

УДК 621.373

ВИКОРИСТАННЯ БАГАТОШАРОВОЇ НЕЙРОМЕРЕЖІ В СИСТЕМАХ АВТОМАТИЧНОГО РЕГУЛЮВАННЯ

Р. Лозинський, З. Любунь

*Львівський національний університет імені Івана Франка
вул. Ген. Тарнавського, 107, 79017 Львів, Україна
lubun@electronics.wups.lviv.ua*

На прикладі моделі системи автоматичного регулювання температури печі описано можливість створення ефективної системи регулювання з використанням багатошарової нейромережі. Визначено стійкість нейромережевої системи регулювання до зміни параметрів об'єкта регулювання.

Ключові слова: автоматичне регулювання, нейронна мережа.

Найперспективнішими напрямками розвитку систем керування складними електротехнічними системами сьогодні, поряд з системами фази-логіки, є нейронні мережі [1, 2]. Ці напрями розвитку систем керування належать до категорії інтелектуальних систем керування, які дають змогу отримати хороші результати в разі неповної математичної моделі об'єкта керування або у випадку, коли параметри об'єкта керування змінюються в процесі функціонування.

Останнім часом з'являється щораз більше праць з питань реалізації систем автоматичного регулювання за допомогою нейромереж [3, 4]. Однак здебільшого в них розглядають системи, які так чи інакше повторюють класичний підхід до реалізації регулятора на підставі класичних законів регулювання, у яких клерувальний вплив пропорційний до відхилення, інтеграла чи похідної відхилення регульованої величини від її заданого значення. Водночас досить перспективним вважаємо інший спосіб побудови регулятора – з прогнозуванням значення регульованого параметра, якого він набув би через певний час після можливого заданого впливу на регульовану систему. Рішення про вплив приймають на підставі порівняння прогнозованого і бажаного значення параметра регулювання. Розв'язування задачі прогнозування покладають на нейромережу, попередньо налаштовану на орієнтовні параметри системи з можливістю адаптивного їх уточнення.

Нехай регульованим параметром буде температура деякого об'єкта, а її регулювання відбувається шляхом увімкнення і вимкнення нагрівника. І об'єкт, і нагрівник мають певну інерційність. Нехай у початковий момент система перебуває в стані рівноваги за деяких температур нагрівника й об'єкта. Пропонуємо такий алгоритм регулювання для зниження температури об'єкта на інший, заданий рівень.

1. Вимикається нагрівник, його температура і температура об'єкта починають знижуватися.

2. У кожен наступний момент часу нейромережа (уважаємо, що вона попередньо навчена) дає прогноз – відповідь на питання: якої найнижчої температури досягне температура об'єкта, якщо в цей час увімкнути нагрівник.
3. Якщо прогнозоване значення менше або дорівнює заданому, то ввімкнути нагрівник і завершити цикл, інакше залишити нагрівник вимкненим і перейти до п. 2.

Для задачі підвищення температури кроки алгоритму формують аналогічно з тією відмінністю, що моменти ввімкнення і вимкнення нагрівника міняють місцями, а нейромережа повинна прогнозувати максимальне значення температури, якого досягне температура об'єкта.

У загальному випадку є ще два варіанти співвідношення температур нагрівника й об'єкта – коли нагрівник уже вимкнений, а температура об'єкта ще підвищується внаслідок його інерційності і навпаки. В таких випадках рішення не приймають, стан нагрівника не змінюється.

Такий алгоритм регулювання забезпечить найшвидше регулювання з усіх можливих і в цьому разі похідна від температури об'єкта у випадку досягнення заданої дорівнюватиме нулю. В певному наближенні можна вважати, що знову усталено стан рівноваги, а тому ця точка може слугувати за початкову для наступного циклу регулювання.

Отже, процес регулювання послідовно проходить цикли охолодження та нагрівання і може перебувати в динамічній рівновазі в ідеалі як завгодно близько до заданої температури.

Різниця реально досягнутого значення температури в точці екстремуму і прогнозованого нейромережею значення слугує для адаптивного уточнення параметрів системи.

Результати роботи системи автоматичного регулювання, згідно з запропонованим алгоритмом порівнюються з системою керування, у якій використовують так званий пропорційно-інтегрально-диференціальний (ПІД) закон регулювання, коли керувальний вплив $u_0(t)$ заданий залежністю $u_0(t) = k(\varepsilon(t) + \frac{1}{T_i} \int \varepsilon(t) dt + T_d \frac{d\varepsilon(t)}{dt})$, де k – коефіцієнт підсилення регулятора; $\varepsilon(t)$ – відхилення регульованої величини від її заданого значення; T_i та T_d – сталі часу інтегрування та диференціювання.

