

времени при увлажнении водой  $T=18^{\circ}\text{C}\div 20^{\circ}\text{C}$   $t_0 = 15\text{сут.}$ , а при  $T=40^{\circ}\text{C}\div 80^{\circ}\text{C}$  и более после  $t_0 = 6\text{сут.}$

### Выводы

При увлажнении набухающих грунтов водой  $T=18^{\circ}\text{C}\div 20^{\circ}\text{C}$  семейства кривых ползучести отличаются от увлажнения водой  $T=40^{\circ}\text{C}\div 80^{\circ}\text{C}$  и более при одинаковых величинах уплотняющих давлений.

Семейство кривых ползучести как при увлажнении водой  $T=18^{\circ}\text{C}\div 20^{\circ}\text{C}$ , так и  $T=40^{\circ}\text{C}\div 80^{\circ}\text{C}$  и более лучше описывает теория линейной наследственной ползучести, предложенная Ю.М. Роботновым и ядро степенной функции Абеля.

Скорость деформации ползучести набухания выражается экспоненциальными ядрами начального момента времени  $\delta$  при давлении  $P=0,2\text{МПа}$  и реологическими параметрами набухающих грунтов.

### Список использованных источников

1. Арутюнян, Н.Х. Некоторые вопросы теории ползучести / Н.Х. Арутюнян. – М., Л.: Гостехтеориздат, 1952. - 327 с.
2. Вялов, С.С. Реологические основы механики грунтов / С.С. Вялов. – М.: Высш. шк., 1978. - 447 с.
3. Зарецкий, Ю.К. Лекции по современной механике грунтов / Ю.К. Зарецкий. – Ростов- на- Дону, 1989. - 608 с.
4. Роботнов, Ю.Н. Ползучесть элементов конструкций / Ю.Н. Роботнов. – М.: Наука, 1968. – 752с.
5. Ржаницын, А.Р. Теория ползучести / А.Р. Ржаницын. – М.: Стройиздат, 1968. – 416с.

*Статья поступила в редакцию 27.05.2015 г.*

УДК 681.515+62-551.453

**Б. Л. Тишевич**, к.т.н, доцент (НТУУ «КПІ»)

### ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ КОРОТКОСТРОКОВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОГО НАВАНТАЖЕННЯ В ЕНЕРГОСИСТЕМАХ

---

**B. L. Tyshkevych** (National Technical University of Ukraine «Kyiv Polytechnical Institute»)

### NEURAL NETWORK FOR SHORT-TERM FORECASTING OF ELECTRIC LOAD IN THE POWER SYSTEM

*Пропонується інтелектуальна система управління, на базі штучної нейронної мережі з використанням нейронів із елементами затримки, для прогнозування надкороткострокового навантаження в енергосистемах.*

**Ключові слова:** *інтелектуальна система управління, штучна нейронна мережа, елемент затримки, короткострокове прогнозування.*

*Предлагается интеллектуальная система управления, на базе искусственной нейронной сети с использованием нейронов с элементами задержки, для прогнозирования краткосрочной нагрузки в энергосистемах.*

**Ключевые слова:** *интеллектуальная система управления, искусственная нейронная сеть, элемент задержки, краткосрочное прогнозирование.*

*In this article offers intelligent control system based on artificial neural network with neurons with delay elements, for predicting the short-term load in power systems.*

**Keywords:** *intelligent control system, artificial neural network, a delay element, short-term forecasting.*

**Вступ.** Прогнозування навантаження в останні роки є одним з основних напрямків дослідження в енергетиці. На нерегульованому, конкурентному енергоринку, енергогенеруючі компанії зберігають свої базові резерви близько до мінімальної величини відповідно до вимог незалежного системного оператора. Точний прогноз в значній мірі полегшує завдання генерації та керування навантаженням. В наслідок цього має сенс розробляти структури штучних нейронних мереж (ШНМ) для прогнозування короткочасного навантаження.

