

# УПРАВЛІННЯ У ТЕХНІЧНИХ СИСТЕМАХ

# УПРАВЛЕНИЕ В ТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ

# CONTROL IN TECHNICAL SYSTEMS

УДК 681.5.01.23

Орловський І. А.<sup>1</sup>, Горобець Є. І.<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Д-р техн. наук, професор, Запорізький національний технічний університет, Україна, E-mail: i\_orlovsky@mail.ru.

<sup>2</sup>Магістр, Запорізький національний технічний університет, Україна

## ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОКОНТРОЛЕРІВ В ЕЛЕКТРОМЕХАНІЧНИХ СИСТЕМАХ

Наведено математичний опис та використання у електромеханічних системах трьох нейроконтролерів: з прогнозуючим керуванням, на основі моделі нелінійної авторегресії з ковзаючим середнім та нейроконтролера з еталонною моделлю. Описано наявні в системі MATLAB інструменти дослідження цих нейроконтролерів і з їх використанням синтезовані та досліджені системи керування одно та двомасових електромеханічних систем з електроприводом постійного струму. За результатами моделювання порівняні властивості синтезованих систем.

**Ключові слова:** нейрокерування, нейроконтролер, нейронна мережа, електромеханічна система, математична модель, математичне моделювання.

### ВСТУП

Не зважаючи на велику кількість підходів до проблеми синтезу систем керування (СК) нелінійними об'єктами при випадкових сигналах, універсального та ідеального регулятора поки не існує, при цьому, як відзначається у [1], одним із більш перспективних напрямків є побудова нейромережових СК, які дозволяють у значній мірі зняти математичні проблеми аналітичного синтезу і аналізу проєктованої системи.

У літературі описано багато прикладів практичного використання нейронних мереж (НМ) для вирішення задач керування різноманітними об'єктами. На даний момент розроблено декілька методів нейрокерування: імітуюче, інверсне, з прогнозуванням, багатомодульне, гібридне, допоміжне та інші [2].

В пакеті прикладних програм Neural Network Toolbox системи Matlab [3] приведені найбільш теоретично обґрунтовані нейроконтролери (НК): з прогнозуванням (Neural Predictive Control – NPC), з моделлю нелінійної авторегресії зі ковзаючим середнім (Nonlinear Auto Regressive Moving Average – NARMA-L2) та з еталонною моделлю (Model Reference Controller – MRC).

Керування з NPC використовують для різних об'єктів, наприклад: підтримка необхідної концентрації рідини у резервуарі [4], наведення і стабілізація озброєння легкоброньованих машин [5], керування машиноподібним мобільним роботом [6]. У [7] наведено математичний опис прогнозуючого нейрокерування і з використанням інструментів системи MATLAB, синтезовано СК з NPC у контурі струму електропривода. У [8] досліджувалося застосування NPC для коригування вихідного значення ПІ-регулятора швидкості, що дозволило поліпшити перехідні процеси у двомасовій системі електропривода. Проте, у наведених вище статтях відсутнє порівняння результатів використання NPC з результатами інших типів НК у СК електроприводів.

В [9] використовується контролер NARMA-L2 для автоматичного керування судном на змінному курсі. У [1] при вирішенні задачі наведення та стабілізації озброєння легкоброньованої машини нейрорегулятор NARMA-L2 використовується у контурі швидкості. Як відзначають автори, NARMA-L2 працює як релейний регулятор, вихід якого перемикається у протилежні значення обмежень, що приводить до суттєвих коливань швидкості (до 40 % від максимальних).

В [10] наведено можливість в режимі реального часу цифрового керування гіроскопічним перевернутим маятником, який зрівноважується за допомогою маховика з двигуном постійного струму і СК з контролером NARMA\_L2. Цифровий ПД-регулятор з адаптацією забезпечує початкову стійкість об'єкта для навчання NARMA контролера. Автори відзначають, що при використанні NARMA контролера закони керування є нелінійними і є можливість on-line адаптації контролера для забезпечення заданої динаміки об'єкта, що змінюється.

У [11] описані контролери NARMA\_L3 і NARMA\_L4, що розширюють відповідно контролери NARMA\_L1 і NARMA\_L2 для багатьох входів і виходів. Порівняння продуктивності цих контролерів з результатами, описаними в [12], де закладені основи контролерів NARMA, показало, що при вирішенні тих же завдань отримані кращі результати. При навчанні НМ використовувалися тільки статичні методи. Крім того, за результатами моделювання встановлено, що при близьких продуктивностях для контролера NARMA\_L3 кількість нейронів в НМ більше, ніж в моделях контролера NARMA\_L4.

У [14] НК з еталонною моделлю умовно поділяють на два класи: прямі та непрямі системи. На вхід будь якої з цих СК поступає зовнішній сигнал завдання, який подається на регулятор та еталонну модель і визначає бажану поведінку об'єкта керування. Структура НК MRC названа як адаптивна непряма нейромережева СК. У такій системі паралельно об'єкту підключена налагоджувана модель, параметри якої безперервно уточнюються у темпі з процесом керування за допомогою алгоритму оцінювання. Ці параметри використовуються регулятором у якості оцінок параметрів об'єкта керування, при такому керуванні впливи визначаються шляхом аналітичної мінімізації прийнятого критерію керування, який є функцією від похибки керування. Синтез оптимального керування пов'язаний з оцінкою якобіана об'єкту  $J = \{dy_j/du_i\}$ . Фактично процес керування зводиться до відслідкування адаптивною моделлю поведінки еталонної моделі [14].

В Demos Matlab приведений приклад використання MRC для здійснення контролю кута повороту маятника за відповідним законом керування [15]. У [13] описано застосування НМ для автоматичного настроювання ПД-регулятора з використанням задаючої моделі адаптивного керування (Model Reference Adaptive Control – MRAC). Емулятор об'єкту є багатозаровий перцептрон, який застосовується разом з on-line навчанням НМ, яка налаштовує параметри ПД-регулятора. Задачею налаштування є зниження похибки між виходами задаючої моделі і об'єкта. При цьому не використовуються затримані вихідні сигнали контролера. Базову ідею MRAC запропонував Whitaker у 1958 році [13]. У такій схемі крім звичайного зворотного зв'язку є зворотній зв'язок для настроювання параметрів регулятора. Розглянуто приклад регулювання рівня рідини у системі з двома резервуарами. Цей метод обчислює параметри регулятора on-

line. Так як навчальні набори для ПД-регулятора невідомі, навчання ваг НМ методом стандартного зворотного поширення неможливо, тому для навчання НМ регулятора використовуються помилки керування  $e(n)$  між виходом еталонної моделі і виходом об'єкта. У якості задаючої моделі використовується стійка ланка другого порядку з необхідним часом перехідного процесу. Навчається НМ модифікованим градієнтним алгоритмом зворотного поширення, який мінімізує квадрат помилки. Вихід ПД-регулятора у дискретному виді розраховувався за формулою

$$u(n) = u(n-1) + K_P(e(n) - e(n-1)) + K_I u(n) + K_D(e(n) - 2e(n-1) + e(n-2)), \quad (1)$$

