

оптимизация развивающихся теплоснабжающих систем. – Новосибирск: Наука, 1987 – 220 с.
6. Математические основы теории электромеханических преобразователей / Р.В. Фильц. – К.:
Наук. думка, 1979. – 208 с. 7. Маліновський А.А., Турковський В.Г., Музичак А.З. Дослідження
гідралічних режимів теплових мереж формалізованими методами // Зб. наук. пр. Міжнар. наук.-
техн. конф. “Енергоефективність ‘2004””. – Одеса, 2004. – С. 258–261.

УДК 621.313.181

О.Ф. Кінчур, І.Р. Головач, М.В. Хай, А.О. Лозинський
Національний університет “Львівська політехніка”, м. Львів

АНАЛІЗ ТА СИНТЕЗ НЕЙРОПРЕДИКТОРА СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ЕЛЕКТРОПРИВОДА НАСОСНОЇ СТАНЦІЇ

© Кінчур О.Ф., Головач І.Р., Хай М.В., Лозинський А.О., 2007

Розглянуті питання синтезу нейропредиктора на основі різних типів нейронних мереж. Проаналізовано точність прогнозу споживання води під час застосування різних активаційних функцій нейронів та різної кількості прихованих шарів мережі прямого поширення сигналу. Наведено результати короткострокового прогнозу нейропредиктора на даних тестової множини.

The questions of neuropredictor synthesis by use of different type of neural networks structure have been considered. The precision of short term water demand forecasting in the case of the use of different neuron activation functions or different number of hidden layers of feed-forward neural networks have been analysed. The result of neuropredictor short term forecasting by use the data from test set have been shown.

Вступ. Сучасний стан розвитку систем керування технологічними процесами характеризується широким використанням інтелектуальних систем, побудованих на принципах теорії штучних нейронних мереж чи теорії нечіткого керування. Перевагами таких систем є здатність до навчання та “розуміння” по відношенню до керованого об’єкта та дії збурень, висока ефективність в умовах невизначеності чи неточності параметрів, зашумлення даних, значних нелінійностей. Поряд з цим необхідно зазначити, що впровадження інтелектуальних систем утруднюється необхідністю розв’язання задач, пов’язаних з відсутністю систематизованих методів їх проектування та аналізу [1]. Нині, в умовах зростання вартості енергоносіїв та ціни комунальних послуг, особливого значення набуває проблема зниження енергоємності та підвищення надійності експлуатації системи водопостачання. Одним із ефективних шляхів її вирішення є вдосконалення системи керування насосною станцією, зокрема шляхом використання у структурі пристроїв прогнозування. Як показано в [2, 3], застосування прогнозу поведінки системи дає змогу формувати оптимальні керуючі впливи і тим самим покращувати характеристики системи.

Постановка задачі дослідження. Під час розроблення прогностичної інтелектуальної системи керування приводом насосної станції, однією із ключових задач є синтез оптимального нейромережевого предиктора. Задача синтезу в цьому випадку вимагає розв’язання як задач вибору структури та виду активаційних функцій нейронів, так і оптимального налаштування параметрів нейропредиктора, що своєю чергою передбачає формування вибірки даних, які достатньо повно описують роботу системи.

Виклад основного матеріалу та результати досліджень. Синтез нейронної мережі є ітераційним процесом, першим етапом якого є формування навчальної вибірки даних, вибір

структури нейромережі та активаційних функцій нейронів. Як свідчить аналіз літературних джерел [3–5], під час прогнозування часових рядів найчастіше використовують такі архітектури нейронних мереж, як мережі прямого поширення сигналу, рекурентні мережі та RBF- мережі.

