

## ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕПЛОСПОЖИВАННЯ БУДІВЕЛЬ СОЦІАЛЬНО-БЮДЖЕТНОЇ СФЕРИ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Запропоновано метод удосконалення процесів підтримки прийняття рішень при управлінні режимами теплозабезпечення закладів соціально-бюджетної сфери шляхом розроблення моделі прогнозу споживання теплової енергії будівлею. Об'єктом дослідження є процес вибору найбільш оптимальної архітектури нейронної мережі для вирішення задачі прогнозування теплоспоживання будівлі соціально-бюджетної сфери. Предмет дослідження становлять моделі прогнозування теплоспоживання будівель соціально-бюджетної сфери з використанням штучних нейронних мереж. Метою даного дослідження є підвищення достовірності прогнозування потреб будівель соціально-бюджетної сфери у теплозабезпеченні. Розроблено моделі короткострокового прогнозування теплозабезпечення об'єктів соціально-бюджетної сфери з використанням штучних нейронних мереж, що враховують вплив погодних умов, коливання потреби в тепловій енергії в залежності від графіку роботи закладу, а також минулі значення потреб у теплозабезпеченні. Моделі побудовано на основі архітектур нелінійної мережі типу вхід-вихід, нелінійної авторегресійної мережі, нелінійної авторегресійної нейронної мережі із зовнішніми входами. Запропоновані моделі реалізовано у програмному середовищі Matlab, для навчання використано алгоритм Левенберга-Марквардта. Проведено експерименти з дослідження точності розроблених моделей, які показали, що найбільшої точності прогнозу можна досягти при використанні моделі типу NARX. Використання запропонованої моделі в рамках інформаційної системи «HeatCAM» для прогнозування теплоспоживання будівель протягом опалювального сезону дозволяє підвищити ефективність підтримки процесу прийняття рішень при управлінні режимами теплозабезпечення, що призводить до зниження споживання теплової енергії.

**Ключові слова:** теплоспоживання, регулювання, моделювання, інформаційна система, прогнозування, нейронні мережі, енергозбереження.

### НОМЕНКЛАТУРА

$F(\cdot)$  – оператор нейромережевого відображення;  
 $L$  – кількість нейронів прихованого шару;  
 $MAE$  – середня абсолютна помилка прогнозу;  
 $MAPE$  – середня абсолютна помилка прогнозу у відсотках;  
 $MSE$  – середньоквадратична помилка прогнозу;  
 $N$  – потужність множини даних для перевірки достовірності прогнозу.  
 $n$  – значення періоду затримки прогнозу;  
 $NAR$  – модель нелінійної авторегресійної нейронної мережі;  
 $NARX$  – модель нелінійної авторегресійної нейронної мережі з екзогенними входами;  
 $NIO$  – модель нейронної мережі типу вхід-вихід;  
 $Q$  – критерій якості прогнозування;  
 $RMSE$  – квадратний корінь із середньоквадратичної помилки прогнозу;  
 $t$  – дискретний момент часу;  
 $\hat{w}$  – множина значень вагових коефіцієнтів нейронної мережі;  
 $X$  – множина даних моніторингу теплоспоживання;  
 $x(t)$  – вектор вхідних змінних;  
 $x_1$  – компонента вектору  $x(t)$  температура навколишнього середовища, С;  
 $x_2$  – компонента вектору  $x(t)$  швидкість вітру, м/с;  
 $x_3$  – компонента вектору  $x(t)$  атмосферний тиск, мм. рт. ст.;  
 $x_4$  – компонента вектору  $x(t)$  вологість повітря, %;  
 $x_5$  – компонента вектору  $x(t)$  тип дня тижня;  
 $x(t-n)$  – значення вхідного сигналу нейронної мережі у попередні періоди часу;

$Y$  – множина вихідних даних системи прогнозування;  
 $y(t)$  – фактичне значення теплоспоживання будівлі, Гкал;  
 $\hat{y}(t)$  – прогнозоване значення теплоспоживання будівлі, Гкал;  
 $y(t-n)$  – значення вихідного сигналу нейронної мережі у попередні періоди часу;  
 $Z$  – множина даних теплоспоживання будівлі;  
 $Z_{tr}$  – множина даних для навчання нейронної мережі;  
 $Z_t$  – тестова множина даних;  
 $Z_v$  – множина даних для перевірки достовірності прогнозу.

### ВСТУП

Застосування інформаційних технологій у теплоенергетиці дозволяє вирішити широке коло задач проектування, експлуатації та оперативно-диспетчерського управління функціонуванням систем теплозабезпечення. Основні дослідження у цьому напрямку пов'язані з побудовою моделей для розрахунків параметрів поточного поділу, оцінкою поточного стану та оптимізацією схем теплових мереж, розробкою алгоритмів аналізу та оптимізації ustalених режимів теплозабезпечення, прогнозування режимів теплоспоживання, а також потреб у паливних ресурсах та тепловій енергії.

