

УДК 621.311: 621.8

Н.Б. Батюк

Національний університет “Львівська політехніка”, кафедра ЕМС

НЕЙРОМАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ ЕЛЕКТРИЧНОЇ МЕРЕЖІ, НЕОГЛЯДНОЇ ЗАСОБАМИ ТЕЛЕМЕТРІЇ ДЛЯ ОПЕРАТИВНОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ЇЇ РЕЖИМІВ

© Батюк Н.Б., 2002

Для підвищення адекватності оперативного моделювання та ідентифікації режимів електричних мереж, неоглядних засобами телеметрії, пропонується застосувати нейроматематичну модель.

For increase of adequacy of operative model and identification of modes electric networks, which is invisible by supervisory control device to employ artificial neural networks.

Формулювання задачі

Важливим аспектом для оптимального прийняття рішення під час оперативного керування функціонуванням електроенергетичної системи (ЕЕС) є проблема ідентифікації параметрів та координат її режиму як сукупності станів електричної мережі (ЕМ) ЕЕС в послідовні плинні моменти часу.

Під ідентифікацією (від лат. *identifico* – утотоження) будемо розуміти формування моделі ЕМ, адекватної за критерієм відповідності результатів моделювання показникам її реального стану в певний момент часу (режимному зрізу).

Внаслідок розв’язання задачі ідентифікації параметрів та координат ми одержуємо режим, на основі якого саме і приймається рішення стосовно керування функціонуванням ЕЕС.

На результат розв’язання задачі ідентифікації суттєвий вплив має апріорність інформації, яку можна структурувати так:

- інформація про технологічні властивості елементів ЕМ;
- інформація, яка характеризує енергетичні показники середовища, в якому функціонує ЕМ (параметри та координати режиму електричних станцій, а також примикаючих електричних мереж, від яких живиться мережа, режим якої ідентифікується);
- дані телеметрії;
- інформація про діапазони резервів, в межах яких можуть змінюватися параметри та координати режиму.

Аналізуючи вищенаведене, можна зробити висновок, що оперативне прийняття рішення повинно здійснюватися на основі оперативної ідентифікації за умови наявності даних телеметрії.

Відповідно джерелами оперативної інформації є засоби телемеханіки (ТМ). Отже, оперативна ідентифікація режимів ЕМ залежить як від оперативності надходження інформації, так і від достовірності та повноти даних телеметрії про стан ЕМ.

Враховуючи наявні інформаційні ресурси та розташування пристроїв телемеханіки, електричні мережі пропонується умовно поділити на:

- оглядні засобами телеметрії електричні мережі (ОЕМ), тобто пристроями телемеханіки охоплені всі підстанції;

- неоглядні засобами телеметрії електричні мережі (НЕМ), натомість пристроями телемеханіки охоплені лише підстанції, які є джерелами живлення цих мереж (рис. 1).

