

УДК 004.8

П.Д. Веремко, К.В. Мельник, Багнюк Н.В.

Луцький національний технічний університет

## ПРОГНОЗУВАННЯ ЕНЕРГЕТИЧНОГО КОМПЛЕКСУ ВОЛИНСЬКОЇ ОБЛАСТІ НА ОСНОВІ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ТА МОДЕЛІ АРПСС.

*Мельник К.В., Веремко П.Д., Багнюк Н.В. Прогнозування енергетичного комплексу Волинської області на основі нейронних мереж та моделі АРПСС. Проведено аналіз та прогнозування споживання природного газу у Волинській області на різні періоди часу на основі нейронних мереж та моделі АРПСС. На основі порівняння відносних похибок прогнозу вибрана оптимальна модель.*

**Ключові слова:** нейронні мережі, багатoshаровий перцептрон, похибка, модель, прогнозування.

**Рис. 6. Таб. 2 Літ.6**

*Мельник К.В., Веремко П.Д., Багнюк Н.В. Исследование и прогнозирование энергетического комплекса Волинской области на основе нейронных сетей. Проведен анализ и прогнозирование потребления природного газа в Волинской области на разные периоды времени на основе нейронных сетей и модели АРПСС. На основе сравнения относительных погрешностей прогноза выбрана оптимальная модель.*

**Ключевые слова:** нейронные сети, многослойный перцептрон, погрешность, модель, прогнозирование.

**Рис. 6. Таб. 2 Лит.6**

*Melnik K.V., Veremko P.D., Bagnyk N.V. Research and Forecasting Energy Complex Volyn region based on neural networks. The analysis and forecasting of natural gas consumption in the Volyn region in different time periods based on neural networks and model ARPSS. On the basis of the relative prediction error is selected optimal model.*

**Key words:** neural networks, multilayer perceptron, error, the model, prediction.

**Fig.6 Tabl.2 Ref.6**

**Постановка проблеми.** На даний час в Україні проблема газопостачання стоїть досить гостро. Прогнозування споживання і попиту на газ є основою не тільки для планування закупівель природного газу в газотрейдерів, але, що не менш важливо, для розробки заходів з управління енергоспоживанням у муніципальному господарстві, особливо в опалювальний період. Основним завданням є отримання більш точного прогнозу на певний період часу з урахуванням максимальної кількості чинників, що впливають на попит природного газу. Недооцінка навантаження може призвести до зростання використання пікового обсягу, що, у свою чергу, веде до зниження резервів, а завищений прогноз навантаження може призвести до необґрунтованого збільшення резерву, і, отже, собівартості газу. Тому дуже важливим є оперативне прогнозування навантаження мережі.

Актуальність прогнозування режимів газоспоживання в розрізах часу безсумнівна, так як обґрунтовані прогнози є ефективним інструментом перспективного планування та управління в галузі [1].

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** В роботі Вороновського Г.К. [2] представлена нейронна модель для короткострокового прогнозування зв'язного споживання теплової та електричної енергії. В ході багатьох експериментів з моделлю була виявлена закономірність: зі збільшенням дефіциту тепла споживання електроенергії збільшується і, навпаки – зі зменшенням дефіциту тепла споживання електроенергії зменшується.

Огляд і опис двох моделей прогнозу викладено в статті Філатова А.Ю., в якій було запропоновано статистичний і евристичний методи, які визначають як впливають ті чи інші фактори на створення нейронної мережі. В роботі зазначалося, що для прогнозування споживання газу не існує загального, єдиного методу: кожне виробництво містить індивідуальні технологічні цикли, які в сумі дають унікальний часовий процес. Існуючі системи не дозволяють з усієї безлічі засобів і методів автоматично вибирати найбільш ефективний шлях вирішення, тому користувач-аналітик сам приймає рішення про вибір методу. Існує ряд переваг при застосуванні різних методів, а саме, можна зробити порівняння їх результатів.

Було зроблено висновок, що робота системи буде ефективна, прогноз достовірний і точний тільки тоді, коли вона буде створюватися під конкретний об'єкт і завдання із застосуванням необхідних оптимальних методів, що враховують всі впливають параметри.