Прогнозування, як складова системних досліджень енергетики, є ключовим елементом управління її розвитком [1], що має на меті підвищення енергоефективності та дозволяє досягти економії енергетичних ресурсів.

Реалізація задач регулювання теплоспоживання будівель з метою забезпечення комфортних умов для проживання та роботи в опалювальних приміщеннях та усу-

нення понаднормового споживання теплової енергії при коливанні температури навколишнього середовища та потреб у теплозабезпеченні в залежності від графіку роботи закладу вимагає застосування прогнозних моделей з високим ступенем достовірності.

Метою даного дослідження є підвищення достовірності прогнозування потреб будівель соціально-бюджетної сфери у теплозабезпеченні. При цьому необхідно провести аналіз існуючих методів прогнозування, що застосовуються у теплоенергетиці, розробити моделі прогнозування потреб будівлі у тепловій енергії з використанням штучних нейронних мереж, реалізувати створені моделі та провести аналіз результатів моделювання.

### 1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

У загальному вигляді задача нейромережевого прогнозування потреби будівлі соціально-бюджетної сфери у теплової енергії зводиться до побудови математичної моделі на основі сукупності даних щодо кліматичних умов, графіку роботи та теплоспоживання будівлі, що поділяються на множину вхідних даних  $X$  та вихідних даних  $Y$  при заданих обмеженнях. Процедура побудови математичної моделі системи теплоспоживання  $Z$  на основі даних моніторингу є задачею знаходження такої моделі нейронної мережі, яка б виконувала нелінійну апроксимацію відображення, при якому забезпечується прийнятне значення заданого критерію якості  $Q$ :

$$\hat{y}(t) = F(X(t)). \quad (1)$$

Компоненти вхідного вектора  $X$  у формулі (1) для кожного об'єкта теплоспоживання:

$$X(t) = (x(t), t). \quad (2)$$

Результуюча змінна  $\hat{y}(t)$  – витрати теплової енергії на обігрів за час  $t$  кожного об'єкта теплоспоживання, Гкал.

Для оцінки достовірності моделі прогнозування та вибору найбільш оптимальної для прогнозування теплоспоживання архітектури нейронної мережі при обчисленні критерію якості  $Q$  можуть бути використані помилки прогнозу:

– середня абсолютна помилка прогнозу  $MAE$ , що обчислюється за формулою:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |y(t) - \hat{y}(t)|; \quad (3)$$

– середню абсолютну помилку прогнозу у відсотках  $MAPE$ , що розраховується за формулою:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left| \frac{y(t) - \hat{y}(t)}{y(t)} \right| \cdot 100\%; \quad (4)$$

– квадратний корінь із середньоквадратичної помилки прогнозу  $RMSE$ , що розраховується за формулами:

$$MSE = \frac{1}{N-1} \sum_{t=1}^N (y(t) - \hat{y}(t))^2, \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{MSE}. \quad (6)$$

### 2 ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

При дослідженні енергетичних систем широко застосовуються формалізовані методи, що базуються на використанні моделей та алгоритмів обробки й аналізу даних. В останні роки з'явилась значна кількість методів для вирішення проблеми прогнозування у теплоенергетиці [2]. При прогнозуванні потреб будівлі у тепловій енергії використовуються методи аналізу часових рядів [3] (дозволяють на основі моделі, що описує поведінку часового ряду, визначити його майбутні значення), авторегресійні моделі та методи [4–6] (базуються на побудові функції лінійної залежності параметрів часового ряду від їх попередніх значень), а також методи з використанням штучних нейронних мереж [7–9] (проводиться навчання нейронної мережі з використанням навчальної вибірки даних, яка потім застосовується при визначенні майбутніх значень вихідних параметрів).

Порівняльну характеристику методів, що використовуються при короткостроковому прогнозуванні теплоспоживання будівель, їх переваги та недоліки наведено в табл. 1.

Найпоширенішим методом прогнозування на даний час є використання штучних нейронних мереж. При цьому враховуються різні фактори впливу на потребу в тепло забезпеченні. Для короткострокового прогнозування потреб будівлі у теплозабезпеченні в роботі [8] використано багат шарову нейронну мережу з двома шарами, входами якої є добові дані теплоспоживання, а також середньодобова температура повітря навколишнього середовища. Для навчання даної нейронної мережі застосовується алгоритм Левенберга-Маркварда. В роботі [7] запропоновано враховувати при прогнозуванні потреб у теплозабезпеченні метеорологічні умови навколишнього середовища (температуру, атмосферного тиску та швидкості вітру).

