

# Обробка інформації в складних технічних системах

УДК 658.5.011.56

DOI: 10.30748/soi.2018.152.01

Т.Ю. Васи́лець<sup>1</sup>, О.О. Варфоломієв<sup>2</sup>, В.С. Іщенко<sup>1</sup>, С.Л. Ковальчук<sup>1</sup>, О.О. Су́сла<sup>1</sup><sup>1</sup> Українська інженерно-педагогічна академія, Харків<sup>2</sup> Технологічний інститут, Нью Джерсі, США

## НЕЙРОМЕРЕЖЕВЕ УПРАВЛІННЯ ЕЛЕКТРОМЕХАНІЧНОЮ СИСТЕМОЮ З ПРУЖНИМИ ЗВ'ЯЗКАМИ В КІНЕМАТИЧНИХ ПЕРЕДАЧАХ

Розроблена математична модель двомасової системи управління електроприводом генератор-двигун, яка має структуру з підсумовуючим підсилювачем. Шляхом моделювання системи встановлено, що в перехідних режимах мають місце значні коливання основних координат системи. Для забезпечення бажаних динамічних характеристик двомасової системи обґрунтовано застосування нейромережових технологій управління. Розроблена структурна схема нейромережової системи. В якості нейрорегулятора вибрано регулятор з передбаченням NN Predictive Controller, що міститься в пакеті прикладних програм Neural Network Toolbox системи MATLAB. Проведено моделювання нейромережової системи. В результаті аналізу результатів моделювання встановлено, що нейромережева система забезпечує високу якість регулювання.

**Ключові слова:** нейромережові технології, нейромережева система управління, двомасова електромеханічна система, система з підсумовуючим підсилювачем, нейрорегулятор з передбаченням NN Predictive Controller.

### Вступ

**Постановка проблеми.** Застосування нейронних мереж в системах управління є новим перспективним напрямком, який дедалі ширше розвивається. Нейроуправління поєднує елементи таких дисциплін, як автоматичне керування, штучний інтелект, робототехніка. Нейронні мережі мають ряд унікальних властивостей, які обумовлюють використання їх в системах управління [1–3]: нейронні мережі здатні до навчання на основі представлених даних, вони представляють собою потужний метод імітації процесів і явищ, що дозволяє відтворювати дуже складні залежності, нейронні мережі можуть адаптуватися до зміни властивостей об'єкта управління та зовнішнього середовища, мають високу стійкість до пошкоджень своїх елементів, оскільки обробка інформації виконується одночасно всіма нейронами. Внаслідок цього використання штучних нейронних мереж дозволяє вирішувати завдання управління складними динамічними об'єктами, в той час як традиційні методи не забезпечують вирішення подібних завдань.

**Аналіз останніх досягнень і публікацій.** Питання теорії і методи синтезу систем керування нелінійними багатовимірними динамічними об'єктами на базі багатопарових нейромереж детально розглядаються в [4]. В роботі значна увага приділена фундаментальним властивостям нелінійних багатопарових нейромереж і алгоритмам їх навчання в ре-

альному часі. Наведено приклади комп'ютерного моделювання нейромережових систем управління багатозв'язаними нелінійними об'єктами з застосуванням пакету MATLAB.

На даний час розроблено багато методів застосування нейронних мереж для вирішення задач управління динамічними об'єктами, серед яких слід відзначити наступні: узагальнене інверсне нейроуправління [5–7], метод зворотного розповсюдження помилки через прямий нейроемулатор [6], модельне управління з прогнозом [6; 8–10], методи нейроуправління на основі адаптивної критики [11–13], метод багатомодульного нейроуправління на основі пар прямих і інверсних моделей [14], гібридне нейро-ПД управління [6; 15–16], методи гібридного паралельного нейроуправління [5–6], метод нейромережової фільтрації зовнішніх збуджень [5; 7], нейроуправління з еталонною моделлю [7; 17–19], та інші. В представленій роботі застосовується метод нейромережового управління з прогнозом, який в даний час є одним з найбільш ефективних методів.

У літературі описані численні приклади практичного застосування нейронних мереж для вирішення задач керування конкретними об'єктами: [5; 11; 15; 20–29]. Ці роботи наочно ілюструють ефективність застосування нейромережових методів управління динамічними об'єктами.

Таким чином, аналіз останніх досягнень і публікацій по синтезу сучасних регуляторів систем

управління з використанням нейронних мереж показує, що даний напрямок є перспективним, а робота по застосуванню нейронних мереж для управління системою з підсумовуючим підсилювачем із складними кінематичними зв'язками є актуальною.

**Мета статті.** Метою роботи є синтез і дослідження показників якості функціонування нейромережевої системи управління електромеханічною системою з урахуванням пружних механічних зв'язків.

## 1. Математична модель системи управління з урахуванням пружних механічних зв'язків

Розглянемо систему управління електроприводом промислової установки з урахуванням пружності механічних зв'язків в кінематичних передачах. Внаслідок кінцевої жорсткості цих зв'язків механічна частина електропривода представляє собою пружну систему, прикладення до якої управляючої або збурюючої дії викликає коливання зв'язаних мас, збільшуючи максимальні навантаження механічних передач і робочого обладнання і пришвидшує їх знос, а також ускладнює точність відробітку необхідних траєкторій руху робочого органа машини.

При розгляді динамічних процесів в електромеханічних системах з урахуванням пружних зв'язків механічна частина електропривода зазвичай приводиться до двомасової розрахункової схеми, рівняння руху якої мають вид:

$$\begin{cases} J_M \frac{d\omega_M}{dt} = M_\Sigma - M_{ст}; \\ \frac{dM_{пр}}{dt} = c_{12}(\omega_D - \omega_M); \\ J_{д\Sigma} \frac{d\omega_D}{dt} = k\Phi_H I_A - M_\Sigma, \end{cases} \quad (1)$$

де  $J_{д\Sigma}$  – сумарний момент інерції двигуна і жорстко пов'язаних з ним елементів системи;  $J_M$  – приведений моменти інерції механізму;  $\omega_D$ ,  $\omega_M$  – кутові швидкості двигуна і механізму відповідно;  $k$ ,  $\Phi_H$  – конструктивний коефіцієнт і номінальний магнітний потік двигуна;  $I_A$  – струм якірного кола двигуна;  $c_{12}$  – приведена жорсткість зв'язку між масами;  $M_{ст}$  – момент статичного навантаження;  $M_\Sigma$  – сумарний момент, що передається пружною передачею, рівний сумі пружного моменту  $M_{пр}$  і моменту в'язкого тертя  $M_{вт} = \beta(\omega_D - \omega_M)$ :

$$M_\Sigma = M_{пр} + \beta(\omega_D - \omega_M); \quad (2)$$

$\beta$  – коефіцієнт внутрішнього в'язкого тертя.