Для перевірки запропонованого алгоритму керування розглядають задачу підтримки з високою точністю температури певного об'єкта.

Наприклад, розглянемо піч для вирощування кристалів з розплаву. Вона складається з електричного нагрівника, потужність якого можна змінювати в широких межах, і робочої зони, у яку поміщений тигель з розплавом. Власне температуру тигля й необхідно з високою точністю підтримувати відповідною до завдання.

Процес вирощування можна розбити на декілька етапів з різними вимогами до підтримання температури:

1. розігрівання після завантаження тигля – точність підтримання температури не критична;
2. гомогенізація – витримка за температури, значно вищої від ростової протягом тривалого часу, точність підтримання температури не критична;

3. зниження температури до близької, але трохи вищої від ростової і витримка за цієї температури до усталення теплового режиму – точність і швидкість регулювання дуже важливі;
4. опускання затравки над розплав і її розігрівання, у цьому разі пічка мусить відкриватися на короткий час, що призводить до стрибкоподібної зміни теплового режиму – температуру потрібно підтримувати максимально сталою;
5. опускання затравки в розплав і сам процес росту кристала з дуже повільним зниженням температури за заданим законом – відстежування температури відповідно до задачі має бути достатньо точне.

Як бачимо, критичними до характеристик регулювання є етапи 3, 4 і 5, причому вимоги етапів 4 і 5 дуже подібні. Тому для моделювання розглянемо таку задачу. Нехай піч розігріта до певної температури і температурний режим усталений. Необхідно швидко понизити температуру (бажано не допустити переохолодження) і підтримувати її на заданому рівні за наявності деяких збурень теплового режиму.

Зазначимо, що поведінка теплових та електричних систем дуже подібна, їх описують подібними диференціальними та інтегральними рівняннями. Тому, на нашу думку, зручніше розглядати еквівалентну електричну схему, ніж оперувати температурами, теплоємностями та тепловими потоками. Для цього температуру відобразимо напругою, процес передавання тепла – протіканням електричного струму, тепловий опір – резистором, а теплоємність – конденсатором. Тоді еквівалентна електрична модель для аналізу задачі регулювання може мати у вигляді, як показано на рис. 1.

Нагрівник, потужність якого ми можемо регулювати, зображений на схемі у вигляді змінного опору. Будемо вважати, що власне його вихідний опір настільки малий, що ним можна знехтувати. Це цілком відповідає реальним умовам, оскільки зі збільшенням потужності, яку подають на нагрівник, тепла у ньому миттєво починає виділятися більше, а інерційність нагрівника, яку ми спостерігаємо в точці вимірювання температури, пов'язана з існуванням теплового опору теплопередавання матеріалу нагрівника та його масою за ненульової питомої теплоємності. Еквівалентні електричні параметри можна зобразити у вигляді послідовно з'єднаних зосереджених елементів – резистора R_z (еквівалент об'ємного теплового опору нагрівника) та конденсатора C_z . Тоді стала часу нагрівника буде відповідати $\tau_n = R_z C_z$, а температура нагрівника – напрузі U_z .

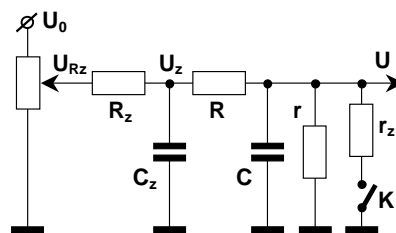


Рис. 1. Еквівалентна модель

Аналогічна ситуація з температурою робочої зони. Тепло від нагрівника до робочої зони передається через певний тепловий опір R , а інерцію конструкції робочої зони (включаючи тигель з розплавом) моделює ємність C , тоді стала часу робочої зони – $\tau_{p.z.} = R_z C_z$ (причому $\tau_{p.z.} \gg \tau_n$). Втрати тепла з робочої зони моделює опір r , значно більший від R , а збурення (аналог відкриття на короткий час заслінки печі для опускання затравки) змодельємо зростанням втрат у разі приєднання паралельно до r додаткового опору r_z , теж значно більшого від R .