Недоліками розглянутих вище моделей є те, що вони не враховують соціальний фактор. Специфіка роботи закладів соціально-бюджетної сфери полягає у тому, що потреби у теплозабезпеченні залежать не лише від кліматичних умов навколишнього середовища, а й від режи-

Таблиця 1 – Порівняльна характеристика методів прогнозування у теплоенергетиці

Метод	Переваги	Недоліки
Аналізу часових рядів	– простота; – прозорість моделювання;	– не враховує можливої взаємодії змінних;
Авторегресійні методи	– простота, прозорість моделювання; – одноманітність аналізу і проектування;	– трудомісткість і ресурсомісткість ідентифікації моделей; – неможливість моделювання нелінійних залежностей; – низька адаптивність;
Нейромережеві методи	– нелінійність моделей; – масштабованість; – висока адаптивність; – одноманітність аналізу і проектування;	– складність вибору архітектури; – жорсткі вимоги до навчальної вибірки; – складність вибору алгоритму навчання; – ресурсомісткість процесу навчання

му роботи закладу (робочий день, вихідний, канікули взимку). Таким чином у даній роботі запропоновано розглядати у якості вхідних параметрів прогнозування як дані кліматичних умов, так і режим роботи закладу. Також порівняння декількох архітектур нейронних мереж дозволить визначити найбільш прийнятний тип моделі нейронної мережі.

### 3 МАТЕРІАЛИ ТА МЕТОДИ

У даній роботі для вирішення задачі прогнозування потреби будівлі у тепловій енергії пропонується застосовувати методи з використанням штучних нейронних мереж. Однією з головних переваг штучних нейронних мереж порівняно з іншими методами прогнозування є можливість моделювання нелінійних залежностей. Точність прогнозування при використанні даного методу залежить від вибору топології, алгоритму навчання, що використовується для визначення вагових коефіцієнтів, а також входів нейронної мережі.

Процес побудови нейромережі для прогнозування теплоспоживання будівлі умовно можна розподілити на етап вибору типу моделі нейромережі, що визначає її структуру, та етап пошуку оптимальних параметрів нейромережі.

На основі проведеного аналізу попередніх досліджень для нейромережевого прогнозування обрано архітектуру нейронної мережі типів [10]:

1) нелінійна нейромережа прямого розповсюдження типу «вхід-вихід», що враховує для прогнозування лише вхідні змінні:

$$\hat{y}(t) = F(x(t-1), x(t-2), \dots, x(t-n)); \quad (7)$$

2) нелінійна авторегресійна мережа, що приймає в якості вхідних даних прогнозовані дані виходів:

$$\hat{y}(t) = F(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n)); \quad (8)$$

3) нелінійна авторегресійна нейромережа з екзогенними входами, яка поєднує як вхідні змінні, так і дані попередніх прогнозів:

$$\hat{y}(t) = F(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n), x(t-1), x(t-2), \dots, x(t-n)). \quad (9)$$

На етапі налаштування параметрів моделі нейронної мережі здійснюється підбір вагових коефіцієнтів нейронної мережі  $\hat{w}$  в результаті реалізації процедури навчання, яка полягає у відображенні множини даних моніторингу на множині вагів нейромережевої моделі  $Z \rightarrow \hat{w}$  з метою отримання оптимального, за певним критерієм, прогнозного значення вихідного сигналу  $\hat{y}(t)$ .

Для навчання нейронної мережі множини даних про теплоспоживання  $Z$  слід розбити на три підмножини, що не перетинаються – множини даних для навчання  $Z_{tr}$ , тестову множини  $Z_t$  та множини для перевірки  $Z_v$ . Множини даних для навчання та перевірки формуються на основі даних моніторингу теплоспоживання будівлі закладу соціально-бюджетної сфери за декілька попередніх опалювальних сезонів. Тестування нейронної мережі, що пройшла навчання за обраним алгоритмом, відбувається на обмеженій кількості даних моніторингу, що відображають зміни теплоспоживання будівлі в залежності від кліматичних умов навколишнього середовища та графіку роботи закладу.

Для ідентифікації параметрів моделі нейронної мережі необхідно шляхом побудови нейронної мережі за даними навчальної вибірки та проведення обчислювального експерименту знайти оптимальні значення кількості нейронів прихованого шару  $L$  та множини значень вагових коефіцієнтів нейромережі  $\hat{w}$ , за яких похибка обчислення є найменшою. Для оцінки точності прогнозування слід обчислити помилки прогнозу та порівняти їх із допустимими значеннями.