де  $K_P, K_I, K_D$  – коефіцієнти пропорційної, інтегральної та диференціальної складових відповідно,  $u(n)$  – вихід об'єкта у момент часу  $nT$ ,  $T$  – інтервал вибірки. Для коректування  $K_P, K_I, K_D$  (знаходяться  $\Delta K_P, \Delta K_I, \Delta K_D$ ). Використана тришарова НМ з активаційною сигмоїдальною функцією в прихованому шарі і лінійною – у вихідному. Кількість нейронів у вхідному  $N_1$  та прихованому  $N_2$  шарах обирається шляхом проб і помилок. Кількість нейронів у вихідному шарі дорівнює числу ПД прибутків. Функція оцінки зводиться до мінімуму навчанням ваг методом зворотного поширення наступними рівняннями:

$$\Delta w_{kj}(n+1) = \eta \delta_k o_j + \alpha \Delta w_{kj}(n) + \beta \Delta w_{kj}(n-1), \quad (2)$$

$$\Delta w_{ji}(n+1) = \eta \delta_j o_i + \alpha \Delta w_{ji}(n) + \beta \Delta w_{ji}(n-1), \quad (3)$$

де  $k = 1, 2, 3$ ,  $j = 1, 2, \dots, N_2$ ,  $i = 1, 2, \dots, N_1$ ,  $\eta$  – коефіцієнт навчання,  $\alpha$  та  $\beta$  терми моменту. Індексами  $i, j, k$  позначені вхідний, прихований та вихідний шари.

Таким чином, у доступній науковій літературі показана перспективність використання різних НК для керування різними об'єктами. При цьому при керуванні електромеханічними об'єктами виникає необхідність порівняння результатів використання різних типів НК у контурах струму та швидкості одно- та двомасових систем.

## МЕТА РОБОТИ

Математичний опис трьох нейроконтролерів NPC, NARMA-L2, MRC та розробка одно- та двомасових електромеханічних систем (ЕМС) з цими контролерами у контурах струму та швидкості і порівняння їх властивостей.

## ОГЛЯД ПРИНЦИПІВ РОБОТИ НК

**Нейрокерування з прогнозуванням (NPC).** Метод навчання НК, при якому мінімізується відхилення для кожного такту  $k$  поточного положення  $y(k)$  об'єкта керування від завдання  $r(k)$  оцінюється виразом

$$IAE = \sum_{k=1}^K (r(k) - y(k))^2. \quad (4)$$

Якість керування погіршується через затримки сигналів мінімум на один такт у СК зі зворотнім зв'язком. Якщо для отримання цільового положення необхідно декілька тактів, тоді при мінімізації поточної похибки НК може видати надмірно сильний керуючий сигнал, який призведе до перерегулювання.

NPC мінімізує функціонал вартості інтегральної похибки, яка прогнозується на  $L = \max(L_2, L_3)$ ,  $0 \leq L_1 \leq L_2$  тактів вперед [2, 4] наступним чином:

$$Q(n) = \sum_{i=L_1}^{L_2} (e(k+i))^2 + \rho \sum_{i=0}^{L_u} (\bar{u}(k+i) - \bar{u}(k+i-1))^2, \quad (5)$$

де  $e$  – похибка виходу системи,  $\rho$  – вклад зміни керуючого сигналу в загальний функціонал вартості. Для прогнозування поведінки системи і обчислення похибок використовується прямий нейроемулятор. Особливість у тому, що відсутній НК, який навчається. Його місце займає оптимізаційний модуль, працюючий в режимі реального часу.

Оптимізаційний модуль отримує на такті  $k$  цільову траєкторію на  $L$  тактів вперед, а якщо її немає, то  $L$  раз дублює значення поточної уставки  $r(k+1)$  і використовує це у якості цільової траєкторії. Далі, для вибору оптимального керуючого впливу, обчислення відбуваються у внутрішньому циклі системи нейрокерування (його ітерації зазначені як  $j$ ). За час одного такту керування оптимізаційний модуль подає на вхід нейроемулятора серію різноманітних впливів  $\bar{u}(k+t, j)$ , де  $t$  – глибина передбачення,  $0 \leq t \leq L-1$ , отримує варіанти поведінки системи  $\bar{y}(k+t, j)$ , визначає найкращу стратегію керування

$$ST = \{\bar{u}(k, j_1); \bar{u}(k+1, j_2); \dots; \bar{u}(k+L, j_L)\},$$

яка мінімізує функціонал (5). На об'єкт подається керуючий сигнал  $u(k) = \bar{u}(k, j_1)$ , а далі на наступному такті стратегія  $ST$  перераховується знову.

Недоліком систем з передбаченням є неможливість їх застосування у системах з великою частотою дискретизації, бо оптимізаційний алгоритм працює в режимі реального часу і за час одного такту не буде встигати знаходити найкращу стратегію дії.

**Нейрокерування зі зворотною лінеаризацією (NARMA-L2).** NARMA-модель в загальному вигляді може бути представлена у формі

$$y(k+d) = N[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-m+1)], \quad (6)$$

де  $y(k)$  – вихід моделі,  $d$  – число тактів передбачення,  $u(k)$  – вхід моделі (сигнал керування). Нейрорегулятор, таким чином, повинен забезпечувати сигнал керування виду

$$u(k) = G[y(k), y(k+1), \dots, y(k-n+1), y_r(k+d), u(k-1), \dots, u(k-m+1)], \quad (7)$$

де  $y_r(k+d)$  – задана координата.

Такий регулятор може бути реалізований за допомогою НМ, але в процесі мінімізації середньоквадратичної похибки він потребує багато обчислень, бо використовує динамічний варіант методу зворотнього поширення похибки. Для практичного рішення задачі керування використовують наближену NARMA-модель з виділеною складовою керування. Така модель, що отримала назву NARMA-L2 (рис. 1), має вигляд

$$y(k+d) = f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)] + g[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)]u(k) \quad (8)$$

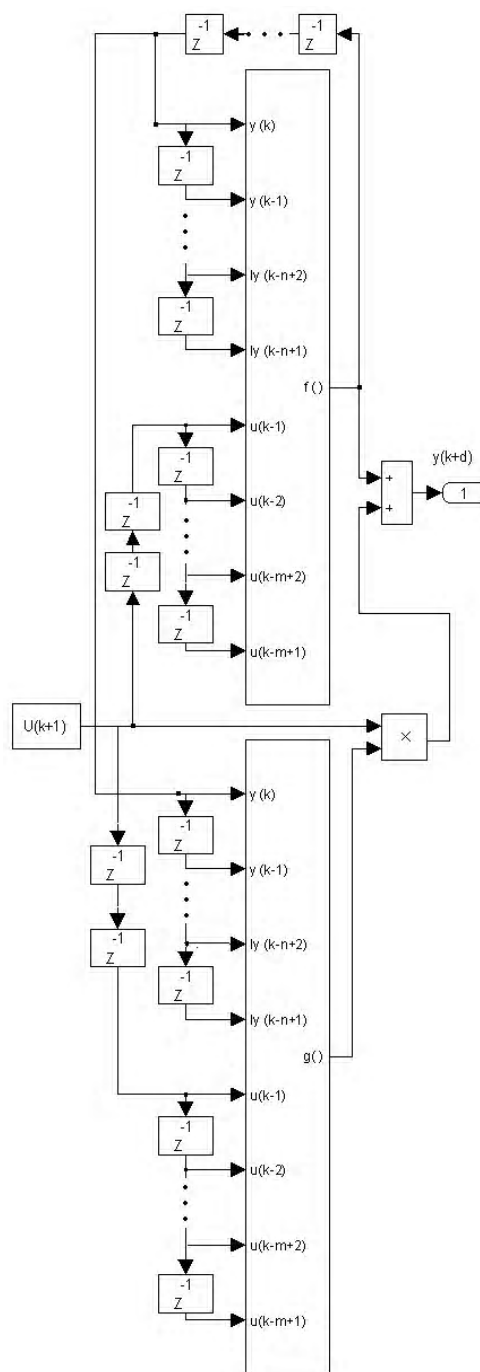


Рис. 1. Модель динамічного об'єкту у контролері NARMA\_L2

Перевага формули (8) у тому, що поточний сигнал керування можна безпосередньо обчислювати, якщо відома бажана траєкторія  $y_r$ , попередня історія керування  $\{u(k-1), \dots, u(k-m+1)\}$ , а також попереднє поточне значення виходу  $\{y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1)\}$  за формулою

$$u(k) = \frac{y_r(k+d) - f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)]}{g[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)]}. \quad (9)$$