**Метою і задачами дослідження** є побудова моделі прогнозування з урахуванням максимального числа факторів, що впливають на споживання природного газу.

Для досягнення поставленої мети необхідно було вирішити такі завдання:

1. Збір даних споживання природного газу, їх системний аналіз з метою виявлення особливостей зв'язного споживання.

2. Дослідити теоретичні та методичні підходи до прогнозування споживання природного газу.

3. Виявити і систематизувати фактори, що впливають на споживання природного газу.

4. Здійснити прогнозування часового ряду на основі моделей: експоненціального згладжування, АРПСС і нейронних мереж.

Дослідження проводилося на основі статистичних показників споживання природного газу у Волинській області. Були зафіксовані дані помісячно за період з 2006 по 2013 рр. Отриманий обсяг даних дозволяє побудувати середньостроковий прогноз з максимальної точності. Поставлена задача розділяється на ряд підзадач: провести описовий (графічний) аналіз часового ряду; дослідити часовий ряд на наявності постійних і регулярних компонент; здійснити прогноз часового ряду [3].

Аналіз проводився за допомогою статистичного пакета STATISTICA. Перед прогнозуванням необхідно провести описовий аналіз часового ряду. На рис. 1 представлений графік споживання газу з періодом 1 місяць.

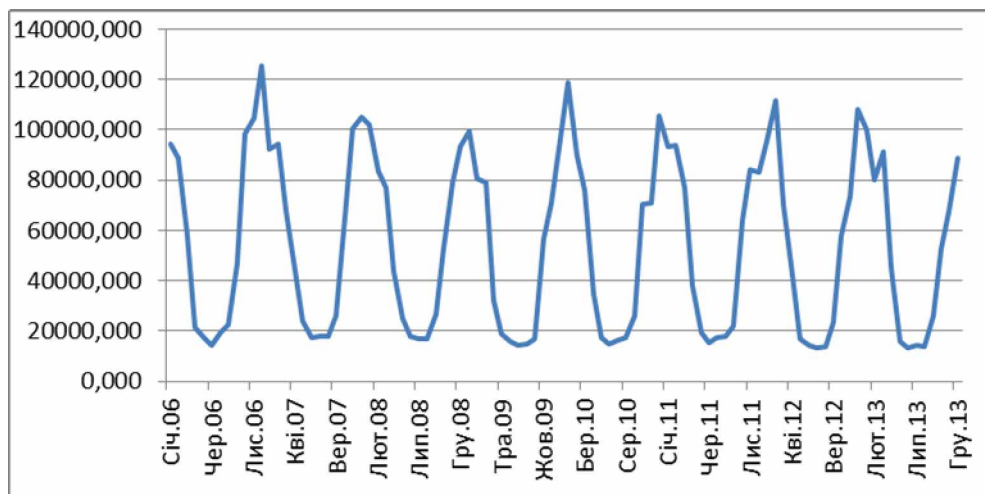


Рис.1. Графік помісячного споживання природного газу у Волинській області

З графіка видно, що часовий ряд є стаціонарним, коливається біля деякого постійного значення, а також спостерігаються явні піки які відповідають сезонності.

Першим кроком буде виділення періоду коливань сезонної компоненти. Це може бути зроблено за допомогою спектрального аналізу. На рис. 2 наведений графік періодограми.