### 4 ЕКСПЕРИМЕНТИ

Запропоновані моделі прогнозування теплоспоживання будівлі соціально-бюджетної сфери реалізовано у програмному середовищі Matlab Neural Network Toolbox. У якості об'єкта для тестування розроблених моделей прогнозування обрано систему теплоспоживання будівель Сумського державного університету. Архів даних для навчання нейронної мережі сформовано за допомогою підсистеми моніторингу інформаційно-аналітичної системи «HeatCAM» [11]. Вхідними даними для прогнозування є значення кількості теплової енергії, зібрані з лічильників, встановлених у корпусах університету, а також дані кліматичних умов навколишнього середовища та графіку роботи закладу.

У програмному середовищі Matlab Neural Network Toolbox побудовано архітектури моделей нейронних мереж типів  $NIO$ ,  $NAR$  та  $NARX$ . Множину даних про теплоспоживання  $Z$  для навчання нейронної мережі було розбито у пропорції:  $Z_{tr} - 70\%$ ,  $Z_t - 20\%$ ,  $Z_v - 10\%$ .

Шляхом проведення розрахункових експериментів встановлено кількість нейронів прихованого шару  $L$  (Number of hidden neuron) – 10, параметр затримки, що визначає число попередніх даних які будуть використовуватись у прогнозуванні  $n$  (Number of delays) – 7.

Для навчання даної нейронної мережі обрано метод нелінійної оптимізації Левенберга-Марквардта, який характеризується більш високою швидкістю збіжності у порівнянні з іншими градієнтними методами [10].

### 5 РЕЗУЛЬТАТИ

Результати точності прогнозу побудованих моделей для тестової вибірки даних наведено в табл. 2.

На рис. 1–3 зображено графіки фактичного значення теплоспоживання будівлі одного з корпусів Сумського державного університету та прогнозованого значення, одержаного при використанні моделей нейронної мережі типів  $NIO$ ,  $NAR$  та  $NARX$  за три тижні січня 2013.

Результати обчислювальних експериментів з оцінки достовірності запропонованих моделей наведено в табл. 3.

### 6 ОБГОВОРЕННЯ

Як показують результати розрахунку точності моделей прогнозування для тестової вибірки даних, наведені в табл. 2, найбільшу точність має прогноз теплоспоживання з використанням моделі нелінійної нейронної авторегресії.

Таблиця 2 – Порівняння точності моделей прогнозування типу  $NAR$ ,  $NIO$  та  $NARX$

Тип прогнозувальної моделі	Точність прогнозу, %
$NAR$	79,6
$NIO$	81,8
$NARX$	88,2

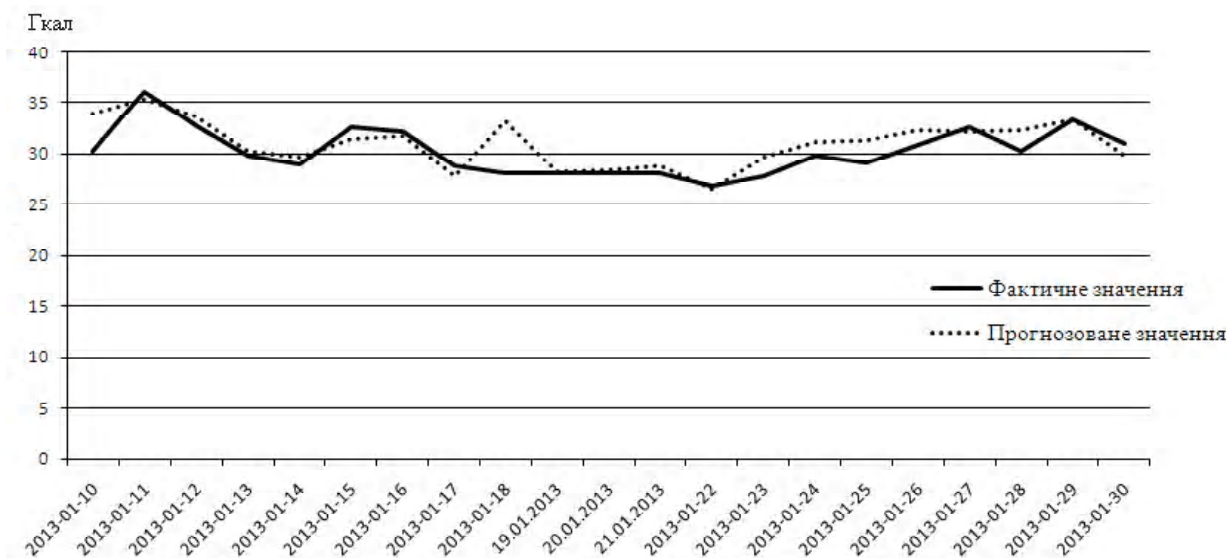


Рисунок 1 – Порівняння фактичних значень теплоспоживання будівлі та прогнозованих значень з використанням моделі нейронної мережі типу *NIO*

