

конденсаторів, індуктивностей тощо. У мікросхем цей параметр не лише не висвічується за замовчуванням, але й розташований у непридатному для цього місці – на контурах символів чи корпусів.

Якщо при створенні бібліотечного компонента мікросхеми атрибут Value вирівняти за важливістю з атрибутом Туре, то описана вище неприємна ситуація з проектом може вирішитись набагато простіше. Адже відомо, що різні технологічні серії можуть містити мікросхеми з однаковими функціональними і конструктивними параметрами. У такому випадку в атрибутах Value достатньо вказати типи мікросхем, на які здійснюється заміна, а атрибут Туре при цьому погасити.

**Висновок.** Розглянуті питання можуть бути використані як у навчальному процесі, так і в інженерній практиці. Вони скорочують час виконання проектних робіт, зменшують ймовірність внесення помилок, сприяють ефективнішому опануванню сучасних засобів проектування друкованих плат.

1. Сучков Д.И. Основы проектирования печатных плат в САПР P-CAD 4.5, P-CAD 8.5-8.7 и ACCEL EDA. – М., 2000. 2. Разевиг В.Д. Система P-CAD 8.5-8.7: Руководство пользователю. – М., 1999. 3. Как работать с пакетом P-CAD. – М., 1990. 4. Разевиг В.Д. Система проектирования печатных плат ACCEL EDA 15.0 (P-CAD 2000). – М., 2000. 5. Стешенко В.Б. ACCEL EDA. Технология проектирования печатных плат. – М., 2000.

УДК 681.142.37

**І.Ю. Юрчак**

Національний університет “Львівська політехніка”,  
кафедра АСУ

## **КРИТЕРІЇ ОЦІНКИ ЯКОСТІ ФУНКЦІОНУВАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ**

© Юрчак І.Ю., 2001

**Запропоновано методики оцінювання якості функціонування нейромереж. Показані критерії вибору даних навчальної множини для покращання якості прогнозу.**

**In a paper the techniques of an estimation of quality of operation нейронных of webs are offered. The criterions of a choice of datas of a learning set for improving quality of the prognosis are shown.**

Критерії оцінки слід поділити на внутрішні та зовнішні [1]. Внутрішні критерії формуються на основі інформації множини даних, які були використані для навчання, тоді як зовнішні критерії використовують нову інформацію контрольної або перевірконої множин, елементи яких не використовувались при навчанні. Оптимальна складність моделі мережі встановлюється за сукупністю зовнішніх та внутрішніх критеріїв.

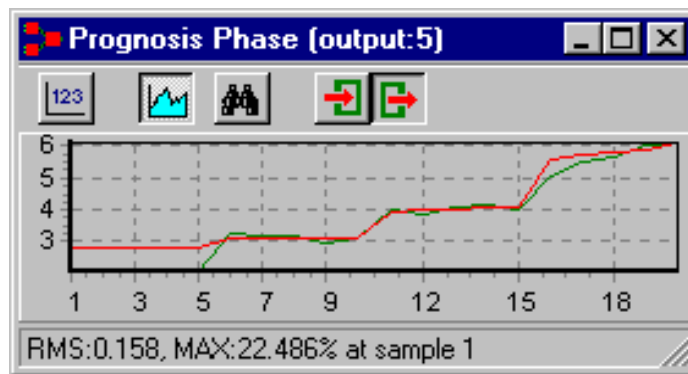
До зовнішніх критеріїв вибору моделі можна віднести:

*Критерій регулярності* – зовнішній критерій, для обчислення величини якого вимагається перевірна множина даних [1].

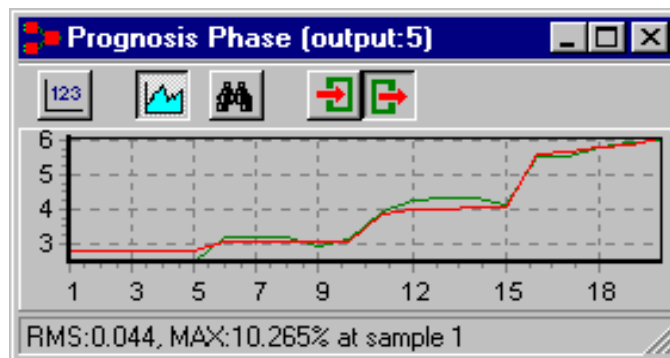
$$\Delta(1) = \frac{\sum_{i=1}^{N_{np}} (\Phi_i^* - \Phi_i)^2}{\sum_{i=1}^{N_{np}} (\Phi_i^*)^2} \rightarrow \min$$

де  $\Delta(1)$  – величина критерію;  $i$  – номер відгуку;  $\Phi_i$  – значення відгуків, що продукуються мережею;  $\Phi_i^*$  – точні значення відгуків.

