

## Висновки

Запропонований алгоритм об'єднаного виконання каскаду оберненого дискретного косинусного перетворення другого виду та дискретного синусного перетворення четвертого виду дозволяє зменшити кількість необхідних операцій множення щонайменше на 25% порівняно з існуючою схемою послідовної реалізації цих перетворень, а кількість операцій додавання – на 60%. Це приводить до збільшення ефективності систем обробки сигналів, в яких зустрічається такий каскад перетворень.

Важливим є також і те, що запропонований алгоритм каскадного виконання складається лише з однотипних етапів повороту вектора, що дозволяє уніфікувати його використання, а загальна складність алгоритму залишається  $O(\log_2 M)$ , тобто він є швидким.

1. Malvar H.S. "The LOT: Transform Coding Without Blocking Effects" IEEE Transaction on Acoustic, Speech and Signal Processing. – Vol-37. – 1989. – №4. – P.553–559.
2. Malvar H.S. "Lapped Transform for Efficient Transform/Subband Coding", IEEE Transaction on Acoustic, Speech and Signal Processing. – Vol-38. – 1990. – № 6. – P.969–978.
3. Яцимирський М., Ліскевич Р., Ліскевич О. Двокаскадний алгоритм швидкого синусного перетворення // Вісник державного університету "Львівська політехніка", 1999. – № 386. – С. 198 – 204 .
4. Лашко О.Л. Швидкий алгоритм об'єднаного виконання каскаду тригонометричних перетворень // Збірник наукових праць інституту моделювання в енергетиці. – К., 2002. – № 17. – С. 206–212.
5. Яцимирський М.М. Швидкі алгоритми ДКП-IV і ДСП-IV з тангенсними фазовими множниками / Теорія обчислень: Зб. наук. праць НАН України. – К., 1999. – С. 391–395.

О. Павлюк

Національний університет "Львівська політехніка"

УДК 681.142.37

## ВЕРИФІКАЦІЯ ДАНИХ У ЗАДАЧАХ ПРОГНОЗУВАННЯ В ЕЛЕКТРОЕНЕРГЕТИЦІ

© Павлюк О., 2003

*Розглядаються підходи до розв'язання задачі прогнозування в електроенергетиці за допомогою штучних нейронних мереж. Наведено особливості верифікації даних в умовах реального часу.*

*The approaches to untie of a problem of forecasting in electric power industry with the help of artificial neural network are considered. The features of verification of datas in conditions of real time are indicated.*

### Вступ

Прогнозування в електроенергетиці відбувається на основі даних, отриманих засобами телемеханіки (ТМ). За рахунок якісного, точного і швидкого розв'язання цих

задач можна досягти максимального позитивного ефекту для технологічного процесу: виробництва, пересилання і використання електричної енергії (ЕЕ).

Для розв'язання подібних завдань здійснювалися спроби застосувати як статистичні методи, так і апарат штучних нейронних мереж (ШНМ) [1,2]. Зокрема ШНМ добре себе зарекомендували в задачах прогнозування споживання і втрат ЕЕ. Однак багато проблем залишаються невирішеними, що знижує якість результатів, отриманих на основі екстраполяції нестационарних процесів.

Насамперед недостатньо дослідженими можна вважати методи попередньої обробки вхідної інформації. Якісна верифікація даних дає нові можливості для підвищення точності наближення на навчальній множині, а отже, і точності прогнозів загалом.

### Постановка завдання

Проаналізуємо деякі важливі аспекти розв'язання задач прогнозування споживання ЕЕ. Враховуючи особливості реально доступної вхідної інформації (рис.1), ця задача має такі обмеження:

1. Робота в режимі реального часу (*on-line*) або за вимогою (*on-demand*), тобто коли прогнозування здійснюється синхронно з надходженням інформації.
2. Для прогнозування можливо брати лише невеликі вибірки, оскільки інформація швидко "старіє".
3. Через збої в роботі засобів ТМ, а також спотворень в каналах зв'язку вхідна інформація:
  - спотворюється і втрачається;
  - стає частково суперечливою.

