УДК 519.2:621.311

Ю. А. Шуллє

ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНИХ НАВАНТАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ R/S-АНАЛІЗУ ЧАСОВИХ РЯДІВ

Проведено дослідження та моделювання прогнозування електричних навантажень в реальному масштабі часу з урахуванням його фрактального характеру, що базується на нейромережевих технологіях.

Вступ

Багатьом експериментальним даним властива фрактальна статистика і тому їх моделювання може бути проведено за допомогою фрактального аналізу [1]. Фрактали у реальному світі, обумовлені глобальними статистичними структурами, що одночасно породжують локальні випадковості, тобто хаос і порядок, співіснують. Не існує абсолютно точного визначення фракталу. В одному з них визначається фрактал, як деяка самоподібність, тобто фрактал — це структура, що складається з частин, які за деякими ознаками подібні до цілого. Одним з найперспективніших напрямів фрактального аналізу є вивчення динаміки в часі такої характеристики, як фрактальна розмірність *D*. Існують різні способи визначення фрактальної розмірності. До таких відноситься *R*/*S*-спосіб, на підставі якого визначається показник Херста [1, 2]. Показник Херста дозволяє визначити хаотичність або стохастичність аналізованого процесу. Цей спосіб містить мінімальні припущення про систему, що вивчається і може класифікувати часові ряди. Він може відрізнити випадковий ряд від невипадкового, навіть якщо випадковий ряд є не гаусівським (тобто, не нормально розподілений). Проблема моделювання самоподібного (фрактального) потоку розглядається у невеликій кількості наукових праць [2—4]. Результати цих досліджень у класичному варіанті дозволяють визначити велику кількість характеристик навантажень електротехнічних комплексів. У більшості запропонованих алгоритмів присутній суттєвий недолік — необхідний значний час для отримання і обробки інформації про досліджуваний потік даних. Проте, реальне функціонування електротехнічних комплексів потребує управління в реальному часі. У цьому випадку вирішити протиріччя, що виникло, у змозі теорія нейродинаміки, в основі якої лежать методи штучних нейронних мереж, хаосу та фракталів.

Метою статті є дослідження та моделювання підходу для прогнозування електричного навантаження в реальному масштабі часу з урахуванням його фрактального характеру, що базується на нейромережевих технологіях.

Основна частина

Для вивчення хаотичних процесів, таких, наприклад, як споживання електроенергії може бути використаний показник Херста, що дозволяє визначити хаотичність або стохастичність аналізованого процесу. Історія створення методології *R*/*S*-аналізу починається з середини XX століття, коли гідролог Херст, пропрацювавши майже 40 років над проектом Нільської греблі, завершував обробку часових рядів об'ємів стоку річок. Коли Херст вирішив перевірити припущення, що ці ряди підкоряються нормальному закону, то в результаті встановив нову статистику — показник Херста (H). Цей показник має широке застосування в аналізі часових рядів завдяки своїй чудовій стійкості. Він містить мінімальні припущення про систему, що вивчається, і може класифікувати часові ряди. Також він може відрізнити випадковий ряд від невипадкового, навіть якщо випадковий ряд не є нормально розподіленим. Херст виявив, що поведінка більшості показників часових рядів природних систем не підкоряється нормальному закону. Він увів безрозмірне відношення за допомогою ділення розмаху *R* на стандартне відхилення спостережень *S*. Цей спосіб аналізу став називатись методом нормованого розмаху (*R*/*S*-аналізу). Херст показав, що більшість природних явищ підкоряються «зміщеному випадковому блуканню» — тренду з шумом. Величина коефіцієнта *H* характеризує відношення сили тренда (детермінований фактор) до рівня шуму (випадковий фактор). Сила тренда і рівень шуму можуть бути оцінені тим, як змінюється нормований розмах з часом, або, іншими словами, на скільки величина *H* перевершує 0,5. У класичному вигляді цей показник може бути отриманий зі співвідношення

$$(R/S) = (\alpha N)^H, \tag{1}$$

де R — максимальний розмах досліджуваної величини; S — її середньоквадратичне відхилення; N — час досліджень (або об'єм вибірки); α — деяка постійна; H — показник Херста.

Однією з основних фрактальних характеристик часового ряду є колір шуму, який відповідає цьому ряду на тому або іншому часовому відрізку. Значення $H > 0,6$ — «чорний колір» шуму. Чим більше значення H, тим більша трендостійкість властива відповідному проміжку часового ряду. При значеннях H значно більших 0,5 досліджуваний часовий ряд є персистентним або трендостійким, тобто таким, що підтримує поточну тенденцію (якщо ряд зростає протягом деякого періоду, то досить ймовірно, що він збереже цю тенденцію деякий час в майбутньому). Така трендостійкість поведінки підсилюється при наближенні H до 1,0. Коли H наближається до 1,0, ряд стає менш зашумленим та має більше послідовних спостережень з однаковим знаком. Спадкоємність синергетичних і класичних статистичних методів забезпечується коли $H > 0,9$.