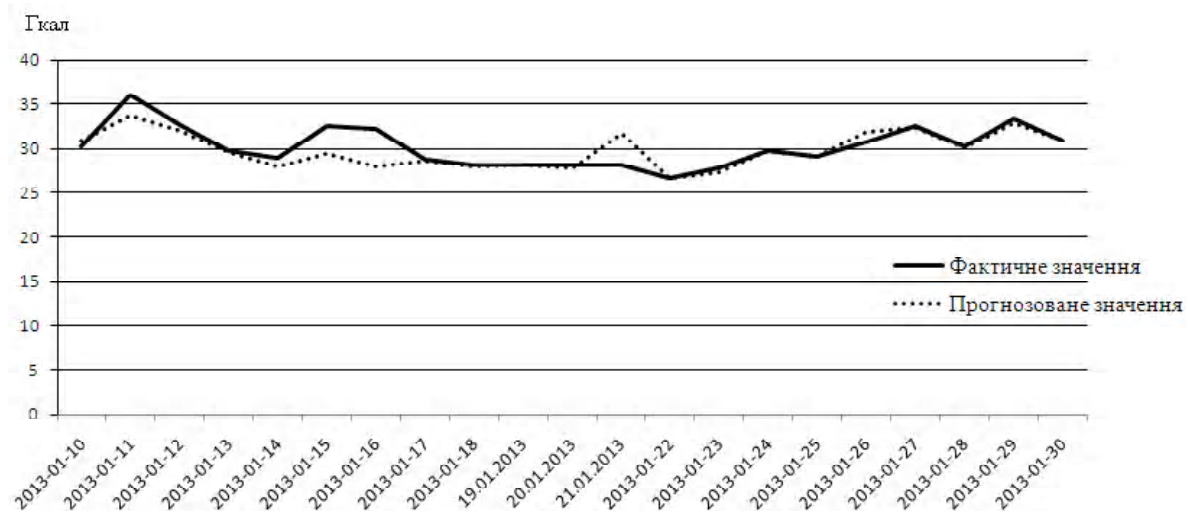


Рисунок 2 – Порівняння фактичних значень теплоспоживання будівлі та прогнозованих значень з використанням моделі нейронної мережі типу *NAR*

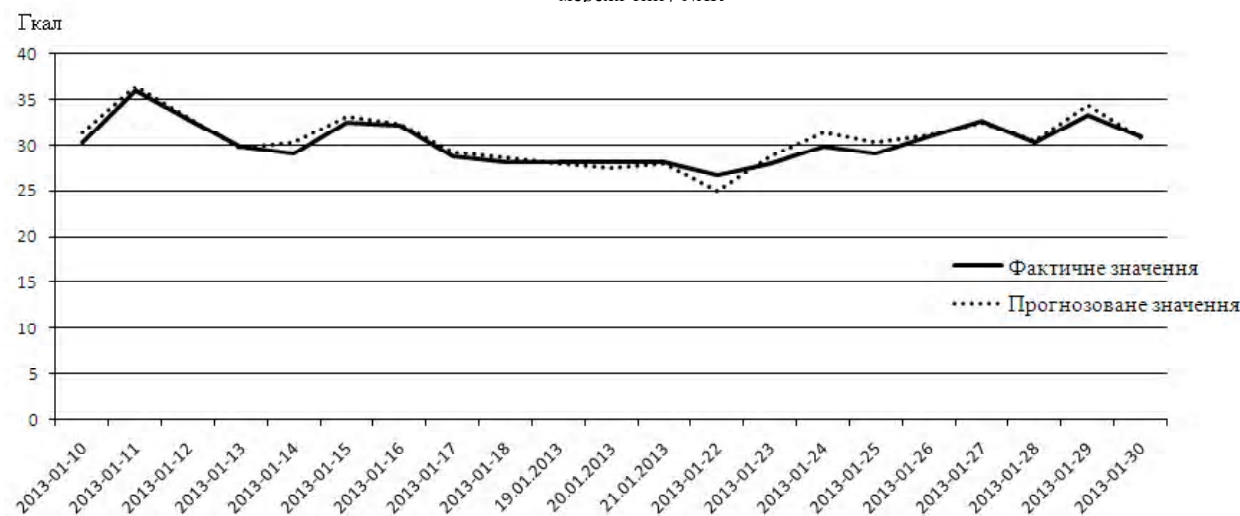


Рисунок 3 – Порівняння фактичних значень теплоспоживання будівлі та прогнозованих значень з використанням моделі нейронної мережі типу *NARX*