Фізичний сенс застосування критерію регулярності полягає у виборі моделі, яка буде максимально точною на елементах контрольної множини, які не входили до складу навчальної множини. Проілюструємо сказане на прикладі однієї з задач моделювання енергетичного об'єкта.



*a*



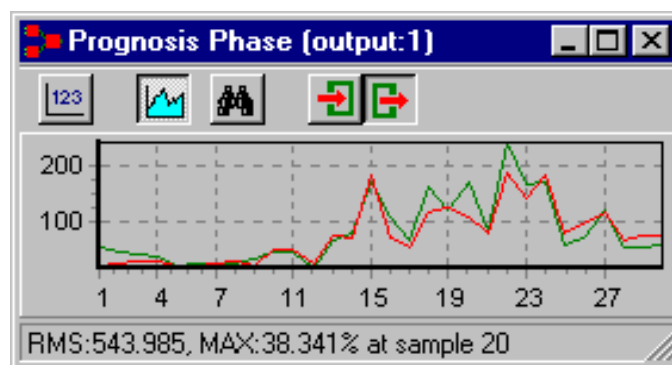
*б*

Рис. 1. Приклад застосування критерію регулярності

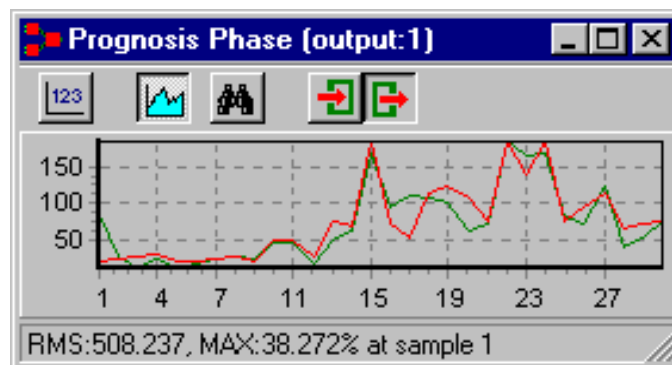
На рис. 1 зображені реальні та спрозовані мережею сумарні технологічні втрати активної потужності в електричній мережі [2]. При застосуванні коефіцієнта нелінійності передатних функцій зовнішніх нейронів  $k=0,9$  відносна похибка становила 0,158, та при виборі  $k=0,2$  похибка зменшилась до 0,044, що дозволяє зробити висновок про покращання якості прогнозування та вважати модель з таким коефіцієнтом задовільною (рис. 1, б).

*Критерій мінімального зміщення* вимагає максимального збігу значень вихідної величини для двох моделей, де як навчальні елементи було використано дані різних підмножин навчальної множини [3].

Критерій мінімального зміщення дозволяє обирати модель, яка “слабо реагує” на зміну навчальної множини і дозволяє вирішити задачу відновлення закону, що діє для зашумлених експериментальних даних. Для прикладу наведемо результати відображення вихідної ознаки, яка характеризує значення повзучості бетону і була використана при моделюванні процесу при виробництві останнього [4]. На рис. 2 показані порівняльні графіки реальних значень контрольної множини та результатів відображення при використанні різних навчальних множин. Оскільки якість відображення відгуку в обох випадках висока, можна вважати, що параметри мережі налаштовані належним чином і така модель обирається як оптимальна.



