

УДК 621.311.1:519.652

А. В. Волошко, Н. Ю. Музика, П. О. Бочуля

Інститут енергозбереження та енергоменеджменту
НТУУ «Київський політехнічний інститут»
Проспект Перемоги, 37, 03056 Київ, Україна

Функціонально-орієнтована модель адаптивного короткострокового прогнозування електричного навантаження

Запропоновано метод адаптивного вибору порогового значення прогнозованих вейвлет-коефіцієнтів, метод прогнозування електричного навантаження шляхом сегментування інформаційного сигналу на низько та високочастотні складові. Наведено порівняльний аналіз точності прогнозування запропонованим методом з відомими методами прогнозування.

Ключові слова: прогнозування, вейвлет-аналіз, похибка прогнозування.

Вступ

Прогнозування електричного навантаження в межах доби або оперативне (короткострокове) впродовж поточної доби відноситься до такого класу задач, де залежність між вхідними і вихідними змінними достатньо багатогранна та складна. Тому знаходження закономірностей у великих інформаційних об'ємах даних потребує нетривіальних алгоритмів і пов'язане зі значними витратами часу.

Необхідно відмітити, що у випадку малих інтервалів усереднення із-за суттєвої невизначеності добового електроспоживання, коли аналітично неможливо визначити характер залежності параметрів електроспоживання від яких-небудь факторів, які спираються на нормальне розподілення і оперують поняттям «середнє», а процес електроспоживання нестационарний і не ергодичний, є дуже складною задачею.

Аналіз літературних даних і постановка проблеми

Більшість алгоритмів прогнозування електричного навантаження, які розроблені в електроенергетиці, представляють собою комбінацію різноманітних статистичних процедур. Є методи, в яких виконується виділення, так званої, базової складової у змінах навантаження, в інших зміна навантаження розглядається як випадковий процес.

© А. В. Волошко, Н. Ю. Музика, П. О. Бочуля

Відповідно до [1], техніка прогнозування електричного навантаження була спочатку поділена на шість категорій: множинну регресію, експоненціальне згладжування, ітераційні методи найменших квадратів, адаптивне прогнозування, стохастичні часові ряди, ARMAX-моделі (Autoregressive moving-average model — модель авторегресії-ковзкого середнього). Проведемо аналіз результатів застосування даних методів до прогнозування графіка електричного навантаження (ГЕН) інтегрованої системи електропостачання.

Було проаналізовано застосування до прогнозування ГЕН наступних методів: 1) багатофакторної моделі прогнозування максимальних навантажень промислових підприємств [2, 3] із застосуванням до цих моделей чисел Чебишева на основі теорії опорних векторів [4–6], який був уточнений шляхом модифікації опорних векторів методом найменших квадратів (LS-SVM — List Square Support Vector Machines); 2) імітаційних моделей [7]; 3) моделі на основі методу групового урахування аргументів (МГУА) [8]; 4) моделювання методами теорії ймовірностей [9]; 5) моделювання за допомогою лінійного періодичного випадкового процесу [10] та методика, яка застосовує методи математичної статистики [11, 12], Бокса-Дженкінса [13]; 6) методу Хольта — двопараметричного експоненціального згладжування [14–15]; 7) методу Вінтерса — дослідження частотного спектра сигналу і побудова прогнозу, який базується на використанні його найбільш характерних гармонік [16–20].

Аналіз значень похибок прогнозування вищенаведеними методами показує їхні наступні недоліки. Серед них можна відмітити такі [21]: базисні функції, визначені на всій числовій осі, і їхні параметри не змінюються у часі; обмеженість кількості базисних функцій впливає на точність їхнього відновлення; наявність локальних особливостей часового ряду призводить до зміни частотного образу ряду, який «розмазується» по всій частотній осі, що робить їхнє виявлення за спектром сигналу вельми проблематичним; виявлення локальних особливостей сигналу, розривів першого роду ускладнюється завдяки плавному характеру базисних функцій, що обумовлює необхідність його представлення за допомогою функцій високого порядку, що суттєво впливає на форму відновлювального сигналу; абсолютно неможливо визначити за складом вищих гармонік місцезнаходження локальних особливостей сигналу; амплітуда локальних особливостей сигналу може бути невеликою, і, як правило, при аналізі складу спектра вони можуть бути відкинуті.

