

УДК 621.316.1

**Л. Н. Добровольська, к. т. н., доц.; В. І. Волинець; І. О. Бандура, к. т. н.****БАГАТОФАКТОРНЕ ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВАННЯ  
ЕЛЕКТРОТЕХНІЧНИХ КОМПЛЕКСІВ ВУГІЛЬНИХ ШАХТ ДЛЯ ПЛАНУВАННЯ  
ЇХНІХ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНИХ РЕЖИМІВ**

*Статтю присвячено розв'язанню актуальної науково-прикладної задачі планування енергоефективних режимів електротехнічних комплексів вугільних шахт за рахунок розвитку та вдосконалення математичних моделей і методів багатofакторного прогнозування їхнього електроспоживання з урахуванням технологічних характеристик.*

**Ключові слова:** планування енергоефективних режимів, прогнозування електроспоживання, електротехнічний комплекс, вугільні шахти, нейромережі, багатошаровий перцептрон.

**Вступ**

Стан економіки України сьогодні характеризується деформованою структурою виробництва, у якій високу питому вагу складають технології енергоємних та матеріалоємних видів продукції [1], тому розв'язання проблем підвищення рівня ефективності промислових комплексів можливе лише за суттєвого зниження енерговитрат на виробництво одиниці продукції. Структура промислового виробництва доволі енергоємна, критична залежність паливно-енергетичного комплексу від постачання енергоносіїв з Росії, висока зношеність основних виробничих фондів та низький рівень екологічної безпеки підприємств зумовлюють першочергову необхідність середньо- та довготермінового планування і прогнозування обсягів енергозбереження [1, 2].

Важливою галуззю паливно-енергетичного комплексу (ПЕК) України є вугільна промисловість. Актуальність її функціонування зумовлена тим, що вугілля – єдиний національний енергоносіє, який здатен забезпечити енергетичну безпеку та задовольнити сучасні потреби за рахунок власних ресурсів [3].

Для забезпечення рентабельності вугільної промисловості необхідні впровадження енергозберігальних технологій і підвищення ефективності використання електричної енергії електротехнічними комплексами вугільних шахт, що дозволить зменшити собівартість видобутку вугілля та підвищити його якість [4].

У зв'язку із структурною перебудовою економіки України істотно зростає роль перспективного планування розвитку виробничих систем, тобто науковообґрунтованих прогнозів [5]. Головними функціями прогнозування є виявлення та аналіз закономірностей і тенденцій споживання електричної енергії; оцінювання впливу цих тенденцій у майбутньому; передбачення ситуацій, що потребують розв'язання; виявлення можливих альтернатив розвитку в перспективі; накопичення інформації для всебічно обґрунтованого вибору напряму для розроблення оптимального планового рішення.

Без прогнозування неможливе ефективне перспективне планування споживання електроенергії, оскільки воно повинне здійснюватися з урахуванням темпів і пропорцій розвитку, визначених на перспективу.

Під час розроблення прогнозів та перспективних планів споживання електроенергії необхідно враховувати чинник невизначеності, зумовлений тим, що на енергоекономічні процеси впливають різні чинники. Унаслідок цього немає повного збігу поставленої мети та остаточних результатів.

Отже, розв'язання завдання підвищення рентабельності вугільної галузі України вимагає розроблення нового організаційно-методичного забезпечення, подальшого вдосконалення

системи планування та моніторингу електроспоживання електротехнічних комплексів вугільних шахт, за рахунок чого стане можливим перехід до ефективного енерговикористання. Виходячи з цього, статтю присвячено вдосконаленню математичних моделей та методів багатофакторного прогнозування електроспоживання вугільних шахт для розв'язання задачі планування їхніх енергоефективних режимів.

### Класифікація електротехнічних комплексів вугільних шахт за ефективністю використання електроенергії

Енергетична ефективність виробництва становить один з основних складників загальної ефективності (насамперед, економічної, що зумовлено зростанням цін на енергоносії), оцінка її загалом по галузі, по окремих вуглевидобувних підприємствах, по виробничих процесах є дуже важливою і необхідною, оскільки дозволяє виявити резерви підвищення ефективності функціонування підприємств.

Показником, що характеризує ефективність використання електричної енергії, є її питома споживання. Ефективність функціонування будь-якої виробничої системи в сучасних умовах у більшості випадків визначають станом її енергетичного господарства, оскільки енергоресурси складають велику частку в собівартості будь-якої продукції промислового підприємства [5].