Таблиця 3 – Оцінка точності прогнозування теплоспоживання

Помилка	Тип моделі нейромережі	Грудень 2012 р.	Січень 2013 р.	Лютий 2013 р.
RMSE	NIO	6,15	1,74	0,89
	NAR	3,88	1,51	1,75
	NARX	2,19	0,88	0,66
MAE	NIO	4,69	1,25	0,37
	NAR	1,78	0,88	1,4
	NARX	1,06	0,68	0,47
MAPE, %	NIO	14,95	4,28	1,48
	NAR	5,16	2,89	5,67
	NARX	3,17	2,34	1,87

сійної мережі типу *NARX*, що враховує при прогнозуванні як результати попередніх прогнозованих значень, так і значення входів нейронної мережі. При проведенні обчислювальних експериментів з оцінки достовірності запропонованих моделей прогнозування теплоспоживання за формулами (3)–(6) обчислено помилки *RMSE*, *MAE* та *MAPE* (табл. 3). Для зими опалювального сезону 2012–2013 одержано значення середньої абсолютної помилки у відсотках *MAPE*, обчислене за формулою (4) для нейронної мережі типу *NARX* <5%, що свідчить про високу точність результатів прогнозування. Для нейронної мережі типу *NAR* помилка *MAPE* перевищує 5% для грудня 2012 р. та січня 2013 р. Значення помилки *MAPE* для грудня 2012 р. становить 14,95%, що свідчить про низьку точність даної моделі прогнозу. Як видно з графіків рис. 1–3 теплоспоживання в опалювальному сезоні 2012–2013 взимку коливається в межах від 20 до 40 Гкал на добу. Значення помилки *MAE*, обчислені за формулою (3), найменші для нейронної мережі типу *NARX* (не більше ніж 1,06 Гкал). Значення помилки *RMSE*, обчислені за формулою (6), також є найнижчим для нейронної мережі типу *NARX*. Таким чином результати проведених обчислювальних експериментів свідчать про те, що застосування нейронної мережі типу *NARX* при прогнозуванні теплоспоживання будівлі соціально-бюджетної сфери дозволяє досягти більшої точності прогнозу порівняно з нейронними мережами типів *NIO* та *NAR*.

### ВИСНОВКИ

У роботі вирішено актуальну задачу прогнозування споживання теплової енергії закладами соціально-бюджетної сфери.

Наукова новизна роботи полягає в тому, що запропоновано модель прогнозування теплоспоживання будівлі закладу соціально-бюджетної сфери з використанням технології штучних нейронних мереж, яка враховує попередні значення теплоспоживання, параметри кліматичних умов навколишнього середовища та графік роботи закладу.

Проведено аналіз методів, що застосовуються при короткостроковому прогнозуванні теплоспоживання об'єктів соціально-бюджетної сфери, виявлено їх переваги та недоліки. Розроблено моделі прогнозування теплоспоживання будівель соціально-бюджетної сфери на основі нейронних мереж типу *NIO*, *NAR* та *NARX*, що враховують залежність рівня теплоспоживання від погодних умов, а також графіку роботи закладу. Моделі протестовано для прогнозування теплоспоживання одного з корпусів Сумського державного університету, проведено ідентифікацію параметрів запропонованих моделей. Для навчання нейронних мереж використано

алгоритм Левенберга-Марквардта. Проведено експерименти з оцінки достовірності прогнозу теплоспоживання з використанням запропонованих моделей, які показали, що найбільшої точності прогнозу можна досягти при використанні моделі типу *NARX*. Врахування в розробленій моделі як факторів впливу кліматичних умов, так і коливання потреб у теплозабезпеченні в залежності від графіку роботи закладу дозволило підвищити точність прогнозування.

Практична цінність отриманих результатів полягає в тому, що на основі запропонованої моделі типу *NARX* розроблено підсистему прогнозування інформаційно-аналітичної системи моніторингу та прогнозування теплозабезпечення будівель «HeatCAM». Подальші дослідження пов'язано з використанням результатів прогнозування для підтримки прийняття рішень щодо управління режимами теплозабезпечення будівель закладу соціально-бюджетної сфери.

### ПОДЯКИ

Роботу виконано в рамках науково-дослідної роботи Сумського державного університету за темою: «Науково-методологічні основи розробки інформаційних технологій для розподілених систем», номер державної реєстрації 0111U006119, а також комплексної цільової програми розвитку Сумського державного університету «Енергоефективний СумДУ».

### СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Системные исследования в энергетике: Ретроспектива научных направлений СЭИ-ИСЭМ / отв. ред. Н. И. Воропай. – Новосибирск : Наука, 2010. – 686 с.
2. Вороновский Г. К. Проблемы и перспективы использования искусственных нейронных сетей в энергетике. Ч. 2. Управление / Г. К. Вороновский, К. В. Махотило, С. А. Сергеев // Пробл. заг. энергетики. – 2007. – № 16. – С. 54–67.
3. Chramcov B. Heat Demand Forecasting for Concrete District Heating System / B. Chramcov, Ja. Baláte, M. Princ // International Journal of Mathematical Models and Methods in Applied Sciences. – 2010. – Vol. 4, No. 4. – P. 231–239.
4. Bacher P. Short-term heat load forecasting for single family houses / P. Bacher, H. Madsen // Energy and Buildings. – 2013. – Vol. 65. – P.101–112.
5. Kontu K. Forecasting district heating consumption based on customer measurements [Electronic resource] / K. Kontu // International association EUROHEAT & POWER. – Access mode: [http://www.euroheat.org/Files/Filer/Presentations/20130527\\_EHP\\_Congress/130527\\_1600\\_1730\\_PI\\_6\\_Kaisa\\_Kontu.pdf](http://www.euroheat.org/Files/Filer/Presentations/20130527_EHP_Congress/130527_1600_1730_PI_6_Kaisa_Kontu.pdf).
6. Grosswindhager S. Online Short-Term Forecast of System heat Load in District Heating Networks / S. Grosswindhager, A. Voigt, M. Kozek // ISF 2011 : the 31st International Symposium on Forecasting, Prague, Czech Republic, 26–29 June 2011 : conference proceedings. – Lancaster : International Institute of Forecasters, 2011. – P. 1–8.
7. Dostál P. Prediction of the heat supply daily diagram via artificial neural network / P. Dostál, B. Chramcov, Ja. Baláte // East West Fuzzy Colloquium : proceedings. Zittau, Germany, 2002. – P. 178–183.
8. Buhari M. Short-Term Load Forecasting Using Artificial Neural Network / M. Buhari, S. S. Adamu // IMECS 2012 : International MultiConference of Engineers and Computer Scientist, Hong Kong, 14–16 Mar 2012 : proceedings. – Hong Kong, 2012.
9. Grzenda M. Consumer-oriented heat consumption prediction / M. Grzenda // Control and Cybernetics. – 2012. – Vol. 41, No. 1. – P. 213–240.
10. Haykin S. Neural Networks – A Comprehensive Foundation / S. Haykin. – NJ : Prentice Hal, 2005. – 823 p.

11. Parfenenko Yu. Information System for Monitoring and Forecast of Building Heat Consumption / Yu. Parfenenko, V. Shendryk,

V. Nenja, S. Vashchenko // Communications in Computer and Information Science. – 2014. – Vol. 465 – P. 1–11.

Стаття надійшла до редакції 28.10.2014.

Після доробки 21.11.2014.

Парфененко Ю. В.<sup>1</sup>, Шендрюк В. В.<sup>2</sup>, Галиченко А. С.<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Ассистент кафедри комп'ютерних наук, Сумський державний університет, г. Суми, Україна

<sup>2</sup>Канд. техн. наук, доцент кафедри комп'ютерних наук, Сумський державний університет, г. Суми, Україна

<sup>3</sup>Студент факультета Електроніки та інформаційних технологій, Сумський державний університет, г. Суми, Україна

### ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ТЕПЛОПОТРЕБЛЕНИЯ ЗДАНИЙ СОЦИАЛЬНО-БЮДЖЕТНОЙ СФЕРЫ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Предложен метод усовершенствования процессов поддержки принятия решений при управлении режимами теплопотребления учреждений социально-бюджетной сферы путем разработки модели прогноза потребления тепловой энергии зданием. Объектом исследования является процесс выбора наиболее оптимальной архитектуры нейронной сети для решения задачи прогнозирования теплопотребления здания социально-бюджетной сферы. Предмет исследования составляют модели прогнозирования теплопотребления зданий социально-бюджетной сферы с использованием искусственных нейронных сетей. Целью данного исследования является повышение достоверности прогнозирования потребностей зданий социально-бюджетной сферы в теплообеспечении. Разработаны модели краткосрочного прогнозирования теплопотребления объектов социально-бюджетной сферы с использованием искусственных нейронных сетей, учитывающих влияние погодных условий, колебания потребности в тепловой энергии в зависимости от графика работы учреждения, а также предыдущие значения потребностей в теплообеспечении. Модели построены на основе архитектур нелинейной сети типа вход-выход, нелинейной авторегрессионной сети, нелинейной авторегрессионной нейронной сети с внешними входами. Предложенные модели реализованы в программной среде Matlab, для обучения использован алгоритм Левенберга-Марквардта. Проведены эксперименты по исследованию точности разработанных моделей, которые показали, что наибольшей точности прогноза можно достичь при использовании модели типа NARX. Использование предложенной модели в рамках информационной системы «HeatCAM» для прогнозирования теплопотребления зданий в течение отопительного сезона позволяет повысить эффективность поддержки процесса принятия решений при управлении режимами теплообеспечения, что приводит к снижению потребления тепловой энергии.