Безпосереднє використання цього відношення для реалізації регулятора викликає труднощі, бо керування  $u(k)$  залежить від поточного значення виходу  $y(k)$ . Тому формула (9) перетворюється наступним чином:

$$u(k+1) = \frac{y_r(k+d) - f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)]}{g[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)]}, \quad (10)$$

але при цьому параметр передбачення повинен задовольняти умові  $d \geq 2$ .

Якщо врахувати, що при побудові моделі нелінійного об'єкта функції  $f(\cdot)$  та  $g(\cdot)$  реалізуються у вигляді тришарової НМ прямого поширення, то при наступному розрахунку керуючого сигналу  $u(k+1)$  необхідно точно знати значення вагових коефіцієнтів НМ при цим сигналі (бажано що б ці коефіцієнти безпосередньо були пов'язані з фізичними процесами у об'єкті). До того ж необхідно відзначити, що завдання точної ідентифікації об'єкта, який має кілька нелінійностей, в загальному випадку не вирішена.

Ідея побудови контролера NARMA\_L2 бере свій початок від моделі нелінійної авторегресії з зовнішніми входами (Nonlinear Autoregressive with Exogenous inputs Model – NARX) (рис. 2) [16]. У моделі об'єкта контролера NARMA\_L1 (рис. 3) вхідні сигнали  $u(k-i+1)$  не знаходяться під загальною функцією, як у NARX. При цьому кількість вагових коефіцієнтів у блоках, де є сигнал  $u(k+1)$ , знижується з  $(n+m)q$  – у моделі NARX до  $(n+1)q$  – у моделі NARMA\_L1, що знижує залежність значення вагового коефіцієнта при  $u(k+1)$  від значень інших вагових коефіцієнтів.

У контролері NARMA\_L2 для підвищення точності керування, хоча математичну модель представляють спрощено (менш точно), сигнал керування  $u(k+1)$  не бере участі у формуванні функцій апроксимації нелінійностей (рис. 1), і тому прогнозує керування може бути розраховане за формулою (10).

**Нейрокерування з еталонною моделлю (MRC).** MRC (рис. 4) – варіант нейрокерування за методом зворотного поширення похибки через прямий нейроемулятор, з додатково впровадженою в схему еталонною моделлю. Це робиться з метою підвищення стійкості перехідного процесу: у разі, коли перехід об'єкта в цільове положення за один такт неможливий, траєкторія руху і час перехідного проце-

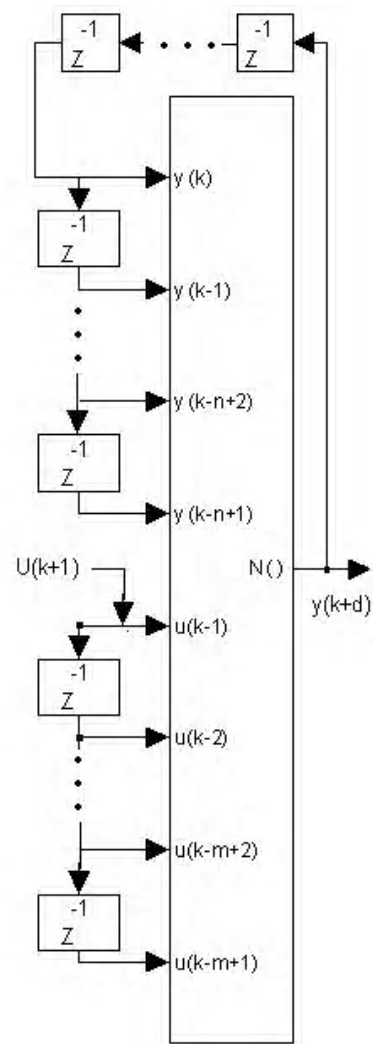


Рис. 2. Модель динамічного об'єкта у вигляді NARX

су становляться погано прогнозованими величинами і можуть призвести до небажаних режимів роботи системи.

Для зменшення цієї невизначеності між уставкою і НК вводиться еталонна модель, яка є, як правило, лінійна динамічна система невисокого порядку з бажаним стійким перехідним процесом. У ході навчання, так і керування, еталонна модель отримує на вхід завдання  $r$  і генерує опорну траєкторію  $r'$ , яка далі надходить на НК в якості нової уставки, яку потрібно виконати. Еталонна модель підбирається таким чином, що б опорна траєкторія, яка генерується нею на кожному такті, була досяжна для об'єкта керування.

Навіть у ДЕМО прикладі системи MATLAB після налаштування контролера MRC є значна статична помилка близько 30%. Навчання регулятора займає значний час [15] часто не забезпечує бажані результати через застосуваного динамічного варіанту навчання методом зворотного поширення похибки.

