду $P[j]$

Тижнева циклічність відображена восьмою власною модовою функцією представленою на рисунку 4 за поточні двадцять одну добу квітня місяця

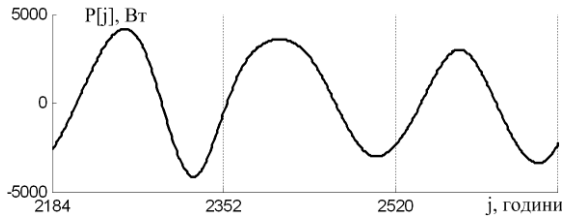


Рис. 4 Графік тижневої власної модової функції числового ряду $P[j]$

Комбінація з декількох власних функцій з найбільшими періодами, дає тренд часового ряду (рис. 5).

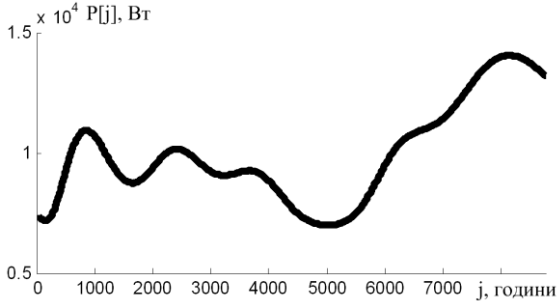


Рис. 5 Графік часового ряду $P[j]$ та його тренду, отриманого за методом ЕМД

Отримані результати дозволяють аналізувати та робити висновки про характер перебігу досліджуваного процесу на різних рівнях, деталізації компонент часового ряду.

Гільберт аналіз

Один із фізично значимих шляхів дослідження процесів – є аналіз поточних значень амплітуди та частоти або періоду компонент процесу. Найпростіший спосіб отримання цих значень – використання дискретного перетворення Гільберта [5], завдяки якому вхідній послідовності $z[j]$ ставлять у відповідність аналітичний сигнал: $z[j] = a[j]e^{i\theta[j]}$, де $a[j]$ – дискретна амплітудна характеристика, $\theta[j]$ – дискретна фазова характеристика вхідної послідовності $z[j]$. Поточні значення частоти знаходять як:

$$\omega[j] = \frac{\theta[j] - \theta[j+1]}{Td}, \quad (4)$$

де Td – період отримання даних.

Більш детальний опис перетворення Гільберта та його застосування для аналізу сигналів описано в [4,5].

Отже, отримавши власні модові функції в попередньому пункті, не важко застосувати до кожної з них перетворення Гільберта та отримати n дискретних амплітудних характеристик та n дискретних фазових характеристик з яких знаходять поточні значення частоти або періоду кожної компоненти. Отриману інформацію можна розглядати окремо, або звести в один частотно-часовий розподіл амплітуд, так званий амплітудний Гільберт спектр $H(\omega[j], t[j])$. Це двовимірний спектр який відображає розподіл амплітуд компонент процесу в залежності від їх поточної частоти в поточний момент часу. Зазвичай амплітуду позначають кольором.

На рисунку 5 представлений загальний вигляд спектру часового ряду, але замість поточної частоти використано поточний період: $T[j] = \frac{2\pi}{\omega[j]}$. Це

зроблено для зручності інтерпретації результатів: часто більший інтерес представляє саме період компонент, а не їх частота.

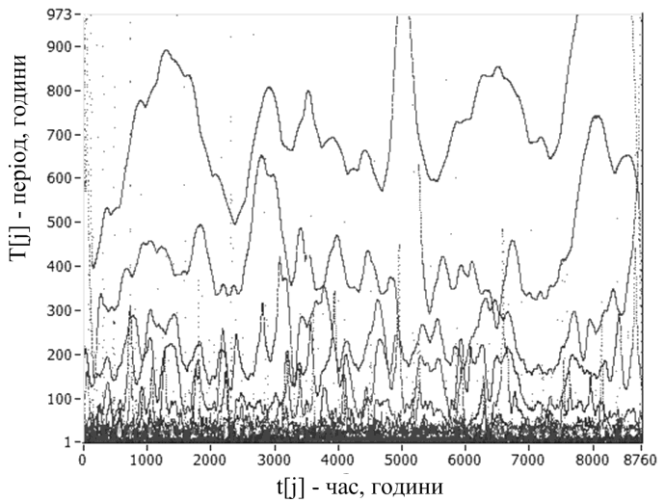


Рис. 5 Гільберт спектр часового ряду $P[j]$

На рисунку 6 представлена збільшена область в околі періоду в 24 години.

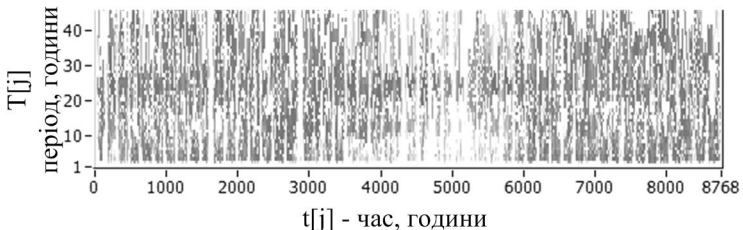


Рис. 6 Збільшена ділянка спектру в околі періоду 24 години.

Як бачимо основні амплітуди зосереджені на періодах в 24 та в 12 годин. Найвні амплітудні та частотні модуляції, що можна обґрунтувати сильною залежністю процесу електроспоживання від часу, пори року, особливостей роботи організації.

Використовуючи дані отримані на етапі декомпозиції можна побудувати модель електроспоживання організації, за допомогою якої можна прогнозувати витрати.

Висновки.

Розглянутий метод є потужним засобом в аналізі часових рядів. Його переваги полягають у адаптивності базису розкладання, легкій інтерпретації результатів та чіткій прив'язці до фізичного підґрунтя досліджуваного процесу.

Розроблено програмне забезпечення в середовищі NI LabView для реалізації запропонованих методик. Використання середовища NI LabView дозволяю легку інтеграцію із апаратними засобами збору даних, що підвищує цінність програмного забезпечення та створює можливість роботи такої системи в повністю автоматичному режимі.

1. *Norden E. Huang.* Hilbert-Huang transform and its Applications// World Scientific Publishing Co. Pte.Ltd, 2005 – 324p.
2. *Dergunov O.V., Trots V.M., Kuts Y.V., Shcherbak L.M.* Empirical mode decomposition in signal analysis [“Aviation in the XXI-st centurx 2010”], (Kyiv, 21-23 September 2010) [etc.]. – К.: NAU, 2010. – P. 12.21-12.26.
3. *Patrick Flandrin.* On Empirical mode decomposition and its algorithms// IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing NSIP-03, Grado (I), 2003
4. *Куц. Ю.В.* Статистична фазометрія./ *Куц. Ю.В., Щербак Л.М.* – В.:Тернопіль, 2009, –383 с
5. *Дергунов О.В.* Застосування кругового середнього в задачах фільтрації фазових характеристик модульованих гармонічних сигналів./ *Дергунов О.В., Куц. Ю.В., Троць В.М.* – К: Вісник інженерної академії України №3-4, 2010