Архітектура мережі feedforward neural network відповідає теоремі Колмогорова – Арнольда [4], що доводить існування розв'язку задачі апроксимації функції багатьох змінних за допомогою суперпозиції багатьох функцій однієї змінної. Таким чином багатошарові мережі прямого поширення сигналу можуть моделювати функцію практично будь-якого ступеня складності, причому число шарів і число елементів у кожному шарі визначаються складністю функції [6]. У цій роботі показано, що відтворення неперервної функції, яка відображає n -вимірний вхідний вектор у m -вимірний вихідний вектор, можливе під час використання нейронної мережі з одним прихованим шаром. При відтворенні розривної функції у загальному випадку необхідне застосування нейронної мережі з двома прихованими шарами. Проте пряме застосування теореми Хехт-Нільсена до визначення архітектури мережі не приводить до отримання оптимального розв'язку задачі апроксимації [5, 7]. Кількість прихованих шарів, як і кількість нейронів у кожному з шарів у розв'язках, що можна вважати оптимальними, істотно відрізняється від результатів, отриманих із використанням теореми Колмогорова – Арнольда. Задача вибору кількості шарів та кількості нейронів у кожному шарі становить одну з основних проблем на етапі синтезу такої нейроструктури.

RBF-мережу можна також інтерпретувати як одношарову мережу прямого поширення сигналу, в якій прихований шар складають нейрони з гауссівською функцією активації. Для ефективної роботи такої мережі на початковому етапі синтезу необхідно визначити кількість нейронів прихованого шару та оптимально розмістити центри гауссівських функцій, визначити ширини їх вікон. Ця задача здебільшого успішно розв'язується за допомогою алгоритмів кластерного аналізу даних. Проте у разі багатовимірності входу, що характерно для систем прогнозування даних, її розв'язок істотно ускладнюється. Поряд з цим аналіз літературних джерел [5, 8] свідчить про те, що для точного моделювання типової функції мережа RBF, з її більш ексцентричною поверхнею відгуку, вимагає більшого числа елементів порівняно з мережею прямого поширення сигналу, а отже, її реалізація вимагатиме більших апаратних затрат і матиме нижчу швидкість.

Потрібно зазначити, що багатошарові нейромережі з однонапрямленим поширенням сигналу є статичними, оскільки не мають у своїй структурі зворотних зв'язків чи динамічних ланок, а їх вихід залежить від заданої на вході множини і не залежить від попереднього стану мережі. У той же час рекурентні мережі є динамічними, оскільки за наявності зворотних зв'язків стан мережі в будь-який момент часу залежить від стану в попередній момент часу [4]. Наявність зворотних зв'язків і елементів тимчасової затримки сигналів додає рекурентним мережам власні нелінійні динамічні властивості.

Враховуючи наведене вище, під час вибору структури нейропредиктора необхідно розглянути одно- та двошарові структури нейромереж прямого поширення сигналу та рекурентну нейронну мережу.

Як уже зазначалося, ще однією важливою задачею є вибір кількості нейронів у кожному шарі. Оскільки кількість вхідних і вихідних елементів визначається властивостями вхідних і вихідних даних, необхідно визначити тільки розмір прихованого шару. Відомо, що існує компроміс між точністю й узагальнюючою здатністю мережі, яку можна оптимізувати за допомогою вибору кількості прихованих елементів для цієї мережі. Кількість прихованих елементів, з одного боку, повинна бути достатньою для того, щоб розв'язувати поставлену задачу, а з іншого, – не повинна бути занадто великою, щоб забезпечити необхідну узагальнюючу здатність. На сьогодні не існує простого способу для визначення необхідного числа нейронів. Вибір залежить від багатьох факторів. Найчастіше використовуються ітераційні процедури пошуку кількості нейронів прихованого шару шляхом нарощування складності мережі від мінімальної, чи навпаки її спрощення від максимально заданої [5]. При тому критерієм вибору кількості нейронів є задовільне відтворення залежності вхід-вихід.

Для визначення кількості вхідних та вихідних нейронів проаналізовано дані про роботу насосної станції системи холодного водопостачання одного з мікрорайонів. На цій насосній станції відбувається щогодинна реєстрація струму, який споживається асинхронними двигунами приводів насосів з мережі живлення. Зміна цього струму дає можливість опосередковано відслідковувати споживання води населенням. У результаті аналізу даних, отриманих з насосної станції, було виявлено, що на характер водоспоживання досліджуваного мікрорайону впливають: година доби і день тижня (рис. 1) та місяць року (рис. 2). Крім цих змінних на вхід нейронмережі потрібно подавати біжуче значення навантаження та значення навантаження в попередні моменти часу.

