

АВТОМАТИКА ТА ІНФОРМАЦІЙНО-ВИМІРЮВАЛЬНА ТЕХНІКА

УДК 519.7: 681.5

К. В. Махотіло¹

ПОЕТАПНИЙ СИНТЕЗ ЗРОСТАЮЧОЇ МОДУЛЬНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ РЕГУЛЯТОРА ТЕМПЕРАТУРИ ТЕПЛОНОСІЯ НА ТЕЦ

¹Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут»

Розглянуто використання зростаючих модульних нейронних мереж для поетапного синтезу нейромережевого регулятора температури теплоносія на ТЕЦ. Запропоновано архітектуру зростаючої модульної нейромережі на базі тришарового перцептрона, що дозволяє виконувати навчання модулів мережі за допомогою генетичного алгоритму. На прикладі тестової задачі показано скорочення часу та підвищення точності навчання зростаючої нейромережі у порівнянні з нейромережею фіксованої архітектури. На базі запропонованого типу зростаючої мережі успішно розв'язано задачу синтезу нейрорегулятора температури теплоносія на ТЕЦ, який забезпечує заданий добовий відпуск тепла і стабільну середньодобову температуру зворотного теплоносія.

Ключові слова: зростаюча модульна нейронна мережа, генетичний алгоритм, нейрорегулятор, температура теплоносія, ТЕЦ.

Вступ

В енергетиці України системи централізованого теплопостачання (СЦТ) є одним з самих проблемних секторів, що страждає як від фізичного зносу устаткування та інфраструктури, так і від неефективних принципів управління. Управління відпуском тепла у вітчизняних СЦТ здійснюється за температурним графіком центрального якісного регулювання в середньодобових параметрах, який не враховує нерівномірність добового попиту на теплову енергію. Підвищення енергетичної ефективності і якості роботи СЦТ, особливо для потужних ТЕЦ, розташованих на значному віддаленні від споживачів, вимагає впровадження нових принципів управління відпуском тепла, зокрема, переходу до управління температурою теплоносія в середньодобових параметрах. Як показано в роботах [1, 2] таке завдання може бути успішно вирішене шляхом створення нейромережевого регулятора температури теплоносія на ТЕЦ (НРТТ).

Штучні нейронні мережі (ШНМ) є зручною платформою побудови складних нелінійних моделей і законів управління для прикладних задач енергетики [3, 4]. Проте з їх наближенням до реальності: завданням декількох суперечливих цілей управління та введенням численних обмежень, складність навчання ШНМ різко зростає. Це робить актуальним пошук і розробку методів, що спрощують та підвищують швидкість й надійність успішного навчання ШНМ великої розмірності.

Зростаючі модульні штучні нейронні мережі

Одним зі способів спрощення задачі навчання ШНМ є її декомпозиція на простіші підзадачі. Для цього підходять модульні ШНМ [5], а саме зростаючі модульні ШНМ (ЗМШНМ).

На сьогодні розроблено багато типів ЗМШНМ і підходів до їх синтезу [6], які розрізняються:

- способами з'єднання модулів мережі з її входами (окремі модулі для різних груп входів, що не перетинаються, або спільні входи для усіх модулів);
- способами зміни архітектури мережі (додавання нейронів в існуючий прихований шар, додавання нейронів в новий прихований шар, додавання нових зв'язків між нейронами);
- способами збільшення розмірів мережі (додавання в мережу на кожному етапі одного нейрона або групи нейронів);
- способами навчання мережі.

За способами навчання ЗМШНМ поділяють на два види:

— спеціальні типи ШНМ, які використовують особливі правила навчання (зростаюча мережа на основі адаптивної резонансної теорії — ART-2 [7]; GAL-мережа, що зростає при навчанні і стискається при забуванні [8], чи мережа каскадної кореляції Фалмана [9]);

— модульні ШНМ перцептронного типу, що використовують для нових модулів звичайні правила навчання (зворотне поширення похибки [10, 11] та ін.).

Ефективним методом налаштування параметрів ШНМ є еволюційні методи. Зокрема, генетичний алгоритм (ГА) успішно застосовується для синтезу нейромереж як фіксованої [12], так і вільної архітектури [13]. ГА не накладає ніяких обмежень на форму і складність цільової функції (ЦФ) навчання, що дозволяє вільно формувати її у вигляді, який найповніше відповідає розв'язуваній задачі моделювання чи управління.

Для еволюційного синтезу ЗМШНМ використовуються два основні підходи:

— одночасний еволюційний пошук оптимальної архітектури і параметрів ШНМ [14];

— поетапне зростання архітектури ШНМ і еволюційний пошук параметрів нових модулів [15].