Метою даного дослідження є розробка моделі та алгоритму адаптивного прогнозування електричного навантаження шляхом використання комбінованого методу сегментування інформаційного сигналу та методів прогнозування для підвищення точності короткострокового прогнозування.

Функціонально-орієнтована модель адаптивного прогнозування на основі кореляційних властивостей вейвлет-коефіцієнтів за рівнями вейвлет-декомпозиції

Як відомо, вейвлет-аналіз, на відміну від перетворення Фур'є, дозволяє розкласти частотний спектр сигналу за часом і виявити динаміку виникнення різних циклів часового ряду, а також шляхом декомпозиції часового ряду на масштабні

рівні, з'ясувати деталі цієї динаміки. Також можна виявити частотні особливості часового ряду, які передували в часі виникненню зазначених циклів. При цьому вейвлет-аналіз дозволяє емпірично перевірити, що дійсно дані цикли є в наявності у часовому ряді з початку їхнього виникнення, а також визначити в який момент часу вони виникають і закінчуються.

Розглянемо часовий ряд, який містить три основні компоненти. Перша компонента це тренд, основний вплив на який здійснюють фактори фундаментального характеру. Друга — циклічність. Третя — випадкова компонента — шум. Тобто, детермінована частина ряду складається з тренду та циклічних компонент. Виходячи з цього, оскільки основні фактори часового ряду, які діють на кожен часову складову, різноманітні, то методи прогнозування повинні бути адекватними поведінці прогнозованого часового ряду і відображати динаміку впливу основних величин.

Як відомо, між вейвлет-коефіцієнтами за рівнями вейвлет-декомпозиції наявні тісні функціональні зв'язки. У загальному випадку встановлення наявності зв'язку між ендогенними (залежними) та екзогенними (незалежними) змінними проводиться за допомогою аналізу кореляційних властивостей між ними. Зважаючи на це, авторами пропонується виділення компонент вейвлет-коефіцієнтів за рівнями вейвлет-декомпозиції на предмет найбільшого впливу їх на прогнозні значення шляхом аналізу абсолютної величини відповідного коефіцієнта лінійної кореляції.

Для визначення лінійної кореляції вейвлет-коефіцієнтів проведемо її розрахунок між вектором вейвлет-коефіцієнтів і зрушеним їхнім вектором на один крок вперед. Розрахований емпіричний коефіцієнт кореляції складає $k_{cor} = 0,8882$, а його середньоквадратична похибка — $\xi_r = 0,0373$. Таке значення коефіцієнта кореляції свідчить про те, що між рядом вейвлет-коефіцієнтів існує тісний додатний зв'язок. На рис. 1 графічно представлено значення модуля коефіцієнта лінійної кореляції для випадку проведення вейвлет-аналізу за допомогою алгоритму Малла.

