УДК621.311.153

І.В. КАЛІНЧИК

ОЦІНКА ТА ПРОГНОЗУВАННЯ СТАНУ СИСТЕМ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ОБ'ЄКТІВ ПРОМИСЛОВОСТІ

Розглядається система електроспоживання промислового об'єкта з метою прогнозування її стану для оцінки попиту на електричну енергію. Проведено оцінку стану систем електроспоживання об'єкта промисловості з урахуванням технологічного процесу та фактичного навантаження устаткування. Запропоновано модель короткострокового прогнозування споживання електроенергії на основі нечітких нейронних мереж. Проведено аналіз точності виконаного прогнозу. Показано, що моделі короткострокового прогнозування навантаження на базі нечітких нейронних мереж мають високу ефективність в силу їхньої універсальності і адаптивності до змін вхідної інформації.

Ключові слова: електроспоживання, прогнозування, оцінка, навантаження, нейронні мережі, нечіткі множини.

Вступ. Випуск продукції сучасними промисловими підприємствами неможливий без використання електричної енергії. Надійність та доступність електроенергії залежить від відпуску її генеруючими та розподіляючими компаніями. Оскільки собівартість виробленої продукції прямо залежить від витрат на електроенергію, підприємства зацікавлені у зниженні даних витрат. Точна оцінка електроспоживання дозволяє не тільки оптимізувати режим роботи обладнання та технологічний процес, а й проаналізувати можливості розподіленої генерації та купівлі електроенергії, підвищення енергоефективності та надійності систем передачі електроенергії з точки зору економічної привабливості.

Мета та завдання. Для забезпечення надійного електропостачання необхідно надати точні дані щодо навантаження системи. Це можливе двома шляхами: по-перше, вивчення та постійний моніторинг стану обладнання з прогнозуванням його стану на кілька періодів вперед; по-друге, прогнозування споживання електричної енергії. Оцінка стану систем електроспоживання – це перший крок на шляху до прогнозування електроспоживання підприємства та розробки заходів з енергозбереження. Прогнозування електроспоживання може здійснюватися різними методами на різні періоди, зокрема в даній статті розглядається модель короткострокового навантаження.

Матеріал і результати досліджень. В умовах оптового ринку електричної енергії застосовується погодинний розрахунок за спожиту електроенергію. Оплата за електроенергію здійснюється наперед. Для споживачів діють диференційовані за зонами доби тарифи. Причому вартість електроенергії для споживачів зони доби «пік» в 5 разів вище за вартість електроенергії в «нічні» зони. Звідси випливає, що для планування власних витрат електроенергії споживачами необхідний прогноз навантаження по зонах доби.

Оскільки добові графіки навантаження підприємств хімічної промисловості змінюються несуттєво відносно один до одного, короткострокове прогнозування (добове, тижневе) є доцільним та має високу достовірність. Короткострокове (добове, тижневе) прогнозування електричного навантаження складає основну вихідну інформацію для прийняття рішень в процесі планування режимів електроспоживанням. Прогнози добових графіків навантаження використовуються для розрахунку оптимальних режимів електроспоживанням промислових об'єктів, які використовують диференційовані за годинами доби тарифами. Важливим є отримання прогнозного добового графіка навантажень і для підприємств, для яких встановлені обмеження максимальної потужності в години «пік» навантаження енергетичних систем. Тому в комплексі задач, що вирішуються при управлінні електроспоживанням, короткострокове прогнозування навантаження займає одне з центральних місць.

На даний час розроблено і застосовуються багато різних методів та моделей прогнозування електричного навантаження. Найбільш розповсюдженими є авто регресійні моделі, факторний аналіз, узагальнене експоненціальне згладжування тощо. Незважаючи на різноманіття існуючих методів прогнозування електричного навантаження, точне моделювання його є важким через нелінійні і складні залежності між навантаженням і факторами, від яких воно залежить. Одним з найточніших методів прогнозування навантаження є використання нечітких нейронних мереж (ННМ) [1]. Даний метод оперує нечіткими множинами, де перший шар ННМ – «вхід-вихід», другий – шар правил «ЯКЩО», третій – шар правил «ТО». Кожна пара вузлів (рис. 1) в шарах представляє собою нечітке правило.