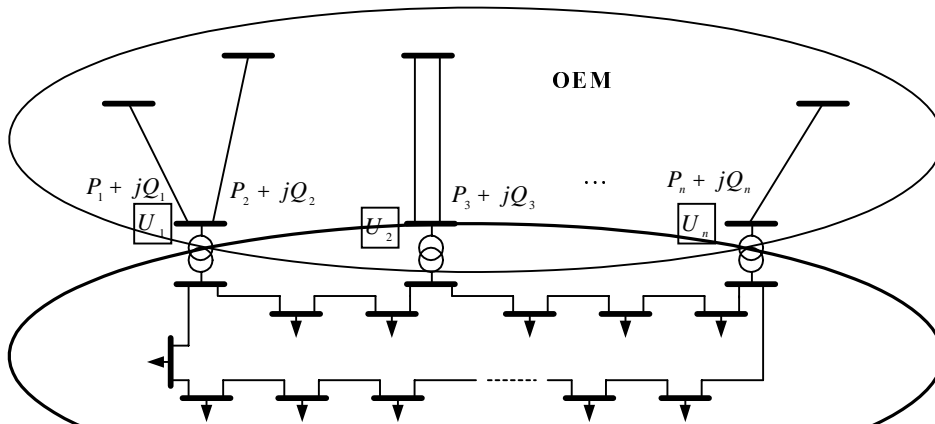


Рис. 1. Структурна схема ЕЕС при наявності неоглядної електричної мережі

На основі прийнятої класифікації можна говорити і про застосування відповідних методів моделювання для одержання інформації, якої не вистачає для забезпечення ідентифікації режимів електричної мережі (відтворення в реальному часі режимних показників) з достатнім ступенем вірогідності. Відповідно, методами математичного моделювання (ММ) режимів OEM – при наявності вичерпної детермінованої інформації та методами нейроматематичного моделювання (НММ) [1] режимів НЕМ – при відсутності детермінованої інформації (чи при наявності телевимірів на межі умовного поділу між оглядними та неоглядними мережами).

Нейроматематичне моделювання електричної мережі, неоглядні засобами телеметрії

Принцип нейроматематичного моделювання полягає у застосуванні штучної нейронної мережі, попередньо навченої за допомогою математичної моделі [2]. На наш погляд і як показали проведені дослідження [3], найпридатнішою є модель штучної нейронної мережі з неітераційним навчанням [4], яка поєднує швидкісні показники та надійність і однозначність процедур навчання.

Хороші показники з точності навчання, особливо для задач великої розмірності, мають мережі на базі нової концептуальної моделі нейромереж “Функціонал на множині табличних функцій” (ФМТФ) [5]. Найкращими прогностичними властивостями, які є першочерговими за важливістю для задач відображення, характеризуються штучні нейронні мережі з проєктивно-латеральними зв'язками між нейронами прихованого шару, які і вибрані базисом при побудові програмної нейромережі для енергетичних задач, а в даному випадку для задачі ідентифікації режимів ЕМ.

У вхідному та вихідному шарах нейромережі нейрони з сигмовидними передатними функціями, а в схованому – поліноміального виду. Основна перевага методу навчання для цієї нейропарадигми – неітераційний алгоритм, в основі якого процедура ортогоналізації в просторі векторів – реалізацій досліджуваного процесу на основі процедури Грамма-Шмітта. Це забезпечує швидкість алгоритму практично в реальному часі [5].

Навчання ШНМ є визначальним у розв'язанні задач методами нейроматематичного моделювання [2], оскільки від нього залежить адекватність продукування результату у вигляді виходів.

Методика навчання ШНМ полягає в наступному:

1. Обумовлюється топологія (у вигляді графа Γ) та параметри схеми (Π), для моделювання режимів якої навчається ШНМ

$$\hbar = \{\Gamma, \Pi\}. \quad (1)$$

2. Описується допустимий діапазон D зміни параметрів та координат режиму

$$D = [\mathfrak{R}_{\min}, \mathfrak{R}_{\max}] = [(\mathfrak{R}_{\Pi} \cup \mathfrak{R}_K)_{\min}, (\mathfrak{R}_{\Pi} \cup \mathfrak{R}_K)_{\max}]. \quad (2)$$

3. Для наповнення навчальної множини X за допомогою математичної моделі здійснюється розрахунок серії з s усталених режимів електричної мережі

$$(\mathfrak{R}_{\Pi})_i \xrightarrow{\hbar} (\mathfrak{R}_K)_i \quad \forall i = \overline{1, s}, \quad (3)$$

тобто

$$X = \{\mathfrak{R}_i\} = \{(\mathfrak{R}_n \cup \mathfrak{R}_K)_i\}. \quad (4)$$

4. Формуються множини виходів, компоненти якої є невідомими, а її структура саме і продиктована умовою поставленої задачі моделювання

$$X^{\text{output}} = \{x_i^{\text{output}}\} = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}_i. \quad (5)$$

5. Враховуючи задачу, застосування ШНМ-ФМТФ забезпечує, на відміну від інших типів парадигм, підвищений рівень комбінаторної мобільності при структуруванні входів-виходів за умови, що кількість входів повинна бути більшою від кількості виходів

$$n = \dim(X^{\text{input}}) > m = \dim(X^{\text{output}}) \wedge \dim(X^{\text{input}}) \neq 1, \quad (6)$$

тобто немає чіткої регламентації, які зі змінних є входами, а які виходами.

