

УДК 621.365.9:681.5.015:681.518.3

**В.П. ВОЙТЕНКО**, канд. техн. наук

**М.А. ХОМЕНКО**

**П.В. РУДІЧ**

Чернігівський державний технологічний університет, м. Чернігів, Україна

## **ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ПРОМИСЛОВИХ ОБ'ЄКТІВ КЕРУВАННЯ**

*Сформульовано актуальну задачу практичної реалізації автоматичних і дистанційних режимів навчання штучної нейронної мережі при роботі з реальним об'єктом керування із застосуванням апаратних та програмних засобів комп'ютера та автономно. Запропоновано структуру замкненої цільової САК з опорною моделлю для номінального режиму оптимального керування за допомогою адаптивного мікропроцесорного регулятора з напіваавтоматичним коригуванням параметрів моделі.*

### **Вступ**

Сучасні електротехнічні та електротехнологічні комплекси все в більшій мірі оснащуються засобами інтелектуального автоматичного керування, що суттєво підвищує конкурентоздатність даної продукції. Однак їхня насиченість високотехнологічним програмуємим обладнанням суттєво ускладнює процес налагодження, зумовлює занадто високі вимоги до персоналу, потребує багато часу на виконання пускових робіт і, врешті-решт, знижує економічні принади. Тому все більш актуальними стають такі специфічні вимоги до будь-якої нової продукції в галузі автоматизації виробничих процесів, як максимальна автономність не тільки на стадії експлуатації, але й хоча б часткова автоматизація і можливість дистанційної роботи під час пусконаладжувальних робіт.

Теорія автоматичного керування (ТАК) має добре пророблені методи синтезу цифрових систем автоматичного керування (САК), які забезпечують високу якість регулювання (перехідного процесу, наприклад) в лінійних об'єктах керування (ОК) з відомими параметрами передаточної функції. Найкращі характеристики сьогодні мають САК, що містять опорні моделі в контурі керування (MRAC). Окрім інших переваг (якість регулювання) такі системи можна перетворити в адаптивні, якщо у відповідності до розроблених правил змінювати параметри моделі. Окремим і непростим питанням залишається визначення параметрів моделі (параметрична ідентифікація). В деяких випадках вони відомі від розробника, в інших – можуть бути отримані в результаті вимірів або випробувань з подачею спеціальних впливів на ОК (ідентифікаційні експерименти). Однак більшість реальних ОК (в тому числі – електротехнічні та електротехнологічні комплекси) мають нелінійну природу. Для них доволі часто невідомі не тільки параметри, але й вид моделі. Єдине, що на практиці звичайно доступне, – це можливість встановлення зв'язку між входом ОК та його виходом. Ефективне керування цими ОК лише з використанням традиційного для ТАК математичного апарату (лінійні та інтегральні перетворення) неможливе. Моделювання нелінійних ОК має власну особливу специфіку. Один з перспективних методів – використання штучних нейронних мереж (ШНМ), які є універсальними апроксиматорами і дозволяють з потрібною точністю моделювати динаміку практично будь-якого ОК [1].

Загальний підхід до вирішення проблеми ідентифікації в контексті ШНМ показаний в [2], проте залишається невирішеним питання практичної реалізації автоматичних і дистанційних режимів навчання мережі при роботі з реальним ОК.

Подальшою метою досліджень постає розробка методів і експериментальної системи, які б дозволили виконувати фізичне моделювання широких класів реальних ОК для

роботи в замкнених САК. Виявлені можливості ШНМ для моделювання нелінійних ОК відкривають шлях до розробки практичних методів ідентифікації ОК за допомогою ШНМ та експериментальної перевірки на прикладах кількох ОК.

Розроблювана система має працювати в двох режимах:

1) створення, налагодження та перевірка моделі реального ОК в напіваавтоматичному режимі з застосуванням апаратних та програмних засобів персонального комп'ютера (ПК);

2) номінальний режим оптимального керування ОК за допомогою автономного від ПК адаптивного мікропроцесорного регулятора з напіваавтоматичним коригуванням параметрів моделі. Потребує інтенсивного використання сучасних промислових інтерфейсів.