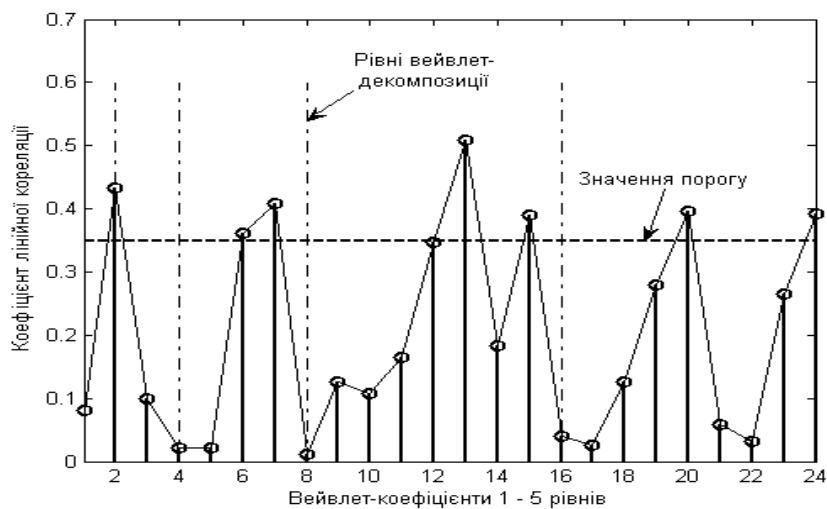


Рис. 1. Модуль коефіцієнта лінійної кореляції вейвлет-коефіцієнтів за рівнями вейвлет-декомпозиції (алгоритм Малла)

Аналіз одержаних результатів показує, що значимі кореляції спостерігаються з вейвлет-коефіцієнтами при різних рівнях вейвлет-декомпозиції.

У класичній теорії вейвлет-аналізу видалення коефіцієнтів малої амплітуди (шумової складової) відіграє роль фільтра і носить назву трешолдінг. Виконується трешолдінг пороговим відсіканням деталей на кожному рівні декомпозиції. Для визначення оптимального порогового значення у роботі проаналізовано використання критерію балансу між кількістю нульових коефіцієнтів і залишковою енергією сигналу та положень теорії кореляції. Враховуючи це, у роботі встановлено величину порогового значення $thr = 0,35$. У кінцевому результаті для прогнозування залишається 9 вейвлет-коефіцієнтів, які за величиною перевищують порогове значення.

Проведено також визначення модуля коефіцієнта лінійної кореляції вейвлет-коефіцієнтів у випадку застосування пакетного вейвлет-перетворення. На рис. 2 графічно представлено дані результати, аналіз яких показує наявність значущих кореляцій між окремими вейвлет-коефіцієнтами. Якщо величина порогового значення складає $thr1 = 0,37$ та $thr2 = 0,35$, для прогнозування застосовується 13 та 10 вейвлет-коефіцієнтів відповідно.

Результати прогнозування за виділеними вейвлет-коефіцієнтами (після проведення вейвлет-аналізу за алгоритмом Малла та пакетного) із застосуванням класичних методів прогнозування порівнюємо між собою та з прогнозом, який був проведений за допомогою методу ARMA із 32-ма вейвлет-коефіцієнтами.