6. Множину входів визначають так:

$$X^{\text{input}} = \{x_i^{\text{input}}\} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}_i = X \setminus X^{\text{output}}. \quad (7)$$

7. Далі навчання ШНМ здійснюється на основі навчальної множини, сформованої на основі вибірки з кортежу, розмірність якого визначається умовою

$$s = \dim(H) \geq 30 \cdot (n+m). \quad (8)$$

Це підтверджено досвідом експлуатації ШНМ-ФМТФ.

8. Навчену ШНМ використовуємо для продукування виходів за конкретними значеннями входів з області допустимих значень

$$X^{\text{input}} \subset D \xrightarrow{\text{ШНМ-ФТФ}} X^{\text{output}}. \quad (9)$$

Нейроматематична модель ідентифікації

Для ідентифікації режимів роботи електричної мережі необхідно адаптувати ШНМ в існуюче програмне забезпечення інформаційного комплексу, де входами ШНМ будуть використані наявні телевиміри (оброблені), а виходами – координати режиму неоглядової схеми електричної мережі, що по своїй суті відповідають традиційно прийнятій назві “псевдовиміри”, тільки з однією різницею – вони за точністю є співвимірними з телевимірами.

Навчання ШНМ здійснюється на основі вищенаведеної методики, де входами навчальної вибірки приймають векторну множину X^{input} , складовими якої є розрахункові значення модулів напруг \vec{U}_∞ у вузлах умовного стику OEM та НЕМ і також значення перетоків активної \vec{P}_∞ та реактивної \vec{Q}_∞ потужностей за вітками, що примикають до цих вузлів зі сторони OEM. Виходами ШНМ (векторна множина X^{output}) виступають координати режиму, які забезпечують ідентифікацію НЕМ в сенсі визначення енергетичних показників НЕМ (сумарні значення активного P_Σ та реактивного Q_Σ навантаження споживачів і втрати активної потужності в елементах π), а також впливу режиму НЕМ на режим OEM (значення аргументів напруг $\vec{\Theta}_\infty$ в точках умовного стику, що характеризує перетоки активної потужності між вузлами примикання).

Тобто, навчання здійснюється за схемою

$$X^{\text{input}} = \{\vec{U}_\infty, \vec{P}_\infty, \vec{Q}_\infty\} \xrightarrow{\text{ШНМ}-\Phi T \Phi} X^{\text{output}} = \{P_\Sigma, Q_\Sigma, \pi, \vec{\Theta}_\infty\}. \quad (10)$$

Реалізація моделі. Задіяння “навченої” ШНМ в контур керування моделі здійснюється шляхом заміни навчальних входів X^{input} на реальні дані телеметрії \bar{X}^{input} , якими є значення телевимірів (ТВ), що надходять на концентратор інформації оперативного інформаційно-керуючого комплексу ЕЕС. Тоді, виходами $\tilde{X}^{\text{output}}$ будуть продукovanі штучною нейронною мережею значення координат режиму, які забезпечують ідентифікацію НЕМ

$$\bar{X}^{\text{input}} = \{\vec{U}_\infty^{\text{ТВ}}, \vec{P}_\infty^{\text{ТВ}}, \vec{Q}_\infty^{\text{ТВ}}\} \xrightarrow{\text{ШНМ}-\Phi T \Phi} \tilde{X}^{\text{output}} = \{\tilde{P}_\Sigma, \tilde{Q}_\Sigma, \tilde{\pi}, \tilde{\vec{\Theta}}_\infty\}. \quad (11)$$