В результаті порівняння переваг і недоліків відомих видів ЗМШНМ, для розв'язання поставленої задачі синтезу НРТТ запропоновано використати ЗМШНМ з такими характеристиками:

— ШНМ типу тришаровий перцептрон;

— модулі нейронів додаються в прихований шар ШНМ;

— входи ШНМ є спільними для усіх модулів;

— виходи нейронів модулів масштабуються перед з'єднанням з вихідним шаром;

— розмір модуля не обмежений;

— архітектура ШНМ ускладнюється поетапно, шляхом додавання одного нового модуля;

— на кожному етапі налаштування параметрів нового модуля здійснюється за допомогою ГА.

Формула перетворення вхід-вихід такої ЗМШНМ має вигляд

$$NN(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n k_i NM_i(\mathbf{x}), \quad (1)$$

де $NN(\cdot)$ — зростаюча модульна ШНМ; $NM_i(\cdot)$ — i -й модуль ЗМШНМ; k_i — масштабний коефіцієнт i -го модуля; n — кількість модулів; \mathbf{x} — вектор входів ЗМШНМ.

На рис. 1 показані архітектура і етапи зростання запропонованої ЗМШНМ.

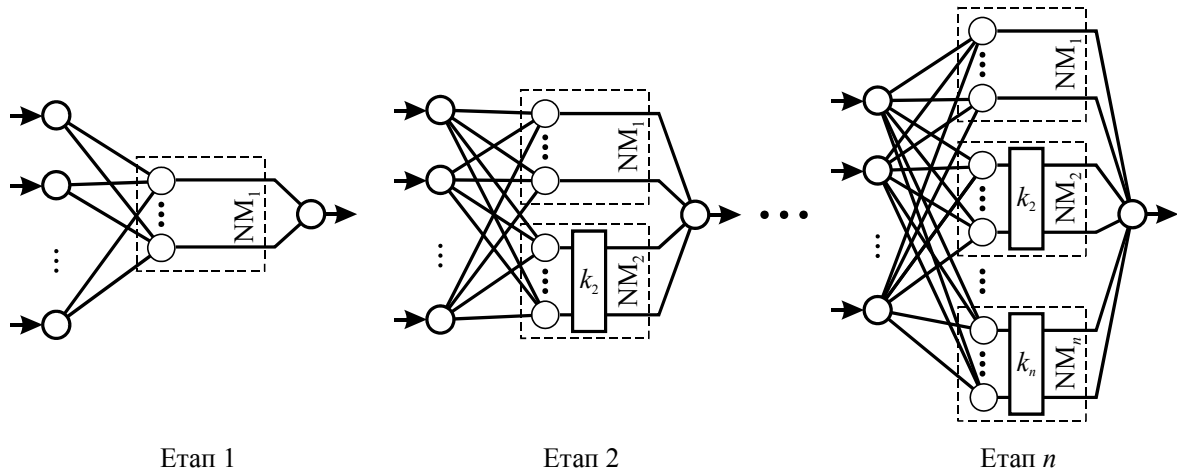


Рис. 1. Етапи зростання модульної нейромережі

Такий тип ЗМШНМ дозволяє скористатися для налаштування параметрів раніше розробленим методом синтезу НРТТ на базі ШНМ фіксованої архітектури за допомогою ГА. Цей метод показав високу ефективність в простіших постановках задачі управління [1, 2] і без змін може бути застосований на кожному етапі зростання архітектури ЗМШНМ для налаштування параметрів нових модулів.

Задача синтезу НРТТ є умовною багатокритеріальною задачею оптимізації. Одним з ефективних методів розв'язання таких задач є метод ковзного допуску Хіммельблау [16]. Розбиття процесу налаштування параметрів ЗМШНМ на окремі етапи дозволяє здійснювати послідовну корекцію ЦФ задачі управління, реалізуючи таким чином принцип цього методу.

Синтез НРТТ на базі ЗМШНМ здійснюється за таким алгоритмом:

1. Формується нейромережа, що складається з одного модуля NM_1 . Розмір першого модуля вибирається малим, але достатнім для наближеного розв'язання задачі синтезу.
2. Здійснюється налаштування параметрів першого модуля.
3. До існуючого прихованого шару нейромережі додається ще один модуль NM_i , виходи нейронів якого масштабуються зі знижуючим коефіцієнтом k_i і підсумовуються з виходом мережі. Розмір нового модуля ЗМШНМ вибирається не меншим попереднього.
4. За необхідності здійснюється корекція ЦФ задачі синтезу.
5. Здійснюється налаштування параметрів нового модуля. Параметри модулів, доданих на попередніх етапах, при цьому не змінюються.
6. Якщо точність розв'язання задачі синтезу незадовільна, відбувається перехід до пункту 3.
7. Формується підсумкова нейромережа, параметри якої розраховуються за параметрами усіх модулів.