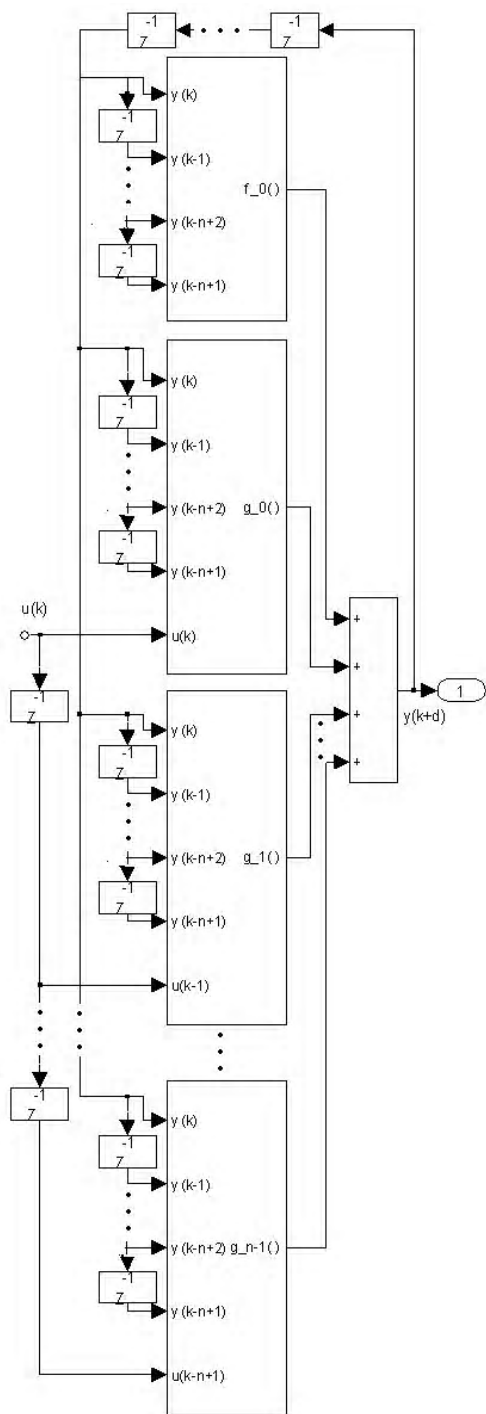


Рис. 3. Модель динамічного об'єкту у контролері NARMA\_L1

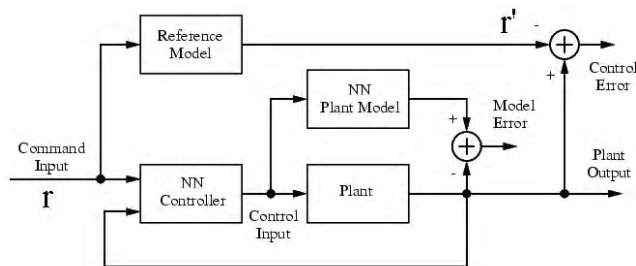


Рис. 4. Схема НК MRC

Таким чином, про властивості НК з їх математичного опису можна зробити наступні висновки.

Системи з NPC дозволяють отримати якісні перехідні процеси, працюють у режимі реального часу, але потребують отримання найкращої стратегії дії за час одного такту, що унеможливує їх застосування у системах з великою частотою дискретизації. До того ж такі системи потребують знаходження з великою точністю вагових коефіцієнтів НМ, через які підключається прогнозуючий сигнал керування.

У контролері NARMA\_L2 досягається значно більша швидкодія, тому що математичну модель представляють спрощено, так що б сигнал керування на наступному кроці не брав участі у формуванні функції апроксимації нелінійностей, при цьому точність керування досягається достатньо високою.

Система керування з MRC значно простіша, але застосування динамічного варіанту навчання регулятора у вигляді НМ методом зворотного поширення похибки займає значний час та часто не забезпечує бажані результати.

### РЕАЛІЗАЦІЯ НК У СИСТЕМІ MATLAB

**Реалізація NPC.** У системі MATLAB у пакеті прикладних програм Neural Network Toolbox запропоновано для використання та дослідження NPC (рис 5, а). Створено графічний інтерфейс, який керує діями користувача для налагодження НК [3, 15]. Існують можливості встановлення параметрів  $L_1, L_2, L_u$  та  $\rho$  (5), завдання порогу зменшення показника якості для алгоритму навчання (пошуку прогнозуючого сигналу керування), числа ітерацій на один такт дискретності, вибір процедури одномірного пошуку.

При отриманні моделі об'єкту у вигляді НМ задаються розмір прихованого шару, такт дискретності вимірювання даних, кількість елементів затримки для вхідних сигналів, довжина навчальної вибірки, максимальне і мінімальне значення вхідного і вихідного сигналів, максимальний і мінімальний інтервали ідентифікації, завдання навчальної функції і кількості циклів навчання, використання контрольного та тестового підмножин. Є можливість імпорту та експорту навчальних даних

**Реалізація NARMA-L2** (рис. 5, б, рис. 6). При отриманні математичної моделі у контролері NARMA-L2 існують такі ж самі можливості, як і у контролері NPC.

**Реалізація MRC** (рис. 5, в). У системі MATLAB створено два графічних інтерфейси, які керують діями користувача для налагодження НК MRC.

Перший налаштовує регулятор НК. В ньому крім можливості завдання таких же параметрів, як у контролері NPC, задається кількість елементів затримки для вхідних сигналів об'єкта та регулятора НК.

Другий графічний інтерфейс ідентифікує об'єкт керування. В ньому практично задаються такі ж параметри, як і при отриманні моделі у контролері NPC.

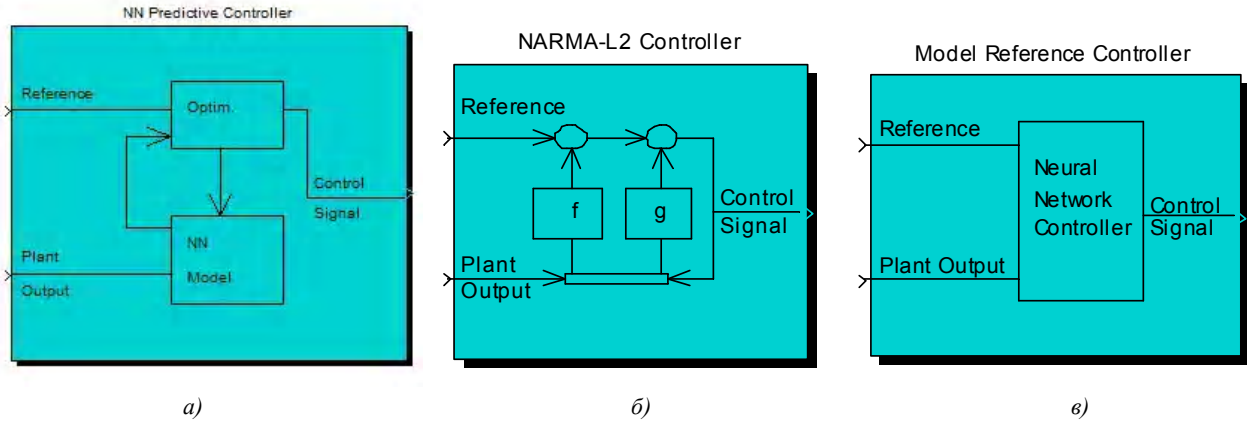


Рис. 5. Вигляд блоків НК; а – NPC, б – NARMA-L2, в – MRC

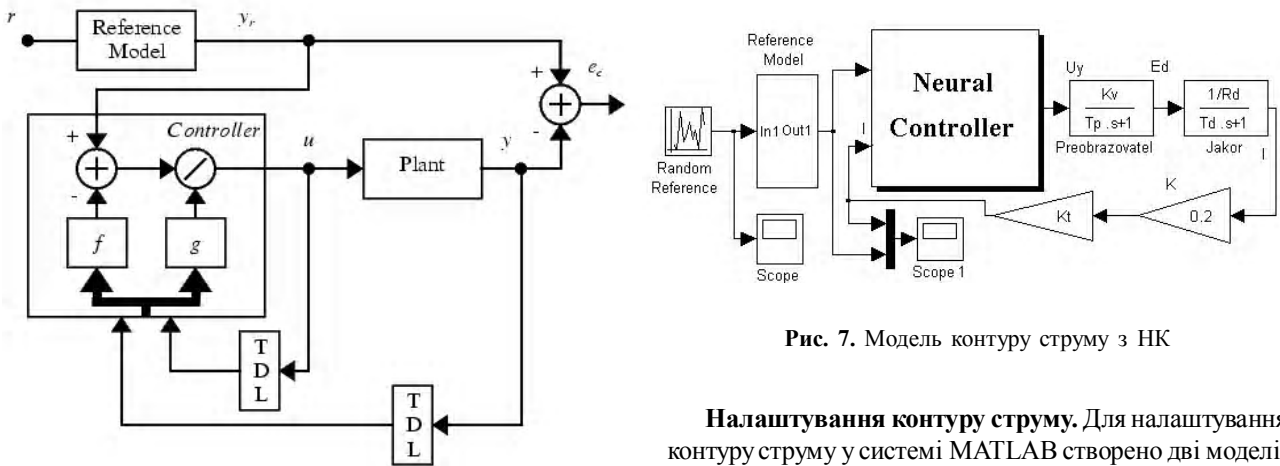


Рис. 6. Схема НК NARMA-L2

Рис. 7. Модель контуру струму з НК

**ПРИКЛАД РОЗРОБКИ ОДНО- ТА ДВОМАСОВИХ ЕМС З РІЗНИМИ ТИПАМИ НК В КОНТУРАХ СТРУМУ ТА ШВИДКОСТІ**

Перед налаштуванням СК проведено аналіз керованості об’єкта. Об’єкт розглядався, як лінійний. Для цього складені матриці керованості контурів струму та швидкості для одно та двомасових ЕМС, знайдено їх ранг [16]. При цьому ранг матриць був повний (дорівнював розмірності простору стану), з цього зроблено висновок про керованість систем, що розглядаються.