Контрольні значення питомого споживання електроенергії визначають загалом для окремого вугільного об'єднання. Через те, що вугільні шахти розташовані в різних гірничо-геологічних умовах, мають різне обладнання тощо, природно ідентифікувати однорідні класи об'єктів, для яких визначають показники ефективності споживання електроенергії.

У випадку з вугільними шахтами доцільно враховувати гірничо-геологічні умови, що впливають на їхню роботу. Задача класифікації електротехнічних комплексів вугільних шахт за ступенем однорідності може бути розв'язана з використанням методів Чекановського [7] та кластерного аналізу [8].

*Математичне формулювання задачі.* Нехай задана вибірка попередньо оброблених векторів даних  $\{x_p\}$ . Простір векторів даних позначено  $E$ . Кожному класу буде відповідати деяке ядро  $a$ . Простір ядер позначено  $A$ . Для кожних  $x \in E$  і  $a \in A$  визначають міру близькості  $d(x, a)$ . Для кожного набору з  $k$  ядер  $a_1, \dots, a_k$  і будь-якого розбиття  $\{x_p\} = P_1 \cup P_2 \cup \dots \cup P_k$  на  $k$  класів визначають критерій якості [7]:

$$D = D(a_1, a_2, \dots, a_k, P_1, P_2, \dots, P_k) = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in P_i} d(x, a_i). \quad (1)$$

Потрібно знайти набір  $a_1, \dots, a_k$  і розбиття  $\{x_p\}$ , що мінімізують  $D$ .

На кожному кроці й етапі алгоритму зменшується критерій якості  $D$ , звідси впливає збіжність алгоритму – після скінченної кількості кроків розбиття  $\{x_p\}$  вже не змінюється.

У якості технологічних параметрів, які суттєво впливають на рівень енергетичної ефективності вугільних підприємств, було відібрано такі:  $X_1$  – річний обсяг видобутку корисних копалин, т;  $X_2$  – річний рівень проведення підготовчих виробок, м;  $X_3$  – середньодинамічна потужність пластів корисних копалин, м;  $X_4$  – середньорічний притік води в шахту, м<sup>3</sup>/год;  $X_5$  – середня чисельність виробничого персоналу, чол.;  $X_6$  – глибина залягання пластів, м;  $X_7$  – кількість вугільних пластів, які розробляють, шт.;  $X_8$  – газонасиченість пластів, м<sup>3</sup>/т;  $X_9$  – установлена потужність основного шахтного обладнання (ОШО), кВт.

Метод передбачає виконання таких етапів:

Етап 1. Формування матриці спостережень.

Маючи множину з  $t$  елементів, що описані  $n$  ознаками, кожен одиницю можна

інтерпретувати як точку  $n$  вимірного простору з координатами, що дорівнюють значенням  $n$  ознак для об'єкта, який розглядають. Матриця спостережень має такий вигляд:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1k} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2k} & \dots & x_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{i1} & x_{i2} & \dots & x_{ik} & \dots & x_{in} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{m1} & x_{m2} & \dots & x_{mk} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

де  $m$  – кількість шахт;  $n$  – кількість технологічних параметрів;  $x_{ik}$  – значення ознаки  $k$  для одиниці  $i$ .

Таблиця 1

Приклад сукупності річних технологічних параметрів для вугільних шахт

Порядковий номер шахти	Електроспоживання, кВт·год	Технологічні параметри								
		Річний обсяг видобутку корисної копалини, т	Проведення підготовчих виробок, м	Середньодинамічна потужність пластів, м	Середньорічний притік води, м <sup>3</sup> /год	Середня кількість працівників, чол.	Глибина залягання корисної копалини, м	Кількість вугільних пластів, шт.	Газонасиченість пластів, м <sup>3</sup> /т	Установлена потужність ОШО, кВт
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	14201712	47022	537	1,28	142	728	370	2	11,4	492
2	9434076	121105	1891	1,14	243	828	380	1	4,7	382
...										
13	16730100	452800	2601	1,18	31,98	1145	495	2	4,6	550

**Етап 2.** Для значень, включених у матрицю спостережень, необхідно виконати нормалізацію ознак, оскільки вони є неоднорідними. Стандартизацію ознак виконують за виразами:

$$z_{ik} = \frac{x_{ik} - \bar{x}_k}{s_k}, \quad (3)$$

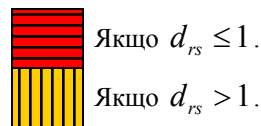
$$\text{причому } \bar{x}_k = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_{ik}; \quad s_k = \sqrt{\left[ \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_{ik} - \bar{x}_k)^2 \right]},$$

де  $k = 1, 2, \dots, n$ ;  $x_{ik}$  – значення ознаки  $k$  для одиниці  $i$ ;  $\bar{x}_k$  – середнє арифметичне значення ознаки  $k$ ;  $s_k$  – стандартне відхилення ознаки  $k$  для одиниці  $i$ .