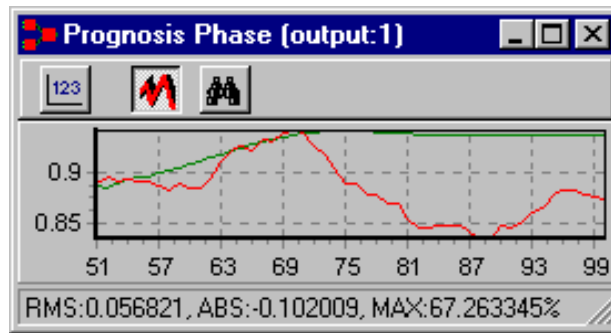
а



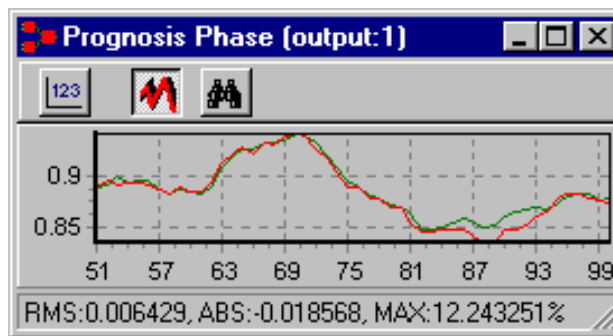
б

Рис. 2. Приклад застосування критерію мінімального зміщення

*Критерій зміщуваності показників у часі* – допомагає оцінити рівень взаємозв’язку змінних. Окремі показники можуть мати різну післядію, тому роздільне прогнозування кожного з них може забезпечити кращий результат. Відповідно, за наявності тісного взаємозв’язку між показниками прогнозування їх сукупності покращує результати прогнозу кожного з них. Можливе також включення нового параметра, який може бути або додатковим показником (ознакою), який входить до опису явища, або змінною, що є лінійною комбінацією вже включених ознак. Застосування цього критерію допомагає в оптимальному підборі таких ознак явища, які можуть забезпечити вищу точність прогнозування.



а

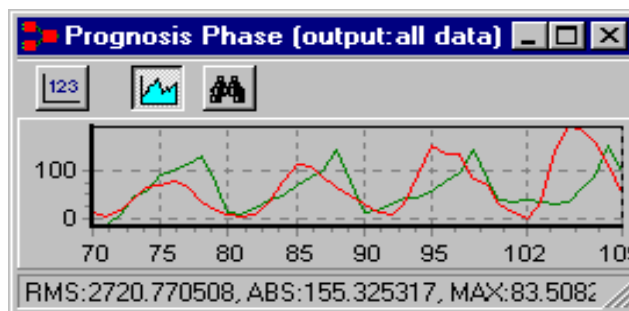


б

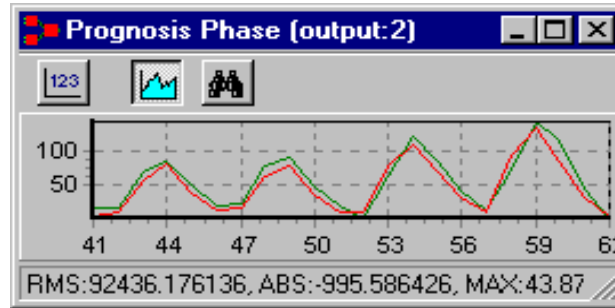
Рис. 3. Приклад застосування критерію балансу даних при слабо пов'язаних між собою даних ознак явища

На рис. 3 показані результати прогнозування температури Землі, що є однією з основних ознак, які характеризують землетрус. Дані цього показника надходили до обробки разом з даними інших показників [5]. На рис. 3а показано порівняльний графік реальних даних контрольної множини та спродукованих мережею значень при врахуванні всіх ознак. При виключенні деяких ознак, які невзаємопов'язані з даною, якість прогнозування помітно покращилась (рис. 3б), що доводить тезу про доцільність попередньої обробки даних і подання явища параметрами, які взаємопов'язані між собою.

Як приклад взаємопов'язаних показників покажемо результати прогнозування відносних чисел Вольфа, усереднених за рік (рис. 4а) [6]. У випадку, коли до прогнозування надходили не лише відносні числа Вольфа, а і дані річних стоків Дніпра і Дінця-Сіверського, якість прогнозування помітно покращилась, що зображено на рис. 4, б.