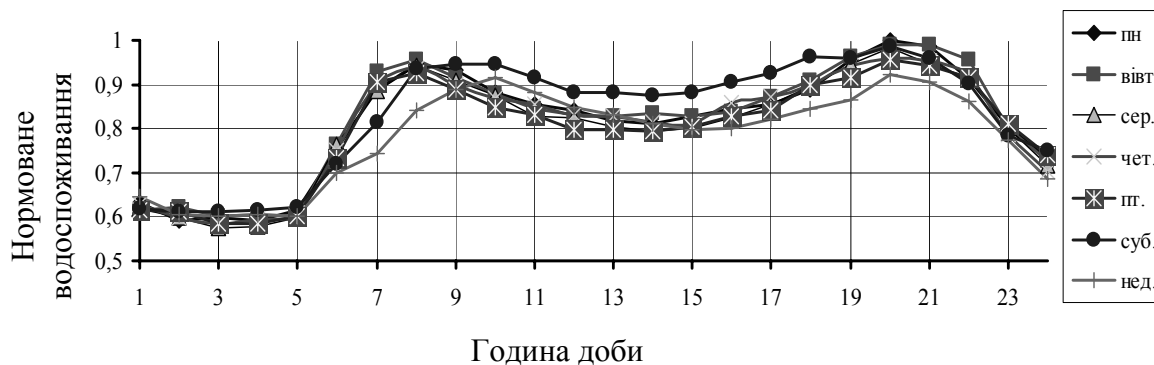


Рис. 1. Графіки водоспоживання протягом тижня

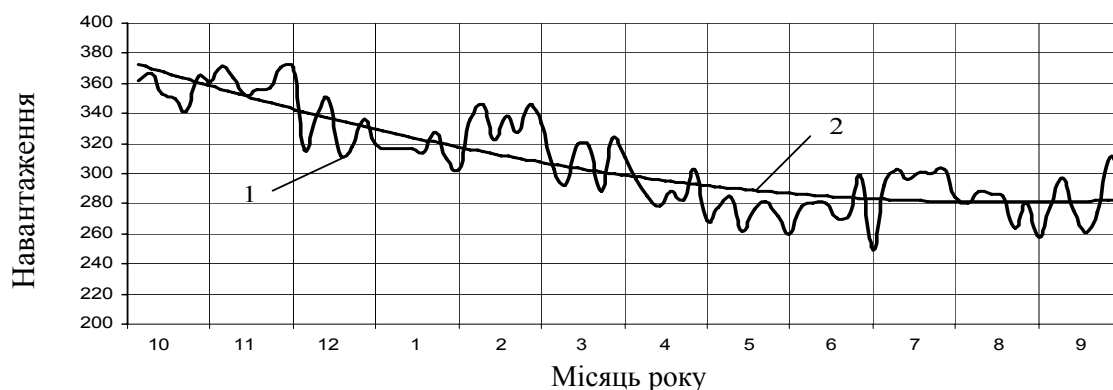


Рис. 2. Характер зміни водоспоживання протягом року

Функція активації нейрона також істотно впливає на роботу нейронної мережі. Враховуючи необхідність прогнозу нелінійної залежності, вибір функцій активації прихованого шару будемо здійснювати в базисі нелінійних функцій з діапазоном зміни $[0; -1]$, або $[-1; +1]$. На першому етапі синтезу нейронної мережі, відповідно до [4, 5], використано функції виду LogSig та гіперболічний тангенс TanSig. Вибір цих функцій зумовлений також і простотою їх апаратної реалізації.

Результати досліджень. Для створення моделі нейронної мережі використано засоби Neural Network Toolbox. Навчальна вибірка сформована на основі даних про навантаження за перший тиждень кожного місяця. Кількість точок навчальної вибірки була збільшена вдвічі шляхом апроксимації зміни навантаження між двома точками, які зареєстровані персоналом насосної станції. Тестова вибірка сформована аналогічно на основі даних другого тижня кожного місяця. Дані про місяць, день тижня та годину доби масштабовані на проміжок від **0,2** до **0,8**. В результаті були отримані 2 матриці входів (для навчання і для тестування) розміром 7×3696 , та 2 матриці виходів розміром 1×3696 .