Для подальших досліджень, запишемо рівняння (1) з урахуванням (2) у формі Коші:

$$\begin{cases} \frac{d\omega_M}{dt} = \frac{1}{J_M} M_{пр} + \frac{\beta}{J_M} \omega_D - \frac{\beta}{J_M} \omega_M - \frac{1}{J_M} M_{ст}; \\ \frac{dM_{пр}}{dt} = c_{12} \omega_D - c_{12} \omega_M; \\ \frac{d\omega_D}{dt} = \frac{k\Phi_H}{J_{д\Sigma}} I_A - \frac{1}{J_{д\Sigma}} M_{пр} - \frac{\beta}{J_{д\Sigma}} \omega_D + \frac{\beta}{J_{д\Sigma}} \omega_M. \end{cases} \quad (3)$$

Система управління електроприводом, що розглядається в даній статті, має структуру з підсумовуючим підсилювачем, на вході якого підсумовуються сигнали завдання і сигнали зворотних зв'язків. В системі реалізовано зворотний зв'язок за швидкістю, гнучкий зворотний зв'язок по струму і зворотний зв'язок по струму з відсіченням. У якості привідного двигуна застосовано двигун постійного струму незалежного збудження. Якірна обмотка живиться від генератора постійного струму. Для живлення обмотка збудження генератора використовується тиристорний збудник.

Диференціальні рівняння, що описують електромеханічні процеси в системі без урахування пружності елементів механічної частини електроприводу, тобто в одномасовій системі, мають наступну форму:

$$\begin{cases} T_M \frac{d\omega_D}{dt} = \frac{R_{я\Sigma}}{c} (I_A - I_{ст}); \\ T_{я\Sigma} \frac{dI_A}{dt} + I_A = \frac{1}{R_{я\Sigma}} (E_G - c\omega_D); \\ T_G \frac{dE_G}{dt} + E_G = k_\Sigma U_3 - k_{з3ш} k_\Sigma \omega_D - k_\Sigma U_{з3с}; \\ T_{з3с} \frac{dI_A}{dt} = U_{з3с}. \end{cases} \quad (4)$$

При записі рівнянь (4) прийняті наступні позначення:  $T_M$  – електромеханічна постійна часу електроприводу;  $T_{я\Sigma}$  – електромагнітна постійна часу якірного ланцюга;  $E_G$  – електрорушійна сила генератора;  $T_G$  – постійна часу генератора;  $c = k\Phi_H$ ;  $I_{ст}$  – струм статичного навантаження  $I_{ст} = M_{ст} / (k\Phi_H)$ ;  $R_{я\Sigma}$  – сумарний активний опір якірного кола двигуна і генератора;  $k_\Sigma$  – сумарний коефіцієнт посилення, рівний добутку коефіцієнтів посилення підсумовуючого підсилювача, тиристорного збудника і генератора на лінійній частині їх характеристик вхід-вихід;  $U_3$  – напруга завдання;  $U_{з3с}$  – напруга гнучкого зворотного зв'язку за струмом;  $T_{з3с}$  – постійна часу гнучкого зворотного зв'язку за струмом,  $k_{з3ш}$  – коефіцієнт посилення зворотного зв'язку за швидкістю. При записі рівнянь (4) не враховано зворотний зв'язок по струму з відсіченням, оскільки він не бере участь в робочих режимах.

Представимо систему (4) у формі Коші, підставивши замість електромеханічна постійна часу електроприводу  $T_M$  її вираз:  $T_M = J_{\Sigma} R_{\Sigma} / (k\Phi_H)^2$ :

$$\begin{cases} \frac{d\omega_d}{dt} = \frac{c}{J_{\Sigma}} I_{\Gamma} - \frac{c}{J_{\Sigma}} I_{CT}; \\ \frac{dI_{\Gamma}}{dt} = -\frac{c}{R_{\Sigma} T_{\Sigma}} \omega_d - \frac{1}{T_{\Sigma}} I_{\Gamma} + \frac{1}{R_{\Sigma} T_{\Sigma}} E_{\Gamma}; \\ \frac{dE_{\Gamma}}{dt} = \left( \frac{ck_{\Sigma} T_{33c}}{R_{\Sigma} T_{\Sigma} T_{\Gamma}} - \frac{k_{33ш} k_{\Sigma}}{T_{\Gamma}} \right) \omega_d + \frac{k_{\Sigma} T_{33c}}{T_{\Sigma} T_{\Gamma}} I_{\Gamma} - \\ - \left( \frac{k_{\Sigma} T_{33c}}{R_{\Sigma} T_{\Sigma} T_{\Gamma}} + \frac{1}{T_{\Gamma}} \right) E_{\Gamma} + \frac{k_{\Sigma}}{T_{\Gamma}} U_3; \end{cases} \quad (5)$$

Об'єднаємо системи (4) і (5). Отримаємо систему рівнянь стану двомасової системи (6).

Алгоритмічна схема двомасової системи показана на рис. 1.

$$\begin{cases} \frac{d\omega_d}{dt} = +\frac{\beta}{J_{\Sigma}} \omega_M - \frac{1}{J_{\Sigma}} M_{пр} - \frac{\beta}{J_{\Sigma}} \omega_d + \frac{c}{J_{\Sigma}} I_{\Gamma}; \\ \frac{dM_{пр}}{dt} = -c_{12} \omega_M + c_{12} \omega_d; \\ \frac{d\omega_M}{dt} = -\frac{\beta}{J_M} \omega_M + \frac{1}{J_M} M_{пр} + \frac{\beta}{J_M} \omega_d - \frac{1}{J_M} M_{CT}; \\ \frac{dI_{\Gamma}}{dt} = -\frac{c}{T_{\Sigma} R_{\Sigma}} \omega_d - \frac{1}{T_{\Sigma}} I_{\Gamma} + \frac{1}{T_{\Sigma} R_{\Sigma}} E_{\Gamma}; \\ \frac{dE_{\Gamma}}{dt} = \left( \frac{ck_{\Sigma} T_{33c}}{T_{\Sigma} R_{\Sigma} T_{\Gamma}} - \frac{k_{33ш} k_{\Sigma}}{T_{\Gamma}} \right) \omega_d + \frac{k_{\Sigma} T_{33c}}{T_{\Sigma} T_{\Gamma}} I_{\Gamma} - \\ - \left( \frac{k_{\Sigma} T_{33c}}{T_{\Sigma} R_{\Sigma} T_{\Gamma}} + \frac{1}{T_{\Gamma}} \right) E_{\Gamma} + \frac{k_{\Sigma}}{T_{\Gamma}} U_3. \end{cases} \quad (6)$$