а

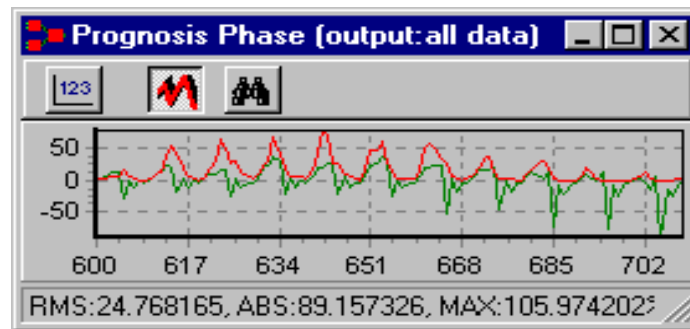


б

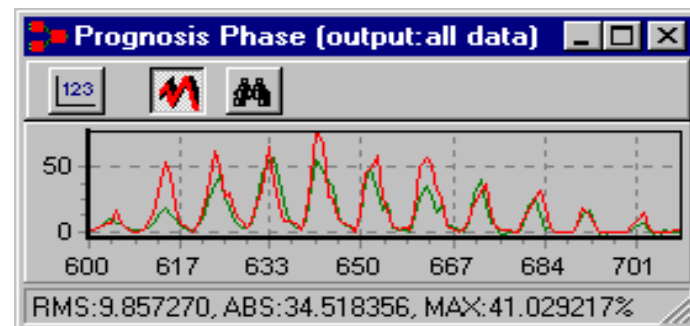
Рис. 4. Приклад застосування критерію балансу даних при тісно пов'язаних між собою даних ознак явища

Критерій фізичної достовірності – вимагає виключення моделей, які під час проведення експерименту можуть продукувати нереальні результати (великі викиди для множини, що прогнозується).

На рис. 5 показані результати прогнозування чисел груп сонячних плям [7] в геліоширотному розподілі  $g(\varphi, t)$ . Реальні значення  $g(\varphi, t)$  коливаються в діапазоні  $0 \div 100$ . Показані на рис. 5а результати при певних коефіцієнтах наперед можна трактувати як неправильні, оскільки мережа продукує від'ємні числа. Після того, як були обрані оптимальні значення коефіцієнтів нейромережі і збільшення передісторії часового ряду, спродуковані мережею значення знаходяться у межах дозволеного і мають невеликі розбіжності порівняно з реальними значеннями контрольної множини (рис. 5б). Модель, яку зображено на рис. 5,а, з так налаштованими коефіцієнтами можна вважати непридатною для користування.



а



б

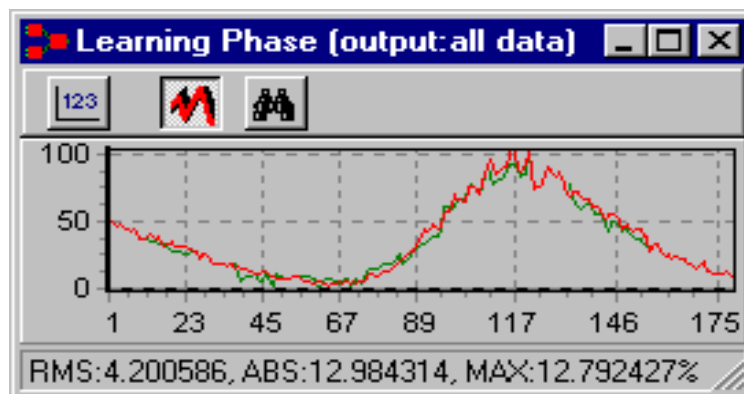
Рис. 5. Приклад застосування критерію реальності прогнозу

**Оцінювання точності прогнозів.** Як правило, після навчання нейромережі здійснюють контрольне відтворення даних, які склали навчальну множину. Якщо точність відтворення задовільна і відхилення знаходяться в допустимих межах, вважають, що побудовано задовільну гіперповерхню і слід очікувати достатню якість відображення. Якщо при відтворенні мережею даних навчальної множини спостерігаються великі розбіжності, можна припустити, що це викликано :

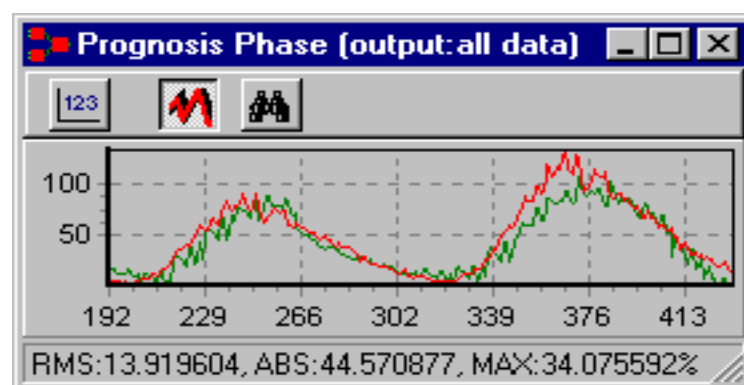
- наявністю неточних даних з великою випадковою складовою. Для усунення цього явища підвищують вимоги до точності вимірювань; у випадку часового ряду можливе зменшення кроку дискретизації, наприклад використання щомісячних значень замість річних [3];