### Створення моделі ОК

Універсальні промислові регулятори мають забезпечувати високу якість керування широкими класами реальних ОК, що можуть бути представлені різними математичними моделями з невідомими на стадії виробництва регулятора параметрами. Процес створення адекватної моделі ОК може відбуватися відповідно до рисунку 1.

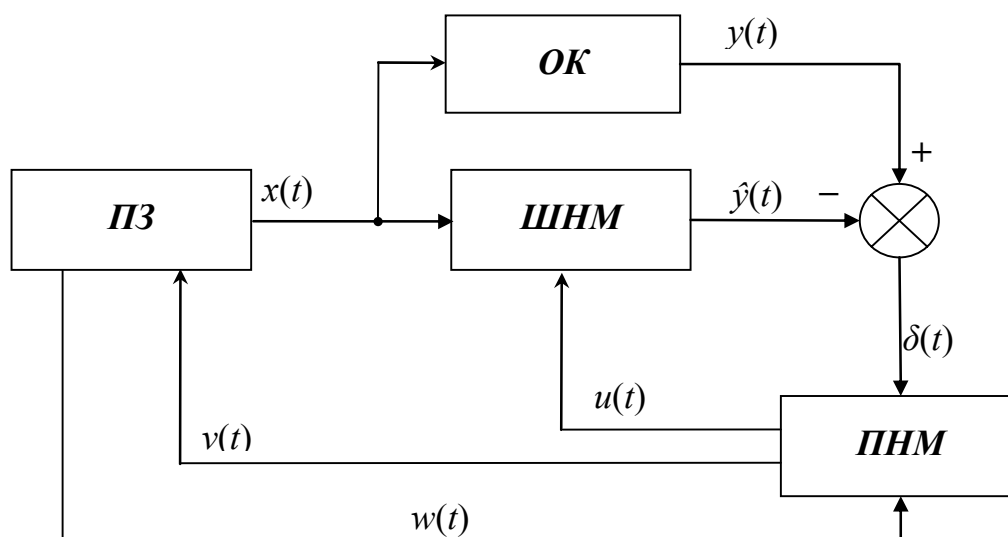


Рис. 1. Схема створення моделі ОК: ПЗ – пристрій завдання; ПНМ – пристрій налагодження мережі;  $x(t)$  – сигнал завдання;  $y(t)$  – реакція ОК на завдання (перехідний процес);  $\hat{y}(t)$  – реакція ШНМ на завдання (перехідний процес);  $\delta(t)$  – помилка апроксимації (ідентифікації);  $u(t)$  – сигнал коригування коефіцієнтів ШНМ;  $w(t)$  – інформація про типові завдання на регулювання;  $v(t)$  – інформація про завдання для ідентифікації.

Усі сигнали на рисунку 1 умовно представлені в неперервній формі, хоча під час розробки алгоритмів, програм та практичної реалізації треба використовувати дискретизовані за часом та квантовані за рівнем величини, що полегшить в подальшому створення прикладного програмного забезпечення вбудованого контролера.

ПЗ, по-перше, призначений для формування типових для даного ОК завдань на регулювання. Діапазон, швидкість та закон зміни визначаються конкретним застосуванням регулятора: це саме те, що прив'язує виготовлений та встановлений промисловий регулятор до потреб певного виробництва, технологічного процесу тощо, а розробника регулятора – до того, хто буде експлуатувати налаштовану систему. Якщо регулятор використовується для керування електричним двигуном, в якості параметрів завдання можуть поставати номінальні значення та діапазон зміни швидкості обертання валу,

кута повертання ротора або величини лінійного переміщення тощо. Якщо  $OK$  – електродвигун,  $ПЗ$  має задавати потрібну температуру (або закон її зміни) тощо. Необхідні параметри мають бути узгоджені в рамках технічного завдання до початку процесу пусконаладження.