Використовуючи продукovanі фізичні величини як нову інформацію про координати режиму в усіх НЕМ та у вузлах їх умовних стиків з фрагментами примикаючих до них електричних мереж, забезпечується повномасштабна режимна оглядовість схеми електричної мережі ЕЕС загалом. Наявність значень аргументів $\vec{\Theta}_\infty$ напруг, при відомих телевимірах $\vec{U}_\infty^{\text{ТВ}}$, забезпечує умови використання математичних моделей в режимі “on-line” для оцінювання стану; аналізу та оптимізації нормальних та ремонтних режимів; дослідження стійкості тощо, тому що при розв’язанні цих задач вузли умовного стику для розрахунків задають комплексним значенням напруги, тобто вони є одночасно “опорними” за модулем та аргументом. $\tilde{P}_\Sigma, \tilde{Q}_\Sigma, \tilde{\pi}$ – ретроспективна інформація, що є основою для звітності та оцінки ефективності функціонування регіонів, електропостачання яких здійснюється саме електричними мережами, що є неоглядовими. Крім цього, ця інформація дозволяє забезпечувати прогнозування та планування режимів з вищим рівнем оптимальності.

Експеримент за допомогою комп'ютерного симулювання

На основі запропонованої ШНМ створена модель електричної мережі 110 кВ системи електропостачання м. Львова (рис. 2). Навчання ШНМ проводилось за результатами математичного моделювання [1] в діапазоні зміни сумарного споживаного навантаження м. Львова від 0 до 700 МВА, що відповідає граничним межах за струмами перевантаження по

З метою апробації неявного моделювання для створеної моделі на основі ШНМ-ФМТФ та аналізу показників її роботи проведені комп'ютерні експерименти. Для тестування "навченої" ШНМ спеціально було прораховано 24 режими з реального експлуатаційного діапазону параметрів та координат режиму. Паралельно ці режими прораховувались на математичній моделі.

Тестування ШНМ здійснювалося при таких розрахункових умовах:

– діапазон зміни навантаження від 90 до 50 % (режими навчання та тестування не повторювалися) по відношенню до навантаження режимного замірювання зимового максимуму;

– модуль напруги на ЗУ змінювався від 320 до 340 кВ;

– аргумент напруги на ЗУ змінювався від -2° до $+1^\circ$.

Реалізація моделі ідентифікації згідно з (11)

$$\begin{aligned} \bar{X}^{input} = & \\ = \left\{ U_{Л2}^{TB}, U_{Пд220}^{TB}, U_{Пд330}^{TB}, U_{3x}^{TB}, P_{Л2}^{TB}, P_{Пд220}^{TB}, P_{Пд330}^{TB}, P_{3x}^{TB}, Q_{Л2}^{TB}, Q_{Пд220}^{TB}, Q_{Пд330}^{TB}, Q_{3x}^{TB} \right\} & \xrightarrow{\text{ШНМ-ФТФ}} \\ \longrightarrow \tilde{X}^{output} = \left\{ \tilde{P}_\Sigma, \tilde{Q}_\Sigma, \tilde{\pi}, \tilde{\theta}_{Л2}, \tilde{\theta}_{Пд220}, \tilde{\theta}_{Пд330}, \tilde{\theta}_{3x} \right\} & \end{aligned}$$

Порівняльні результати нейроматематичного моделювання для координат Львівського енерговузла зображені на рис. 3 для семи виходів. Максимальна відносна похибка для "виходу" сумарної втрати активної потужності становить 6,43 %.