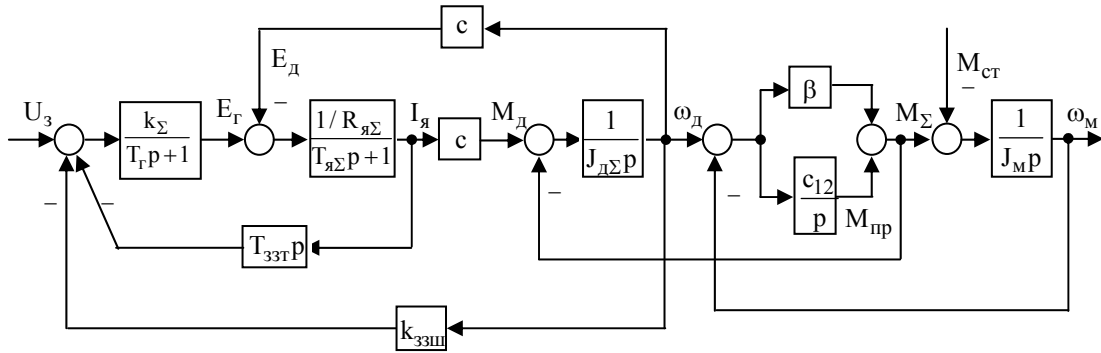


Рис. 1. Алгоритмічна схема двомасової системи управління з підсумовуючим підсилювачем

## 2. Моделювання двомасової системи і аналіз отриманих результатів

Моделювання двомасової системи виконано з використанням системи MATLAB. На рис. 2 приведена схема моделі системи, побудована в режимі Simulink у відповідності з алгоритмічною схемою рис. 1. Графіки перехідних процесів перших трьох

змінних стану системи по задаючій дії приведені на рис. 3. В якості вхідного задавався ступінчастий сигнал з випадковою амплітудою. Як видно з графіків, мають місце значні коливання змінних стану системи, що несприятливо позначається на роботі механізму, збільшуючи навантаження на елементи системи в перехідних режимах і ускладнюючи точність відробітку заданих переміщень.

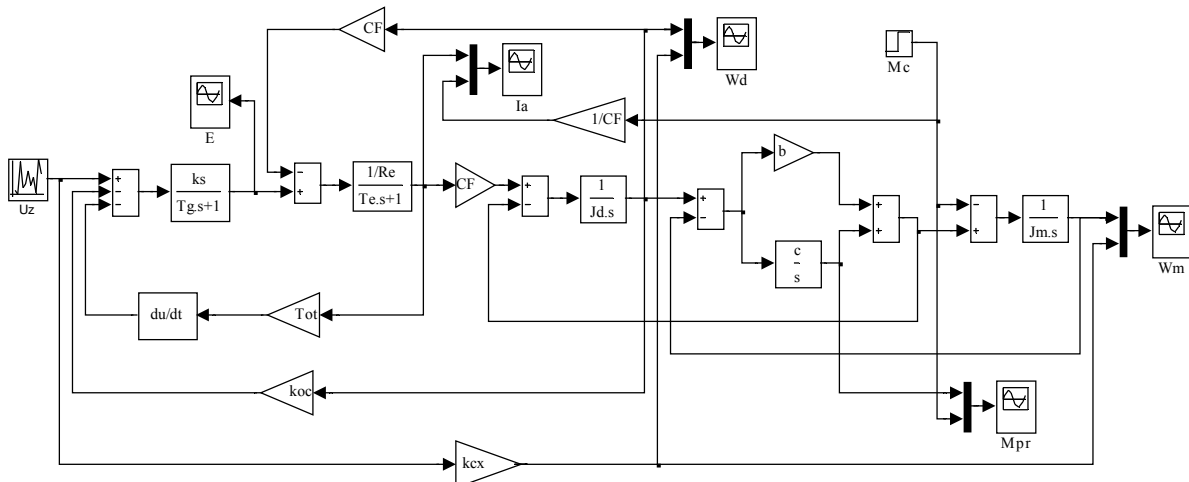


Рис. 2. Схема моделі двомасової системи, розроблена в Simulink

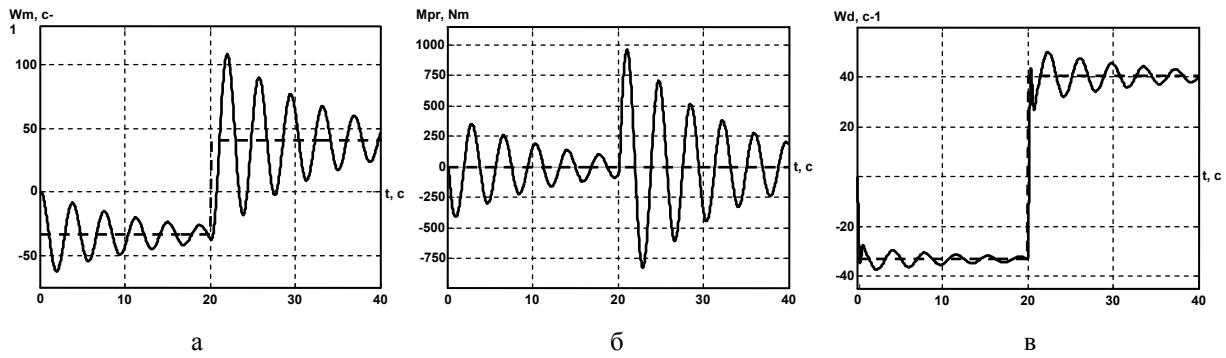


Рис. 3. Графіки перехідних процесів змінних стану двомасової системи: а – швидкість механізму  $\omega_m$ ; б – момент пружності  $M_{пр}$ ; в – швидкість двигуна  $\omega_d$

### 3. Ситнез нейрмережевої системи регулювання швидкості

Для забезпечення задовільних показників якості функціонування електромеханічної системи регулювання швидкості з підсумовуючим підсилювачем з урахуванням пружних механічних зв'язків в кінематичних передачах застосовуємо нейрмережевий

регулятор. Структурна схема нейрмережевої системи показана на рис. 4. На вхід нейррегулятора подається сигнал завдання  $U_3$  і сигнал зворотного зв'язку за швидкістю механізму  $\omega_m$ . Вихідний сигнал нейррегулятора подається на вхід двомасової електромеханічної системи регулювання швидкості з підсумовуючим підсилювачем.