Спираючись на визначену вручну структуру ШНМ, ПНМ змінює коефіцієнти мережі, намагаючись звести статичну та динамічну помилку ідентифікації  $\delta(t)$  до технічно прийняттого значення:

$$\delta(t) = \|y(t) - y(t)\| < \Delta. \quad (1)$$

Друга важлива задача  $ПЗ$  зумовлена особливістю роботи на етапі створення моделі. Вона полягає в тому, що в процесі навчання ШНМ має також формувати завдання для забезпечення експерименту з ідентифікації  $OK$ . Це формування виконується автоматично за допомогою ПНМ. Вид ідентифікуючих впливів не відомий розробнику регулятора і визначається потребами алгоритму навчання ШНМ, а також з урахуванням вищезгаданих типових завдань на регулювання.

В [4] вперше запропоновано принцип формування вибірки навчання, що передбачає подання на  $OK$  імпульсних сигналів, амплітуда яких поступово приймає значення від максимально припустимого до мінімального значення. Такий вид сигналу рівномірно охоплює весь динамічний діапазон завдань, гармонійно вписується в множину можливих сигналів, що буде генерувати в наступному цифровий регулятор і підкоряє навчання певній логіці.

Оскільки, як показано в [4], якість функціонування нейроконтролерів із структурами скритих шарів 3-3, 2-5, 5-2 мало різниться, то, виходячи з критерію мінімальності структури, для реалізації виберемо мережу з двома скритими шарами виду 3-3. Тобто, загальна структура мережі буде мати вигляд 2-3-3-1.

Найбільш адекватно поведінку динамічних об'єктів можуть відтворити рекурентні ШНМ реального часу. Однак, відповідно до рекомендацій [2], передбачаючи в подальшому використання отриманої моделі в складі реального промислового регулятора з обмеженими обчислювальними ресурсами та обсягом пам'яті, доцільно взяти за основу мережу прямого поширення з елементами затримки (на практиці – комірками пам'яті), які будуть зберігати часові послідовності вхідних векторів.

Першим завданням є моделювання роботи структури за рисунком 1. В якості  $OK$  були взяті відомі моделі (двигун постійного струму, нагрівач тощо), які і вважалися реальними  $OK$ . Це дає змогу зекономити час на фізичному моделюванні. Після визначення структури мережі [4] і [5] було проведено навчання ШНМ спочатку в ручному режимі за принципами, викладеними у [3]. Це дозволило сформувавши все необхідне для подальших кроків з розробки ключового блоку ПНМ.

На рисунку 2 проілюстровано роботу розробленої *Simulink*-функції, за допомогою якої створюється навчальна та тестова вибірки. Сигнал з амплітудно- та широтно-імпульсною модуляцією дозволяє рівномірно охопити весь робочий діапазон досліджуваної системи.

На другому етапі ПНМ був реалізований засобами *Matlab-Simulink*. В процесі дослідження були розроблені нові алгоритми, блоки та *S*-функції. У підсумку вдалося отримати співпадіння перехідних процесів в «реальному  $OK$ » та в моделі за умови подання на їхні входи ідентичних типових для даного  $OK$  завдань на регулювання.

Подальших зусиль потребує перевірка інваріантності моделі до зміни параметрів  $OK$  та можливості підстроювання її параметрів. Підсумкове дослідження передбачає перехід до дійсно реальних  $OK$  (двигунів, нагрівачів тощо) і постановки експериментів, коли персональний комп'ютер із середовища *Simulink* буде видавати завдання на регулювання через інтерфейс зв'язку на цільову плату з мікроконтролером і, одночасно, – на

ШНМ в *Matlab* (в самому ПК) та виконувати навчання мережі в напівавтономному режимі (з людиною-оператором).