На етапі структурного синтезу проаналізовано одношарові мережі прямого поширення сигналу виду 7-X-1, аналогічні рекурентні мережі та двошарову мережу прямого поширення сигналу

виду 7-X-X-1, де X – кількість нейронів у прихованих шарах (рис. 3). Похибка прогнозу обчислювалась як

$$\Delta = \frac{|P_{дій} - P_{прогн}|}{3696} * 100,$$

де $P_{дій}$ – дійсне значення навантаження з тестової вибірки, $P_{прогн}$ – прогнозоване значення навантаження на основі значень тестової вибірки.

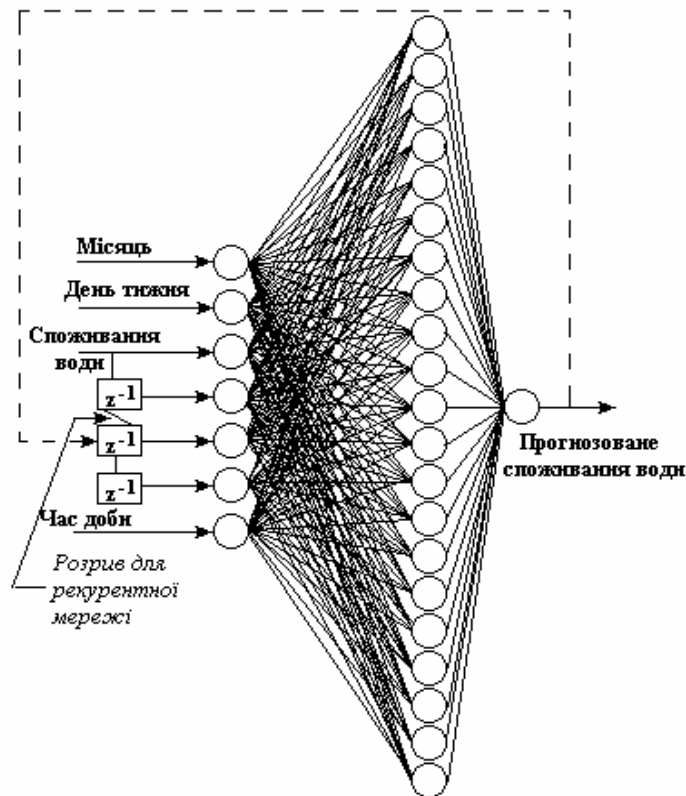


Рис. 3. Структура нейропредиктора на основі мережі прямого поширення сигналу з одним прихованим шаром (___) та рекурентної мережі (_ _).

На рис. 4 показано зміну похибки прогнозу залежно від кількості нейронів прихованого шару. На основі отриманих результатів подальший синтез здійснювали для нейромережі з 21 нейроном у прихованому шарі. Для мережі з одним прихованим шаром проаналізовано вплив функції активації нейронів прихованого шару на точність прогнозу (рис. 5). Як видно з отриманих результатів найменшу похибку прогнозу отримано в мережі з активаційними функціями нейронів прихованого шару виду LogSig. Доволі хороший результат отримано від використання активаційних функцій виду RadBas, що дозволяє стверджувати про перспективність проведення досліджень у напрямку використання модифікованої функції вигляду:

$$\mu(x) = \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|^{2 \cdot b}}{\sigma_i^{2 \cdot b}}\right).$$

Параметрами налагодження такої функції є центри c_i , ширини вікон σ_i та коефіцієнти b_i , що визначають вигляд функції і дають змогу в межах використання нейронів одного виду отримувати різний вигляд вихідного сигналу.

Поряд з одношаровою мережею проаналізовано і роботу нейропредиктора на основі двошарової мережі. Синтез нейропредиктора проводився шляхом аналізу похибки прогнозу при різних кількостях нейронів в прихованих шарах. Активаційна функція нейронів не змінювалася. Внаслідок

виконаних досліджень отримано, що структура нейромережі виду 7-7-7-1 з активаційними функціями виду LogSig забезпечує точність прогнозу на рівні одношарової мережі виду 7-21-1 з активаційними функціями нейронів прихованого шару виду TanSig.