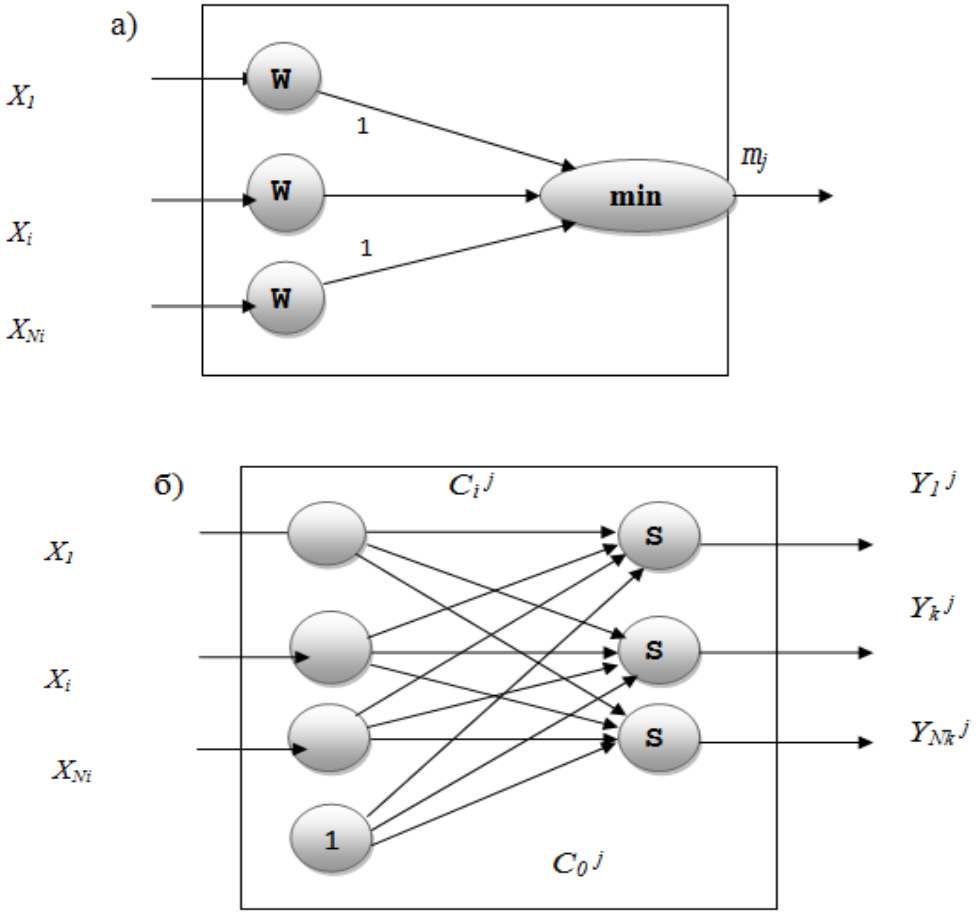

Рис. 1. Внутрішня структура операційних вузлів: а) операційний вузол *j* в шарі “ЯКЩО»; б) операційний вузол *j* в шарі “ТО».

Шар “ЯКЩО» (рис.1, а) вираховує функції належності для кожної вхідної і результуючої змінної по кожному правилу.

Шар «ТО» (рис. 1, б) вираховує результати кожного нечіткого правила.

Модель прогнозування навантаження описує зміни в часі фактичних значень навантаження і в загальному вигляді представляється нелінійної функцією [1]:

$$P_t = f(P_{t-n}, T_{t-n}, \varepsilon_t), \tag{1}$$

де P_t - фактичне навантаження підприємства в момент часу *t*;

t - поточний час;

P_{t-n} - попередні спостереження навантаження;

T_{t-n} - попередні спостереження зовнішніх чинників (зокрема, температури), що впливають на навантаження;

n - індекс ретроспективи даних;

ε_t - випадкова складова.

На вхід мережі подаються 24 змінні, якими є значення навантаження $P_1, ..., P_{24}$, отримані із графіків навантаження. Для визначення P_{t-n} використовувалися значення графіка навантаження поточної доби і двох попередніх.

До зовнішніх факторів, що впливають на навантаження відносяться, головним чином, температурні коливання.