Використання різних типів НК досліджено на моделі електропривода постійного струму з підпорядкованою СК. Структурні схеми електропривода у системі MATLAB наведено на наступних рисунках: рис. 7 – контур струму; рис. 8 – контур швидкості одномасової ЕМС; рис. 9 – контур швидкості двомасової системи. При математичному моделюванні задавалися наступні значення параметрів контурів електропривода  $K_V=178$ ;  $T_P=0,0025$  с;  $R_d=0,0091$  Ом;  $T_d=0,037$  с;  $K_t=0,00047$  В/А;  $T_s=0,002$  с;  $T_l=0,092$  с;  $CF=13,51$  В·с;  $J_d=4400$  кг·м<sup>2</sup>; коефіцієнт жорсткості –  $c=4117400$  Нм/град; люфт –  $\delta=0,05$  рад.

**Налаштування контуру струму.** Для налаштування контуру струму у системі MATLAB створено дві моделі. Одна для формування даних (рис. 10), де блок Zadaucha model (рис. 11) реалізує модель контуру струму з ПІ-регулятором та номінальними незмінними параметрами. На виході цієї моделі формується бажаний перехідний процес. Друга модель – для демонстрації роботи налагодженого контуру струму з НК.

При формуванні даних контуру струму для навчання його моделі у вигляді НМ випадкові сигнали з блоку Random Reference потрапляють спочатку в задаючу модель, тому входними сигналами контуру струму є бажані сигнали (вихідні сигнали блоку Zadaucha model), які необхідно отримати на його виході і входні та вихідні сигнали (In1, Out) об’єкта (експериментальна модель), що зберігається у робочому просторі системи MATLAB (блоки To Workspace). Час моделювання – 10 с, при цьому отримано 5000 значень навчальних наборів. У реальних умовах параметри об’єкта змінюються, тому при дослідженні моделі об’єкта зменшено коефіцієнт передачі контуру струму у 5 разів.

Навчання НК (рис. 7) відбувалося у такій послідовності:

- 1) Сформовано (рис. 10) навчальні дані, введено їх у НК за допомогою функції імпорту даних (Import Data) та прийнято їх (Accept Data).

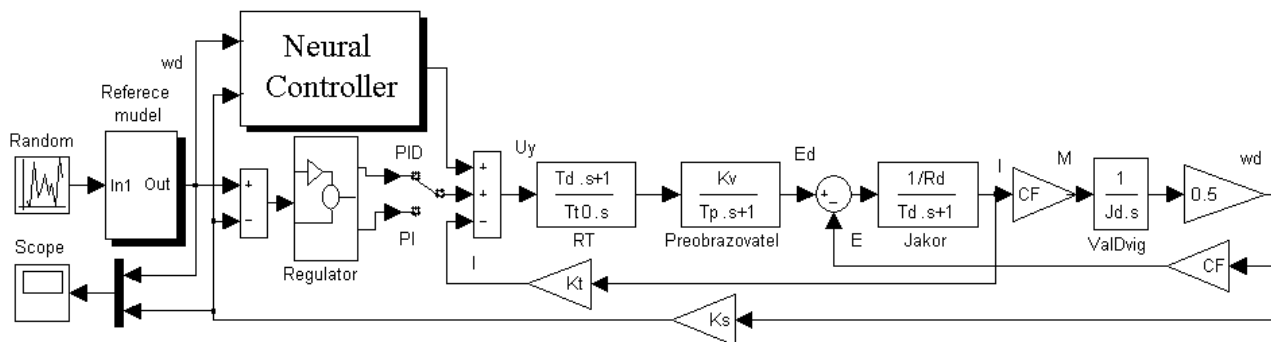


Рис. 8. Модель контуру швидкості з НК

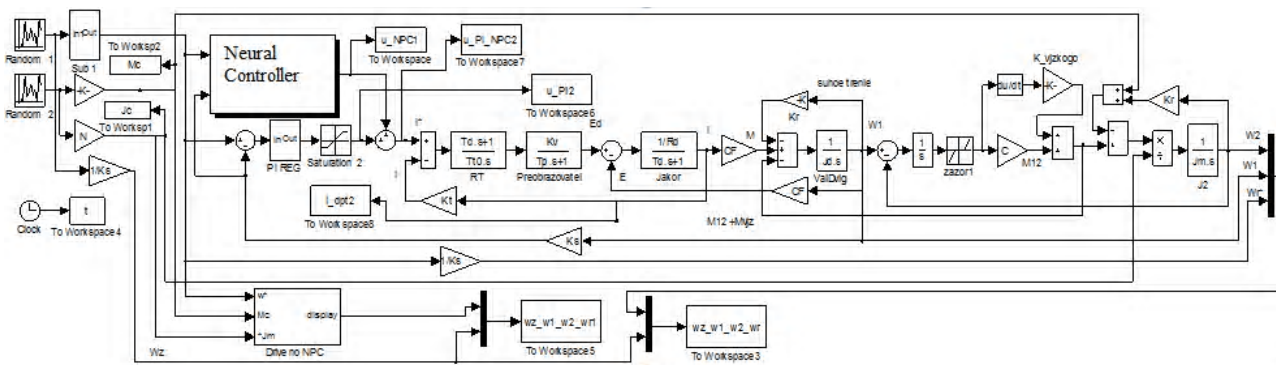


Рис. 9. Модель контуру швидкості двомасової системи з НК

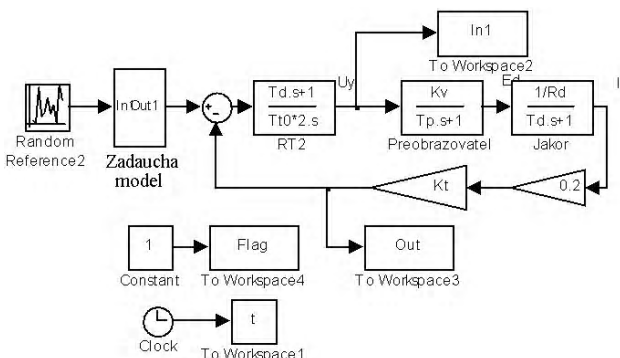


Рис. 10. Схема формування даних контуру струму

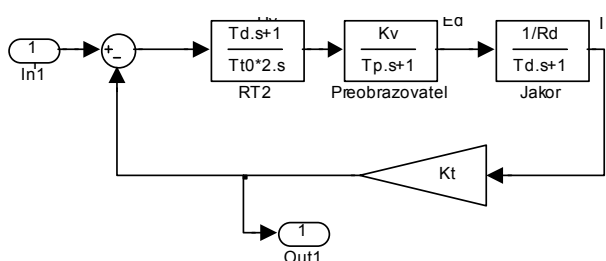


Рис. 11. Схема задаючої моделі (блок Zadaucha model) формування бажаного перехідного процесу

2) Задано параметри налаштування НК:  
 – NPC та NARMA-L2 – по одному шару прихованих нейронів, по дві затримки вхідних і вихідних сигналів;  
 – MRC – ідентифікатор: 1 шар прихованих нейронів, по дві затримки вхідних і вихідних сигналів регулятора, регулятор – 1 шар прихованих нейронів, по дві затримки для вхідних сигналів еталонної моделі, вихідних сигналів об'єкта та НК.