Рівняння, які описують поведінку еквівалентної схеми, показаної на рис. 1, зручно записати в диференціальному вигляді.

Оскільки стала часу нагрівника τ_n значно менша від сталої часу робочої зони $\tau_{p.z.}$, то їхнім взаємним впливом можна знехтувати, тоді

$$dU_z = \frac{U_{R_z} - U_z}{R_z C_z} dt. \quad (1)$$

Для робочої зони з урахуванням подільників $\frac{R}{r}$ і $\frac{R}{r_z}$ у випадку розімкнутого ключа K маємо

$$dU = \frac{U_z - U(1 + \frac{R}{r})}{RC} dt, \quad (2)$$

а в разі замкнутого ключа K

$$dU = \frac{U_z - U(1 + \frac{R}{r} + \frac{R}{r_z})}{RC} dt. \quad (3)$$

Отримана математична модель (диференціальні рівняння (1–3)) зручна для розрахунку поведінки системи за різних значень параметрів $R_z C_z$, RC , $\frac{R}{r}$, $\frac{R}{r_z}$ і початкових умов U_z та U .

Для моделювання роботи системи регулювання температурою розроблена програма на *Delphi* яка функціонально складається з чотирьох підпрограм:

- 1) підпрограма моделювання процесів зміни температур у ключових точках печі U_z та U відповідно до еквівалентної схеми, показаної на рис. 1, та математичної моделі, заданої співвідношеннями (1–3), параметри моделі та початкові значення задають, а керувальний вплив U_{r_z} визначають однією з наступних трьох підпрограм моделювання процесу керування;
- 2) підпрограма моделювання ручного керування нагрівником;
- 3) підпрограма моделювання автоматичного керування за ПІД-законом;
- 4) підпрограма моделювання автоматичного керування згідно з запропонованим алгоритмом за допомогою нейромережі з блоком навчання нейромережі.

Для реалізації алгоритму використовують нейромережу, що складається з трьох шарів – вхідного, прихованого і вихідного. На вхідний шар подають вектор вхідних даних з такими компонентами:

- 1) клерувальний вплив U_{rz} ;
- 2) температура нагрівника U_z ;
- 3) похідна від температури нагрівника $\frac{dU_z}{dt}$;
- 4) температура робочої зони U ;
- 5) похідна від температури робочої зони $\frac{dU}{dt}$;
- 6) друга похідна від температури робочої зони $\frac{d^2U}{dt^2}$.

Вхідний шар містить 12 нейронів. Типи функцій активації та їхні параметри наведені в табл. 1 (сигмоїд: $y(s) = \frac{1}{1 + \exp[-\alpha(s - \theta)]}$; тангенс гіперболічний: $y(s) = \text{th}[\alpha(s - \theta)]$; транзит: $y(s) = s$).

Таблиця 1

Параметри функцій активації нейронів вхідного шару

Номер нейрона	Тип функції активації	α	θ
1	Сигмоїд	1	2
2	Те саме	1	2
3	Те саме	1	2
4	Те саме	1	2
5	Тангенс гіперболічний	2	0
6	Те саме	0,5	0
7	Те саме	1	0
8	Те саме	1	0
9	Транзит	-	-
10	Те саме	-	-
11	Сигмоїд	2	0
12	Те саме	0,5	0

Такий набір функцій підібрано експериментально, наприклад, пара зміщених сигмоїдів необхідна для реалізації в нейромережі парної функції.

Прихований шар складається з чотирьох нейронів, параметри функцій активації яких наведені в табл. 2.

Параметри функцій активації нейронів прихованого шару

Номер нейрона	Тип функції активації	α	θ
1	Тангенс гіперболічний	1	0
2	Те саме	1	0
3	Сигмоїд	1	0
4	Транзит	-	-

Вихідний шар містить один нейрон, його функція активації – транзит. Основне його призначення – масштабування вихідного сигналу нейромережі для зведення отриманих значень в потрібний діапазон.

Навчання нейромережі виконують на множині навчальних пар векторів. Генерують навчальні пари так. За основу беруть задані параметри моделі. Випадковим способом їх змінюють у межах $\pm 30-50\%$. Аналогічно вибирають випадкові початкові умови і стан нагрівника. За допомогою підпрограми моделювання процесу зміни температур після виконання випадкової кількості тактів формують набір вхідних даних мережі. Тоді перемикають нагрівання на протилежне значення і продовжують моделювання зміни температур доти, доки значення $\frac{dU}{dt}$ не змінить знака. Значення U , за якого відбулася

зміна знака його похідної (екстремум U) приймають за еталон виходу нейромережі. Процес повторюють бажану кількість разів для отримання набору еталонних векторів.