**Етап 3.** Розрахунок елементів матриці відстаней з урахуванням усіх елементів матриці спостережень за виразом:

$$d_{rs} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |z_{rk} - z_{sk}| \quad (r, s = 1, 2, \dots, m). \quad (4)$$

**Етап 4.** Наступним етапом є відображення матриці відстаней у графічному вигляді. Для цього виділяють два класи об'єктів, які мають такі графічні позначення:



Внесення в матрицю відстаней відповідних графічних символів дозволяє отримати невпорядковану діаграму Чекановського. Для виявлення груп однотипних об'єктів необхідно виконати перестановки стовпців та рядків. Процес переміщення рядків і відповідних їм стовпців ведеться до моменту отримання впорядкованої діаграми (табл. 2), у якій скупчення знаків, що відповідають найменшим відстаням, розміщено вздовж головної діагоналі.

Таблиця 2

Впорядкована діаграма Чекановського

Номер шахти	Номер шахти												
	1	3	10	4	11	2	9	12	5	6	7	8	13
1	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■
3	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■
10	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■
...													
5	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■
6	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■
7	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■
8	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■
13	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■

Виходячи з результатів аналізу (табл. 2), можна виділити чотири класи вугільних шахт: перший клас – 1, 3, 10; другий – 4, 11; третій – 2, 9, 12; четвертий – 5, 6, 7, 8, 13. Слід відзначити, що застосування цього методу не потребує складних математичних процедур. Об'єкти за невеликих обсягів інформації легко піддаються класифікації, що дозволяє використовувати метод для попередньої класифікації енергетичних об'єктів.

### Нейромережеве моделювання електроспоживання електротехнічних комплексів вугільних шахт на основі невпорядкованої множини вхідних даних

Для ефективного прогнозування електроспоживання складних електротехнічних комплексів обов'язковим є врахування зв'язків між споживанням електроенергії та основними технологічними факторами [5]. Отже, побудову нейронної мережі необхідно здійснювати з урахуванням набору інформативних технологічних параметрів.

Нехай технологічні параметри конкретної вугільної шахти, а також річний видобуток корисних копалин задано вектором параметрів  $x^s \in X$ , які мають  $N_i$  компонентів. Компоненти позначимо нижнім індексом:  $x^s = (x_1^s, \dots, x_{N_i}^s)^T$ . Розв'язком задачі буде множина векторів  $\{y^1 \dots y^s\}$  електроспоживання, кожен вектор  $y^s$  з  $N_0$  компонентами;  $y^s = f(x^s)$ , де  $s = 1 \dots S$  – номер образу. Нейронна мережа формує відображення  $X \rightarrow Y$  для  $\forall x \in X$ , яке є відображенням довільної кількості точок:

$$\begin{bmatrix} x^1 \rightarrow y^1 \\ \dots \\ x^S \rightarrow y^S \end{bmatrix}, \quad (5)$$

де множина векторів  $x^1 \dots x^S$  – формалізована умова задачі, а множина  $y^1 \dots y^S$  –

формалізований розв'язок.

Нейромережеве моделювання виконували за даними про електроспоживання 13 шахт ДП «Волиньвугілля» та ДП «Львіввугілля» за шість років (2009 – 2013 рр.). На вхід подавали технологічні параметри, які мають вплив на електроспоживання шахт (табл. 1), значення яких зафіксовано за той же період.

Перед початком прогнозування було виконано процедуру масштабування даних із використанням пакету *STATISTICA Neural Networks* [9] мінімаксною функцією: вона знаходить мінімальне та максимальне значення змінної за навчальною множиною та виконує лінійне перетворення (із застосуванням коефіцієнтів масштабу і зсуву) таким чином, щоб значення були в діапазоні  $[-1,1]$ . Перерахунок значень ознак  $x$  для  $i$ -го прикладу в інтервал  $[a, b]$  здійснюється згідно з виразом [9]:

$$\tilde{x}_i = \frac{(x_i - x_{\min}) \cdot (b - a)}{(x_{\max} - x_{\min})} + a, \quad (6)$$

де  $x_{\min}, x_{\max}$  – мінімальне та максимальне вибіркоче значення ознаки.