Значення H в інтервалі 0,5 ± 0,1 (0,4...0,6) — «білий шум», який відповідає хаотичній поведінці часового ряду, «максимальній хаотичності» і, відповідно, найменшій надійності прогнозу або найменшій прогнозованості. Ряди з властивостями «білого шуму» характеризуються «повною непередбачуваністю», їм властиві циклічність, часта зміна трендів, що супроводжується втратою персистентності.

Значення H в інтервалі 0,3 ± 0,1 (0,2...0,4) — область «рожевого шуму». «Рожевий шум» свідчить, що цьому відрізку часового ряду властива антиперсистентність: така, що не підтримує поточну тенденцію. Значення H в інтервалі 0...0,1 є областю «коричневого шуму», який відповідає максимальній фрактальній розмірності часового ряду і повній невизначеності відносно прогнозованості. Випадковий процес із H в інтервалі 0...0,1 відповідає броунівському випадковому процесу, для якого відсутні ефекти пам'яті або мають місце процеси, в яких тренд відсутній.

Пропонується використовувати показник Херста для прогнозу значень електричних навантажень у поєднанні з нейронними мережами. Аналізуючи значення часового ряду і розраховуючи значення H, будемо спостерігати, в області якого шуму знаходиться відповідний проміжок. Якщо це «чорний колір» шуму, то будемо продовжувати спостереження і розрахунки показника Херста, якщо ж це область «білого», «рожевого» або «коричневого шуму», то будемо виконувати прогноз за допомогою нейронних мереж.

Аналізуючи (1), можна сказати, що це форма відображення різних сигналів на фрактальній площині, яка утворена логарифмічними координатними осями, а показник Херста H визначає нахил апроксимуючої прямої фрактальної лінії до осі абсциса. Алгоритм обчислення показника Херста поданий у вигляді:

1. Середнє значення часового ряду $\langle x\rangle_N = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{N} x(t)$;

2. Відхилення ряду вимірів $x(t)$ від середнього $\langle x\rangle_N$ $X(t,N) = \sum_{i=1}^{t}\left(x(i) - \langle x\rangle_N\right)$;

3. Розмах часового ряду $R(N) = \max_{1\le t\le N} X(t,N) - \min_{1\le t\le N} X(t,N)$;

4. Стандартне відхилення $S = \left(\frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}\left(x(t) - \langle x\rangle_N\right)^2\right)^{1/2}$;

5. Показник Херста $(R/S) = (N/2)^H$ або $(R/S) = (\alpha N)^H$.

Визначаючи параметр Херста для функціонування електротехнічного комплексу, можна провести прогнозування необхідних параметрів системи [3, 4]. Але класичний метод Херста має недоліки, серед яких неможливість обчислення показника в реальному масштабі часу через значний обсяг обчислень. Для усунення цього недоліку скористаємось покроковим рекурентним алгоритмом

$$H(k+1) = \ln\left(\frac{R(k+1)}{S(k+1)}\right) \Big/ \left(\ln(k+1) + \ln\alpha\right), \tag{2}$$

де k = 1, 2, ... — відповідні часові інтервали агрегування даних спостережень процесу реального функціонування електротехнічного комплексу.

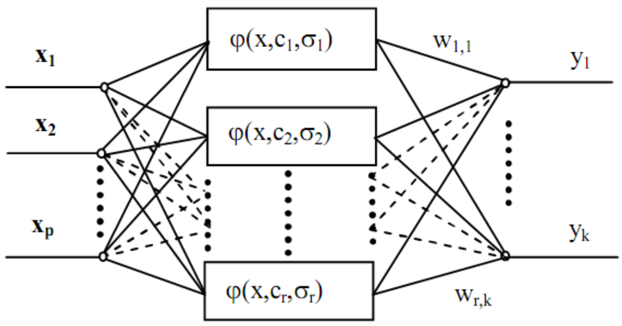
З виразу (2) випливає, що показник Херста може уточнюватись на кожному кроці агрегування без попереднього запам'ятовування значень потоку даних. Реалізація наведеного алгоритму визначення *H* може бути спрощена за допомогою нейромережевих технологій. Результат обчислень параметра Херста великою мірою залежить від параметра α і об'єму вибірки, що може призвести до того, що для однієї реалізації потоку даних можуть бути отримані різні, а іноді і протилежні результати. Цю проблему можна вирішити за рахунок використання нейромережевих технологій, які пов'язані з алгоритмами навчання та аналізу реальних систем. Тоді, переписавши (2) у вигляді $\ln\frac{R(k)}{S(k)} = H\ln\alpha + \ln k$, введемо навчальний сигнал $z(k) = \ln\frac{R(k)}{S(k)}$ для лінійної прямонаправленої нейромережі типу адаліни, для якої $z(k) = h + H\ln k$ використаємо алгоритм навчання для отримання оцінок невідомих параметрів у вигляді

$$\begin{pmatrix} h(k+1) \\ H(k+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h(k) \\ H(k) \end{pmatrix} + \frac{z(k+1) - h(k) - H(k)\ln(k+1)}{1 + (\ln(k+1))^2} \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ \ln(k+1) \end{pmatrix};$$

$$\ln\alpha(k+1) = h(k+1) / H(k+1). \qquad (3)$$

В цьому випадку для розрахунку показника Херста та параметра мережі α може бути застосована відповідна архітектура штучної нейронної мережі, яка буде функціонувати паралельно до контрольованого процесу, та виявляти зміни, що виникають в реальному часі.