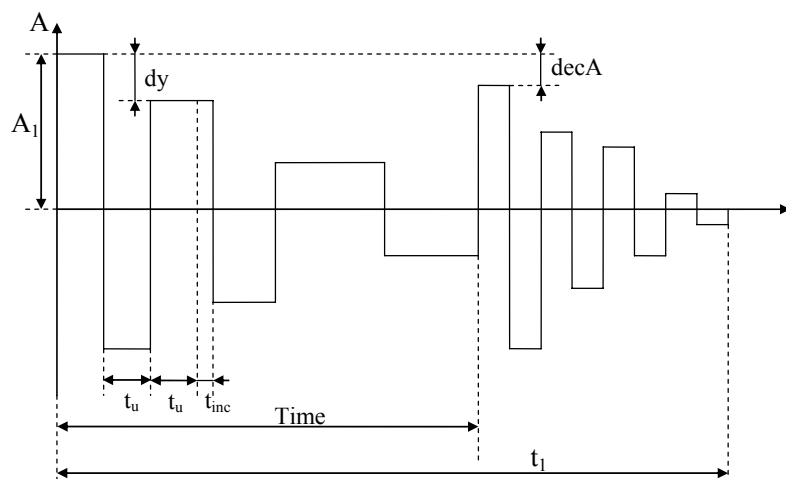


Рис. 2. Форма навчального сигналу

### Номінальний режим оптимального керування

Після попереднього налаштування замкненої системи автоматичного керування - отримання моделі реального об'єкту керування - треба вийти на номінальний технологічний режим роботи. На рисунку 3 показано замкнену цільову САК з опорною моделлю, яку було визначено на попередньому етапі.

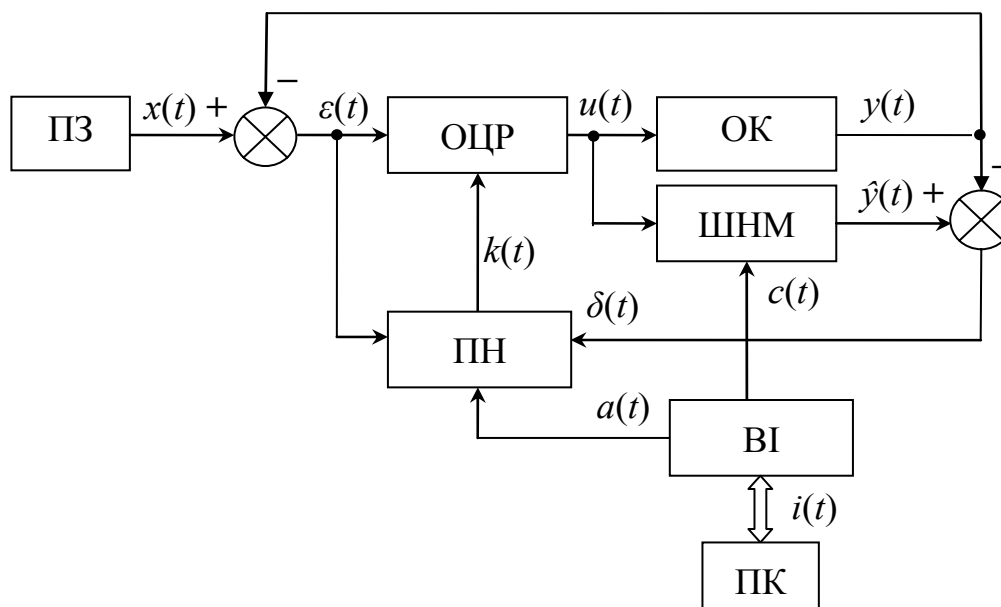


Рис. 3. Замкнена САК з опорною моделлю: ОЦР – оптимальний цифровий регулятор; ПН – пристрій налаштування (адаптації) ОЦР; ВІ – вузол інтерфейсу; ПК – персональний комп'ютер;  $\varepsilon(t)$  – помилка регулювання;  $u(t)$  – регулюючий вплив;  $k(t)$  – сигнал зміни коефіцієнтів;  $a(t)$  – команда адаптації;  $c(t)$  – команда корекції;  $i(t)$  – сигнал дистанційного зв'язку.