У якості прогнозної моделі було вибрано багатошаровий перцептрон, який має таку архітектуру:  $N_i - N_j - N_k$ , де  $N_i = 9$  – кількість нейронів у вхідному шарі;  $N_j = 10$  – кількість нейронів у схованому шарі;  $N_k = 1$  – кількість нейронів у вихідному шарі (рис. 1).

Функціонування нейрона для вихідного шару визначають співвідношенням [10]:

$$y_k^{(2)}(t) = \varphi \left( \sum_{l=1}^j w_{lk}^{(2)}(t) y_l^{(1)}(t) + b_k^{(2)} \right), \quad (7)$$

де  $w_{lk}^{(2)}$  – вага зв'язку  $l$ -го виходу нейрона схованого шару з  $k$ -им нейроном вихідного шару;  $b_k^{(2)}$  – поріг  $k$ -го нейрона вихідного шару;  $\varphi(\bullet)$  – функція активації нейрона.

У якості функції активації для всіх шарів вибрано сигмоїдну функцію:

$$\varphi(y^{(L)}(t)) = \frac{1}{1 + \exp(-ay^{(L)}(t))}, \quad (8)$$

де  $a$  – параметр нахилу сигмоїдної функції.

Навчання нейронної мережі зводиться до мінімізації середньоквадратичної похибки. Налаштування ваг  $w_{ij}^{(1)}$  та  $w_{jk}^{(2)}$  проводиться після подачі на нейрон кожного прикладу (послідовний режим навчання). Налаштування ваг шару  $L$  здійснюється згідно з виразом [10]:

$$w_{ij}^{(L)}(t+1) = \alpha w_{ij}^{(L)}(t) + \eta \delta_j^{(L)}(t) y_j^{(L)}(t), \quad (9)$$

де  $\eta$  – параметр, який відповідає за швидкість навчання;  $\alpha$  – постійна моменту ( $\alpha = 1$ );  $\delta_j^{(L)}$  – локальний градієнт  $j$ -го нейрона шару  $L$ .

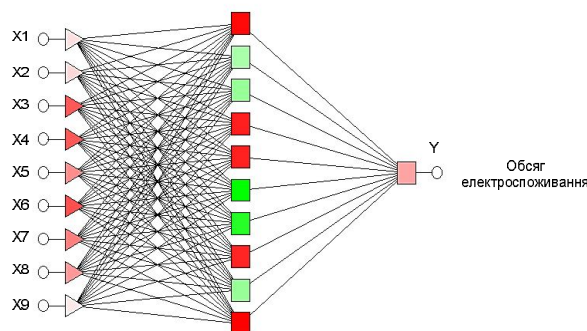


Рис. 1. Архітектура нейронної мережі

Локальний градієнт для вихідного шару:

$$\delta_k^{(2)}(t) = e_k(t), \quad (10)$$

де  $e_k(t)$  – похибка  $k$ -го нейрона вихідного шару; а для схованого шару:

$$\delta_j^{(1)}(t) = \sum_{l=1}^k \delta_l^{(2)}(t) w_{jl}^{(2)}(t) y_j^{(1)}(t). \quad (11)$$

Навчання нейронної мережі було проведено у два етапи: перший етап – за алгоритмом оберненого розповсюдження похибки (100 ітерацій), другий етап – за методом співпрямних градієнтів (360 ітерацій). Контрольна похибка склала 3,06%, а навчальна – 3,89%.

Результати прогнозування електроспоживання електротехнічних комплексів вугільних шахт нейронною мережею наведено в табл. 3.

Аналізуючи дані табл. 3, можна стверджувати, що вибрана нейронна мережа забезпечує достатню адекватність прогнозування (середня відносна похибка прогнозування на 2013 рік склала 3,5%) споживання електроенергії на шахті.