Точне прогнозування короткострокового навантаження (ПКН) має важливе значення для планування графіків запуску та відключення енергоблоків, резервного планування та управління навантаженням. Окрім цього, управління частотою навантаження і економічне надання потужності в енергосистему потребує прогнозів навантаження в більш короткі терміни часу, від однієї хвилини до декількох десятків хвилин. Таке прогнозування можна визначити як прогнозування надкороткострокового навантаження (ПНКН). Цей прогноз інтегрується з інформацією про вартість генерації, цінами на енергію на спотовому ринку, транспортних можливостей ліній енергопостачання та наявності резервів у незалежних операторів енергосистеми, які використовуються для визначення найкращої стратегії керування наявних енергетичних джерел.

Розроблено багато методів для короткострокового прогнозування енергонавантаження [1]. Ці методи в основному поділяються на дві категорії: класичні [2], та штучного інтелекту [3]. Останнім часом, методи штучного інтелекту, які засновані на використанні ШНМ були застосовані до ПНКН. Перевага використання ШНМ полягає в їх здатності визначати залежності безпосередньо з історичних даних без необхідності вибору відповідної моделі.

Є кілька типів ШНМ, які були застосовані для прогнозування навантаження. Багатошарова ШНМ прямого зв'язку з одним прихованим шаром

нейронів [4]. Але застосування ШНМ у ПНКН вимагає іншого підходу [5]. Замість моделювання взаємовідносин між навантаженням, часом, погодними умовами та іншими факторами які впливають на навантаження, краще зосередитись на екстраполяції картини навантаження з використанням даних від нещодавнього спостереження до найближчого майбутнього.

**Ціль та завдання.** Для виконання ПНКН потрібно визначити структуру та тип ШНМ, яка найкраще підходить для виконання поставленого завдання. Була запропонована ШНМ з використанням розподіленої лінії затримки (РЛЗ), яка забезпечує високу точність із швидкодією при низькій чутливості до якості навчальних даних у всьому діапазоні навантажень та погодних умов.

Шари ШНМ для ПНКН складаються із елементарних нейронів з РЛЗ, як зображено на рис.1

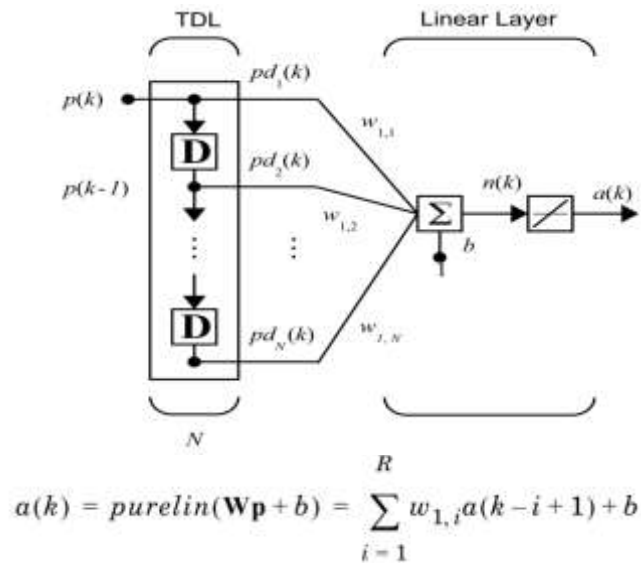


Рис.1. Елементарний нейрон з РЛЗ

Як видно з рис. 1, кожен нейрон виконує дві функції: підсумовує зважені вхідні сигнали з елементів затримки D і створює вихідний сигнал, який є функцією зваженої суми. Вхідні сигнали поступають на входи шару ШНМ із РЛЗ яка складається із декількох шарів.