Тестова задача

Розглянемо ефективність запропонованої архітектури ЗМШНМ і методу її поетапного синтезу на прикладі тестової задачі апроксимації функції однієї змінної:

$$y = 10x \sin(50x) + x^2 + 3; \quad 0 \leq x \leq 1. \quad (2)$$

Графік функції (2) містить ряд хвиль зростаючої амплітуди, що відбиває характерні особливості добового ходу навантаження в різних системах енергопостачання.

Тренувальний набір шаблонів для налаштування параметрів нейромережі включає 101 пару $\{x, y\}$ зі значеннями x , рівномірно розподіленими з кроком 0,01. ЦФ задачі синтезу — середньоквадратична похибка на тренувальному наборі шаблонів. В якості критерію розв'язання задачі визначено досягнення значення похибки менше 0,005. Для налаштування параметрів ШНМ використовується диплоїдний ГА [17].

У табл. 1 наведено результати спроб синтезу тришарової ШНМ фіксованої архітектури з різними розмірами прихованого шару і різними розмірами популяції ГА. Як видно, в жодному випадку вирішити тестову задачу не вдалося. Найменше значення похибки апроксимації досягнуте для мережі з 60 нейронами прихованого шару після 50 млн обчислень ЦФ.

Таблиця 1

Результати синтезу ШНМ фіксованої архітектури для тестової функції

Параметр	Розмір прихованого шару ШНМ Н			
	30	45	60	60
Розмір популяції	100	100	100	250
Епох ГА для налаштування ШНМ, тис.	100	100	100	2000
Обчислень ЦФ, тис.	1000	1000	1000	50000
Цільова функція	0,02422	0,02014	0,01753	0,009

Водночас тестова задача успішно розв'язується при поетапному синтезі ЗМШНМ запропонованого типу. У табл. 2 наведено параметри синтезу, використані на кожному з 4-х етапів. Загальний розмір прихованого шару мережі H_2 склав ті ж 60 нейронів, але на налаштування їх параметрів загалом пішло всього 0,4 млн обчислень ЦФ. Тобто час синтезу ЗМШНМ, як мінімум, на два порядки менший.

Як показує досвід, таку перевагу від використання поетапного синтезу ЗМШНМ можна отримати тільки для досить складних задач. У разі простих задач розмір і час синтезу ЗМШНМ, що необхідні для їх успішного розв'язання, можуть виявитися більшими, ніж для мережі фіксованої архітектури. Проте, рівень складності задач моделювання і управління відпуском тепла достатньо високий для отримання позитивного ефекту від використання ЗМШНМ [4].

Параметри поетапного синтезу ЗМШНМ для тестової функції

Параметр	Етап №			
	1	2	3	4
Кількість модулів в мережі	1	2	3	4
Розмір модуля H_i	15	15	15	15
Розмір прихованого шару ЗМШНМ НΣ	15	30	45	60
Масштабний коефіцієнт модуля k_i	1	0,9	0,9	0,9
Розмір популяції	100	100	100	100
Епох ГА для налаштування модуля, тис.	10	10	10	10
Обчислень ЦФ усього, тис.	100	200	300	400
Цільова функція	0,0593	0,01792	0,0074	0,0049

Задача синтезу нейрорегулятора температури теплоносія на ТЕЦ

На рис. 2 показана схема розімкненої системи управління температурою теплоносія на ТЕЦ з нейрорежевим регулятором.

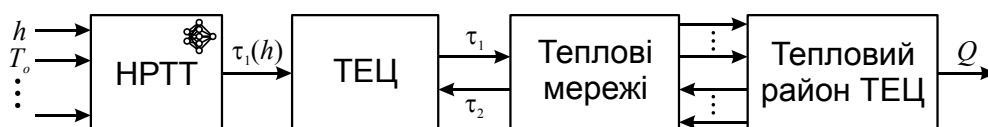


Рис. 2. Розімкнена система управління температурою теплоносія з нейрорежевим регулятором