За таких умов використання класичних статистичних методів є неефективним і має очевидні недоліки [3]. Оскільки процес споживання ЕЕ має випадковий характер, то використання детерміністичних підходів у цьому випадку недостатньо обґрунтовано. Використання ж статистичних методів є занадто складним і не завжди виправданим, оскільки:

- формули залежності одних факторів від інших є занадто узагальненими;
- труднощі виділення критерію достатньої і необхідної кількості факторів;
- через неякісні вхідні дані дуже важко побудувати точну модель;
- враховуючи складність процесу, можна побудувати лише жорстку математичну модель із малою кількістю корегованих параметрів.

Як альтернативу можна застосувати апарат штучних нейронних мереж (ШНМ), використавши такі їх основні властивості [4].

1. Прогнозування з хорошими екстраполюючими властивостями, що дозволяє здійснювати точні середньо- і довготермінові прогнози;
2. Прогнозування нестационарних процесів, при якому виділяють області, які вважають стаціонарними, а навчальну множину формують згідно з задачею прогнозування;
3. Прогнозування з перенавчанням, що дозволяє здійснювати прогнози з великими інтервалами випередження, без погіршення прогностичних властивостей ШНМ;
4. Перенавчання ШНМ на кожному кроці дозволяє здійснювати точні довго- та наддовготермінові прогнози нестационарних часових рядів.

4. Перенавчання ШНМ на кожному кроці дозволяє здійснювати точні довго- та наддовготермінові прогнози нестационарних часових рядів.

### Методика вирішення завдання

За Станіславом Осовським [5] в основу ШНМ з радіальними базовими функціями для розпізнавання образів покладено теорему Т. Ковера [6]. За цією теоремою нелінійна проекція взірця в деякий багатомірний простір може бути лінійно розділена з більшою ймовірністю, ніж при його проекції в простір з меншою розмірністю. Але оскільки задача прогнозування споживання ЕЕ має обмеження за часом, то використання відомих ШНМ є недоцільним. Для забезпечення заданої точності прогнозу з врахуванням вказаних обмежень можна застосувати лише ШНМ, які можуть швидко перенавчатись, тобто неітераційні ШНМ. Для розв'язання поставленої задачі вибрано неітераційну ШНМ на основі нейропарадигми "функціонал на множині табличних функцій" (ФМТФ) [7], яка відповідає поставленим критеріям і може працювати в реальних виробничих умовах.

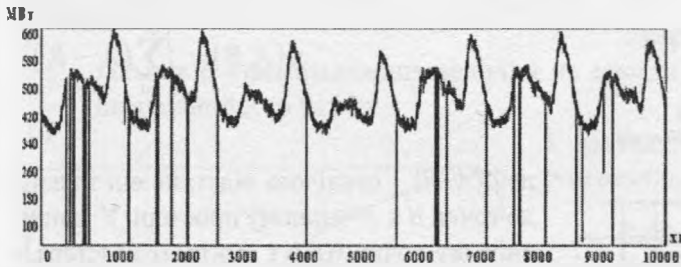


Рис. 1. Споживання електричної енергії Львівською областю протягом тижня

Враховуючи особливості вхідної інформації, пропонується для навчання і прогнозування ФМТФ ШНМ застосувати метод "околу точки", що базується на методі "найближчого сусіда" [8].

Метод "найближчого сусіда" – найпоширеніший метод кластеризації, суть якого полягає у наступному: дані об'єднуються у кластер, якщо за сукупністю змінних відстаней між ними є найменшою. Метод "околу точки" одночасно здійснює розширення входів ШНМ, а також кластеризацію в  $N$ -мірному просторі.

Для здійснення прогнозу споживання ЕЕ методом "околу точки" пропонується створити систему ШНМ. Кількість ШНМ дорівнює кількості прогнозованих точок, тобто для кожної прогнозованої точки навчається своя ШНМ. Суть методу "околу точки" полягає в тому, що для навчання ШНМ використовують не всю передісторію процесу, а лише найближчий окіл точки з передісторії (рис.2). Так забезпечується критерій старіння даних, відфільтровуються втрачені дані і розширюється кількість входів ШНМ.