Для процесу навчання нейромережі вибрано стохастичну процедуру зі змінним кроком. За один такт процедури формується випадковий вектор зміщення значень ваг усіх синапсів одного вибраного нейрона і відбувається розрахунок середньоквадратичного відхилення виходу нейромережі від усіх еталонних векторів. Якщо відхилення зменшилось, то нові значення ваг запам'ятовуються, інакше відновлюються попередні значення. Процедура послідовно повторюється для всіх нейронів кожного шару. Значення корекції ваг зменшується в процесі навчання.

Експериментально визначено, що нейромережу за таким алгоритмом можна достатньо добре навчити на базі ~ 100 навчальних пар (у цьому разі параметри RC і $\frac{R}{r}$ можуть бути навіть фіксовані бо їхні зміни мало впливають на результат навчання).

Вигляд програми в разі виконання процесу навчання нейромережі показаний на рис. 2.

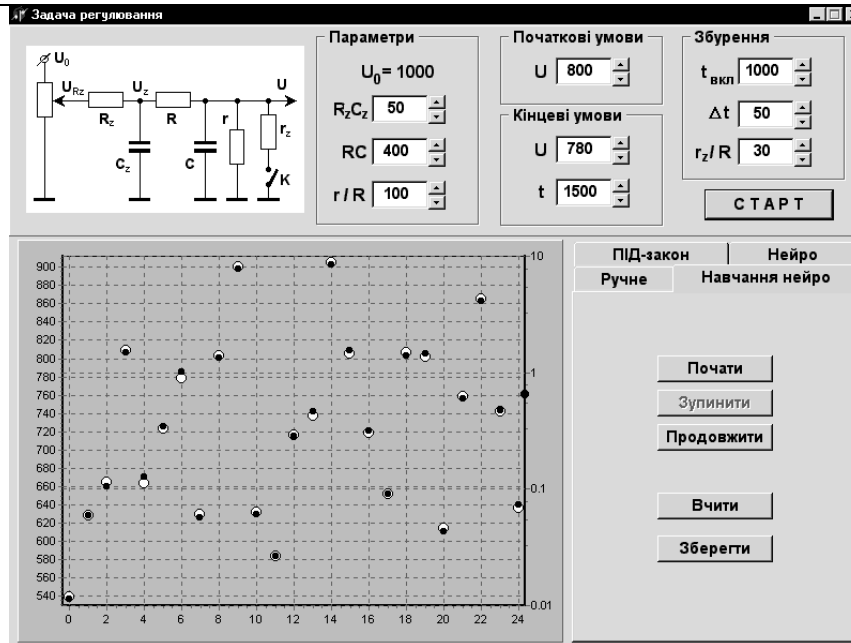


Рис. 2. Вигляд програми в процесі навчання нейромережі

На графіку ліва шкала означає значення екстремуму, нижня – номер навчальної пари, праворуч – логарифмічна шкала значень середньоквадратичного відхилення з нанесеною точкою поточного значення. Світлі кружечки – еталонні значення, темні – вихід нейромережі для заданого вектора.

Навчання нейромережі відбувається в околі значень параметрів системи, заданих на верхній панелі.

Програмна реалізація розглянутої моделі засвідчила, що вона достатньо добре відтворює характерні особливості поведінки температури в реальній печі. Паралельна реалізація алгоритмів автоматичного керування за ПД-законом і запропонованого прогностичного алгоритму дає змогу порівняти ефективність роботи нейромережі з класичним підходом. Для цього на рис. 3–5 показано результати моделювання за різних значень параметрів. Помилка регулювання починає виводитися на графік праворуч, коли вона вперше раз стане меншою, від п’яти градусів.

Для порівняння масштаби графіків на кожній парі вибрані однаковими. З графіків добре помітно перевагу алгоритму з використанням нейромережі – значно менший час виходу на режим утримання параметра. Окрім того, автоматичне регулювання за допомогою нейромережі демонструє відчутно нижчу чутливість як до зміни параметрів регульованої системи, так і до збурень.

Результати на рис. 4, 5 ілюструють характерну властивість нейромережі – здатність до узагальнення, – оскільки за тих параметрів системи та початкових умов навчання нейромережі не проводилось.