Таблиця 3

Результати прогнозування на 2013 рік

Номер шахти	Назва шахти	ФЕС, кВт·год	ПЕС, кВт·год	Відносна похибка, %
1	Шахта №1 НВ	14201712	14732066	3,6
2	«Бужанська»	9434076	9522435	1,6
3	Шахта №5 НВ	4907198	5038191	2,6
4	Шахта №9 НВ	10298560	11133578	7,5
5	«Великомостівська»	11750028	12447064	5,6
6	«Бендюзька»	11689227	11807300	1,0
7	«Межирічанська»	17094030	18360934	6,9
8	«Відродження»	17176641	17350142	1,0
9	«Лісова»	22264800	23535729	5,4
10	«Зарічна»	16099488	16683407	3,5
11	«Візейська»	17729496	18821121	5,8
12	«Степова»	42022410	42220848	0,47
13	«Червоноградська»	16730100	16933300	1,2

Примітка: ФЕС – фактичне електроспоживання; ПЕС – прогнозоване електроспоживання.

За умови наявного плану видобутку вугілля та інших технологічних параметрів отримана на основі ШНМ багатофакторна модель електроспоживання є адекватною та прийнятною для планування на рік споживання електроенергії для кожної вугільної шахти та всього вугільного підприємства. Але для покращення якості прогнозної моделі потрібно здійснити попередню класифікацію вугільних шахт методами кластерного аналізу з урахуванням технологічних параметрів, що впливають на рівень їхньої енергетичної ефективності.

### Нейромережеве моделювання електроспоживання електротехнічних комплексів вугільних шахт на основі впорядкованої множини вхідних даних

Нейронні мережі мають здатність адаптуватися до змін навколишнього середовища. Підвищення адаптивності системи забезпечує її стійкість у нестационарному середовищі. Для використання переваг адаптивності основні параметри системи мають бути досить стабільними, щоб можна було не враховувати зовнішні перешкоди, і досить гнучкими, щоб забезпечити реакцію на істотні зміни середовища.

Для забезпечення адаптивності запропонованої прогнозної моделі було виконано перебір переліку нейромережевих конфігурацій і вибір найкращої за критеріями мінімуму похибки на

виході мережі і максимуму її продуктивності.

На кожному кроці алгоритму навчання розраховували похибку для всього набору спостережень із контрольної множини й порівнювали з похибкою на навчальній множині. Як правило, похибка на контрольній множині перевищує похибку на навчальній, проте важливий не сам факт відмінності, а тенденція зміни похибок.

Тестову множину використовували після завершення навчання для розрахунку продуктивності отриманої мережі і її похибки на нових даних. Якісна мережа має однакоко низьку похибку на всіх трьох підмножинах.

Для кожного з чотирьох класів вугільних шахт, виділених на підставі попередньої класифікації за допомогою *STATISTICA Neural Networks*, було побудовано та вибрано найкращі моделі нейронних мереж.

Вибір найкращої архітектури нейронної мережі для прогнозування річного електроспоживання електротехнічних комплексів вугільних шахт Львівсько-Волинського басейну для кожного з класу подано на рис. 2 – 5.

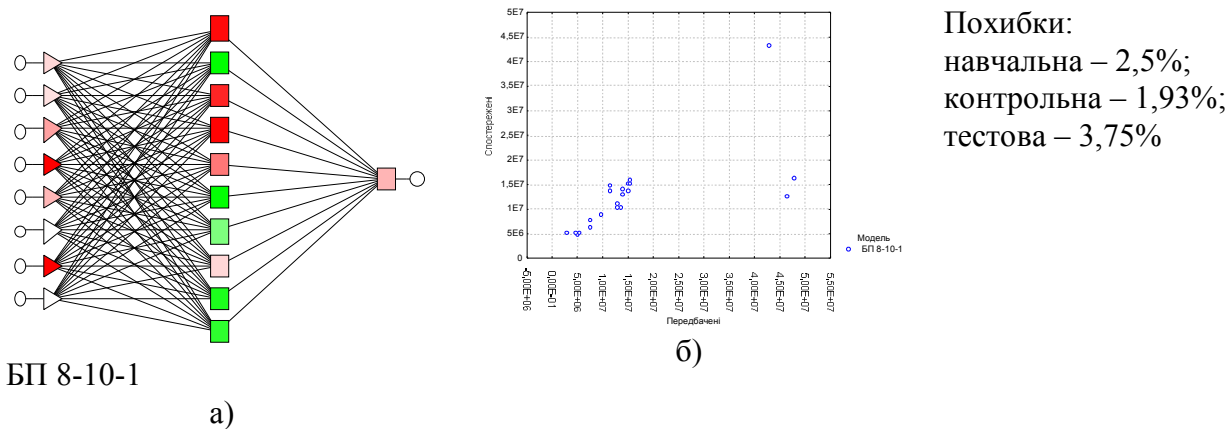


Рис. 2. Архітектура нейронної мережі для прогнозування електроспоживання вугільних шахт 1 класу:  
а) структура та тип ШНМ; б) графік залежності прогнозованих значень від дійсних