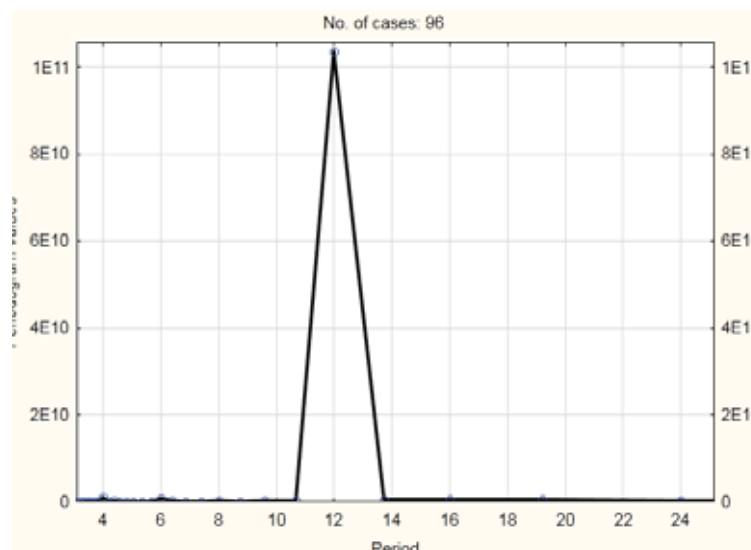


Рис.2. Періодограма часового ряду

Як видно з графіку спостерігається наявний пік, що відповідає 12 місяцям. В середині одного сезонного циклу споживання газу змінюється відповідно за певними законами, які можуть бути виявлені за допомогою класичної сезонної декомпозиції. Результати дослідження наведені на рис. 3.

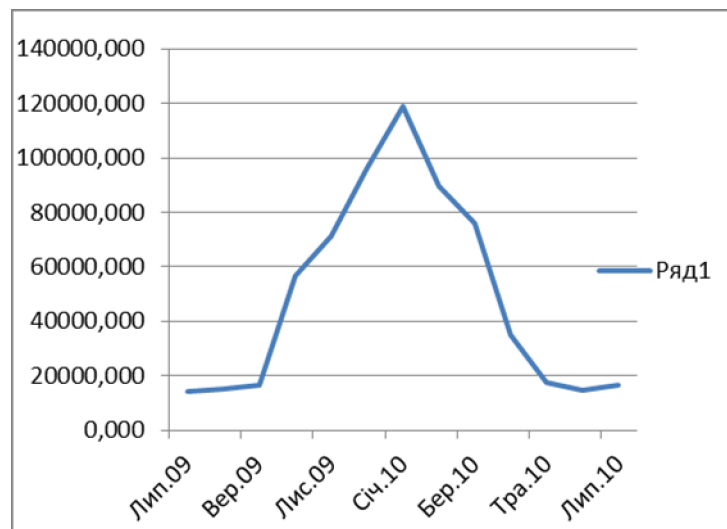


Рис.3. Споживання природного газу у Волинській області за один рік.

Як видно з графіка, споживання газу максимально у січні. При цьому спостерігається трендові падіння загального споживання з кінця лютого місяця, яке пов'язане із зростанням середньодобової температури.

Перший прогноз побудований на основі моделі АРПСС. На рис. 4 наведені основні параметри цієї моделі. Як відомо, модель авторегресії проінтегрованого ковзного середнього, застосовується при оцінці нестационарних часових рядів, які характеризуються математичним сподіванням, дисперсією, автоковаріацією і автокореляцією.

В основі моделі АРПСС лежать два процеси:

- 1) процес авторегресії;
- 2) процес ковзного середнього.[4]

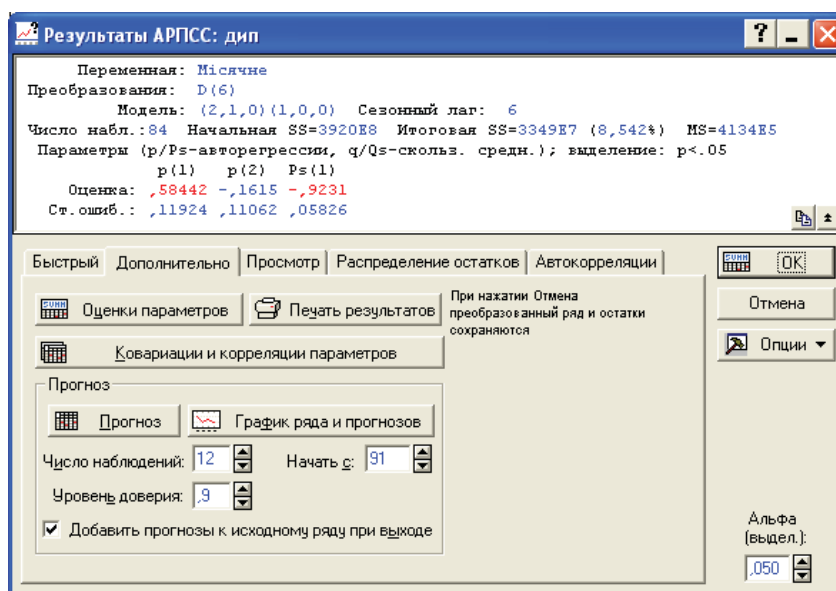


Рис.4 Основні параметри АРПСС моделі

Як видно з табл. 1 АРПСС модель дає високу похибку навіть при короткостроковому прогнозі.