Як приклад реалізації нейромережевого підходу до прогнозування параметрів споживання електроенергії розглянемо нейромережу з радіальними базисними функціями збудження (рис.).



Архітектура *p-r-k* мережі з радіально-базисними функціями

Вихідний сигнал такої мережі має вигляд $y = \varphi W$, де $y = [y_1, \dots, y_k]$ — вихід нейромережі (прогнозовані параметри); *k* — розмірність вихідного вектору; φ — вектор, що складається з *r* радіальних базисних функцій нейронів прихованого шару, з елементами $\varphi_i = \exp\left(-\|x - c_i\| / \sigma_i\right)$, де $x = [x_1, \dots, x_M]$ — вхідний сигнал нейромережі (параметри поточного потоку даних); *M* — розмірність вхідного вектора; $c_i = [c_{i1}, \dots, c_{iM}]$ — координати центрів активаційних функцій, $i = 1, \dots, N$, *r* — кількість схованих нейронів в мережі; σ_i — ширина активаційних функцій; *W* — вихідна вагова матриця мережі (розмірність rk).

Для такої мережі може бути застосований такий алгоритм навчання:

1. Оберемо розмір прихованого шару *R*, що рівний кількості тренувальних шаблонів. Приймемо, що синаптичні ваги нейронів схованого шару дорівнюють 1.

2. Розмістимо центри активаційних функцій нейронів схованого шару в точках *x* простору вхідних сигналів мережі, які входять в набір тренувальних шаблонів Ξ: $c_j = x_j$, $j = 1, 2, \dots, r$.

3. Оберемо ширину вікон активаційних функцій нейронів прихованого шару σ_j, $j = 1, 2, \dots, r$ достатньо великими, але такими, щоб вони не накладались один на одного в просторі вихідних сигналів.

4. Визначимо ваги нейронів вихідного шару мережі w_{ij}, $i = 1, 2, \dots, r$; $j = 1, 2, \dots, k$, для чого надамо мережі весь набір тренувальних шаблонів Ξ і в результаті отримаємо набір лінійних рівнянь, який можна записати в матричному вигляді $\Phi \cdot w = \mathrm{D}$, де *D* — матриця (розміром rk) бажаних виходів (вихідних шаблонів); Φ — інтерполяційна матриця (розміром rr) елементи якої $\varphi_{ij} = \exp\left(-\|x - c_i\|^2 / \sigma_i^2\right)$, де $i = 1, 2, \dots, r$; $j = 1, 2, \dots, r$.

Розв'язання системи рівнянь у вигляді $w = \Phi^{-1} \cdot D$ забезпечує проходження інтерполяційної поверхні через всі точки тренувального набору шаблонів.

Висновок

Показано можливість прогнозування електричних навантажень електротехнічних комплексів з використанням фрактального аналізу часових рядів. Наявність фрактальності вказує на скерованість подій в часі, тобто подальші події залежать від попередніх («пам’ять»). При цьому, скерованість подій залежить від часового інтервалу. Для математичного моделювання і прогнозування процесів споживання електроенергії необхідно використовувати запропоновану методику оцінювання параметра Херста, яку можна застосовувати для дослідження фрактальної структури часових рядів різної природи. Запропоновано метод прогнозування електричного навантаження в реальному масштабі часу на основі теорії штучних нейронних мереж.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Федер Е. Фракталы. / Е. Федер ; пер. с англ. — М. : Мир, 1991. — 254 с.

2. Петерс Э. Фрактальный анализ финансовых рынков: применение теории хаоса в инвестициях и экономике / Э. Петерс. — М. : Интернет-трейдинг, 2004. — 304 с.

3. Шиян А. А. Метод оцінювання та ідентифікації характеристик і високоамплітудних відхилень електричних навантажень електротехнічних комплексів / А. А. Шиян, Ю. А. Шуллє // Вісник Хмельницького національного університету. Технічні науки. — 2010. — № 1. — С. 215—217.

4. Шиян А. А. Сценарії оптимізації та прогнозування управління електричними навантаженнями електротехнічних комплексів / А. А. Шиян, Ю. А. Шуллє // Вісник Хмельницького національного університету. Технічні науки. — 2010. — № 2. — С. 122—124.

Рекомендована кафедрою електричних станцій та систем

Стаття надійшла до редакції 10.10.11
Рекомендована до друку 25.11.11

Шуллє Юлія Андріївна — асистент кафедри електротехнічних систем електроспоживання та енергетичного менеджменту.

Вінницький національний технічний університет, Вінниця