Мета управління для НРТТ визначена як забезпечення заданого добового відпуску тепла споживачам і стабілізація середньогодинної температури зворотного теплоносія ТЕЦ за виконання обмежень на величину і швидкість зміни температури прямого теплоносія:

$$Q(d) = Q^*(d); \quad \tau_2(h) = \tilde{\tau}_2(h); \quad (3)$$

$$\tilde{\tau}_2(h) = \frac{1}{24} \sum_{i=-11}^{12} \tau_2(h+i); \quad (4)$$

$$\tau_1^{\min} \leq \tau_1(h) \leq \tau_1^{\max}; \quad |\tau_1(h) - \tau_1(h-1)| \leq \overline{\Delta\tau}_1, \quad (5)$$

де d — порядковий номер доби; h — година доби; Q — добовий відпуск тепла від ТЕЦ; Q^* — заданий добовий відпуск тепла від ТЕЦ; τ_1 і τ_2 — середньогодинна температура прямого і зворотного теплоносія на ТЕЦ, відповідно; $\tilde{\tau}_2(h)$ — центроване просте ковзне середнє τ_2 за 24 години; τ_1^{\min} і τ_1^{\max} — нижня і верхня межі значень τ_1 , відповідно; $\overline{\Delta\tau}_1$ — максимально допустима годинна зміна τ_1 .

Завдання з добового відпуску тепла Q^* розраховується за нормативним температурним графіком «130/60»:

$$Q^* = k_Q Q^0, \quad (6)$$

де Q^0 — добовий відпуск тепла за температурним графіком; k_Q — коефіцієнт коригування відпуску тепла, $k_Q \in [0,75; 0,875; 1]$.

Технологічні обмеження: $\tau_1^{\min} = 50^\circ\text{C}$; $\tau_1^{\max} = 135^\circ\text{C}$; $\overline{\Delta\tau}_1 = 6^\circ\text{C}$.

Закон управління НРТТ має вигляд

$$\tau_1(h) = \text{NN}(h, \gamma_c(d), Q^*(d), T_o(d), T_o(d+1), T_o(d-1)), \quad (7)$$

де $\text{NN}(\cdot)$ — ШНМ типу багат шаровий перцептрон з активаційною функцією нейронів прихованого шару типу ермітова функція першого порядку (вейвлет-функція) [18]; γ_c — тип дня тижня; T_o — зовнішня температура. Змінна, що кодує тип дня тижня, має значення $\gamma_c \in \{0, 1, 2, 3\}$ для послідовностей днів: робочий—робочий, робочий—вихідний, вихідний—вихідний, вихідний—робочий.

Для синтезу НРТТ використано функціонал якості виду:

$$F \rightarrow \min; \quad (8)$$

$$F = c_Q f_Q + c_\tau f_\tau + c_p f_p; \quad (9)$$

$$f_Q = \sum_d |Q(d) - Q^*(d)|; \quad f_\tau = \sum_{d,h} |\tau_2(h) - \tilde{\tau}_2(h)|; \quad f_p = \sum_{d,h} (p_1(h) + p_2(h)). \quad (10)$$

Штрафні функції p_1, p_2 розраховуються як

$$p_1(h) = \begin{cases} \tau_1(h) - \tau_1^{\max}, & \text{якщо } \tau_1(h) > \tau_1^{\max}; \\ \tau_1^{\min} - \tau_1(h), & \text{якщо } \tau_1(h) < \tau_1^{\min}; \\ 0, & \text{інакше;} \end{cases} \quad p_2(h) = \begin{cases} |\tau_1(h) - \tau_1(h-1)| - \Delta\tau_1, & \text{якщо } |\dots| > \Delta\tau_1; \\ 0, & \text{інакше;} \end{cases} \quad (11)$$

Моделювання реакції СЦТ здійснюється за допомогою побудованої для Харківської ТЕЦ-5 моделі середньогодинної температури зворотного теплоносія МТОТ-2 [19]. Метеоумови і режими роботи СЦТ взяті рівними типовим для середини опалювального сезону в Харкові. Задача управління вважається розв'язаною, якщо завдання по Q виконується з відносною похибкою менше 1 %, а розмах коливань τ_2 не перевищує 1 °С.

Результати синтезу нейрорегулятора температури теплоносія

Спочатку, як і в попередніх дослідженнях [1, 2], розглянуто варіант синтезу НРТТ на базі ШНМ фіксованої архітектури. Розмір прихованого шару тришарового перцептрона — 30 нейронів. Для налаштування параметрів використано ГА з популяцією зі 100 особин. На рис. 3 показано результати моделювання роботи НРТТ з параметрами, отриманими після 1 млн епох ГА і 10 млн обчислень ЦФ. Як видно, незважаючи на тривалий пошук, відносна похибка по Q сягає 3 %, а ширина діапазону коливань τ_2 — більше 2 °С. Фактично поставлена задача управління не розв'язана. У подальших спробах ані збільшення розміру прихованого шару, ані збільшення розміру популяції не дозволили поліпшити цей результат.