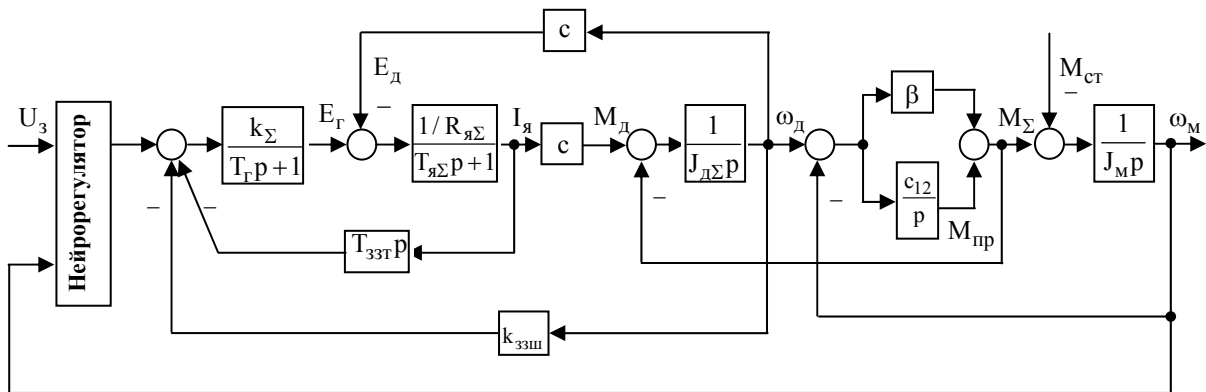


Рис. 4. Схема нейрмережевої системи управління

В якості нейррегулятора вибрано регулятор з передбаченням NN Predictive Controller; реалізований в пакеті прикладних програм Neural Network Toolbox системи MATLAB.

При роботі нейррегулятора використовується ефективна реалізація узагальненого управління з прогнозом з використанням багатоповислої прямонаправленої нейронної мережі як моделі об'єкта управління. Завдяки використанню оптимізаційного алгоритму Ньютона-Рафсона, число ітерацій, необхідних для збіжності, значно менше, ніж при використанні інших методів. Головні витрати алгоритму Ньютона-Рафсона в обчисленні гесіана, але навіть з цими додатковими розрахунками низьке число ітерацій робить алгоритм Ньютона-Рафсона швидшим, ніж інші методи, при цьому він може використовуватися для управління в режимі реального часу.

Схема системи узагальненого нейроуправління з прогнозом (Neural Generalized Predictive Control, NGPC) показана на рис. 5. Вона

складається з чотирьох компонентів: керованого об'єкта, еталонної моделі, яка описує бажану якість об'єкта, нейронної мережі, що моделює об'єкт, і алгоритму мінімізації функціоналу якості (Cost Function Minimization, CFM), що визначає вхідний сигнал, необхідний для досягнення бажаної поведінки об'єкта. NGPC алгоритм складається з блоку CFM і блоку нейронної мережі.

Принцип роботи системи полягає в наступному. Вхідний сигнал  $r(n)$  подається на вхід еталонної моделі. Ця модель видає еталонний сигнал  $u_m(n)$ , який служить входом для CFM блоку. CFM алгоритм обчислює сигнал, який служить входом для об'єкта або моделі об'єкта. Двополюсною двопозиційний перемикач S встановлюється в положення до об'єкта, коли CFM алгоритм використовується для визначення оптимального вхідного сигналу  $u(n)$ , який мінімізує обраний критерій якості управління. Між тактами перемикач встановлений в положення

до моделі об'єкта, де CFM алгоритм використовує цю модель для розрахунку наступного управляючого входу  $u(n+1)$  шляхом передбачення відповідного сигналу, отриманого від моделі об'єкта. Як тільки функціонал якості мінімізований, цей вхідний сигнал подається на об'єкт.

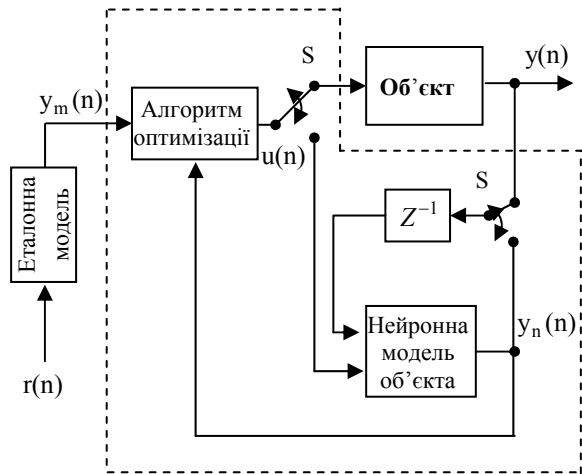


Рис. 5. Схема системи узагальненого нейроуправління з прогнозом

Алгоритм нейроуправління з передбаченням складається з наступних основних кроків: 1 – генерується задана траєкторія; якщо майбутня траєкторія  $y_m(n)$  невідома, то приймається  $y_m(n)=const$ ; 2 – використовуючи попередньо розрахований керуючий вхідний вектор і нейронну модель об'єкта управління, виконується прогнозування поведінки об'єкта; 3 – розраховується новий управляючий вхідний сигнал, що мінімізує функціонал якості; 4 – повторюються кроки 2 і 3, поки ні буде досягнута необхідна мінімізація; 5 – надсилається перший управляючий вхідний сигнал на об'єкт; 6 – повторюється весь процес для кожного часового кроку.

Узагальнений алгоритм нейроуправління з передбаченням ґрунтується на мінімізації функціонала якості на кінцевому діапазоні прогнозів. Функціонал якості при використанні в цій роботі має такий вид

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} [y_m(n+j) - y_n(n+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda(j) [\Delta u(n+j)]^2, \quad (7)$$

де  $N_1$  – нижня межа передбачення;  $N_2$  – верхня межа передбачення;  $N_u$  – діапазон управління;  $y_m$  – бажана траєкторія;  $y_n$  – передбачений вихід нейронної мережі;  $\lambda$  – ваговий множник;  $\Delta u(n+j)$  – змінна  $u$ , яка визначається наступним чином:  $u(n+j) - u(n+j-1)$ .

Цей функціонал мінімізує не тільки середньоквадратичну помилку між еталонним сигналом і сигналом, що видаються моделлю об'єкта, але також

зважаючи середньоквадратичну швидкість зміни управляючого сигналу.