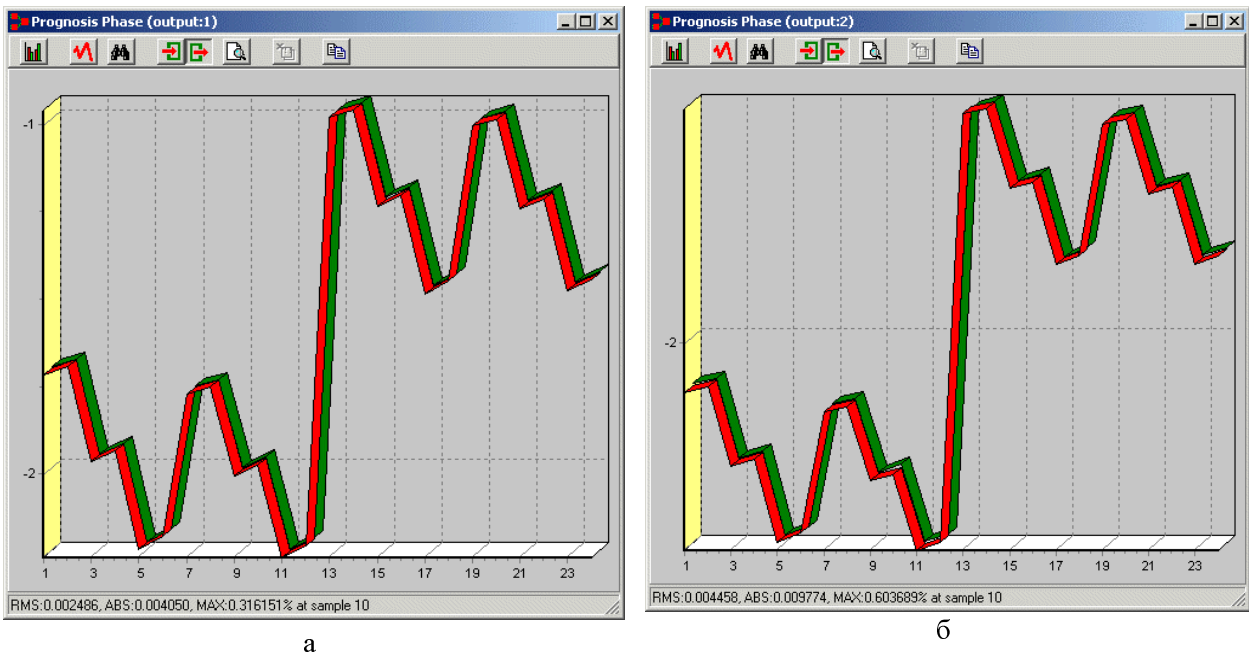
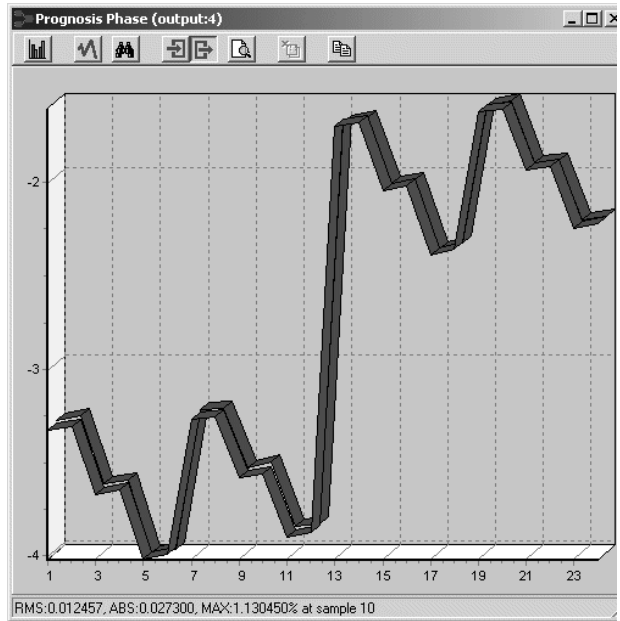