3) Виконано навчання НК з використанням поточних, контрольних і тестових даних:

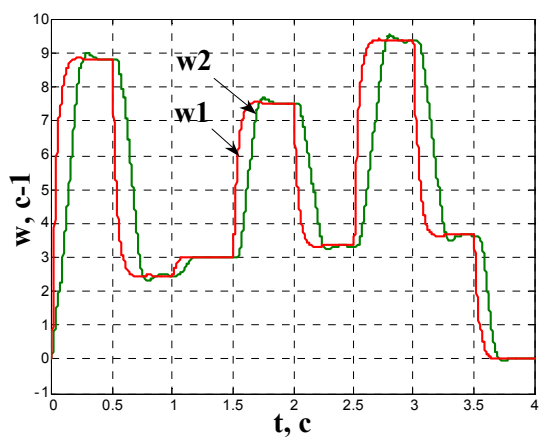
- NPC – на протязі 1000 епох, середньо квадратична похибка навчання складала  $1 \cdot 10^{-3}$ .
- NARMA-L2 – на протязі 1000 епох, середньо квадратична похибка складала  $1,1 \cdot 10^{-3}$ .
- MRC – ідентифікатор – на протязі 300 епох, середньо квадратична похибка навчання складала  $1,7 \cdot 10^{-3}$ , для НК – на протязі 100 епох по 10 сегментів.

На рис. 12–рис. 14 наведені графіки перехідних процесів ЕМС з різними НК, де *a* – результати при використанні НК NPC; *b* – NARMA-L2; *в* – MRC.

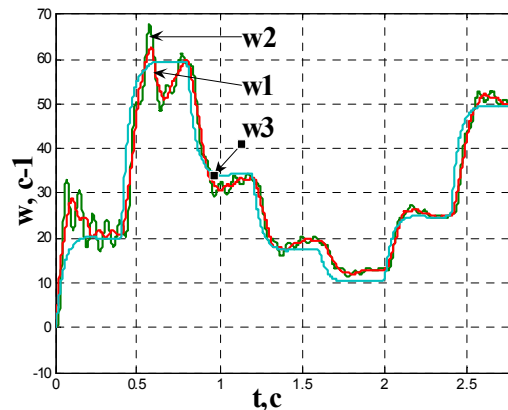
Як видно з (рис. 12), отримано перехідні процеси, у яких перерегулювання складає 0,01 %, запізнення 0,004 с., що дорівнює подвоєному значенню часу дискретизації сигналів при зберіганні даних. Значення струму в експериментальній моделі  $I_2$  з MRC відрізняється від еталонної  $I_1$  на 4 А (40 %), що є великою різницею. Подібні результати отримані і у ДЕМО прикладі системи MATLAB.



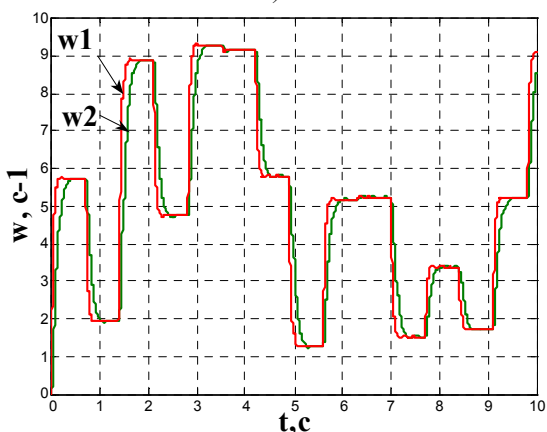




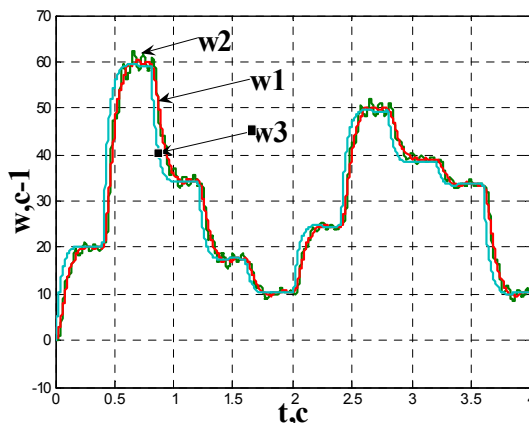
a)



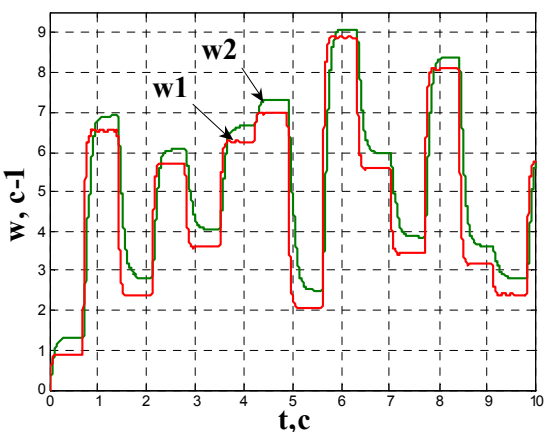
a)



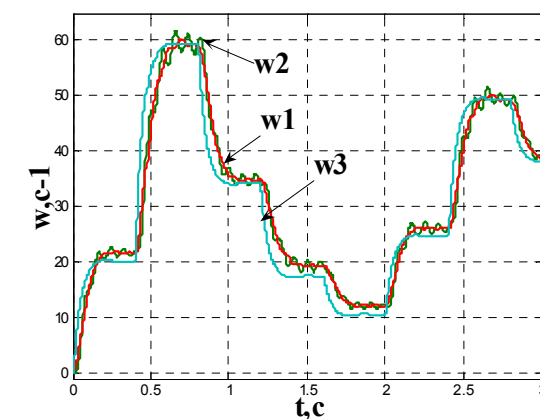
b)



b)



b)



b)

Рис. 13. Перехідні процеси у контурі швидкості одномасової системи

Динамічні  $\Delta I$ ,  $\Delta \omega$  та статичні  $\delta I$ ,  $\delta \omega$  характеристики отримані в результаті моделювання контуру струму та контуру швидкості одно та двомасового електромеханічного об'єкту з використанням НК зведені у порівняльну табл. 1.

Аналіз властивостей НК, відповідно табл. 1 показує наступне. У НК NPC та NARMA\_L2 статична похибка у

Рис. 14. Перехідний процес в контурі швидкості

контурі струму та швидкості, як у одно та двомасових системах практично дорівнюють нулю. Статична похибка у контролері NARMA\_L2 значна до 42 % у контурі струму та 5 % у контурі швидкості одномасової EMC. Динамічна похибка для усіх контролерів у контурі струму значно менша ніж у контурі швидкості.