Коли функціонал якості мінімізований, генерується управляючий вхідний сигнал, що дозволяє відстежувати задану траєкторію з деякою точністю. Функціонал якості містить чотири настроюються параметри  $N_1$ ,  $N_2$ ,  $N_u$ ,  $\lambda$ . Параметри  $N_1$  і  $N_2$  задають межі, всередині яких обчислюється помилка стеження.  $N_u$  є межею діапазону управління. Єдине обмеження, що накладається на значення  $N_u$  і  $N_1$ , наступне: вони повинні бути менше або дорівнювати  $N_2$ . Друга сума містить ваговий множник  $\lambda$ , який введений для управління балансом між першою і другою сумою.

Для моделювання об'єкта використовується нейронна мережа типу багатосаровий перцептрон, яка є універсальною при моделюванні різних об'єктів регулювання. Мережа має 2 шари нейронів і використовує лінії затримки (ЛЗ), щоб запам'ятати попередні значення входів і виходів об'єкту і передбачити майбутнє значення виходу.

#### 4. Моделювання нейромережевої системи і аналіз отриманих результатів

Для визначення показників якості функціонування нейромережевої системи управління проведено моделювання системи з використанням моделі системи, розробленої в Simulink системі MATLAB (рис. 6). Графіки перехідних процесів перших трьох змінних стану синтезованої нейромережевої системи по задаючій дії приведені на рис. 7.

В результаті аналізу результатів моделювання встановлено, що нейромережева система забезпечує високу якість регулювання.

#### Висновки

Наукова новизна і практична цінність роботи полягає в розробці нової нейромережевої системи управління електромеханічною системою з урахуванням пружних механічних зв'язків, яка має високі показники якості функціонування.

Розроблена математична модель системи, що має структуру з підсумовуючим підсилювачем. Для урахування пружності елементів кінематичних пристроїв поєднання механічна частина представлена у вигляді двомасової системи. Проведено моделювання двомасової системи на ЕОМ. Встановлено, що перехідні процеси змінних стану системи мають незадовільний характер.

Для забезпечення високих динамічних характеристик системи запропоновано застосувати нейромережевий регулятор, при побудові якого використовується метод узагальненого управління з прогно-

зом з використанням багатопарової прямонаправленої нейронної мережі як моделі об'єкта управління. Розроблено структурну схему нейромережевої системи. Виконано синтез нейрорегулятора з передбаченням NN Predictive Controller, реалізованого в пакеті прикладних програм Neural Network Toolbox системи MATLAB. Проведено моделювання нейромережевої системи з застосуванням схеми моделі, розробленої в Simulink. В результаті аналізу графі-

ків перехідних процесів в режимі пуску і наброду навантаження встановлено, що нейромережева система задовольняє вимогам, які пред'являються до сучасних систем управління.

Виходячи з отриманих результатів слід зробити висновок, що застосування нейромережевих технологій в проектуванні сучасних систем управління є перспективним напрямком досліджень і потребує подальшого розвитку.

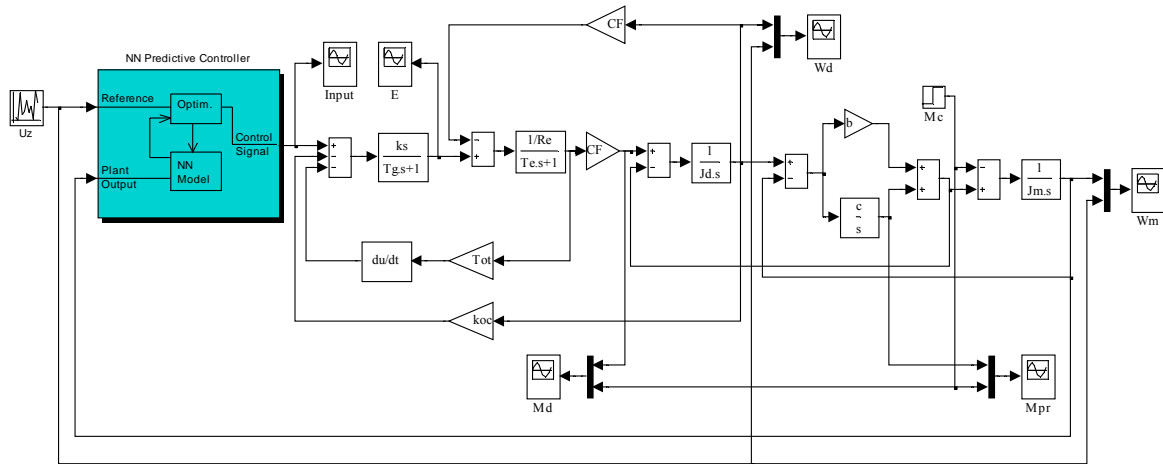


Рис. 6. Схема моделі нейромережевої системи, розроблена на ЕОМ

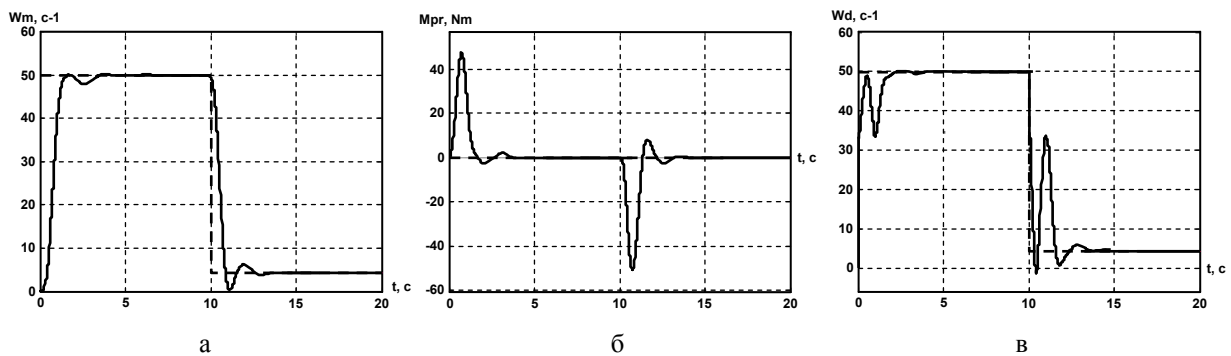


Рис.10. Графіки перехідні процеси змінних стану нейромережевої системи:  
а – швидкість механізму  $\omega_M$ ; б – момент пружності  $M_{пр}$ ; в – швидкість двигуна  $\omega_D$