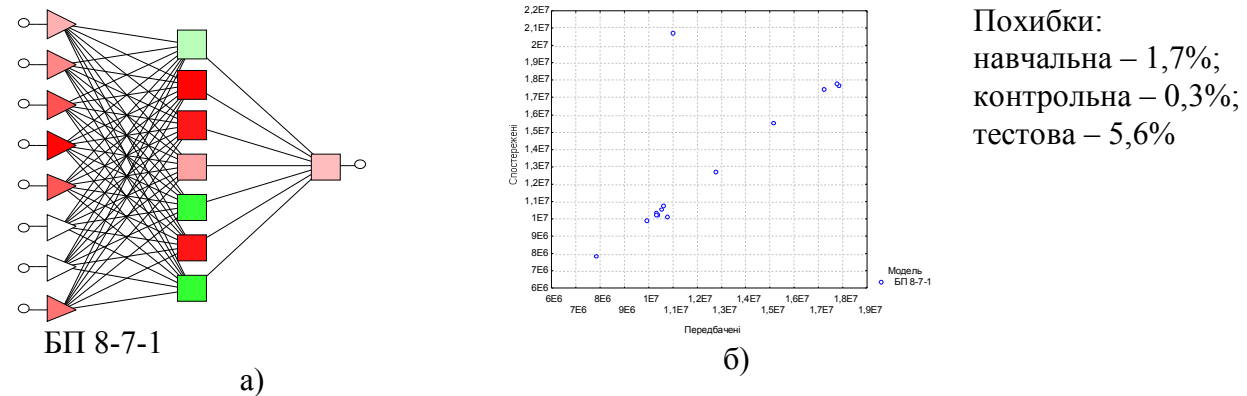
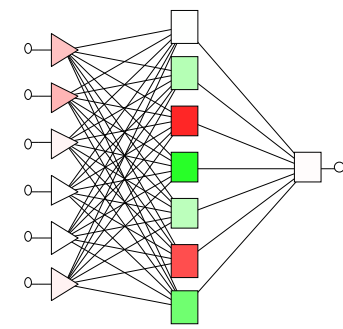
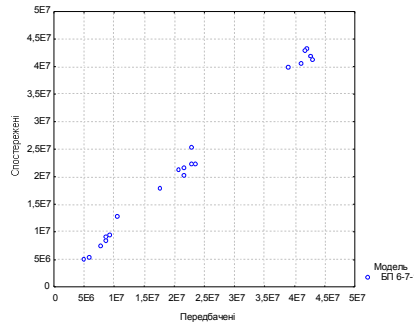


Рис. 3. Архітектура нейронної мережі для прогнозування електроспоживання вугільних шахт 2 класу:  
а) структура та тип ШНМ; б) графік залежності прогнозованих значень від дійсних



БП 6-7-1

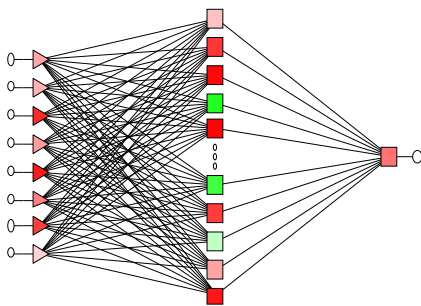
а)



б)

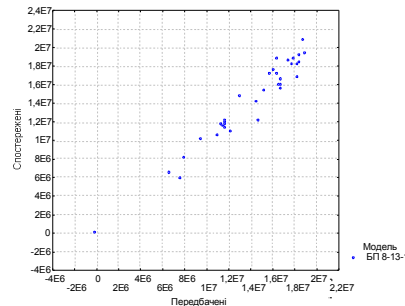
Похибки:  
 навчальна – 1,67%;  
 контрольна – 4,64%;  
 тестова – 2,69%

Рис. 4. Архітектура нейронної мережі для прогнозування електроспоживання вугільних шахт 3 класу:  
 а) структура та тип ШНМ; б) графік залежності прогнозованих значень від дійсних