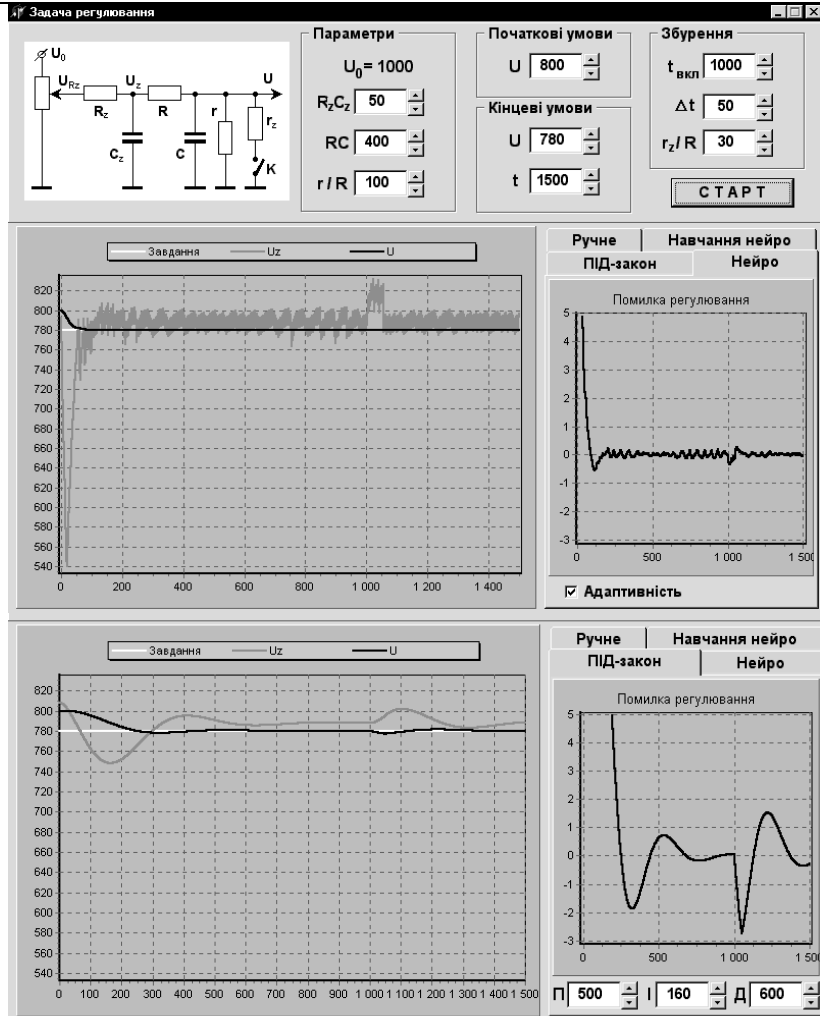


Рис. 3. Охолодження робочої зони з 800 до 780° ($\tau_{p.z.} = 400$) з використанням нейромережі (зверху) та за ПІД-закону (знизу)