Номінальний режим оптимального керування ОК реалізується за допомогою автономного від ПК адаптивного мікропроцесорного регулятора з напівавтоматичним коригуванням параметрів моделі. Але, внаслідок здешевлення промислових комп'ютерів та

їхнього широкого застосування в SCADA-системах, зовсім відмовлятися від ПК в ряді випадків не є обов'язковим. Коригування моделі (адаптація) тепер може спиратися на потужність програмних засобів ПК і здійснюватися з використанням сучасних швидкісних інтерфейсів зв'язку з промисловим регулятором.

Розроблений метод ідентифікації можна представити в скороченому вигляді наступним чином:

1. Зняття амплітудної характеристики ОК.
2. Побудова прямої та інверсної моделі.
3. Подача на ОК тестових впливів та визначення реакції лінійної частини з нелінійним зворотнім зв'язком.
4. Ідентифікація лінійної частини ОК з нелінійним зворотнім зв'язком.
5. З'єднання лінійної частини ОК з нелінійним зворотнім зв'язком та нелінійної частини прямої моделі.

На прикладі нелінійного ОК, який містить лінійну ланку, нелінійний елемент та зворотній зв'язок, на рисунку 4 наведені результати моделювання процесів ідентифікації для всіх режимів: реакція ОК та його моделі на вплив тестової вибірки.