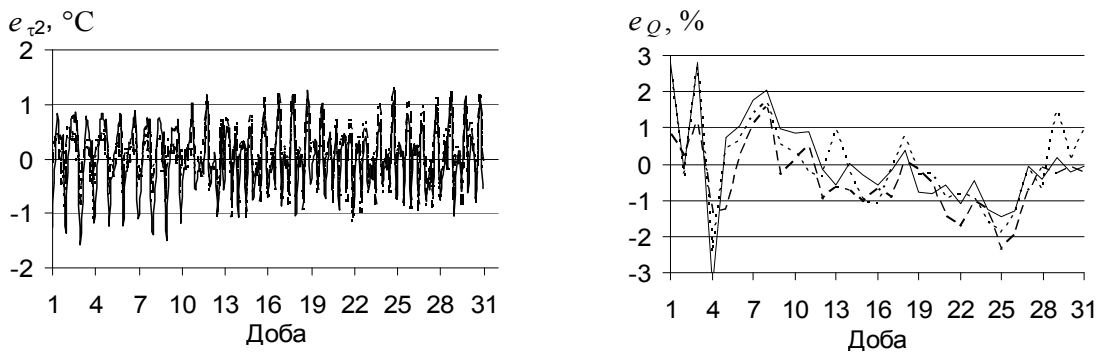


Рис. 3. Похибки управління по τ_2 і Q для НРТТ на базі ШНМ фіксованої архітектури:

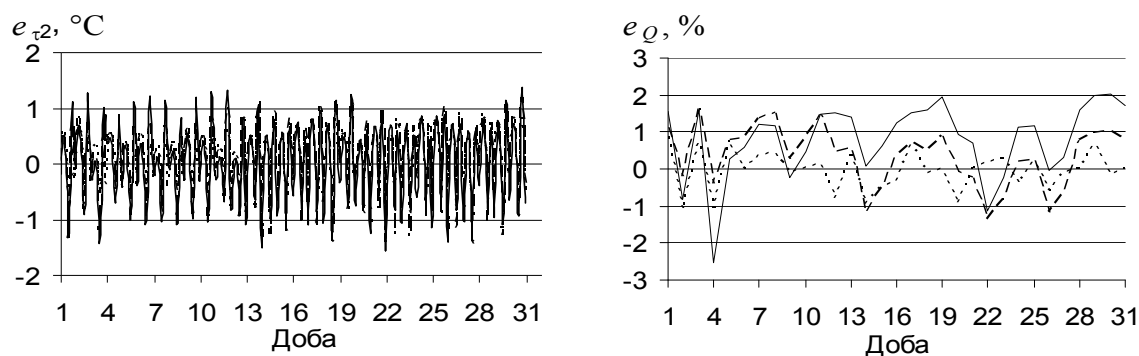
— $k_Q = 1$; --- $k_Q = 0,8$; -.- $k_Q = 0,75$

Застосування поетапного синтезу ЗМШНМ дозволяє розв'язати поставлену задачу синтезу НРТТ. У табл. 3 наведено параметри синтезу. Процедура вимагала 4 етапи. Зі зростанням мережі збільшувалися розміри модулів і зменшувалися їх масштабні коефіцієнти. Кінцева архітектура мережі для НРТТ має формулу NN 6–30–1, як і у випадку мережі фіксованої архітектури. Загальне число обчислень ЦФ при синтезі НРТТ на основі ЗМШНМ склало 2,5 млн.

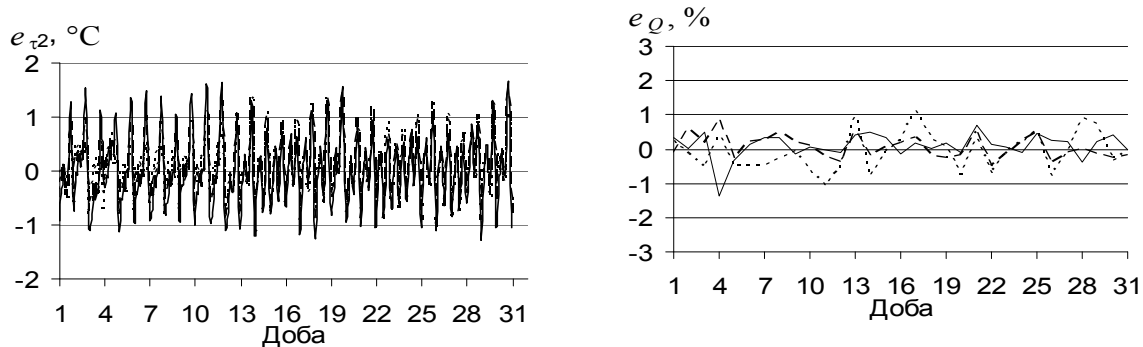
Параметри поетапного синтезу ЗМШНМ для НРТТ