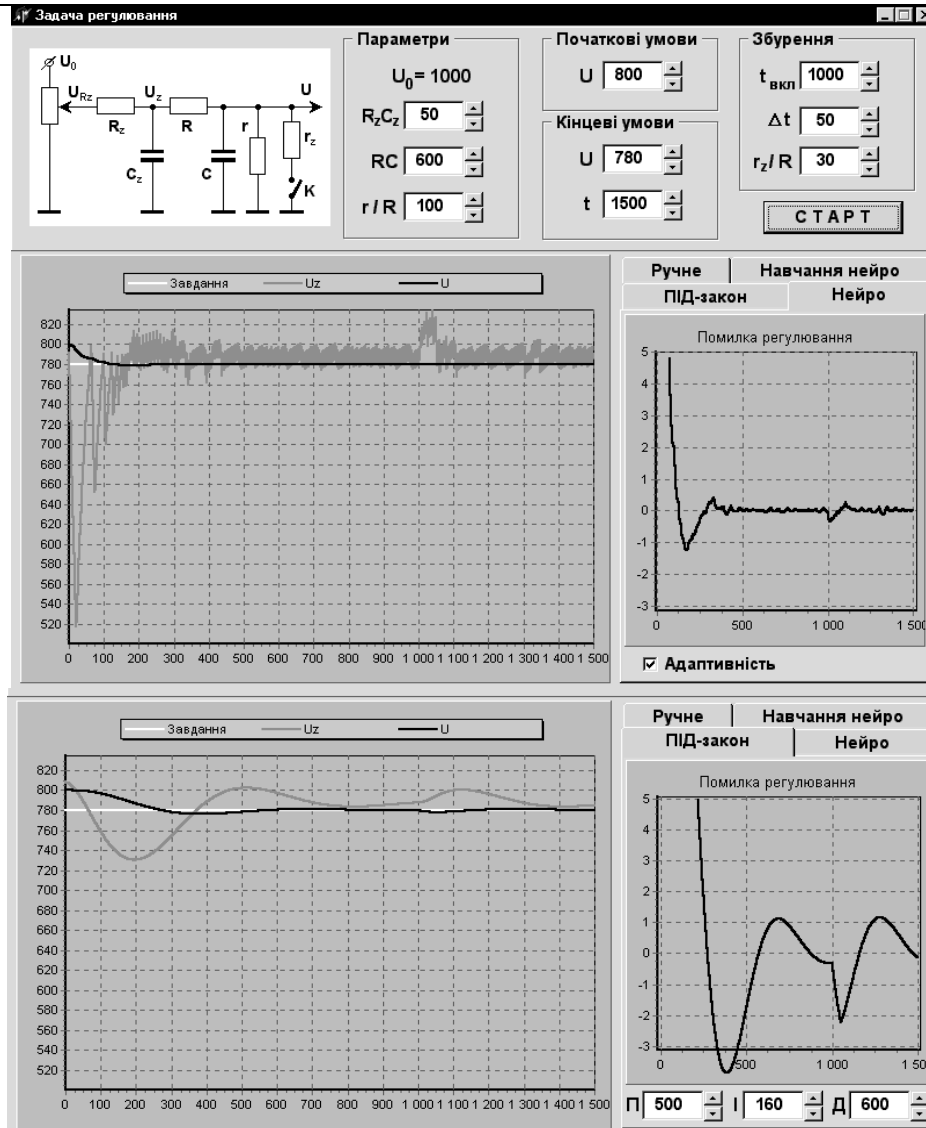


Рис. 4. Охолодження робочої зони з 800 до 780° ($\tau_{p.z.} = 600$) з використанням нейромережі (зверху) та за ПІД-закону (знизу)