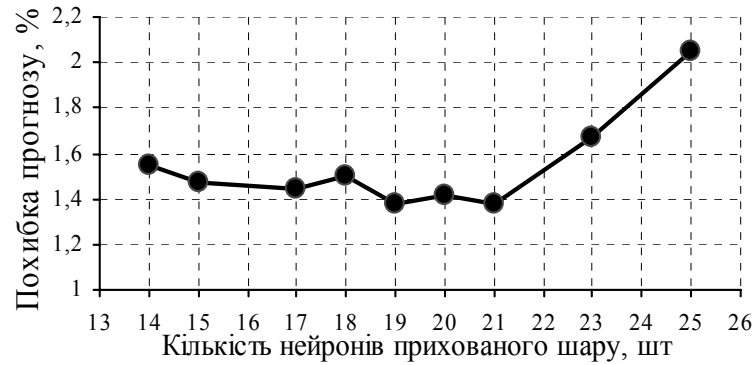


Рис. 4. Похибка прогнозу у разі зміни числа елементів прихованого шару

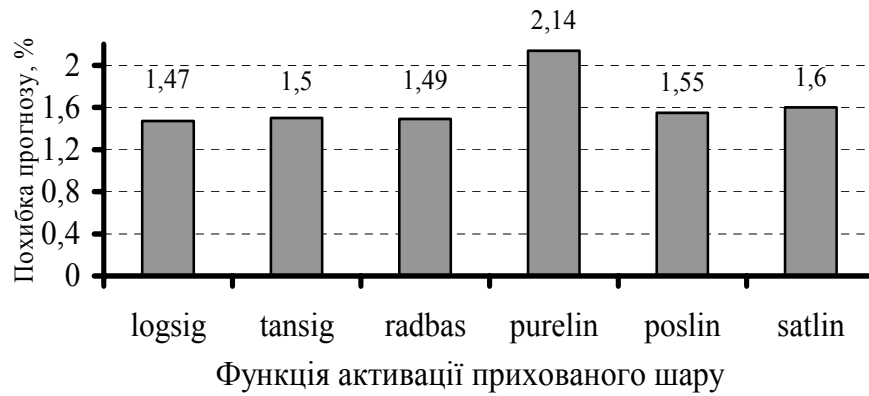


Рис. 5. Похибка прогнозу під час різних функцій активації

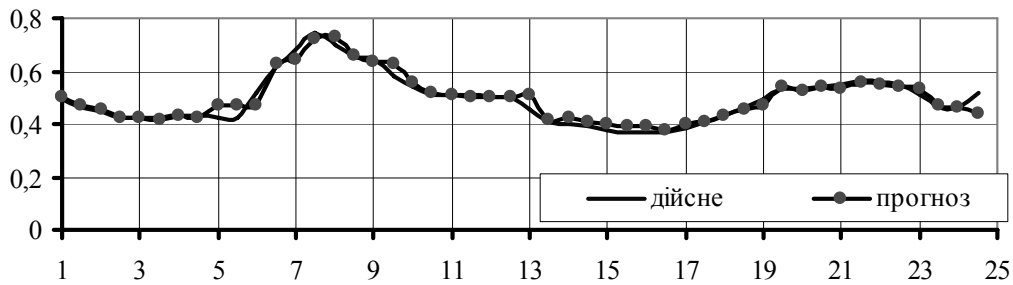


Рис. 6. Результати прогнозування рекурентною мережею з однією лінією затримки

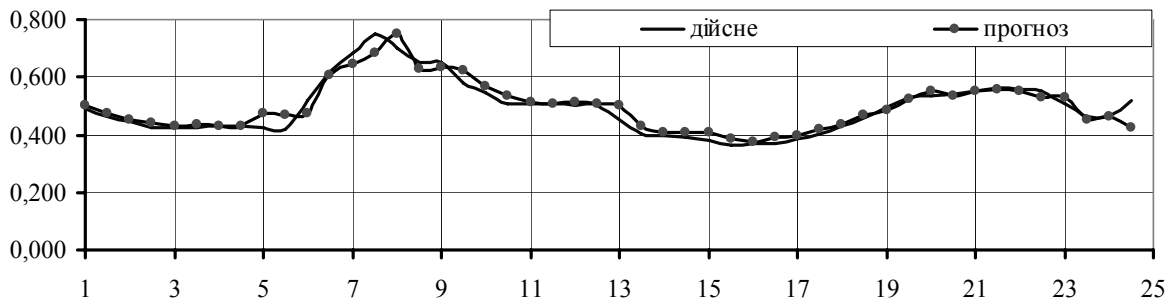


Рис. 7. Результати прогнозування мережею прямого поширення сигналу

Проаналізовано також і застосування рекурентної нейронної мережі. Під час синтезу рекурентної мережі змінювалася кількість зворотних зв'язків та часова затримка сигналу. Зміну кількості нейронів та виду їх активаційної функції не проводили. На рис. 6 зображено результати нейромережевого прогнозування за допомогою рекурентної нейронної мережі для одного з днів роботи насосної станції. Для порівняння на рис. 7 показано результати нейромережевого прогнозування навантаження насосної станції за допомогою одношарової мережі прямого поширення сигналу з такою ж кількістю нейронів у прихованому шарі. І в одному і в другому випадку активаційні функції нейронів – LogSig.

Висновок. Проаналізувавши отримані результати, можемо стверджувати, що для побудови нейромережевого предиктора оптимальними є одношарові рекурентна мережа або мережа прямого поширення сигналу з 21 нейроном у прихованому шарі та активаційною функцією виду LogSig.

1. Kosko B. *Neural Networks and Fuzzy Systems*. Englewood Cliffs, NJ, Prentice Hall, 1991. 2. Gil P., Henriques J., Dourado A., Duarte-Ramos H. *Constrained neural model predictive control with guaranteed free offset // Proc. of IECON 2000*. – Nagoya (Japan), 2000. – P. 1991–1996. 3. Hippert H.S., Pedreira C.E., Souza R.C. *Neural Networks for Short-Term Load Forecasting: A Review and Evaluation // IEEE Trans. on Power System*. – 2001. – Vol. 16, No. 1. – P. 44–55. 4. Терехов В.А., Ефимов Д.В., Тюкин И.