Параметр	Етап №			
	1	2	3	4
Кількість модулів в мережі	1	2	3	4
Розмір модуля H_i	5	5	10	10
Розмір ЗМШНМ H_Σ	5	10	20	30
Масштабний коефіцієнт модуля k_i	1	0,2	0,2	0,2
Ваговий коефіцієнт ЦФ c_Q	100	100	100	100
Ваговий коефіцієнт ЦФ c_τ	3	3	3	3
Ваговий коефіцієнт ЦФ c_p	1	10	10	10
Розмір популяції	50	50	100	100
Епох ГА для налаштування модуля, тис.	50	50	100	100
Обчислень ЦФ усього, тис.	250	500	1500	2500

На рис. 4 показані похибки управління по τ_2 і Q на різних етапах синтезу ЗМШНМ для НРТТ. Як видно з табл. 3 зі зростанням мережі збільшувався ваговий коефіцієнт при складовій ЦФ, який відповідає за виконання технологічних обмежень. Таким чином, на першому етапі синтезу НРТТ допускалися значні порушення накладених обмежень (5), що дозволило швидко забезпечити необхідну точність виконання умов (3). А на наступних етапах, із додаванням модулів, поступово вирішувались задачі і підвищення якості управління, і суворого виконання обмежень. Таке використання змінного допуску значно спростило і прискорило синтез НРТТ.

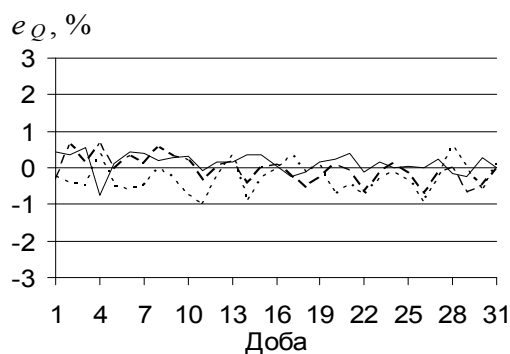
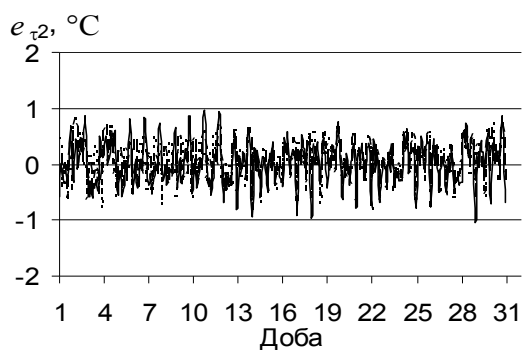


Етап 1

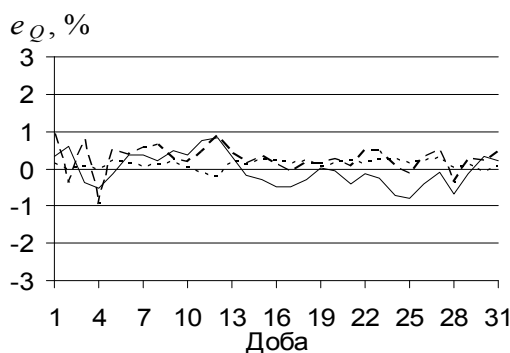
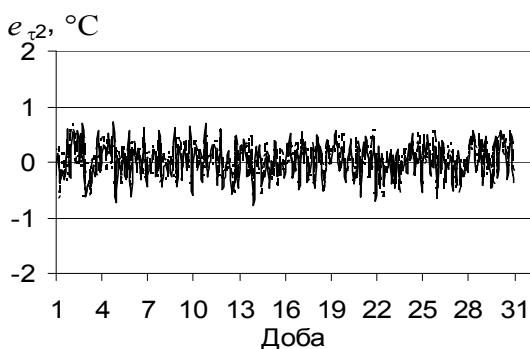


Етап 2

Рис. 4. Похибки управління по τ_2 і Q для НРТТ на базі ЗМШНМ на різних етапах синтезу:
 — $k_Q = 1$; - - - $k_Q = 0,8$; . . . $k_Q = 0,75$