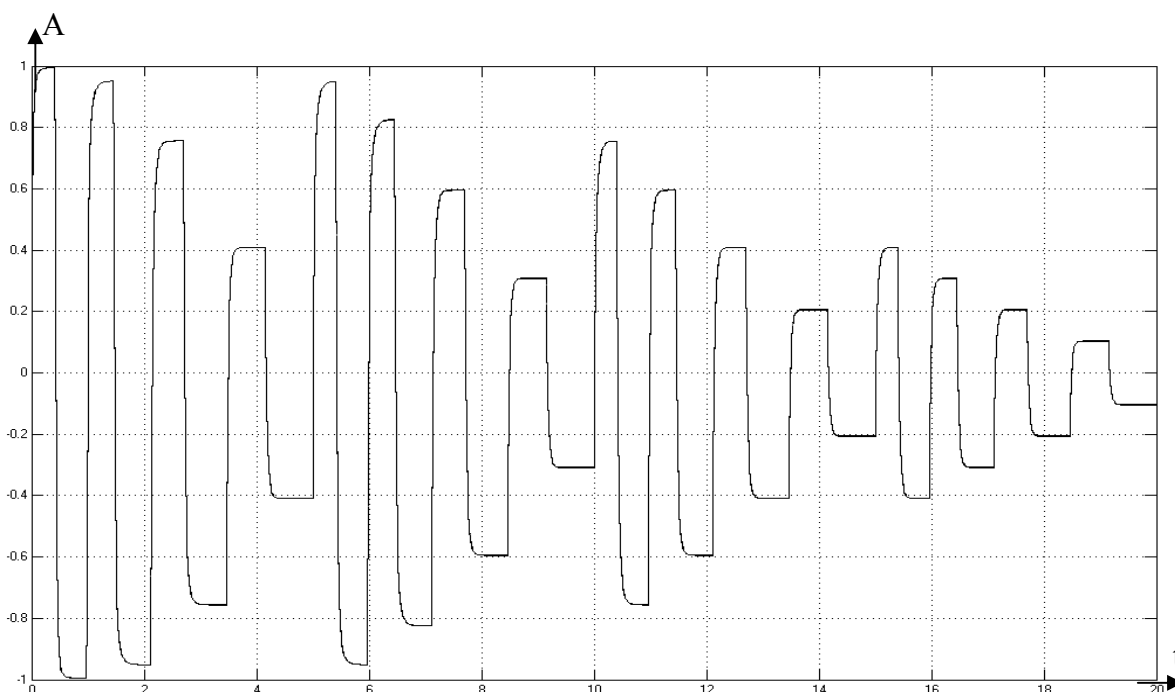


Рис. 4. Реакція ОК та його моделі на вплив тестової вибірки

З наведеної діаграми видно, що вихідні сигнали з ОК та його моделі співпадають з досить незначною помилкою, що свідчить про адекватність запропонованого алгоритму визначення моделі. Приведений метод ідентифікації можна застосовувати для ідентифікації ОК зі стаціонарними параметрами. Це має відбуватися поза межами основного технологічного процесу.

При визначенні навчальної вибірки для мережі необхідно слідкувати за тим, щоб навчальний сигнал був такої величини, при якій нелінійний ОК не попаде до зони насичення та нечутливості. Це зумовлено тим, що при входженні в зону насичення та нечутливості, інверсна модель ШНМ не зможе дати однозначного відгуку. В цьому випадку для однакових входніх впливів на виході інверсної моделі будуть присутні різні вихідні сигнали. Якщо навіть усунути ці вибірки за допомогою спеціальної функції обробки та провести навчання ШНМ, все одно неможливо буде з'ясувати, який саме сигнал має

бути на виході лінійної частини. Це може бути ціла множина функцій, котрі будуть описувати ідентифіковану систему в цілому. Використання запропонованого методу без попереднього аналізу перехідного процесу призведе до помилки ідентифікованого ОК відносно його моделі.

### Висновки

1. Сформульовано актуальні задачі практичної реалізації автоматичних і дистанційних режимів навчання штучної нейтронної мережі при роботі з реальним об'єктом керування, які мають працювати в двох режимах – із застосуванням апаратних та програмних засобів персонального комп'ютера та автономно.
2. Розроблений алгоритм створення, налагодження та перевірки моделі реального об'єкту керування в напівавтоматичному режимі із застосуванням апаратних та програмних засобів персонального комп'ютера.
3. Синтезовано структуру замкненої цільової САК з опорною моделлю для номінального режиму оптимального керування за допомогою автономного від комп'ютера адаптивного мікропроцесорного регулятора з напівавтоматичним коригуванням параметрів моделі.
4. Використання запропонованого методу ідентифікації має обмеження, що полягає в неприпустимості входження реального об'єкту до зони насичення та нечутливості під час ідентифікаційного експерименту і навчання ШНМ.

### СПИСОК ЛІТЕРАТУРНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Jeffrey T. Spooner, Manfredi Maggiore, Raúl Ordóñez, Kevin M. Passino. Stable Adaptive Control and Estimation for Nonlinear Systems: Neural and Fuzzy Approximator Techniques. John Wiley & Sons, Inc., 2002. – 545 p.
2. В.П.Войтенко, М.А.Хоменко. Нейроидентификация в промышленных регуляторах// Технічна електродинаміка, тем. випуск “Силовая електроніка та енергоефективність”. – Київ–2008, ч. 2. – С. 60 – 61.
3. В.П.Войтенко, М.А.Хоменко. Встраиваемая система позиционирования с нейрорегулятором// Технічна електродинаміка, тем. випуск “Проблеми сучасної електротехніки”. – Київ–2008, ч. 1. – С. 71 – 74.
4. В.П.Войтенко, М.А.Хоменко. Синтез промышленного нейрорегулятора с улучшенной динамикой// Технічна електродинаміка, тем. випуск “Силовая електроніка та енергоефективність”. – Київ–2007, ч. 3. – С. 50 – 55.
5. В.П.Войтенко, М.А.Хоменко. Принципы построения нейрорегулятора для управления промышленным объектом// Технічна електродинаміка, тем. випуск “Силовая електроніка та енергоефективність”. – Київ–2006, ч. 3. – С. 80 – 83.