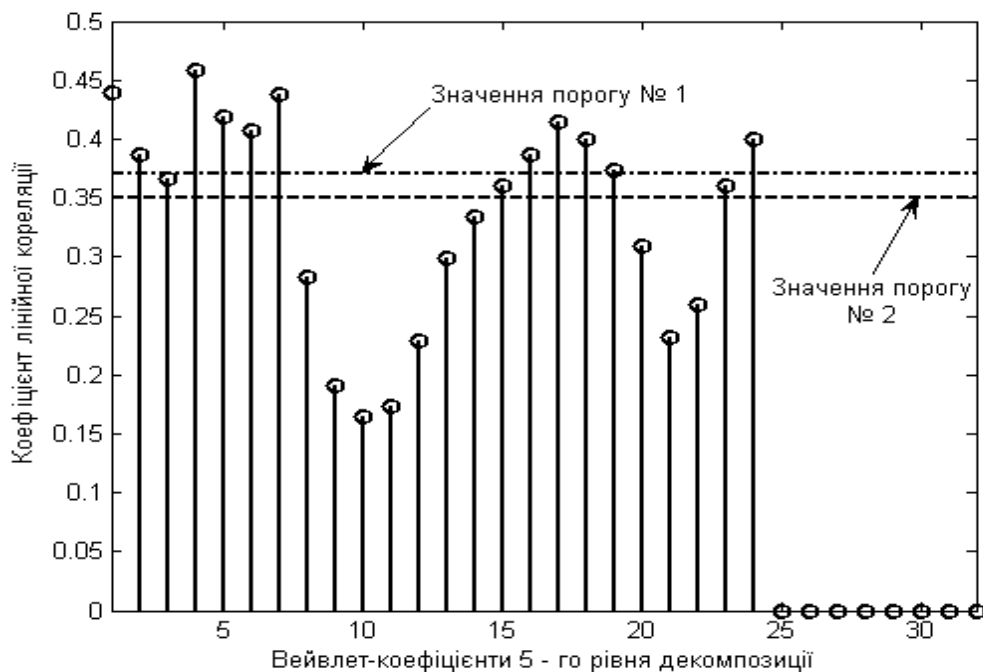


Рис. 2. Модуль коефіцієнта лінійної кореляції вейвлет-коефіцієнтів останнього рівня пакетного вейвлет-аналізу

У таблиці представлено результати такого порівняльного дослідження. Аналізуючи наведені результати дослідження, необхідно відмітити наступне.

Порівняльний аналіз прогнозування залежно від кількості членів прогнозованого ряду (%)

Метод і термін прогнозу	Короткострокове				Довгострокове			
	Кількість вейвлет-коефіцієнтів							
	Алгоритм Малла	Пакетний вейвлет			Алгоритм Малла	Пакетний вейвлет		
		8	10	13		32	8	10
ARMA	1,6±0,2	1,62±0,4	1,3±0,2	1,2±0,2	4,6±1	4,2±0,9	4,2±0,9	2,1±0,6
Бурге, поліноміальна автокореляція	1,3±0,3	1,8±0,6	1,8±0,4	1,6±0,5	5,3±1,2	4,4 ±1,3	4,2±1,3	3,8±0,7
Лінійна регресія	4±0,8	4,6±0,8	4,2±0,7	2,6±0,6	8,1±2,3	7,3±2,1	7,3±2,2	4,1±0,8
«Наївний»	60,0±6	49,0±4	49,0±4	41,0 ±2	120,0±3	96,0 ±7	96,0±7	80,0±4

По-перше, використання способу зменшення кількості вейвлет-коефіцієнтів для прогнозування за допомогою аналізу величини коефіцієнта лінійної кореляції може застосовуватися тільки для вирішення задач короткострокового прогнозування (похибка довгострокового прогнозування при цьому досягає 10 %).

По-друге, лінійна регресія може використовуватись у випадку орієнтовного прогнозування. По-третє, використання обмеженого числа вейвлет-коефіцієнтів дозволяє одержати задовільні результати по відношенню до результатів прогнозування за усіма 32-ма коефіцієнтами.

По-четверте, застосування для прогнозування апроксимуючих вейвлет-коефіцієнтів поліноміальної екстраполяції та для прогнозування деталізуючих коефіцієнтів автокореляційного методу Бурга дозволяє одержати найліпші показники точності.

Підсумовуючи результати проведених досліджень, сформуємо функціонально-орієнтовану модель адаптивного прогнозування (рис. 3).

Значення навантаження ($P(t)$) піддаються дискретному вейвлет-аналізу (за алгоритмом Малла та пакетним вейвлетом — блок 1). Розрахунок коефіцієнта лінійної кореляції проводиться за рядом вейвлет-коефіцієнтів (змінна X) та його зрушеною копією (змінна Y) — блок 2. Блок 7 — порівняння прогнозного та фактичного значень потужності. У цьому блоці може задаватись як значення точності (значення похибки), так і функція точності ($\lim_{t \rightarrow \infty} |P(t) - \hat{P}(t)| = 0$, де $\hat{P}(t)$ — прогнозне значення потужності). Блок 4 — обчислення адаптивного порогового значення λ , а блок 5 — встановлення порогового значення — λ_t .