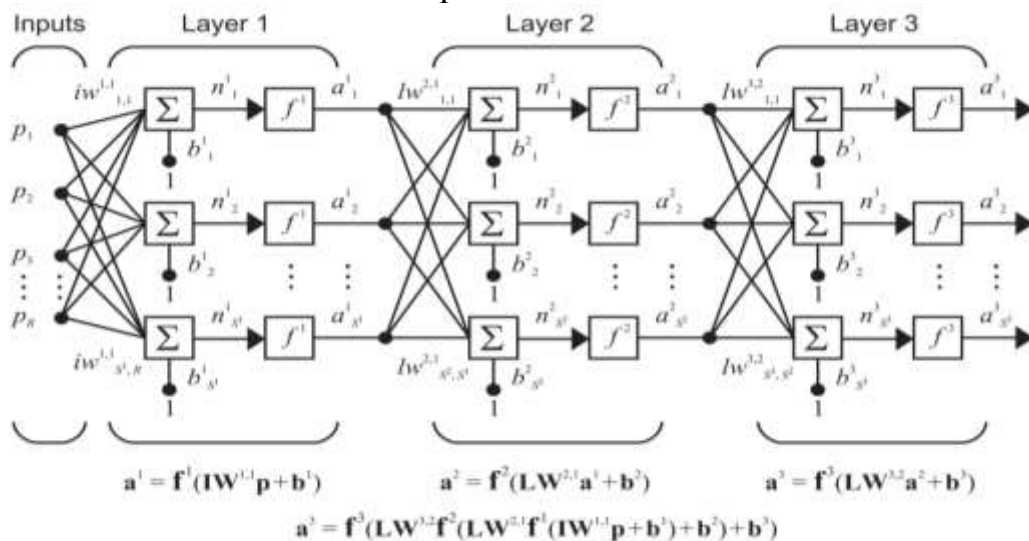


Рис. 2. Багатошарова ШНМ

На виході РЛЗ формується вектор із розмірністю  $R$ , який складається із вхідних сигналів, затриманих на один такт часу  $T$ . Дійсне навантаження прогнозується та залежить від суми зважених входів. Вони менш чутливі до вимог наявності представницької вибірки навчальних даних всього спектру можливого навантаження та погодних умов.

Функція, яка також називається функцією активації (ФА) визначає рівень вихідного сигналу нейрона. Серед великої кількості ФА дослідження проводилися із лінійною, сигмоїдальною та гіперболічною тангенційною функціями. Перевага двох останніх була доведена експериментально. Лінійна функція не забезпечувала зниження складових шумів для вхідних сигналів. Інші ФА не забезпечували динамічної стійкості ШНМ.

Впровадження системи прогнозування навантаження полягало у виконанні різних завдань, таких як - вибір архітектури ШНМ, вибір вхідних змінних, нормалізація даних, а також навчання мережі.

**Результати дослідження.** В результаті досліджень було обрано тришарову повно-пов'язану ШНМ зворотного розповсюдження. Вона вміщує вхідний шар, прихований шар і вихідний шар нейронів. Поширення сигналу допускається тільки від вхідного шару до прихованих, і від прихованого шару до вихідного. Фактичне навантаження прогнозується і використовується в якості вхідних змінних. Вихід ШНМ це бажані прогнозовані навантаження на 6 хвилин вперед. Кількість входів, число прихованих вузлів, ФА, масштабування схеми і методи навчання впливають на прогнозування та якість роботи і, отже, повинні обиратись дуже ретельно.

Вхідні змінні складались із дійсного навантаження у поточному часі із затримкою від 1 до 9 часових періодів.

Після того, як історичні дані зібрані, наступний крок у навчанні полягав у нормалізації всіх даних таким чином, щоб кожне значення потрапляло в діапазон від 0 до 1. Це зроблено для того, щоб запобігти ШНМ ввійти у режим насичення.

Серед різних методів навчання, алгоритм зворотного розповсюдження похибки (ЗРП), є найбільш контрольованим методом навчання. Він широко використовується через його обчислювальну простоту, легкість в реалізації та добрі результати, для вирішення великої кількості проблем в різних областях застосування. Внаслідок вищезначеного, для навчання було використано метод ЗРП.

Для визначення результатів випробувань були використані історичні дані навантаження однієї з підстанцій в системі енергопостачання районів м. Києва в червні 2012 року. ШНМ складалась із 10 входів, 10 прихованих вузлів, і одного виходу. Навчання здійснювалось із використанням даних для останнього тижня, які потім використовувались для прогнозування 6-хвилинного попереднього навантаження для наступного тижня. У якості ФА для нейронів скритого шару була обрана тангенціальна сигмоїдальна функція. Для вихідного шару була обрана лінійна ФА. Продуктивність навчання,

відповідно, швидкої конверсії без коливань була досягнута через відносно великі значення швидкості навчання і імпульс, які були обрані на основі декількох випробувань, проведених з різними величинами цих двох параметрів. Результати ПНКН представлені на рисунку 3.