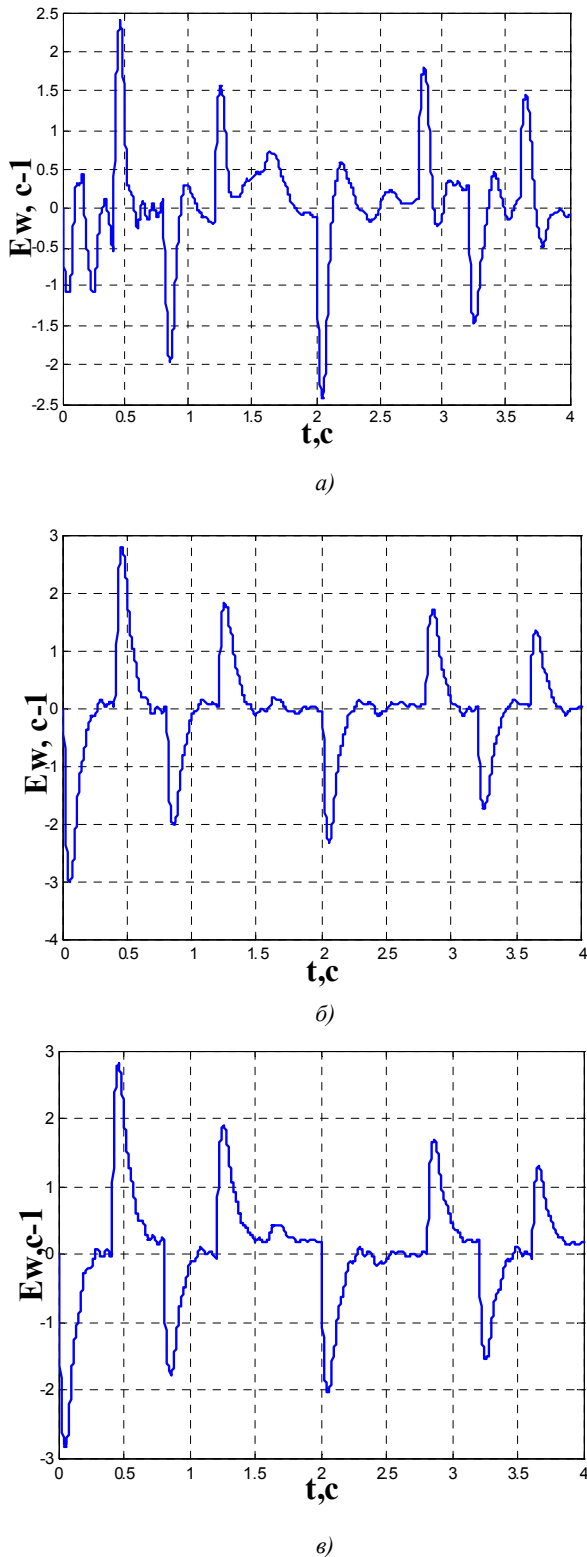


Рис. 15. Похибка контуру швидкості двомасової системи з різними видами НК:  
а) – NPC, б) – NARMA-L2, в) – MRC

Таблиця 1. Динамічні та статичні характеристики ЕМС з НК

Вид НК	Контур струму			
	Статична похибка		Динамічна похибка	
	$\Delta I, A$	$\Delta I, \%$	$\delta I, A$	$\delta I, \%$
NPC	0	0	0,2	2
NARMA-L2	0	0	0,1	1
MRC	4,2	42	0,8	8
Вид НК и ЕМС	Контур швидкості			
	Статична похибка		Динамічна похибка	
	$\Delta \omega, c^{-1}$	$\Delta \omega, \%$	$\delta \omega, c^{-1}$	$\delta \omega, \%$
NPC, одно двомасова	0	0	4,5	45
NARMA-L2 одно двомасова	0,15	1,5	2,5	25
MRC одно двомасова	0	0	2	20
	0,1	1	2,8	28
MRC одно двомасова	0,5	5	2	20
	0,25	2,5	2,8	28

**ВИСНОВКИ**

1. Дослідження методом математичного моделювання використання різних типів НК на конкретних прикладах одно та двомасових ЕМС показало можливість отримання високої точності керування не усіма НК. Так найбільш висока точність досягалася з НК NARMA\_L2 та NPC. До того ж НК NARMA-L2 мав найменший час налаштування. Контролер MRC потребував забагато часу навчання (десятки хвилини) при цьому якість перехідного процесу була невисока.

2. Наведений математичний опис НК дозволяє не строго пояснити властивості досліджених СК.

**СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ**

1. Кузнецов, Б. И. Синтез нейросетевого регулятора NARMA-L2 controller для системы наведения и стабилизации / Б. И. Кузнецов, Т. Е. Василец, А. А. Варфоломеев // Электротехника і електромеханіка. – 2011. – № 4. – С. 41–46.
2. Чернодуб, А. Н. Обзор методов нейруправления / А. Н. Чернодуб, Д. А. Дзюба // Проблемы программирования. – 2011. – № 2. – С. 79–94.
3. Медведев, В. С. Нейронные сети. MATLAB 6 / В. С. Медведев, В. Г. Потемкин. – М. : Диалог-МИФИ. – 2002. – 496 с
4. Soloway, D. Neural Generalized Predictive Control / D. Soloway, P. J. Haley // Proceedings of the IEEE International Symposium on Intelligent Control. – 15–18 September 1996. – P. 277–281.
5. Кузнецов, Б. И. Синтез нейроконтроллера с предсказанием для двухмассовой электромеханической системы / Б. И. Кузнецов, Т. Е. Василец, А. А. Варфоломеев // Электротехника и электромеханика. – 2008. – Т. 3. – С. 27–32.
6. Gu, D. Neural Predictive Control for a Car-like Mobile Robot / D. Gu and H. Hu // International Journal of Robotics and Autonomous Systems. 2002. – Vol. 39, No. 2. – P. 73–86.

7. Орловский, И. А. Использование нейроконтроллера с прогнозированием для управления электромеханическим объектом / И. А. Орловский // Наукові праці Донецького національного технічного університету. Серія «Електромеханіка і енергетика». – Донецьк :ДонНТУ, 2013. – № 1. – С. 200–205.
8. Орловский, И. А. Использование нейроконтроллера с прогнозированием для управления двухмассовым электромеханическим объектом / И. А. Орловский, Е. И. Горобец // Вісник Національного технічного університету «ХПИ». Збірник наукових праць. Серія: «Проблеми автоматизованого електроприводу. Теорія і практика». – Х. : НТУ «ХПИ». – 2013. – № 36 (1009) – С. 483–484.
9. Подпорин, С. А. Нейронный управляющий контролер в задаче автоматического управления судном на меняющемся курсе / С. А. Подпорин // Судовождение : Сб. научных трудов. – ОНМА, Одесса. – 2010. – Вып. 19. – С. 157–166.
10. Chetouane F. and Darenfed S. Neural Network NARMA Control of a Gyroscopic Inverted Pendulum (Advance online publication: 20 August 2008) Engineering Letters, 16:3, EL\_16\_3\_01.
11. Adaptive Control of Nonlinear Multivariable Systems Using Neural Networks and Approximate Models / T. A. Al-Zohary, A. M. Wahdan, M.A.R. Ghonaimy, A. A. Elshamy [http://faculty.ksu.edu.sa/73586/Documents/paper\\_4.pdf](http://faculty.ksu.edu.sa/73586/Documents/paper_4.pdf), 18 p.
12. Narendra, K. S. Adaptive control of nonlinear multivariable systems using neural networks / K. S. Narendra, S. Mukhopahyay // Neural Networks. – 1994. – vol. 7, No. 5. – P. 737–752.
13. Pirabakaran, K. PID autotuning using neural networks and Model Reference Adaptive Control / K. Pirabakaran, V. M. Becerra // 15<sup>th</sup> Triennial World Congress. IFAC. Barcelona. Spain. – 2002. – 6 p.
14. Бодянский, Е. В. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения / Е. В. Бодянский, О. Г. Руденко. – Харьков : ТЕЛТЕХ, 2004. – 372 с.
15. Дьяконов, В. П. MATLAB 6.5 SP1/7/7 SP1/7 SP2 + SIMULINK 5/6. Инструменты искусственного интеллекта и биоинформатики / В. П. Дьяконов, В. В. Круглов. Серия «Библиотека профессионала»: – М. : СОЛОН-ПРЕСС, 2006. – 456 с.
16. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание / С. Хайкин. – М. : Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.