Нехай потрібно спрогнозувати взаємозалежні величини  $x(t)$ ,  $y(t)$  в дискретні моменти часу, задані в  $n$ -мірному просторі. Розділимо дані часового ряду на навчальну і тестову вибірки. Сформуємо

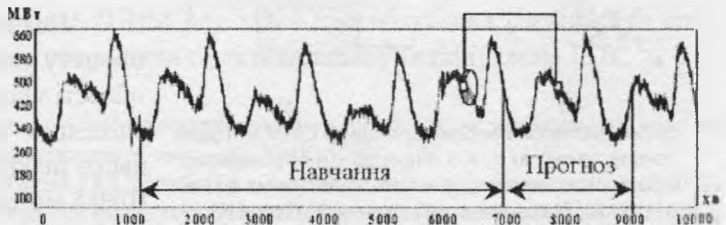


Рис. 2. Формування множини даних методом "околу точки" для першої ШНМ

реалізації процесу методом прямого передбачення, або "часових вікон", попередньо задавши крок зміщення. Так ми отримуємо чотири матриці: *Train Input*, *Train Output*, *Use Input*, *Use Output* – матриці входів і виходів для навчальної і тестової вибірок відповідно. Наприклад, для методу "часових вікон", якщо прийняти ширину вхідного вікна  $m$ , вихідного  $p = 1$ , кроку зміщення  $s = 1$ , можна сформувати множину даних *Train* так (табл. 1, рис. 3).

Множина *Use* формується аналогічно, де матриця входів задається, а матриця виходів прогнозується.

Спрогнозуємо точку  $x(t_{i+1})$  в  $(i + 1)$ -й момент часу за передісторією процесу. Для режиму навчання ФМТФ ШНМ методом "околу точки" знаходимо  $n$  найближчих точок до точки з передісторії процесу матриці (рис. 4). Віддаль між точками і обчислюємо як евклідову відстань за формулою

Таблиця 1

Множина даних для багатопараметричної задачі

Input						Output	
$x(t_1)$	$x(t_2)$	$x(t_m)$	$y(t_1)$	$y(t_2)$	$y(t_m)$	$x(t_{m+1})$	$y(t_{m+1})$
$x(t_2)$	$x(t_3)$	$x(t_{m+1})$	$y(t_2)$	$y(t_3)$	$y(t_{m+1})$	$x(t_{m+2})$	$y(t_{m+2})$
$x(t_3)$	$x(t_4)$	$x(t_{m+2})$	$y(t_3)$	$y(t_4)$	$y(t_{m+2})$	$x(t_{m+3})$	$y(t_{m+3})$
$x(t_i)$	$x(t_{i+1})$	$x(t_{i+m-1})$	$y(t_i)$	$y(t_{i+1})$	$y(t_{i+m-1})$	$x(t_{i+m})$	$y(t_{i+m})$

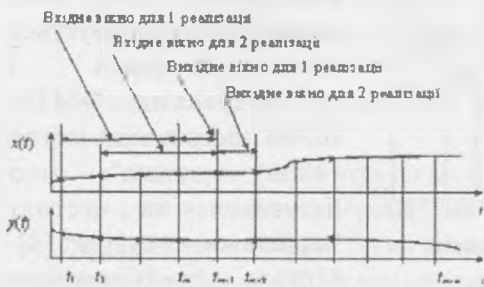


Рис. 3. Формування множини даних для багатопараметричної задачі

$$\rho(A, B) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (A_i - B_i)^2}, \quad (1)$$

де  $\rho(A, B)$  – евклідова відстань від точки  $A$  до точки  $B$  в  $N$ -мірному просторі. У даному випадку точка  $x(t_{i-1})$  є центром кластера, а ФМТФ ШНМ навчається не на всій передісторії процесу, а лише на кластері найближчих точок, тобто на її околі. Тоді на вхід ФМТФ ШНМ подають точку  $x(t_{i-1})$  і  $M$ -найближчих точок до неї з передісторії процесу, а на виході отримують  $x(t_i)$  (рис. 4).