### Список літератури

1. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс: пер. с англ. / С. Хайкин. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
2. Бодянский Е.В. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения / Е.В. Бодянский, О.Г. Руденко. – Харьков: Телетех, 2004. – 264 с.
3. Каллан Р. Нейронные сети. Краткий справочник. / Р. Калан. – М.: Вильямс, 2017. – 288 с.
4. Терехов В.А. Нейросетевые системы управления / В.А. Терехов, Д.В. Ефимов, И.Ю. Тюкин. – М.: ИПРЖР, 2002. – 480 с.
5. Dias F.M. Comparison between Different Control Strategies using Neural Networks / F.M. Dias, A.M. Mota // 9th Mediterranean Conference on Control and Automation. – Dubrovnik, Croatia, 2001.
6. Омату С. Нейроуправление и его приложения: пер. с англ. / С. Омату, М. Халид, Р. Юсоф. – М.: ИПРЖР, 2000. – 272 с.
7. Пупков К.А. Методы робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления: Учебник / К.А. Пупков, Н.Д. Егупов. – М.: Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2001. – 744 с.
8. Rossiter J.A. Model-based Predictive Control: a Practical Approach / J.A. Rossiter. – CRC Press, 2003. – 318 с.
9. Shuzhi Sam Ge. Adaptive Predictive Control Using Neural Network for a Class of Pure-Feedback Systems in Discrete Time / Shuzhi Sam Ge, Chenguang Yang, Tong Heng Lee // Neural Networks, IEEE Transactions, Sept. 2008. – P. 1599-1614.
10. Lendaris G.G. A Retrospective on Adaptive Dynamic Programming for Control / G.G. Lendaris // Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks, Atlanta, USA, June 14-19, 2009. – P. 1750-1757.

11. Venayagamoorthy G.K. Implementation of Adaptive Criticbased Neurocontrollers for Turbogenerators in a Multima-chine Power System / G.K. Venayagamoorthy, R.G. Harley, D.C. Wunsch // IEEE Transactions on Neural Networks. – 2003. – Vol. 14, Issue 5. – P. 1047-1064.
12. Редько В.Г. Нейросетевые адаптивные критики / В.Г. Редько, Д.В. Прохоров // VI Всероссийская научно-техническая конференция “Нейроинформатика-2004”: Сборник научных трудов. Часть 2. – М.: МИФИ, 2004. – С. 77-84.
13. Ferrari S. Model-Based Adaptive Critic Designs / S. Ferrari, R.F. Stengel, J. Si, A. Barto, W. Powell, D. Wunsch // Handbook of Learning and Approximated Dynamic Programming. – New York: John Wiley & Sons, Inc., 2004. – P. 65-95.
14. Oyama E. A Modular Neural Network Architecture for Inverse Kinematics Model Learning / E. Oyama, A. Agah, K.F. MacDorman, T. Maeda, S. Tachi // Neurocomputing. – 2001. – № 38–40. – P. 797-805.
15. D’Emilia G. Use of neural networks for quick and accurate autotuning of PID controller / G. D’Emilia, A. Marrab, E. Natalea // Robotics and Computer-Integrated Manufacturing. – 2007. – Vol. 23. – P. 170-179.
16. Chang W.D. A multivariable on-line adaptive PID controller using auto-tuning neurons / W.D. Chang, R.C. Hwang, J.G. Hsiehc // Engineering Applications of Artificial Intelligence. – 2003. – Vol. 16, Issue 1. – P. 57-63.
17. Krishnakumar K. An Adaptive Critic Approach to Reference Model Adaptation / K. Krishnakumar, G. Limes, K. Gundy-Burlet, D. Bryant // Proceedings of 2003 AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference, August 11–14, Austin, USA. – P. 5790-5801.
18. Venelinov Topalov A. Online learning in adaptive neurocontrol schemes with a sliding mode algorithm / A. Venelinov Topalov, O. Kaynak // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics. – 2001. – V. 31. – I. 3. – P. 445-450.
19. Чернодуб А.Н. Обучение нейроэмуляторов с использованием псевдорегуляризации для метода нейруправления с эталонной моделью / А.Н. Чернодуб // Искусственный Интеллект. – 2012. – No. 4. – С. 602-614.
20. Li Y. Neuro-controller design for nonlinear fighter aircraft maneuver using fully tuned RBF networks / Y. Li, N. Sundararajan, P. Saratchandran // Automatica. – 2001. – Vol. 37, № 8. – P. 1293-1301.
21. Gundy-Burlet K. Augmentation of an Intelligent Flight Control System for a Simulated C-17 Aircraft / K. Gundy-Burlet, K. Krishnakumar, G. Limes, D. Bryant // J. of Aerospace Computing, Information, and Communication. – 2004. – Vol. 1, № 12. – P. 526-542.
22. Кондратьев А.И. Нейросетевое адаптивное отказоустойчивое управление движением маневренного самолета / А.И. Кондратьев, Ю.В. Тюменцев // XII Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика – 2010»: Часть 2. – М.: НИЯУ МИФИ, 2010. – С. 262-273.
23. Никифорова Л.Н. Нейрокомпьютеры в управлении вертолетами / Л.Н. Никифорова, Э.А. Петросян, Г.В. Якеменко // Искусственный интеллект. – 2000. – № 3. – С. 290-298.
24. Купін А.І. Інтелектуальна ідентифікація та керування в умовах процесів збагачувальної технології / А.І. Купін. – Кривий Ріг: КТУ, 2008. – 204 с.
25. Gu D. Neural Predictive Control for a Car-like Mobile Robot / D. Gu, H. Hu // International Journal of Robotics and Autonomous Systems. – 2002. – Vol. 39 (2), May. – P. 73-86.
26. Danil V. Prokhorov. Toyota Prius HEV Neurocontrol and Diagnostics / Prokhorov Danil V. // Neural Networks. – 2008. – № 21. – P. 458-465.
27. Змеу К.В. Безмодельное прогнозирующее инверсное нейруправление с регенерируемым эталонным переходным процессом / К.В. Змеу, Н.А. Марков, И.А. Шипитько, Б.С. Ноткин // Интеллектуальные системы. – 2009. – № 3. – С. 109-117.
28. Кузнецов Б.І. Нейромережева система наведення і стабілізації з регулятором на основі еталонної моделі Model Reference Controller / Б.І. Кузнецов, Т.Ю. Василець, О.О. Варфоломійєв // Електротехніка і електромеханіка. – 2015. – №4. – С. 35-39.
29. Дзюба Д.А. Применение метода контролируемого возмущения для модификации нейроконтроллеров в реальном времени / Д.А. Дзюба, А.Н. Чернодуб // Математические Машины и Системы. – 2010. – № 4. – С. 20-28.