Стаття надійшла до редакції 13.01.2014.

Орловский И. А.<sup>1</sup>, Горобец Е. И.<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Д-р техн. наук, профессор, Запорожский национальный технический университет, Украина

<sup>2</sup>Магистр, Запорожский национальный технический университет, Украина

#### ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОКОНТРОЛЛЕРОВ В ЭЛЕКТРОМЕХАНИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ

Приведено математическое описание и использование в электромеханических системах трех нейроконтроллеров: с прогнозируемым управлением, на основе модели нелинейной авторегрессии со скользящим средним и нейроконтроллера с эталонной моделью. Описаны имеющиеся в системе MATLAB инструменты исследования этих нейроконтроллеров и с их использованием синтезированы и исследованы системы управления одно и двухмассовых электромеханических систем с электроприводом постоянного тока. По результатам моделирования выполнено сравнение свойства синтезированных систем

**Ключевые слова:** нейруправление, нейроконтроллер, нейронная сеть, электромеханическая система, математическая модель, математическое моделирование.

Orlovskiy I. A.<sup>1</sup>, Gorobec E. I.<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Doctor of Science, Professor, Zaporizhzhya National Technical University, Ukraine

<sup>2</sup>Master of Science, Zaporozhye National Technical University, Ukraine

#### USE OF NEURAL CONTROLLER IN ELECTROMECHANICAL SYSTEMS

The paper deals with the relevance of improved synthesis methods for control systems of nonlinear objects using neural networks, as those allowing to substantially remove the mathematical problems of analytical synthesis and the designed system analysis. Besides, the review of the articles and mathematical description of three neural controllers (NC) are presented: predictive control based on the model of nonlinear autoregressive moving average and NC with the reference model. NC research tools of MATLAB are described. Current control and speed control loops for one-component and two-component electromechanical systems with DC electric drive are conducted. Mathematical modeling showed the possibility of high precision control of NC based on model of nonlinear autoregressive with moving average predictor and predictive control. NC with reference model needed too much training time, the quality of the transition process was low.

**Keywords:** neural control, neural controller, neural network, electromechanical systems, mathematical model, mathematical modeling.

#### REFERENCES

1. Kuznecov B. I., Vasilec T. E., Varfolomeev A. A. Sintez nejrosetevogo reguljatora NARMA-L2 controller dlja sistemy navedenija i stabilizacii, *Elektrotehnika i Elektromehanika*, 2011, No. 4, pp. 41–46.
2. Chernodub A. N., Dzjuba D.A. Obzor metodov nejroupravljenija, *Problemy programirovanija*, 2011, No 2, pp. 79–94.
3. Medvedev V. S., Potjomkin V. G. Nejronnye seti. MATLAB 6. Moscow, Dialog-MIFI, 2002, 496 p.
4. Soloway D., Haley P. J. Neural Generalized Predictive Control, *Proceedings of the IEEE International Symposium on Intelligent Control*, 15–18 September, 1996, pp. 277–281.
5. Kuznecov B. I., Vasilec T. E., Varfolomeev A. A. Sintez nejrokontrollera s predskazaniem dlja dvuhmassovoj jelektromehaničeskoj sistemy, *Jelektrotehnika i jelektromehanika*, 2008, vol. 3, pp. 27–32.
6. Gu D. and Hu H. Neural Predictive Control for a Car-like Mobile Robot, *International Journal of Robotics and Autonomous Systems*, 2002, Vol. 39, No. 2, pp. 73–86.
7. Orlovskij I. A. Ispol'zovanie nejrokontrollera s prognozirovaniem dlja upravlenija jelektromehaničeskim ob#ektom, *Naukovi praci Donec'kogo nacional'nogo*

- tehnichnogo universitetu. Serija «Elektromehanika i energetika», Donec'k, DonNTU, 2013, No. 1, pp. 200–205.*
8. Orlovskij I. A., Gorobec E. I. Ispol'zovanie nejrokontrollera s prognozirovaniem dlja upravlenija dvuhmassovym jelektromehaničeskim ob'ektom, *Visnik Nacional'nogo tehničnogo universitetu «HPI». Zbirnik naukovih prac'. Serija: «Problemi avtomatizovanogo elektroprivodu. Teorija i praktika», Kharkiv, NTU «HPI», 2013, No. 36 (1009), pp. 483–484.*
  9. Podporin S. A. Nejronnyj upravljajushhij kontroler v zadache avtomatičeskogo upravlenija sudnom na menjajushhemsja kurse, *Sudovozhdenie, Sb. nauchnyh trudov. ONMA, Odessa, 2010, Vyp. 19, pp. 157–166.*
  10. Chetouane F. and Darenfed S. Neural Network NARMA Control of a Gyroscopic Inverted Pendulum (Advance online publication: 20 August 2008) *Engineering Letters*, 16:3, EL\_16\_3\_01.
  11. Al-Zohary T. A., Wahdan A. M., Ghonaimy M.A.R., Elshamy A. A. Adaptive Control of Nonlinear Multivariable Systems Using Neural Networks and Approximate Models / [http://faculty.ksu.edu.sa/73586/Documents/paper\\_4.pdf](http://faculty.ksu.edu.sa/73586/Documents/paper_4.pdf), 18 p.
  12. Narendra K. S., Mukhopahyay S., Adaptive control of nonlinear multivariable systems using neural networks, *Neural Networks*, 1994, vol. 7, no. 5, pp. 737–752.
  13. Pirabakaran K., Becerra V. M. PID autotuning using neural networks and Model Reference Adaptive Control, 15th Triennial World Congress. IFAC. Barcelona. Spain, 2002, 6 p.
  14. Bodjanskij E. V., Rudenko O. G. *Iskusstvennye nejronnye seti: arhitektury, obuchenie, primenenija.* Har'kov, TELETEH, 2004, 372 p.
  15. D'jakonov V. P., Kruglov V. V. MATLAB 6.5 SP1/7/7 SP1/7 SP2 + SIMULINK 5/6. *Instrumenty iskusstvennogo intellekta i bioinformatiki / V.P. D'jakonov, Serija «Biblioteka professionala», Moscow, SOLON-PRESS, 2006, 456 p.*
  16. Hajkin S. *Nejronnye seti: polnyj kurs, 2-e izdanie.* Moscow, Izdatel'skij dom «Vil'jams», 2006, 1104 p.