У табл. 1 наведені результати впливу тривалості періоду ретроспективних даних на точність прогнозування навантаження для різних зон доби.

Прогнозування для вихідних днів не проводилось, так як підприємства хімічної промисловості мають безперервний характер роботи.

Табл. 1. Вплив ретроспективних даних про навантаження на точність прогнозу для робочих днів.

Час	Варіант	Похибка прогнозування (%)	
		30 хв.	1 год.
З 8^{00} до 10^{00}	1	1,02	2,06
	2	0,93	1,70
З 17^{00} до 19^{00}	1	1,22	2,30
	2	0,92	2,88
З 14^{00} до 16^{00}	1	0,07	0,55
	2	0,41	1,06

Складова ε_t враховує випадкові відхилення навантаження, викликані різними факторами. Випадкову складову [2] можна описати очікуваним відхиленням і нормально розподіленим некорельованим залишковим відхиленням (білим шумом). При прогнозуванні навантаження за допомогою нейронних мереж врахування випадкового відхилення навантаження досягається введенням контуру адаптації, призначення якого полягає в корекції вагових коефіцієнтів w_{ji} і w_{ki} за помилками прогнозу навантаження $e_{прогн}$ (рис. 2), причому корекція проводиться постійно, на кожному кроці, до поточного моменту часу. Визначення помилки прогнозу проводиться за значеннями $P_{факт}$ і $P_{прог}$ на попередньому кроці, тобто коли відомі і факт і прогноз.

Введення адаптивного зворотного зв'язку дозволяє знизити середньоквадратичну похибку прогнозу приблизно на 1,5%. Правда, у випадках різких змін графіків навантаження введення цього контуру не дозволяє довести похибку до бажаної. Постійна корекція вагових коефіцієнтів робить прогноз незалежним від сезонних змін навантаження.

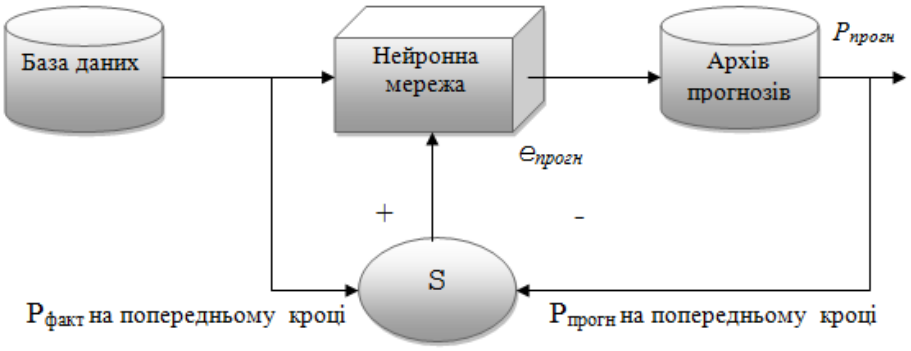

Рис. 2. Адаптивна модель зонного прогнозування на основі нейронних мереж

Важливим фактором, крім перерахованих, що впливає на точність прогнозування навантаження, є нормування вхідних даних. Нормування даних необхідно для адекватного застосування математичних моделей і комп'ютерних розрахунків при обчисленнях, пов'язаних з великими і малими величинами, для рівномірного їх розподілу, для представлення значень в області [0,1]. В кінцевому підсумку, нормування збільшує інформативність даних. Використання нормуючих функцій веде до відображення вхідних значень в одиничному гіперкубі [3]. Якщо вони будуть зосереджені в невеликій гіперсфері, то такі дані малоінформативні і прогнозування буде неточним. Найбільшою інформативністю будуть мати дані, що мають рівномірний розподіл [3]. Похибка прогнозу істотно залежить від способу нормування вхідних даних.

Найпростіше рішення цього питання - нормування даних за формулою

$$P_i^н = P_i / P_{max}\,, \tag{2}$$

де P_i - значення навантаження, що подається на i-ий вхід;
P_{max} - максимальне значення навантаження в даній вибірці;
$P_i^н$ - нормоване значення.

При вирішенні задачі прогнозування навантаження для хімічного підприємства (наприклад, ПАТ «Рівнеазот») з P_{min} = 48 МВт і з P_{max} = 70 МВт всі дані після нормування будуть знаходитися, як правило, в інтервалі [0,67; 1], тобто зосереджені в невеликій гіперсфері.