## References

1. Haykin, S. (2006), “*Neyronnyie seti: polnyiy kurs*” [Neural networks: a comprehensive foundation], Vilyams, Moscow, 1104 p.
2. Bodyanskiy, E.V. and Rudenko, O.G. (2004), “*Iskusstvennyie neyronnyie seti: arhitekturyi, obuchenie, primeneniya*”, [Artificial neural networks: architecture, training, applications], Teleteh, Kharkiv, 264 p.
3. Kallan, R. (2017), “*Neyronnyie seti. Kratkiy spravochnik. The essence of neural networks*”, [Neural networks. Quick reference. The essence of neural networks], Vilyams, Moscow, 288 p.
4. Terehov, V.A., Efimov, D.V. and Tyukin, I.Yu. (2002), “*Neyrosetevyie sistemyi upravleniya*”, [Neural network control systems], IPRZhR, Moscow, 480 p.
5. Dias, F.M. and Mota, A.M. (2001), Comparison between Different Control Strategies using Neural Networks, *9th Mediterranean Conference on Control and Automation*, Dubrovnik, Croatia.
6. Omatu, S., Halid, M. and Yusof, R. (2000), “*Neyroupravlenie i ego prilozheniya*”, [Neuropravlenie and its applications], IPRZhR, Moscow, 272 p.
7. Pupkov, K.A. and Egupov, N.D. (2001), “*Metodyi robastnogo, neuro-nechetkogo i adaptivnogo upravleniya: Uchebnik*”, [Methods of robust, neuro-fuzzy and adaptive control: A Textbook], MGTU im. N.E. Bauman, Moscow, 744 p.
8. Rossiter, J.A. (2003), *Model-based Predictive Control: a Practical Approach*, CRC Press, 318 c.

9. Shuzhi Sam Ge, Chenguang Yang and Tong Heng Lee (2008), Adaptive Predictive Control Using Neural Network for a Class of Pure-Feedback Systems in Discrete Time, *Neural Networks, IEEE Transactions*, Sept. 2008, pp. 1599-1614.
10. Lendaris, G.G. (2009), A Retrospective on Adaptive Dynamic Programming for Control, *Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks*, June 14-19, 2009, Atlanta, USA, pp. 1750-1757.
11. Venayagamoorthy, G.K., Harley, R.G. and Wunsch, D.C. (2003), Implementation of Adaptive Criticbased Neurocontrollers for Turbogenerators in a Multimachine Power System, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 14, Issue 5, pp. 1047-1064.
12. Redko, V.G. and Prohorov, D.V. (2004), "Neyrosetevnye adaptivnyie kritiki", [Neural network adaptive critics], *VI All-Russian Scientific and Technical Conference "Neuroinformatics-2004", Collection of scientific papers*, Part 2, MIFI, Moscow, pp. 77-84.
13. Ferrari, S., Stengel, R.F., Si, J., Barto, A., Powell, W. and Wunsch, D. (2004), Model-Based Adaptive Critic Designs, *Handbook of Learning and Approximated Dynamic Programming*, John Wiley & Sons, Inc., New York, pp. 65-95.
14. Oyama, E., Agah, A., MacDorman, K.F., Maeda, T. and Tachi, S. (2001), A Modular Neural Network Architecture for Inverse Kinematics Model Learning, *Neurocomputing*, No. 38, pp. 797-805.
15. D'Emilia, G., Marrab, A. and Natalea, E. (2007), Use of neural networks for quick and accurate autotuning of PID controller, *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, Vol. 23, pp. 170-179.
16. Chang, W.D., Hwang, R.C. and Hsieh, J.G. (2003), A multivariable on-line adaptive PID controller using auto-tuning neurons, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 16, Issue 1, pp. 57-63.
17. Krishnakumar, K., Limes, G., Gundy-Burlet, K. and Bryant, D. (2003), An Adaptive Critic Approach to Reference Model Adaptation, *Proceedings of 2003 AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference*, August 11-14, Austin, USA, pp. 5790-5801.
18. Venelinov Topalov, A. and Kaynak, O. (2001), Online learning in adaptive neurocontrol schemes with a sliding mode algorithm, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, Vol. 31, pp. 445-450.
19. Chernodub, A.N. (2012), "Obuchenie neyroemulyatorov s ispolzovaniem psevdoregulyarizatsii dlya metoda neyroupravleniya s etalonnoy modelyu", [Training of neuromusers using pseudoregularization for the method of neural control with a reference model], *Artificial Intelligence*, No. 4, pp. 602-614.
20. Li, Y., Sundararajan, N. and Saratchandran, P. (2001), Neuro-controller design for nonlinear fighter aircraft maneuver using fully tuned RBF networks, *Automatica*, Vol. 37, No. 8, pp. 1293-1301.
21. Gundy-Burlet, K., Krishnakumar, K., Limes, G. and Bryant, D. (2004), Augmentation of an Intelligent Flight Control System for a Simulated C-17 Aircraft, *J. of Aerospace Computing, Information, and Communication*, Vol. 1, No. 12, pp. 526-542.
22. Kondratev, A.I. and Tyumentsev, Yu.V. (2010), "Neyrosetevoe adaptivnoe otkazoustoychivo upravlenie dvizheniem manevrennogo samoleta", [Neural network adaptive fault-tolerant control of the movement of a maneuverable aircraft], *XII All-Russian Scientific and Technical Conference "Neuroinformatics – 2010"*, Part 2, NIYaU MIFI, Moscow, pp. 262-273.
23. Nikiforova, L.N., Petrosyan, E.A. and Yakemenko, G.V. (2000), "Neyrokompyuteryi v upravlenii vertoletami", [Neurocomputers in helicopter control], *Artificial Intelligence*, No. 3, pp. 290-298.
24. Kupin, A.I. (2008), "Intelektualna Identifikatsiya ta keruvannya v umovah protsesiv zbagachuvalnoyi tehnologiyi", [Intelligent identification and control in the processes of enrichment technology], KTU, Krivoy Rog, 204 p.
25. Gu, D. and Hu, H. (2002), Neural Predictive Control for a Car-like Mobile Robot, *International Journal of Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 39 (2), pp. 73-86.
26. Prokhorov, Danil V. (2008), Toyota Prius HEV Neurocontrol and Diagnostics, *Neural Networks*, No. 21, pp. 458-465.
27. Zmeu, K.V., Markov, N.A., Shipitko, I.A. and Notkin, B.S. (2009), "Bezmodelnoe prognoziryushee inversnoe neyro-upravlenie s regeneriruemym etalonnym perehodnym protsessom", [A modelless predictive inverse neuropravlennye with a regenerated reference transient process], *Intelligent Systems*, No. 3, pp. 109-117.
28. Kuznetsov, B.I., Vasilets, T.Yu., Varfolomiev, O.O. (2015), "Neyromerezheva sistema navedennya i stabilizatsiyi z regulyatorom na osnovi etalonnoy modeli", [Neural network aiming and stabilization system with the reference model controller], *Electrical engineering and electromechanics*, No. 4, pp. 35-39.
29. Dzyuba, D.A. and Chernodub, A.N. (2010), "Primenenie metoda kontroliruemogo vozmuscheniya dlya modifikatsii neyrokontrollerov v realnom vremeni", [The application of the controlled disturbance method for the modification of real time neural controllers], *Mathematical machines and systems*, No. 4, pp. 20-28.