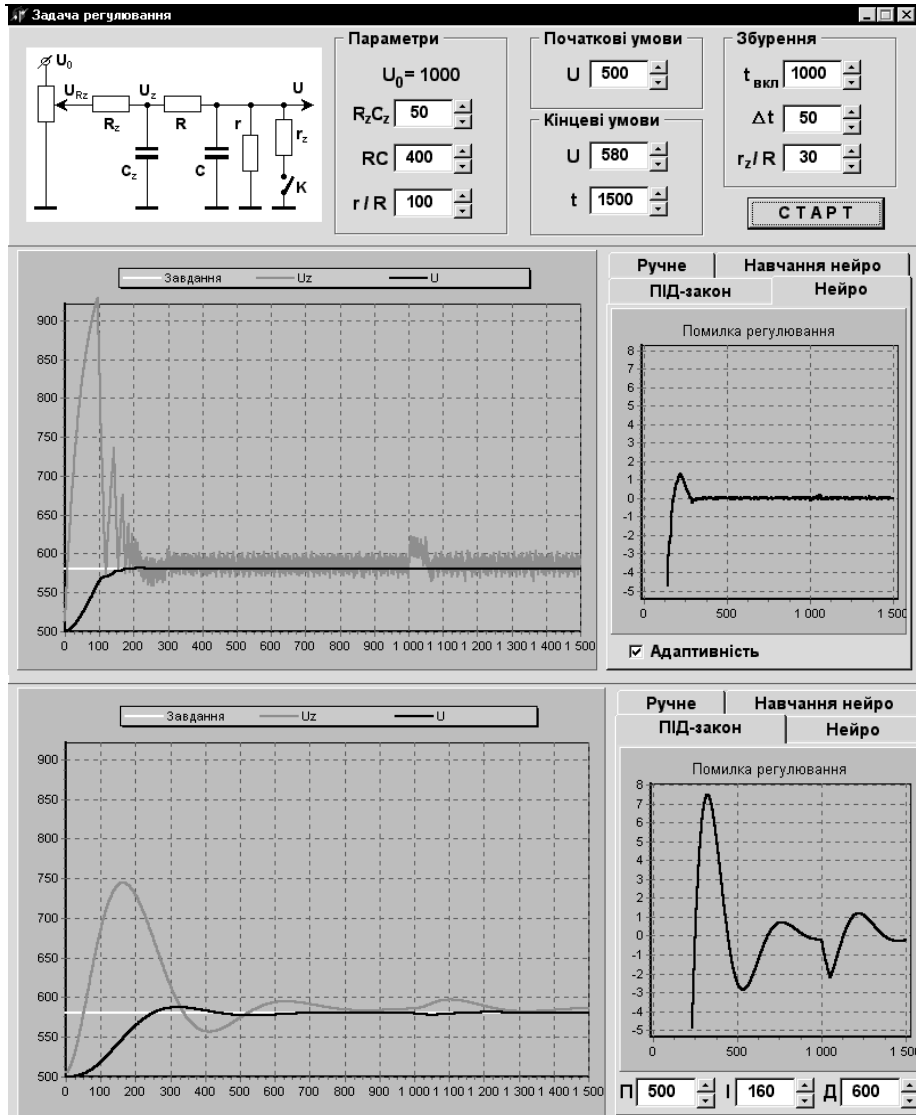


Рис. 5. Нагрів від 500 до 580° ($\tau_{p.z.} = 400$) з використанням нейромережі (зверху) та за ПІД-закону (знизу)

Отже, таким чином на прикладі моделі системи автоматичного регулювання температури печі показано потенційні можливості створення ефективною системи регулювання в разі застосування нейромереж до такого класу задач. З'ясовано, що нейромережа виявляє високу стійкість до зміни параметрів регульованої системи, у цьому разі відчутно вирає перед ПІД-регулятором у швидкості знаходження заданого значення.

Запропонований алгоритм з прогнозуванням екстремальних значень регульованого параметра, на відміну від ПІД-регулятора, дає змогу створити таку систему регулювання, у якій без значного погіршення динамічних характеристик системи регулювання практично буде уникнуто ефекту перерегулювання параметра.

Зрозуміло, що розглянута система автоматичного регулювання не ідеальна з огляду на помітний шум параметра регулювання. Шум виникає внаслідок реалізації ключового принципу керування. Тому наступним кроком удосконалення регулювання за прогнозним принципом є навчання нейромережі працювати з плавними змінами регулювального впливу.

1. Терехов В.М. Фаззи-логіка в електротехніці // Електричність. 2000. № 11.
2. Палис Ф., Калашиников В.И., Денисенко И.В. Теорія нейросетей // Магдебург, Донець. 2000. 20 с.
3. Шелудько Д.И., Коротков А.В. Применение нейросетей в системах управления электроприводами // "Автоматизация технологических объектов и процессов. Поиск молодых". Сб. науч. тр. V Междунар. науч.-техн. конф. аспирантов и студентов: Донець, 2005. С. 220–222.
4. Лозинський А., Паранчук Я. Оптимізація режимів компенсації реактивної потужності ДСП з використанням генетичного алгоритму // Теор. електротехніка. 2002. Вип. 56. С. 81–86.

AUTOMATIC CONTROL SYSTEM ON THE BASIS OF MULTI-LAYER NEURAL NETWORK

R. Lozynsky, Z. Lyubun

*Ivan Franko Lviv National University
Dragomanov Str., 19 UA-79005 Lviv, Ukraine
lubun@electronics.wups.lviv.ua*

The model of automatic temperature control on basis of multi-layer neural network is considered for the application of crystal-growing furnace. Effectiveness of multi-layer neural network is demonstrated as well as its stability under the condition of parameters variation of control object.

Key words: automatic control, neural network.

**ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МНОГОСЛОЙНОЙ НЕЙРОСЕТИ В СИСТЕМАХ
АВТОМАТИЧЕСКОГО РЕГУЛИРОВАНИЯ.**

Р. Лозинский, З. Любунь

Львовский национальный университет имени Ивана Франка

ул. Ген. Тарнавского, 107, Львов, Украина

lubun@electronics.wups.lviv.ua

На примере модели системы автоматического регулирования температуры печи показано возможность создания эффективной системы регулирования с использованием многослойной нейронной сети. Показана устойчивость нейросетевой системы регулирования к изменению параметров объекта.

Ключевые слова: автоматическое регулирование, нейронная сеть.

Стаття надійшла до редколегії 15.06.2009

Прийнята до друку 30.06.2009