Аналогічно здійснюється і прогнозування ФМТФ ШНМ, де на вхід подають  $x(t_i)$  і  $M$ -найближчих до неї точок, а на виході отримують прогнозоване значення процесу  $x(t_{i+1})$ . Для того, щоб спрогнозувати  $x(t_{i+2})$ , необхідно створити нову ШНМ, навчити її на околі точки  $x(t_i)$  і в режимі прогнозування на вхід подавати  $x(t_{i+1})$  та її околі.

### Приклад застосування розробленої методики

Нехай ми маємо передісторію процесу споживання ЕЕ у Львівській області з похвилинною дискретністю. Здійснимо прогноз на 7 хвилин. Для цього необхідно навчити сім ФМТФ ШНМ методом "околу точки", кожна з яких передбачить одне хвилине

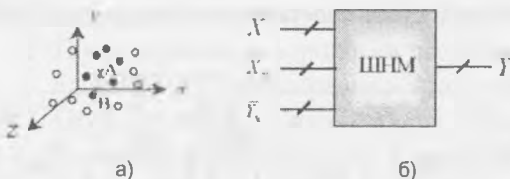


Рис.4. Навчальна вибірка для однієї ШНМ методом "околу точки": а)  $(\circ, \bullet, x -$  процес  $x(t)$  в тримірному просторі,  $x -$  точка  $x(t_{i-1})$ ,  $\bullet - M$ -найближчих до неї точок); б) графічне зображення ФМТФ ШНМ ( $X$  – вектор входів,  $Y$  – вектор виходів,  $n$  – найближча точка)

значення спожитої ЕЕ. Розмірності матриць *Train Input* і *Train Output* є 7 рядків на 11 і 1 стовпці відповідно. Будемо шукати по три найближчі точки. Тоді кількість входів ФМТФ ШНМ дорівнює 47, а кількість виходів – один. Результат похвилинного передбачення подано у табл. 2.

Отже, навчання ФМТФ ШНМ методом "околу точки" має такі переваги.

1. Прогнозування здійснюється в режимі *on-line* або *on-demand*.
2. Стає можливою кластеризація в  $N$ -мірному просторі.
3. Дозволяє розширити адресний простір, тобто збільшити кількість входів ШНМ.

Таблиця 2

Результат роботи системи ШНМ

Вхідних нейронів	Прихованих нейронів	Вихідних нейронів	Найбл. Точок (K)	Вектори		Похибки передбачення (%)
				навч.	перелб.	
23	3	1	6	5	1	7.71
23	3	1	6	5	1	12.6
23	3	1	6	5	1	12.8
23	3	1	6	5	1	14.8
23	3	1	6	5	1	24.2
23	3	1	6	5	1	21.1
23	3	1	6	5	1	19.7

4. Відфільтровує втрачені та спотворені дані, оскільки вони виходять за межі кластера реальних значень.

Даний метод також має ряд недоліків.

1. У задачах з дуже швидким старінням інформації і малою

кількістю взаємозалежних величин не завжди дотримується умова повноти інформаційного базису.

2. Метод "околу точки" є чутливий до суперечливих даних.

## Висновки

1. Навчання ШНМ методом "околу точки" покращує точність прогнозу і знижує вимоги до вхідних даних.

2. Завдяки верифікації даних можна покращити екстраполяційні властивості ШНМ.

3. Згідно з розширенням простору методом "околу точки" при навчанні і

прогнозуванні ШНМ можна використовувати невеликі навчальні вибірки.

4. Порівняно з існуючими методами передбачення та прогнозування модель ФМТФ ШНМ, окрім отримання якісних результатів, дозволяє обробляти інформацію в реальному часі, що є суттєвим при впровадженні програмних продуктів в технологічні та наукові комплекси.

5. Застосування технологій ШНМ для задач прогнозування споживання електричної енергії може покращити ефективність функціонування ЕПК.