Наступний прогноз будувався на основі нейронних мереж. Для налаштування нейронних мереж навчальна вибірка складала 60%, а контрольна – 40%. Остання вибірка використовувалася для зупинки процесу навчання нейронної мережі, тобто коли похибка на контрольній вибірці починає зростати це є ознакою того що, дана модель перенавчається, і тоді необхідно зупинити навчання. Задано також розмір вікна (12), як правило він задається не меншим ніж період ряду. Розмір вікна - це кількість спостережень, які є вхідними в нейронну мережу[5].

Таблиця 1. – Похибка моделі АРПСС

	6-місяців	Похибка	12-місяців	Похибка	24-місяців	Похибка
1	14463,8	0,022	108508,3	0,085	74739,45	0,216
2	18273,1	0,331	110608,9	0,214	82175,30	0,266
3	28084,2	0,082	66986,8	0,162	71534,55	0,019
4	57031,9	0,081	42851,4	0,059	40742,71	0,035
5	69564,3	0,036	21035,7	0,187	25625,22	0,530
6	100227,6	0,133	22386,1	0,647	21618,25	0,488
7			21549,2	0,523	22355,75	0,672
8			22361,2	0,628	23361,41	0,669
9			27332,1	0,053	26464,52	0,123
10			56604,5	0,073	61759,36	0,067
11			68957,5	0,027	79127,00	0,077
12			100904,8	0,140	77829,58	0,282
...	...	...	...	...	...	...
24					73390,55	0,171
Середня відносна похибка моделі		<b>10,1%</b>		<b>23,3%</b>		<b>32,1%</b>

Побудовані мережі типу «Багатошаровий перцептрон», в яких функція похибки вибрана сума квадратів. Експериментально встановлено, що найменшу похибку дає мережа, в якій у прихованому шарі має 6 нейронів. В другій таблиці наведена відносна середня похибка прогнозу, який побудовано на основі мережі з різною кількістю нейронів у прихованому шарі.

Таблиця 2. – Середня відносна похибка прогнозу на 12 місяців

	Місячне споживання газу тис.куб.З	М 12-6-1	М 12-2-1	М 12-4-1	М12-5-1
85	100017,346	99395,187	96530,067	101151,386	99941,696
86	91104,744	100653,004	93953,974	100025,537	100467,259
87	79966,928	76576,006	77170,695	76079,400	76077,383
88	45523,491	47488,761	47391,565	46219,625	47365,154
...	...	...	...	...	...
96	88498,879	86780,104	91310,159	90833,955	87695,167
Середня відносна похибка методу на 12 місяців		6,8%	10,2%	7,4%	7,3%

На рис. 5 наведені параметри оптимальної мережі, яка має 12 входів, 6 нейронів у прихованому шарі і один вихід. Продуктивність мережі рівна 0,967776. Ця значення є величиною кореляції між вихідним рядом і прогнозованим, відповідно на кожній вибірці. Як відомо, чим ближче це значення до 1, тим точнішим буде прогноз. Також представлені числові значення функціоналу похибки як на навчальній так і на контрольній вибірці, вказано номер ітерації (8), на якій алгоритм навчання зупиняється, а також функція похибки і функції активації[6].

Summary of active networks (дип)											
Include cases: 1:84											
Index	Net. name	Training perf.	Test perf.	Validation perf.	Training error	Test error	Validation error	Training algorithm	Error function	Hidden activation	Output activation
2	MLP 12-6-1	0,967776	0,972060		29872289	27080142		BFGS 8	SOS	Tanh	Identity

Рис. 5 Параметри оптимальної мережі

На рис. 6 штриховою лінією показані прогнозовані значення газу на 12 місяців на основі вибраної оптимальної мережі. Як показано в таб. 2 відносна похибка такого прогнозу становить 6,8%.