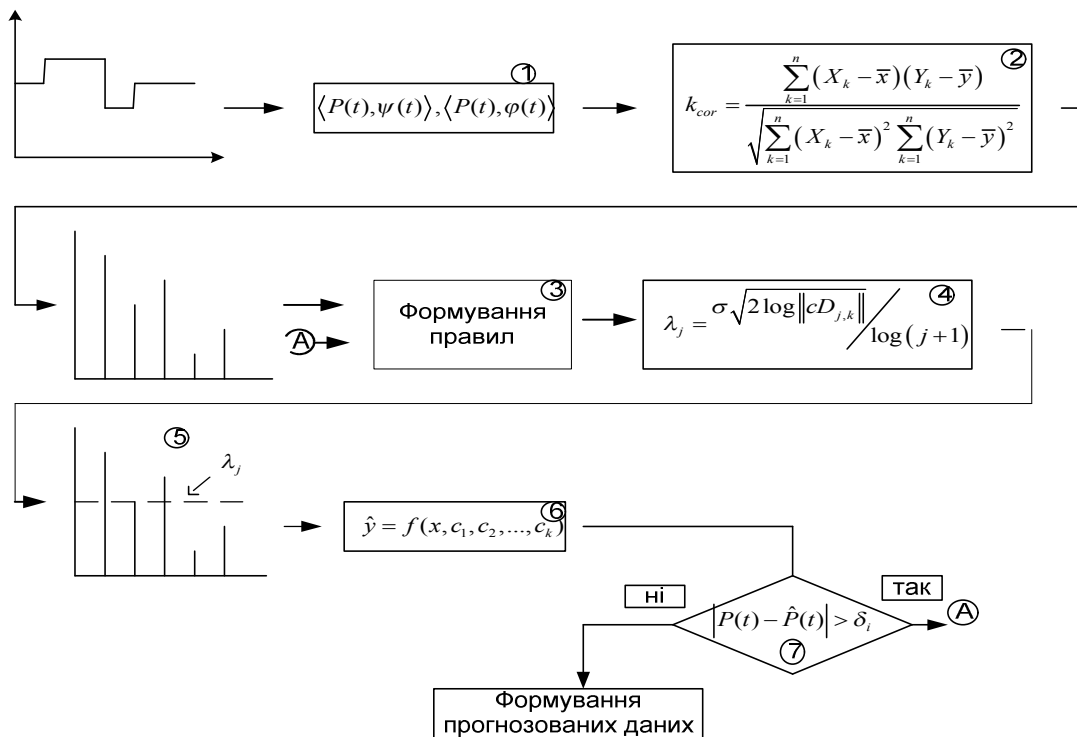


Рис. 3. Функціонально-орієнтована модель адаптивного прогнозування на основі аналізу кореляційних властивостей вейвлет-коефіцієнтів

Висновки

1. Застосування функціонально-орієнтованої моделі і розробленого на її основі алгоритму адаптивного прогнозування дозволяє одержати задовільні характеристики точності короткострокового прогнозування, а врахування зворотного зв'язку між вейвлет-коефіцієнтами не тільки підвищує точність прогнозу на 0,6 %, а й позбавляє прогноз залежності від форми ГЕН.

2. Формування правил (вибір адаптивного порогового значення) при введенні зворотного зв'язку проводиться на основі використання критерію балансу між кількістю нульових коефіцієнтів і залишковою енергією сигналу та положень теорії кореляції.

1. Hesham K.A. Electric load forecasting: Literature survey and classification of methods / K.A. Hesham, M. Nazeeruddin // Int. Journal of Systems Science. — 2002. — Vol. 33. — Issue. 1. — P. 23–34.

2. Рогальський Б.С. Багатофакторна модель прогнозування максимального навантаження промислових підприємств / Б.С. Рогальський // Вісник ВПІ. — 1996. — № 2. — С. 52–62.

3. Шулле Ю.А. Прогнозування електричних навантажень з використанням R/S-аналізу часових рядів / Ю.А. Шулле // Вісник ВПІ. — 2011. — № 6. — С. 53–56.