БП 8-13-1

а)



б)

Похибки:  
 навчальна – 5,15%;  
 контрольна – 3,43%;  
 тестова – 6,14%

Рис. 5. Архітектура нейронної мережі для прогнозування електроспоживання вугільних шахт 4 класу:  
 а) структура та тип ШНМ; б) графік залежності прогнозованих значень від дійсних

Як видно з рис. 2 – 5, якість прогнозу електроспоживання вугільних шахт покращилася за рахунок розбиття вугільних шахт на однорідні класи та вибору відповідних конфігурацій нейронних мереж для окремих класів електротехнічних комплексів.

### Висновки

1. Ефективність споживання електричної енергії електротехнічними комплексами вугільних шахт залежить від низки чинників, з яких можна виділити економічну, технічну та технологічну групи. Показано, що оцінювання ступеню впливу цих факторів на ефективність електроспоживання необхідно виконувати за допомогою експертно-статистичної процедури класифікації.

2. Прогнозування річного електроспоживання вугільних шахт на основі невпорядкованої множини вхідних даних за допомогою штучних нейронних мереж показало, що для забезпечення належної точності необхідно проводити попереднє структурування електротехнічних комплексів вугільних шахт на однорідні класи за енергоефективністю та за технологічними параметрами. Для підвищення якості формування прогнозної моделі необхідно підбирати її архітектуру окремо для кожного класу.

2. Моделювання річного електроспоживання вугільних шахт на основі впорядкованої системи об'єктів та множини вхідних даних за допомогою штучних нейронних мереж дозволило отримати похибку прогнозу на рівні 3 – 4 %.

### СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Енергетична стратегія України на період до 2030 р. [Електронний ресурс]: [Затверджено Розпорядженням Кабінета Міністрів України від 15.03.2006 р. № 145-р.]. – К., 2006. – 129 с. – Режим доступу:



<http://www.ukrenergo.energy.gov.ua/ukrenergo/control/uk/archive/docview?typeId=44577>. – Назва з екрана.

2. Енергоефективність та відновлювальні джерела енергії / [під заг. ред. А. К. Шидловського]. – К. : Українські енциклопедичні знання, 2007. – 560 с.

3. Микитенко В. В. Енергоефективність промислового виробництва / Микитенко В. В. – К. : Об'єднаний інститут економіки НАН України, 2004. – 282 с.

4. Паливно-енергетичний комплекс України в контексті глобальних енергетичних перетворень / [А. К. Шидловський, Б. С. Стогній, М. М. Кулик та ін.]. – К. : Українські енциклопедичні знання, 2004. – 468 с.

5. Розен В. П. Прогнозирование показателей и классификация состояния энергетической безопасности региона / В. П. Розен, А.-М. М. Танский // Энергетика: економіка, екологія. – 2005. – № 2. – С. 101 – 109.

6. Праховник А. В. Энергосберегающие режимы электроснабжения горнодобывающих предприятий / Праховник А. В., Розен В. П., Дегтярев В. В. – М. : Недра, 1985. – 232 с.

7. Плюта В. Сравнительный многомерный анализ в эконометрическом моделировании / Плюта В. ; пер. с польск. В. В. Иванова. – М. : Финансы и статистика, 1989. – 175 с.

8. Сошникова Л. А. Многомерный статистический анализ в экономике / Сошникова Л. А., Тамашевич В. Н., Уэбе Г. ; под ред. В. Н. Тамашевича. – М. : ЮНИТИ-ДАНА, 1999. – 598 с.

9. Боровиков В. П. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks. Методология и технологии современного анализа данных / Боровиков В. П. – М. : Радио и связь, 2008. – 392 с.

10. Новосельцев И. В. Применение многопроцессорных систем для реализации многослойного перцептрона / И. В. Новосельцев, Н. Г. Аксак // Наук. збірник «Радіоелектроніка. Інформатика. Управління». – 2008. – № 1. – С. 108 – 111.

**Добровольська Любов Наумівна** – к. т. н., доцент, завідувач кафедри електропостачання, e-mail: dobro@gmail.com.

**Волинець Владислав Ігорович** – асистент кафедри електропостачання, e-mail: vvi76@mail.ru.

**Бандура Ірина Олександрівна** – к. т. н., доцент кафедри електропостачання.  
Луцький національний технічний університет.