Етап 3



Етап 4

Продовження рис. 4. Похибки управління по τ_2 і Q для НРТГ на базі ЗМШНМ на різних етапах синтезу:

— — $k_Q = 1$; — — — — $k_Q = 0,8$; - - - - $k_Q = 0,75$

Результати тестових прогонів за різних умов моделювання показують, що НРТГ (7), отриманий на базі ЗМШНМ, забезпечує розв'язання задачі управління (3)—(5) з необхідною точністю. В усіх випадках відносна похибка виконання завдання по добовому відпуску тепла менше 1 %, а абсолютне відхилення температури зворотного теплоносія від ковзного середнього за 24 години не перевищує 0,7 °С. Накладені технологічні обмеження на величину і швидкість зміни температури теплоносія не порушуються.

В порівнянні з мережею фіксованої архітектури, поетапний синтез ЗМШНМ дозволив в 4 рази швидше отримати в 2—3 рази точніший розв'язок поставленої задачі управління. При цьому, що важливо, отриманий результат є стабільним. Повторення процедури синтезу дає аналогічну точність за таку ж кількість обчислень ЦФ.

Висновки

Запропонований тип зростаючої модульної нейронної мережі на базі тришарового перцептрона та спосіб його поетапного синтезу за допомогою генетичного алгоритму скорочують час налагодження параметрів у порівнянні з мережею фіксованої архітектури. Це робить їх ефективним інструментом розв'язання задачі синтезу нейромережових моделей та регуляторів.

Використання поетапного синтезу зростаючої модульної нейромережі дозволило синтезувати регулятор температури теплоносія на ТЕЦ, який із заданою точністю вирішує питання стабілізації температури зворотного теплоносія та забезпечення заданого добового відпуску тепла. Як показав досвід, гарантоване розв'язання цієї задачі за обмежену кількість обчислень цільової функції за допомогою нейромережі фіксованої архітектури неможливе.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Вороновский Г. К. Энергоэкономичное управление состоянием теплосети в крупных системах централизованного теплоснабжения / Г. К. Вороновский, К. В. Махотило, С. А. Сергеев // Технічна електродинаміка. — Київ : Інститут електродинаміки НАНУ, 2006. — Ч. 1 — С. 129—135.

2. Вороновський Г. К. Підвищення енергоефективності алгоритмів централізованого якісного регулювання відпуску тепла від замської ТЕЦ / Г. К. Вороновський, К. В. Махотило, С. А. Сергеев // Енергоефективність та відновлювані джерела енергії / під. заг. ред. А. К. Шидловського. — Київ : Українські енциклопедичні знання. 2007. — С. 163—200.
3. Вороновський Г. К. Проблемы и перспективы использования искусственных нейронных сетей в энергетике: Часть I. Моделирование / Г. К. Вороновський, К. В. Махотило, С. А. Сергеев // Проблеми загальної енергетики. — Київ : Інститут загальної енергетики НАНУ, 2006. — № 14. — С. 50—61.
4. Вороновський Г. К. Проблемы и перспективы использования искусственных нейронных сетей в энергетике : Часть 2. Управление / Г. К. Вороновський, К. В. Махотило, С. А. Сергеев // Проблеми загальної енергетики. — Київ : Інститут загальної енергетики НАНУ, 2007. — № 16. — С. 54—67.
5. Ronco E. Modular neural networks: a state of the art / E. Ronco, Peter J. Gawthrop // Technical Report CSC-95026. Centre for System and Control. Faculty of mechanical Engineering, University of Glasgow, Uk. — 1995.
6. MacLeod C. Incremental growth in modular neural networks / C. MacLeod, G. M. Maxwell, S. Muthuraman // Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2009, — 22 (4/5), — P. 660—666.
7. Carpenter G. A. ART-2: self organisation of stable category recognition codes for analog input patterns / G. A. Carpenter, S. Grossberg // Applied optics, 26, 1987. — P. 4919—4930.
8. Alpaydin E. GAL: Networks that grow when they learn and shrink when they forget / E. Alpaydin // International Journal of Pattern Recognition, 1994. — 8, 1, — P. 391—414.
9. Fahlman S. E. The Cascade-Correlation Learning Architecture / S. E. Fahlman, C. Lebiere // In: Touretzky D., (ed.), Advances in neural information processing systems 2. Morgan Kaufmann Publishers., Los Altos CA. 1990, — P. 524 — 32.
10. Ash T. Dynamic node creation in backpropagation networks / T. Ash // Connection science, 1989, — 1, — P. 365—375.
11. Chakraborty G. A growing network which optimises between undertraining and overtraining / G. Chakraborty // IEEE conference on Neural Networks, 2, 1995. — P. 1116—1120.
12. Miller G. F. Designing neural networks using genetic algorithms / G. F. Miller, P. M. Todd, S. U. Hegde // In Proc. 3rd Int. Conf. Genetic Algorithms and Their Applications. San Mateo. — CA: Morgan Kaufmann, 1989. — P. 379—384.
13. Whitley D. Genetic algorithms and neural networks: Optimizing connections and connectivity / D. Whitley, T. Starkweather, C. Bogart // Parallel Computing. — 1990. — Vol. 14, No. 3. — P. 347—361.
14. Curran D. Applying evolutionary computation to designing neural networks: A study of the state of the art / D. Curran, C. O'Riordan // Technical report NUIG-IT-111002. Galway : National University of Ireland. — 2002.
15. MacLeod C. Incremental evolution in ANNs: neural nets which grow / C. MacLeod, G. Maxwell // Artificial Intelligence Rev. 16. — 2001. — P. 201—224.
16. Himmelblau D. Applied Nonlinear Programming / D. Himmelblau. — McGraw-Hill, 1972.
17. Махотило К. В. Диплоидный генетический алгоритм со смертностью / К. В. Махотило // Международный научно-технический журнал «Проблемы управления и информатики». — 2011. — № 3. — С. 138—150.
18. Yongyong He. A Hierarchical Evolutionary Algorithm for Constructing and Training Wavelet Networks / Yongyong He, Fulei Chu, Binglin Zhong. // Neural Computing & Application. — Springer-Verlag, 2002. — Vol. 10. — P. 357—366.
19. Махотило К. В. Повышение точности моделирования среднечасовой температуры обратного теплоносителя ТЭЦ / К. В. Махотило // Збірник наукових праць Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г. Є. Пухова. — НАН України, 2009. — Вип. № 53. — С. 118—128.