Для того щоб зрушити нормовані дані від одиниці, можна застосувати формулу

$$P_i^н = P_i/(P_{max} + K), \quad (3)$$

де K може бути постійним або змінним значенням для кожної вибірки.

Наступна формула нормування дозволяє розтягнути дані, що подаються на вхід НМ, від 0 до 1:

$$P_i^н = (P_i - P_{min})/(P_{max} - P_{min}), \quad (4)$$

де: P_{min} - мінімальне значення навантаження в кожній вибірці.

Можна розглянути короткострокове прогнозування навантаження з використанням формули нормування:

$$P_i^н = \{(P_i - (1- H) P_0\}/ 2HP_0, \quad (5)$$

де P_0 - навантаження на початку періоду часу, відповідного даної вибірці. Формула (5) отримана з (4) за умов: $P_{min} = (1- H) P_0$, $P_{max} = (1+ H) P_0$.

Досить часто зустрічається формула нормування [4]:

$$P_i^н = \{(P_i - M (P_i)\}/ s(P_i), \quad (6)$$

В цій формулі: $M (P_i)$ - вибіркова оцінка математичного сподівання P_i ; $s(P_i)$ - оцінка середньоквадратичного відхилення.

Ця формула достатня проста, проте вона вимагає великих затрат, пов'язаних зі збором і обробкою даних для визначення середнього значення навантаження в певні моменти часу.

З метою визначення оптимального нормування даних для зонного прогнозування навантаження були досліджені варіанти, які використовують різні формули нормування, у тому числі формула (2) - (варіант 1); формула (3) - (варіант 2); формула (4) - (варіант 3); формула (5) - (варіант 4); формула (6) - (варіант 5). Середньоквадратичні помилки розрахунку прогнозу на годину вперед наведені в табл. 2.

Табл. 2. Порівняння середньоквадратичних помилок прогнозу

Час прогнозу	Середньоквадратичні помилки прогнозу (%) при різних варіантах нормування				
	1	2	3	4	5
З 9^{00} до 10^{00}	2,21	0,72	3,5	2,3	2,5
З 17^{00} до 18^{00}	0,78	1,12	0,66	0,53	0,45
З 14^{00} до 15^{00}	0,81	0,63	0,82	0,74	0,62

Проведений аналіз показав, що для отримання мінімальних похибок при прогнозуванні навантаження необхідно застосовувати не один спосіб нормування даних, а декілька з урахуванням часу доби, дня тижня і сезону року.

На рис. 3 показано графік реального (ГПП-1Т-1 ПАТ «Рівнеазот») і прогнозованого навантаження з упередженням 4 години із застосуванням четвертого і п'ятого варіантів нормування даних. Для того, щоб зменшити вплив стрибків навантаження, потрібно застосувати згладжуючі фільтри. При нормуванні по трьох останніх варіантах згладжування можна виконувати за формулою:

$$P_i = (P_{i-1} + P_i + P_{i+1})/3 \quad (7)$$

Середньоквадратична похибка прогнозу для четвертого варіанту нормування $\varepsilon_{прогн}$=1,28 %, для п'ятого варіанту $\varepsilon_{прогн}$=1,69 %.

На ретроспективних даних проведені дослідження моделі при прогнозуванні на декілька днів. Показано, що модель прогнозування навантаження на декілька днів вперед дає співставимі результати з моделлю добового прогнозування. На рис. 4 приведені результати прогнозування навантаження на декілька днів.