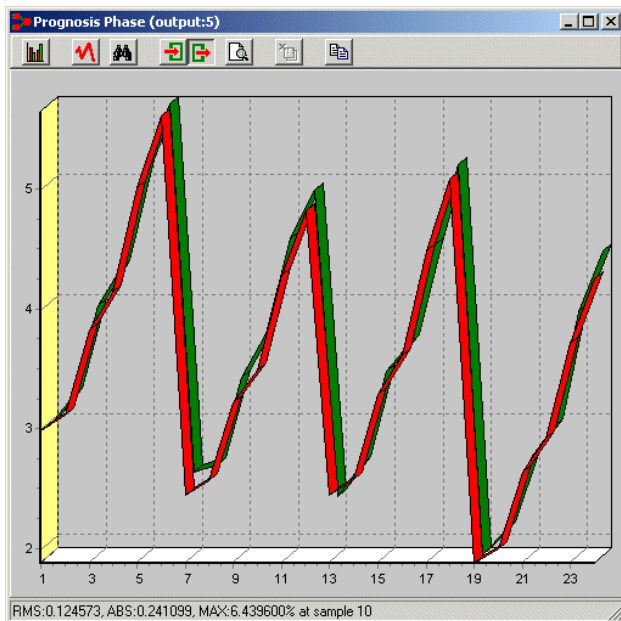
Рис. 3. Результати нейроматематичного моделювання для координат Львівського енерговузла:
а, б – значення аргументів напруг (град) відповідно на шинах підстанцій Львів-2, Південна-220, Південна-330, Західна