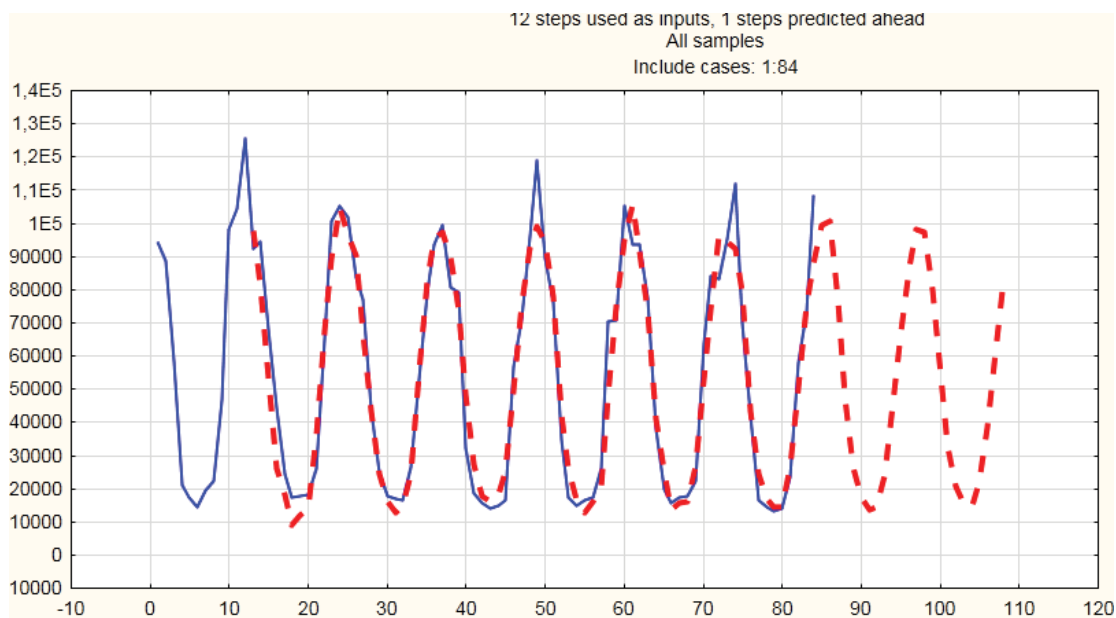


Рис. 6. Графік прогнозу на 12 місяців вперед

**Висновки.** Отже, порівнюючи відносні похибки прогнозу на основі різних моделей можна зробити висновок, що вдало налаштована нейронна мережа дає більш точний прогноз на довший проміжок часу в порівнянні з класичними статистичними методами. Слід зазначити що, наведений обсяг статистичних даних дозволяє здійснювати середньострокові прогнози. При збільшенні тривалості прогнозу до 24 місяців похибка зростає до 10,5%.

#### Список використаних джерел

1. Методы прогнозирования URL: <http://www.neuroproject.ru/>
2. Нейросетевая модель связанного потребления тепловой и электрической энергии крупным жилым массивом города /Г.К. Вороновский и др. // Вестник ХГПУ, Серия «Электротехника, электроника и электропривод», Выпуск №113.–Харьков 2000.
3. STATISTICA, аналіз даних, статистичний аналіз, статистичний аналіз даних, візуалізація, прогнозування, моделювання, сегментація, дослідження, аналітичні рішення. URL: <http://www.statsoft.ru>
4. Прогнозування об'ємів споживання електроенергії. URL: [http://statsoft.ru/solutions/ExamplesBase/branches/detail.php?ELEMENT\\_ID=644](http://statsoft.ru/solutions/ExamplesBase/branches/detail.php?ELEMENT_ID=644)
5. Вороновский Г. К., «Усовершенствование практики оперативного управления крупными теплофикационными системами в новых экономических условиях»: «Харьков», 2002— 240 с. URL: [www.isde.kharkiv.com/Archive/Books/part3.htm](http://www.isde.kharkiv.com/Archive/Books/part3.htm)
6. Головки В.А. Нейронні мережі: навчання, організація і застосування.// Головки В.А. – М.: Радіотехніка, 2001.- 256 с.