Надійшла до редколегії 6.02.2018

Схвалена до друку 20.03.2018

#### Відомості про авторів:

##### Василець Тетяна Юхимівна

кандидат технічних наук, доцент  
доцент Української інженерно-педагогічної  
академії,  
Харків, Україна  
<https://orcid.org/0000-0002-2148-8645>  
e-mail: tatyana.vasilets@gmail.com

#### Information about the authors:

##### Tetiana Vasylets

Candidate of Technical Sciences Associate Professor  
Associate Professor of Ukrainian Engineering  
Pedagogics Academy,  
Kharkiv, Ukraine  
<https://orcid.org/0000-0002-2148-8645>  
e-mail: tatyana.vasilets@gmail.com



**Варфоломів Олексій Олексійович**

кандидат технічних наук PhD математичних наук  
ад'юнкт-професор  
Технологічного інституту Нью-Джерсі,  
Нью-Джерсі, США  
<https://orcid.org/orcid.org/0000-0001-7110-0760>  
e-mail: alexey.varfolomeyev@gmail.com

**Ищенко Вікторія Сергіївна**

студент-магістрант Української  
інженерно-педагогічної академії,  
Харків, Україна  
<https://orcid.org/0000-0002-6467-9564>  
e-mail: vviikkttoorryyaa1994@gmail.com

**Ковальчук Сергій Леонідович**

студент-магістрант  
Української інженерно-педагогічної академії,  
Харків, Україна  
<https://orcid.org/0000-0003-4937-6909>  
e-mail: cocosas12@gmail.com

**Сула Олексій Олександрович**

студент-магістрант  
Української інженерно-педагогічної академії,  
Харків, Україна  
<https://orcid.org/0000-0001-9520-3385>  
e-mail: Lastblood1994@mail.ru

**Oleksiy Varfolomiyev**

Candidate of Technical Sciences PhD Mathematical  
Sciences Adjunct Professor  
of Technological Institute of New Jersey,  
New Jersey, USA  
<https://orcid.org/orcid.org/0000-0001-7110-0760>  
e-mail: alexey.varfolomeyev@gmail.com

**Viktoriya Ishchenko**

Graduate Student of Ukrainian Engineering  
Pedagogics Academy,  
Kharkiv, Ukraine  
<https://orcid.org/0000-0002-6467-9564>  
e-mail: vviikkttoorryyaa1994@gmail.com

**Serhii Kovalchuk**

Graduate Student of Ukrainian Engineering  
Pedagogics Academy,  
Kharkiv, Ukraine  
<https://orcid.org/0000-0003-4937-6909>  
e-mail: cocosas12@gmail.com

**Oleksiy Susla**

Graduate Student of Ukrainian Engineering  
Pedagogics Academy,  
Kharkiv, Ukraine  
<https://orcid.org/0000-0001-9520-3385>  
e-mail: Lastblood1994@mail.ru

**НЕЙРОСЕТЕВОЕ УПРАВЛЕНИЕ ЭЛЕКТРОМЕХАНИЧЕСКОЙ СИСТЕМОЙ  
С УПРУГИМИ СВЯЗЯМИ В КИНЕМАТИЧЕСКИХ ПЕРЕДАЧАХ**

Т.Е.Василец, А.А. Варфоломеев, В.С. Ищенко, С.Л. Ковальчук, А.А. Сула

*Разработана математическая модель двухмассовой системы управления электроприводом генератор-двигатель, которая имеет структуру с суммирующим усилителем. Путём моделирования системы установлено, что в переходных режимах имеют место значительные колебания основных координат системы. Для обеспечения желаемых динамических характеристик двухмассовой системы обосновано применение нейросетевых технологий управления. Разработана структурная схема нейросетевой системы. В качестве нейрорегулятора выбран регулятор с предсказанием NN Predictive Controller, содержащийся в пакете прикладных программ Neural Network Toolbox системы MATLAB. Проведено моделирование нейросетевой системы. В результате анализа результатов моделирования установлено, что нейросетевая система обеспечивает высокое качество регулирования.*

**Ключевые слова:** нейросетевые технологии, нейросетевая система управления, двухмассовая электромеханическая система, система с суммирующим усилителем, нейрорегулятор с предсказанием NN Predictive Controller.

**NEURAL NETWORK CONTROL OF THE ELECTRO-MECHANICAL SYSTEM  
WITH ELASTIC CONSTRAINTS IN KINEMATIC TRANSMISSIONS**

T. Vasylets, O. Varfolomiyev, V. Ishchenko, S. Kovalchuk, O. Susla

*Performed synthesis and research of the operation performance indicators for the electromechanical system's neural network control, accounting for the finite stiffness of the kinematic chain elements.*

*Developed mathematical model of a two-mass control system for the generator-motor electric drive, which has a structure with a summing amplifier where reference signal and feedback signals are summed at the input. The system has velocity feedback, flexible current feedback and current feedback with cutoff.*

*Two-mass system is modelled in MATLAB. It's found that in the transient modes there are significant fluctuations in the basis coordinates of the system, which negatively affects the mechanism operation, increasing the load on the system elements in transient modes and affecting the distance accuracy of the specified displacements.*

*Justified application of the neural network control to provide the target dynamic characteristics of a two-mass system. Structural scheme of the neural network system is developed. For the neuro-control the NN Predictive Controller from the MATLAB Neural Network Toolbox is used to efficiently implement generalized predictive control using a multilayered feed-forward neural network as a control object model.*

*To determine the performance indicators of the neural network control, the system was simulated using a scheme developed in MATLAB Simulink package. As a result of the simulation analysis it is established that the neural network system provides high control quality.*

*Based on the obtained results it is concluded that the use of neural network technology in the design of modern control systems is a promising direction of research and requires further development.*

**Keywords:** neural network technology, neural network control, two-mass electromechanical system, summation amplifier system, neural regulator with foresight NN Predictive Controller.