Ю. *Нейросетевые системы управления*. – М.: Радиотехника, 2002. – 480 с. 5. Stanislaw Osowski. *Sieci Neuronowe w ujeciu algorytmicznym*. – WNT. – Warszawa, 1997. – Wydanie II. – 350 s. 6. Hecht-Nielsen R. *Neurocomputing*. – Addison Wesley, Amsterdam, 1991. 7. Круглов В., Борисов В. *Искусственные нейронные сети. Теория и практика*. – М.: Горячая линия – Телеком, 2002. – 384 с. 8. Arakawa M., Nakayama H., Yun Y.B., Ishikawa H. *Optimum design using Radial Basis Function networks by adaptive range genetic algorithms (Determination of radius in Radial Basis Function networks) // Proc. of IECON 2000*. – Nagoya (Japan). – P. 1219–1224.

УДК 621.314.057

М.С. Сегеда, І.В. Губіліт, О.Б. Дудурич

Національний університет "Львівська політехніка", м. Львів

ВПЛИВ КОРОНИ НА ПЕРЕНАПРУГИ В ЛЕП 750 КВ

© Сегеда М.С., Губіліт І.В., Дудурич О.Б., 2007

Розглянуто методику розрахунку перенапруг за допомогою методу, який заснований в основному на врахуванні активних втрат. Встановлено залежність та форму кривої залежності втрат на корону в лініях електропередавання 750 кВ та показано відносне перетворення ємнісної провідності.

There are present of method of calculation the Overvoltages from the method an action loss in this article. It's founded the dependence and the shape of dependenc's curve of the loss to crown in transmission lines 750 kV and relative transformation of capacity laying.

Постановка проблеми. Дослідження внутрішніх перенапруг широко відбувалися на початку 50-х років в лініях електропередавання надвисокої напруги (НВН), корона розглядалася як один з основних факторів, що обмежує перенапруги цього виду. Нелінійні втрати на корону уявлялися тоді дієвим засобом демпфування перенапруг. У цей період моделі довгих ліній електропередавання, що є одним з засобів дослідження внутрішніх перенапруг, були оснащені пристроями, що імітують явище корони. Але поступово зацікавлення до цього питання почало зменшуватися: тенденція до зниження рівня ізоляції з ростом номінальної напруги, перехід від