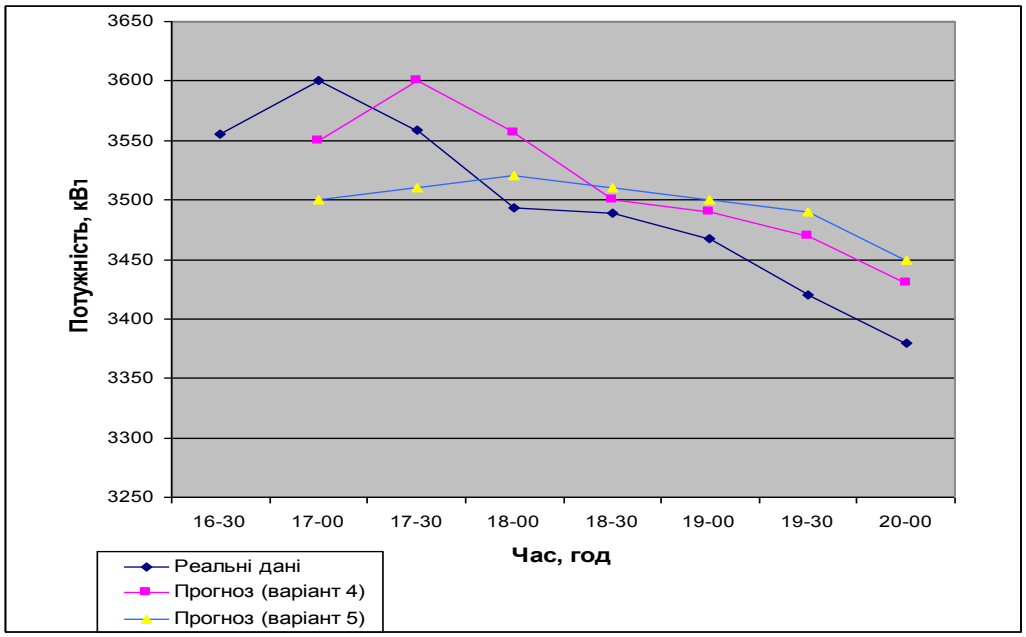

Рис. 3. Графіки фактичного навантаження і прогнозу для періоду з 17 до 20 години з використанням четвертого (4) і п'ятого (5) варіантів нормування даних

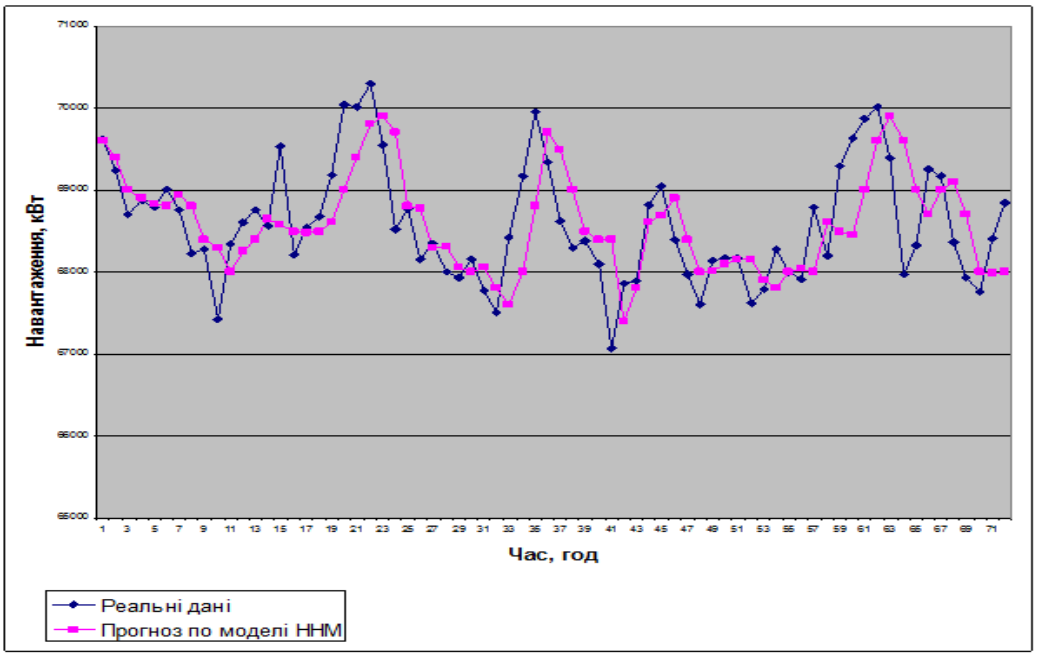

Рис. 4. Прогнозування графіка навантаження підприємства на три доби.

Висновки. Дослідження моделей короткострокового прогнозування навантаження на базі нечітких нейронних мереж показали їхню високу ефективність при прогнозуванні для різних часових інтервалів в силу їхньої універсальності і адаптивності до змін вхідної інформації.