4. Vapnik V.N. Support-Vector Networks. Machine Learning [Електронний ресурс] / V.N. Vapnik. — 1995. — Режим доступу: www.springerlink.com/content/k238jx04hm87i80g

5. Haida T. Regression based peak load forecasting using a transformation Technique / T. Haida, S. Muto // IEEE Trans. Power Systems. — 1999. — Vol. 9. — P. 1788–1794.

6. Поляков Н.Д. Прогнозирование электропотребления на основе метода опорных векторов с использованием эволюционных алгоритмов оптимизации / Н.Д. Поляков, И.А. Приходько, Е. Ван // Современные проблемы науки и образования. — 2013. — № 2. — С. 1–8.
7. Баринов В.А. Автоматизация диспетчерского управления в электроэнергетике / В.А. Баринов, А.З. Гамм, Ю.Н. Кучеров. — М.: МЭИ, 2000. — 648 с.
8. Стрижов В.В. Методы выбора регрессионных моделей / В.В. Стрижов, Е.А. Крылова // РАН. Вычислительный центр. — 2010. — 60 с.
9. Орлов А.И. Теория принятия решений: учеб. пособ. / А.И. Орлов. — М.: Изд-во «Март», 2004. — 656 с.
10. Марченко Н.Б. Статистичний аналіз процесу вироблення електроенергії газотурбінними електростанціями / Н.Б. Марченко, А.В. Толбатов, Т.Л. Щербак // Електроніка та системи управління. — 2012. — № 2(32). — С. 130–138.
11. Ширяев А.Н. Статистический последовательный анализ. Оптимальные правила остановки / А.Н. Ширяев. — М.: Физматлит, 1976. — 272 с.
12. Погребняк Н.М. Інтегрований імітаційний метод розрахунку електричних навантажень / Н.М. Погребняк // Наукові праці ДНТУ. — 2011. — № 10(180). — С. 138–142.
13. Бокс Дж. Анализ временных рядов. Прогноз и управление / Дж. Бокс, А. Пирсол. — М.: Мир, 1974. — Вып. 1, 2. — 316 с.
14. Holt C.C. Forecasting seasonable and trends by exponentially weighted moving averages / C.C. Holt // Int. Journal of Forecasting. — 2004. — Vol. 20. — Issue 1. — P. 5–10.
15. Winters P.R. Forecasting sales by Exponentially weighted moving averages / P.R. Winters // Management Science. — 1960. — Vol. 6. — Issue 3. — P. 324–342.
16. Угрюмов Р.Б. Вейвлет-анализ бизнес-систем / Р.Б. Угрюмов, Н. В. Слинкова // Системы управления и информационные технологии. — 2006. — № 12. — С. 294–296.
17. Волошко А.В. Короткострокове прогнозування графіків електричних навантажень на основі вейвлет-перетворення / А.В. Волошко, Т.М. Лутчин, О.М. Кладько // Энергосбережение. Энергетика. Энергоаудит. — 2012. — № 6(100). — С. 35–42.
18. Ивахненко А.Г. Самоорганизация прогнозирующих моделей / А.Г. Ивахненко, Й.А. Мюллер. — К.: Техніка. — 1985. — 223 с.
19. Забелло Е.П. Возможный алгоритм оперативного прогноза электрических нагрузок / Е.П. Забелло // Изв. ВУЗов. Энергетика. — 1990. — № 1. — С. 36–39.
20. Бэнн Д.В. Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки / Д.В. Бэнн, Е.Д. Фармер; пер. с англ. — М.: Энергоатомиздат. — 1987. — 200 с.
21. Ежилов В.Х. Аналитическое моделирование годовых реализаций режимов электропотребления энергосистем как функций времени / В.Х. Ежилов // Труды ВНИИЭ. — 1978. — Вып. 56. — С. 149–162.

Надійшла до редакції 11.05.2016