- неврахуванням суттєвих ознак, які значною мірою визначають закономірність; ця проблема може бути вирішена розширенням набору факторів, які беруть до уваги;

Після отримання передбачених значень при наявності контрольних можливо отримати абсолютні та відносні відхилення на всій контрольній множині, для кожного кроку прогнозування. При наявності задовільних результатів прогнозування на контрольній множині можна вважати, що налаштована мережа для даної задачі має оптимальну складність і готова до відтворення даних, для яких немає відповідних відомих відгуків.



а



б

Рис. 6. Результати роботи НМ: а – в режимі навчання; б – в режимі функціонування

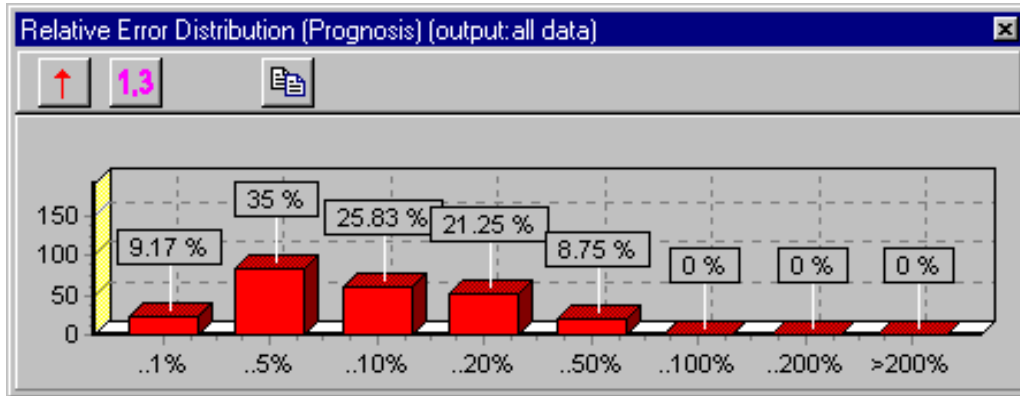


Рис. 7. Розподіл середньоквадратичних відносних відхилень

На рис. 6 показані результати відтворення та прогнозування чисел Вольфа [8]. Результати відтворення (рис. 6а) дають підставу припускати, що якість прогнозування буде достатньо високою, що показано на рис. 6б. На рис. 7 подано графік розподілу середньоквадратичних відносних відхилень прогнозованих значень від контрольних.

1. Ивахненко А.Г. Индуктивный метод самоорганизации моделей сложных систем. - К., 1982. - 296 с. 2. Грицик В.В., Данилюк О.В., Ткаченко Р.О., Юрчак І.Ю., Батюк Н.Б. Оперативна ідентифікація режимів навантаження фрагментів електроенергетичних систем на основі технологій штучних нейронних мереж // Вісн. ДУ "Львівська політехніка". - 1999. - № 2. - С. 143-146. 3. Ивахненко О.Г., Лапа В.Г. Предбачення випадкових процесів. - К.: 1971. - 416 с. 4. Львовский Е.Н. Статистические методы построения эмпирических формул. - М., 1988. - 239 с. 5. Ткаченко Р.О., Юрчак І.Ю., Ковальчук А.М. Підходи до вирішення задач прогнозування // Вісн. ДУ "Львівська політехніка". - 1998. - № 349. - С. 53-62. 6. Ивахненко А.Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами. - К., 1975. - 312 с. 7. Войчишин К.С., Довбуш Р.Т., Ткаченко Р.О., Юрчак І.Ю. Інформаційні нейромережеві технології виділення закономірностей просторової структури сонячної циклічності // Інформаційні технології і системи. - 1998. - № 1/2. - С. 85-99. 8. Войчишин К.С., Стодилка М.И. Временная структура 11-летней цикличности среднемесячных наблюдаемых чисел Вольфа. - Львов, 1985. - 48 с. (Препринт № 99).