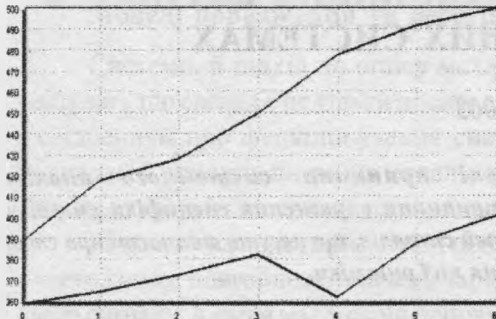


Рис. 5. Прогнозування ФМТФ ШНМ методом "околу точки"

1. Лысяк Г.Н., Стряпан В.Н., Данилюк А.В. Математическое моделирование установившихся режимов электрических систем переменного-постоянного тока. – К.: УМК, 1990. – 104 с.

2. Данилюк О.В., Ткаченко Р.О., Юрчак І.Ю., Батюк Н.Б., Козовий А.Б. Застосування технологій ШНМ для визначення втрат електричної енергії в електричних мережах енергопостачальних компаній // Матеріали МНК "Проблеми економії енергії", 16–19 червня, Львів, 1998. – с. 114–117.

3. Кулаичев А.П. Методы и средства анализа данных. – М., 1998.

4. Грицик В.В., Айзенберг Н.Н., Бунь Р.А., Данилюк О.В., Гече Ф.Є., Кисіль Б.В., Олексів Б.Я., Опотяк Ю.В., Стямець С.П., Ткаченко Р.О., Вальковський В.О., Войчишин К.С. Нейронні та нейроподібні мережі: синтез, реалізація, застосування та майбутнє // Інформаційні технології і системи. – 1998. – № 1/2. – С.15–52.
5. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польск. И. Д. Рудинского.: – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
6. Cover T. Geometrical and statistical properties of system of linear inequalities with applications in pattern recognition // IEEE Trans. Electronic Computers, 1965. - Vol. 14. -Pp. 326-334.
7. Ткаченко Р., Юрчак І., Цимбал Ю. Неітераційне навчання нейронних мереж прямого поширення // Матри міжн. наук.-техн. конференції " Інформаційні системи та технології", Львів, 21–23 жовтня, 1999 р. – С. 12–15.
8. Wright E.O. Classes. New York: Verso, 1985.

**Я. Драган, М. Медиковський, Л. Сікора\***

Національний університет "Львівська політехніка"

\*Центр стратегічних досліджень екобіотехнічних систем

УДК 538 56

## СИСТЕМНО-СИГНАЛЬНА КОНЦЕПЦІЯ РИТМІКИ В БІОСОЦІОТЕХНІЧНИХ СИСТЕМАХ

© Драган Я., Медиковський М., Сікора Л., 2003

*Сформульовано певні загальні принципи системного аналізу біосоціотехнічних систем, зокрема принципи вираження специфіки ритміки властивостями характеристик моделей сигналів, що несуть відомості про стан таких систем і механізми породження цієї ритміки.*

*Some general principles of system analysis concerning biosocial and technical systems, in particular the principles for description of rhythmic specificity by the properties of models characteristics of signals which transfer data about states of such systems and about this rhythmic generation mechanisms.*

### Вступ

Для складних систем, що стали останнім часом об'єктом вивчення у багатьох галузях науки, особливо пов'язаних з інформаційними проблемами, характерними є, за термінологією біокібернетиків, гомеостаз і ритм [1]. Ця властивість притаманна не тільки біомедичним об'єктам, але й суспільним і виробничим. Крім суто внутрішніх причин існування ритму, його задає добово-сезонний хід астрометсорологічних процесів [2]. І часто власне ритм є механізмом забезпечення гомеостазу – стабільності функціонування системи. Такими (тобто ритмічними) є не тільки такі природні процеси в живих організмах, як серцебиття, дихання, активності – сну тощо, але й соціальні процеси праці як тижневий сезонний ритм (включно з переходом на так званий літній