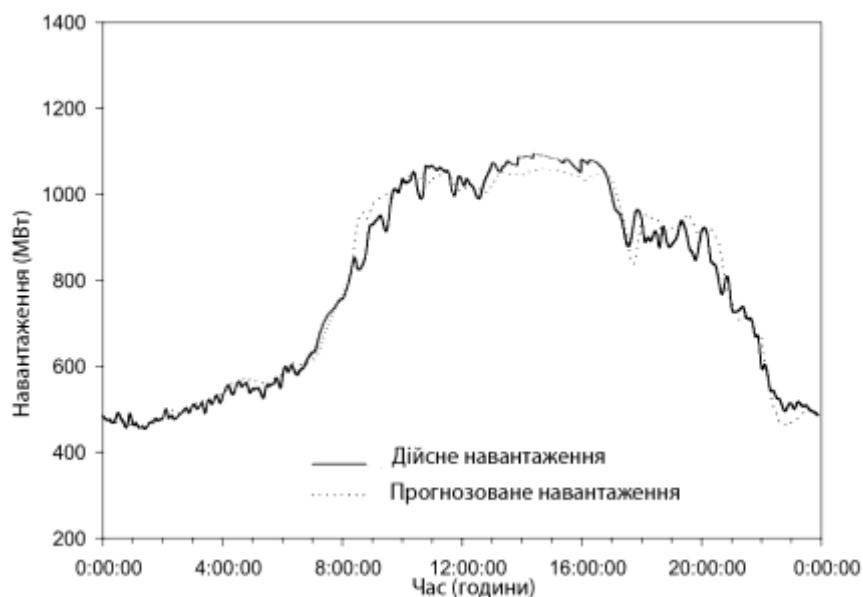


Рис. 3. Дійсні та прогнозовані результати ПНКН.

Отримані результати показують, що запропонована система ПНКН на ШНМ забезпечує добрі результати до дуже короткострокового прогнозу навантаження в системах енергоживлення.

### Висновки

Новим у застосуванні ШНМ для ПНКН є використання тришарової мережі прямого розповсюдження із елементами затримки та навчанням з алгоритмом ЗРП. При цьому, замість того, щоб працювати з реальними навантаженнями, ШНМ зосередилась на моделюванні динаміки навантаження. Результати прогнозування показують, що ця модель може задовольнити потреби ПНКН, але може потребувати довести точність прогнозу та підвищення продуктивності ШНМ. Нейронна мережа була успішно використана для миттєвого прогнозу навантаження в діапазоні від декількох одиниць до декількох десятків хвилин. Це доводить ефективність застосування ШНМ для прогнозування дуже короткострокового навантаження.

### Список використаних джерел

1. Kim, K. Short-Term Load Forecasting for Special Days in Anomalous Load Conditions Using Neural Networks and Fuzzy Inference Method. IEEE Trans. on Power Systems / K. Kim, H.S. Youn, Y.C. Kang, 15 (2000) 559-565

2. Amjady, N. Short-Term Hourly Load Forecasting Using Time-Series Modeling with Peak Load Estimation Capability. IEEE Trans. on Power Systems / N. Amjady, 16 (2001) 498-505 Application of Neural Networks for Very Short-Term Load Forecasting 633
3. Khotanzad, A. Neuro-Fuzzy Approach to Short-Term Load Forecasting in a Price-Sensitive Environment. IEEE Trans. on Power Systems / Zhou Enwang, H.A. Elragal, 17 (2002) 1273-1282
4. Hippert, H.S. Neural Networks for Short-Term Load Forecasting: a Review and Evaluation. IEEE Trans. on Power Systems / H.S. Hippert, C.E. Pedreira, R.C.Souza, 16 (2001) 44-55
5. Charytoniuk, W., Chen, M.-S.: Very Short-Term Load Forecasting Using Artificial Neural Networks. IEEE Trans. on Power Systems / W. Charytoniuk, M.-S. Chen, 15 (2000) 263-268

*Стаття надійшла до редакції 21.09.2015 р.*