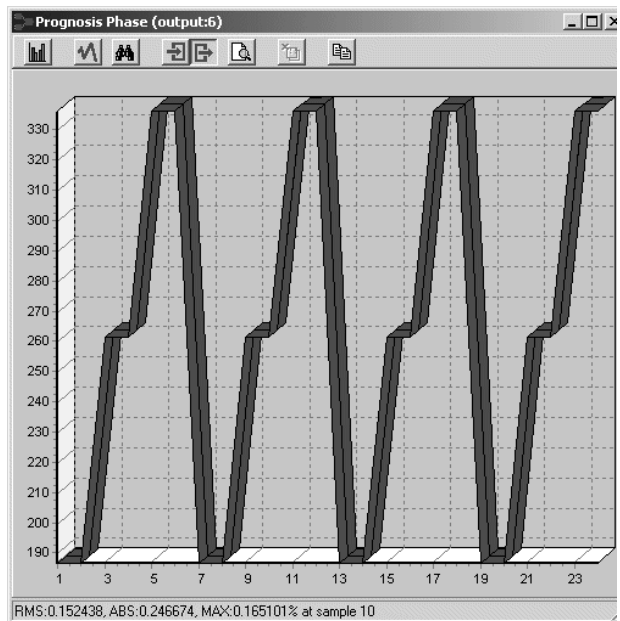
В



Г

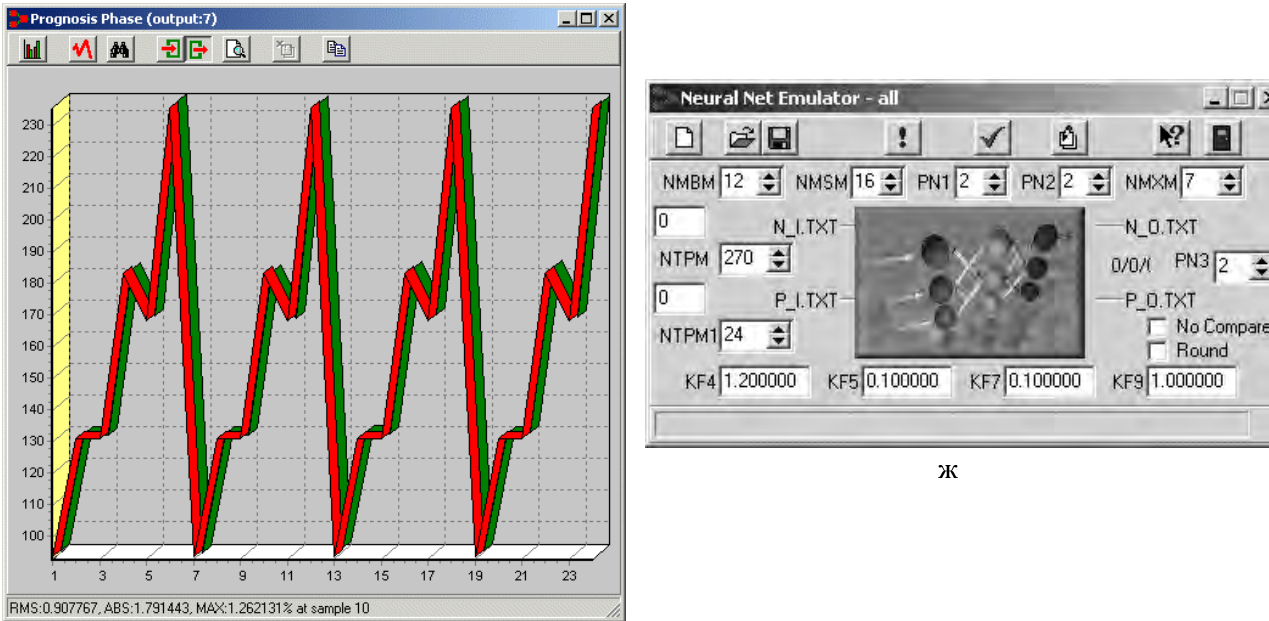


Д



Е

Рис. 3. Результати нейроматематичного моделювання
 для координат Львівського енерговузла:
 в, г – значення аргументів напруг (град) відповідно на шинах підстанцій
 Львів-2, Південна-220, Південна-330, Західна;
 д – втрати активної потужності; е – сумарні активне
 та реактивне навантаження споживачів електричної мережі 110 кВ



є

Рис. 3. Результати нейроматематичного моделювання для координат Львівського енерговузла:

є – сумарні активне та реактивне навантаження

жс – робоча панель налаштування ШНМ

На рис. 3 по осі абсцис вказані номери реальних режимів, прийнятих для тестування "навченої" ШНМ (відповідно і математичного моделювання), де кожні послідовні чотири точки (режими) відповідали одному і тому ж значенню сумарної активної потужності навантаження споживачів м. Львова, але при різних коефіцієнтах реактивної потужності.

Висновки

1. Під час оперативного диспетчерського керування функціонуванням електроенергетичних систем, за умови наявності неоглядних засобами телеметрії фрагментів електричних мереж, ідентифікацію режимів роботи останніх доцільно здійснювати за допомогою відповідних нейроматематичних моделей.

2. Формування нейроматематичної моделі ідентифікації режимів здійснюється на основі штучної нейронної мережі, попередньо навченої методами математичного моделювання.

1. Данилюк О. Теоретичні засади нейроматематичного моделювання // Математичне моделювання в електротехніці, електроніці та електроенергетиці: Тез. доп. 3-ї Міжнар. НТК. – Львів, 25–30 жовтень 1999. – С. 69–70. 2. Лысяк Г.Н., Стряпан В.Н., Данилюк А.В. Математическое моделирование установившихся режимов электрических систем переменного тока. – К., 1990. – 104 с. 3. Данилюк О., Ткаченко Р., Батюк Н., Юрчак І., Козовий А. Застосування технологій штучних нейронних мереж для визначення втрат електричної енергії в електричних мережах енергопостачальних компаній // Вісн. ДУ "Львівська політехніка". Проблеми економії енергії. – Львів, 1998. – С. 114–117. 4. Tkachenko R. Accelerated Learning of Multilayered Neural Networks on the Base of the New Paradigma // Third Conference "Neural Networks and Their Applications". – Kule, 14–18 October, 1997. – P. 129–130. 5. Ткаченко Р.О., Юрчак І.Ю., Ядловський В.С. Віртуальна нейромережа // Технічні вісті. – Львів, 1998. – №1 (6), 2(7). – С. 21–23.