Література

1. Бэнн Д.В. Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки: / Д.В. Бэнн, Е.Д. Фармер; пер. с англ. - М.: Энергоатомиздат. - 1987. - 200 с.

2. Meldorf M. Comprehensive Modelling of Load / M. Meldorf, J. Kilter, R. Pajo // CIGRE Regonal Meeting.- June 18-20, 2007, - Tallinn. – 2007. – P. 145-150.

3. Технология обработки данных в прогнозировании. Предварительная обработка данных: [http://www.iissvit.narod.ru/rass/vip26/htm].

4. Готман Н.Э. Прогнозирование узловых нагрузок электроэнергетической системы с использованием инверсии нейронных сетей / Н.Э. Готман, Г.П. Шумилова, Т.Б. Старцева // Сыктывкар, 2002. – Т.3. – С. 135- 138.

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

6. Праховник А.В. Прогнозирование параметров режимов электропотребления различных иерархических уровней энергетики / А.В. Праховник, В.П. Розен // Методы и средства управления электропотреблением: конф. – К.: Знание. – 1992. – С. 22 – 24.

7. Праховник А.В. Концепция и пути автоматизации управления электропотреблением / А.В.Праховник – К.: Знание, 1987. - 16 с.

I. KALINCHYK

ESTIMATION AND FORECASTING FOR ELECTRICITY CONSUMPTION SYSTEM STATE OF INDUSTRIAL OBJECTS

An electricity consumption system of industrial object is considered to forecast its state for electricity demand estimation. The electricity consumption system state of industrial object was estimated according to peculiarities of technological process and actual load of equipment. The model for short-term forecasting of electricity consumption basing on fuzzy neuron networks was proposed. The analysis of forecast accuracy was performed. It is shown that short-term load forecasting models based on fuzzy neuron networks have high effectiveness due to their versatility and flexibility concerning input data.

Key words: electricity consumption, forecasting, estimation, load, neuron networks, fuzzy set.

References

1. Bunn D.W. Comparative models for electrical load forecasting: / D.W. Bunn, E.D. Farmer; translation from English – M.: Energoatomizdat. - 1987. – P. 200.

2. Meldorf M. Comprehensive Modelling of Load / Meldorf M., Kilter J., Pajo R. // CIGRE Regonal Meeting.- June 18-20, 2007, - Tallinn. – 2007. – P. 145-150.

3. Technology for data processing in forecasting. Preliminary data processing: [http://www.iissvit.narod.ru/rass/vip26/htm].

4. Gotman N.E. Prediction nodal loads power system using neural networks inversion: / N.E. Gotman, G.P. Shumilova, T.B. Startseva//Syktyvkar, 2002. – V.3. – P. 135- 138.

5. Prakhovnik A.V. Energysaving modes for mining enterprises power supply / A.V. Prakhovnik, V.P. Rozen, V.V. Degtyaryov – M.: Nedra. – 1985. – P. 232.

6. Prakhovnik A.V. Prediction for parameters of electric power consumption modes of different hierarchical levels of energetics / A.V. Prakhovnik, V.P. Rozen // Methods and tools for power consumption management: conf. – K.: Znanie. – 1992. – P. 22 – 24.

7. Prakhovnik A.V. The concept and ways to automate control of a power consumption / A.V. Prakhovnik – K.: Znanie, 1987. - P. 16.

УДК621.311.153

И. КАЛИНЧИК

ОЦЕНКА И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СОСТОЯНИЯ СИСТЕМ ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЯ ПРОМЫШЛЕННЫХ ОБЪЕКТОВ

Рассмотрена система электропотребления промышленного объекта с целью прогнозирования ёё состояния для оценки спроса на электрическую энергию. Проведена оценка состояния систем электропотребления промышленного объекта, учитывая особенности технологического процесса и фактическую нагрузку оборудования. Предложена модель краткосрочного прогнозирования потребления электроэнергии на базе нечетких нейронных сетей. Проведен анализ точности выполненного прогноза. Показано, что модели краткосрочного прогнозирования загрузки на основе нечетких нейронных сетей имеют высокую эффективность в силу своей универсальности и адаптивности к смене входящей информации.

Ключевые слова: электропотребление, прогнозирование, оценка, нагрузка, нейронные сети, нечеткие множества.