**Ключевые слова:** теплопотребление, регулирование, моделирование, информационная система, прогнозирование, нейронные сети, энергосбережение.

Parfenenko Yu. V.<sup>1</sup>, Shendryk V. V.<sup>2</sup>, Galichenko O. S.<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Assistant of Computer Science Department, Sumy State University, Sumy, Ukraine

<sup>2</sup>PhD, Associate Professor of Computer Science Department, Sumy State University, Sumy, Ukraine

<sup>3</sup>Student of Electronics and Information Technologies Faculty, Sumy State University, Sumy, Ukraine

### PREDICTION THE HEAT CONSUMPTION OF SOCIAL AND PUBLIC SECTOR BUILDINGS USING NEURAL NETWORKS

The method of improvement the process of decision support to improve management of heat supplies' modes through the development of prediction heat consumption model of the social and public sector building is proposed. The object of the study is the process of choosing the most optimal architecture of the neural network to solve goals of forecasting of heat consumption of the building of social and public sector. The subject of the study is models prediction heat consumption of buildings of social and public sector using artificial neural networks. The purpose of this study is to improve the forecasting reliability of heat energy demand of social and public sector buildings. Models of short-term prediction of heat energy demand of social and public sector buildings using artificial neural networks that take into account the influence of weather conditions, fluctuations in demand for thermal energy depending on the type of day of the week and the previous values of heat energy demand are proposed. Models are based on such architectures of neural network's as a nonlinear network input-output, a nonlinear autoregressive network, a nonlinear autoregressive neural network with external inputs. The proposed models were implemented in the programming environment Matlab, to train their the Levenberg-Marquard algorithm was used. Experiments on the study of the accuracy of the developed models, which showed that the greatest accuracy of prediction can be achieved by using a model type NARX, were carried. Using the proposed model within the information system «HeatCAM» for the prediction of building's heat consumption during the heating season can increase the effectiveness of decision support in the management of heating modes, which reduces heat consumption.

**Keywords:** heat consumption, management, modeling, information systems, prediction, neural networks, energy saving.

### REFERENCES

1. Voropaj N. I. Sistemnye issledovaniya v jenergetike: Retrospektiva nauchnyh napravlenij SEI-ISEM. Novosibirsk, Nauka, 2010, 686 p.
2. Voronovskij G. K., Mahotilo K. V., Sergeev S. A.. Problemy i perspektivy ispol'zovaniya iskusstvennyh nejronnyh setej v jenergetike. Ch. 2. Upravlenie, Problemy obshhej jenergetiki, 2007, No. 16, pp. 54–67.
3. Chramcov B. Baláte Ja., Princ M. Heat Demand Forecasting for Concrete District Heating System, *International Journal of Mathematical Models and Methods in Applied Sciences*, 2010, Vol. 4, No. 4, pp. 231–239.
4. Bacher P., Madsen H. Short-term heat load forecasting for single family houses, *Energy and Buildings*, 2013, Vol. 65, pp.101–112.
5. Kontu K. Forecasting district heating consumption based on customer measurements [Electronic resource], *International association EUROHEAT & POWER*. Access mode: [http://www.euroheat.org/Files/Filer/Presentations/20130527\\_EHP\\_Congress/130527\\_1600\\_1730\\_PI\\_6\\_KaisaKontu.pdf](http://www.euroheat.org/Files/Filer/Presentations/20130527_EHP_Congress/130527_1600_1730_PI_6_KaisaKontu.pdf).
6. Grosswindhager S., Voigt A., Kozek M., Online Short-Term Forecast of System heat Load in District Heating Networks, *ISF 2011 : the 31st International Symposium on Forecasting, Prague, Czech Republic, 26–29 June 2011 : proceedings*. Lancaster, International Institute of Forecasters, 2011, pp. 1–8.
7. Dostál P., Chramcov B., Baláte Ja. Prediction of the heat supply daily diagram via artificial neural network, *East West Fuzzy Colloquium : proceedings*. Zittau, Germany, 2002, pp. 178–183.
8. Buhari M., Adamu S. S. Short-Term Load Forecasting Using Artificial Neural Network, *IMECS 2012 : International MultiConference of Engineers and Computer Scientist, Hong Kong, 14–16 Mar 2012 : proceedings*. Hong Kong, 2012.
9. Grzenda M. Consumer-oriented heat consumption prediction, *Control and Cybernetics*, 2012, Vol.41, No. 1, pp. 213–240.
10. Haykin S. Neural Networks – A Comprehensive Foundation. NJ, Prentice Hal, 2005, 823 p.
11. Parfenenko Yu., Shendryk V., Nenja V., Vashchenko S. Information System for Monitoring and Forecast of Building Heat Consumption, *Communications in Computer and Information Science*, 2014, Vol. 465, pp. 1–11.