Рекомендована кафедрою метрології та промислової автоматики ВНТУ

Стаття надійшла до редакції 17.08.2015

Махотило Костянтин Володимирович — канд. техн. наук, старший науковий співробітник, професор кафедри електричних станцій, email: kvmahotilo@gmail.com.

Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», Харків

K. V. Makhotilo¹

Incremental Synthesis of Growing Modular Neural Network for CHP-plant Supply Water Temperature Controller

¹National Technical University «Kharkiv Polytechnic Institute»

The paper considers the use of growing modular neural networks for incremental synthesis of the neurocontroller of supply water temperature at CHP-plant. There has been proposed the architecture of the growing modular neural networks on the basis of a three-layer perceptron, allowing the network modules training using genetic algorithm. For test problem it is shown that the training time of growing neural network reduced and its accuracy increased compared to a fixed architecture neural network. The problem of CHP-plant supply water temperature neurocontroller synthesis that provides a reference daily heat output and stable hourly temperature of the return water is successfully solved on the basis of the proposed type of growing network.

Keywords: growing modular artificial neural network, genetic algorithm, neurocontroller, supply water temperature controller, CHP-plant.

Makhotilo Konstantyn V. — Cand. Sc. (Eng.), Senior Research Assistant, Professor of the Chair of Electric Stations, e-mail: kvmahotilo@gmail.com.

К. В. Махотило¹

Поэтапный синтез растущей модульной нейронной сети для регулятора температуры теплоносителя на ТЭЦ

¹Национальный технический университет «Харьковский политехнический институт»

Рассмотрено использование растущих модульных нейронных сетей для поэтапного синтеза нейросетевого регулятора температуры теплоносителя на ТЭЦ. Предложена архитектура растущей модульной нейросети на базе трехслойного перцептрона, позволяющая выполнять обучение модулей сети с помощью генетического алгоритма. На примере тестовой задачи показано сокращение времени и повышение точности обучения растущей нейросети по сравнению с нейросетью фиксированной архитектуры. На базе предложенного типа растущей сети успешно решена задача синтеза нейрорегулятора температуры теплоносителя на ТЭЦ, обеспечивающего заданный суточный отпуск тепла и стабильную среднечасовую температуру обратного теплоносителя.

Ключевые слова: растущая модульная нейронная сеть, генетический алгоритм, нейрорегулятор, температура теплоносителя, ТЭЦ.

Махотило Константин Владимирович — канд. техн. наук, старший научный сотрудник, профессор кафедры электрических станций, email: kvmahotilo@gmail.com.