

Обробка інформації в складних технічних системах

УДК 658.5.011.56

DOI: 10.30748/soi.2018.153.01

Т.Ю. Василюк¹, О.О. Варфоломійєв², В.С. Іщенко¹, С.Л. Ковальчук¹, О.О. Суслик¹

¹ Українська інженерно-педагогічна академія, Харків

² Технологічний інститут, Нью Джерсі, США

СИНТЕЗ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО РЕГУЛЯТОРА ДЛЯ ЕЛЕКТРОМЕХАНІЧНОЇ СИСТЕМИ З ПРУЖНИМИ ЗВ'ЯЗКАМИ В КІНЕМАТИЧНИХ ПЕРЕДАЧАХ

Виконано синтез нейрорегулятора з передбаченням *NN Predictive Controller* для рішення задачі управління електромеханічною системою з урахуванням пружності механічних зв'язків. Наведено порядок синтезу нейрорегулятора для заданого об'єкту управління з використанням пакету прикладних програм *Neural Network Toolbox* системи *MATLAB*. Встановлено, які параметри нейрорегулятора суттєво впливають на якість регулювання і визначені оптимальні значення параметрів. Виконано моделювання нейромережевої системи. Показано, що синтезований нейрорегулятор забезпечує високі динамічні характеристики системи з пружними зв'язками в кінематичних передачах.

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

Вступ

Постановка проблеми. Технічний прогрес, що розвивається стрімкими темпами, вимагає пошуку нових рішень в задачах управління промисловими установками. Традиційні стратегії управління, наприклад, найбільш поширені замкнені системи управління з ПД-регуляторами, не завжди здатні забезпечити високу якість управління складними динамічними об'єктами. Одним з найбільш перспективних напрямків є застосування нейромережевих технологій в задачах управління. За останні десятиліття даний напрямок отримав значний розвиток.

Аналіз останніх досягнень і публікацій. Сучасні системи управління складними динамічними об'єктами повинні ефективно пристосовуватися до зміни умов функціонування за рахунок швидкого корегування параметрів і структури використовуваних законів управління. Задовольнити цим вимогам дозволяє апарат теорії адаптивного управління [1–2]. Одним з ефективних підходів до реалізації концепцій адаптивного управління є підхід, заснований на методах і засобах нейромережевого моделювання та управління [3–4]. Існуючі в даний час нейромережеві засоби дають можливість вирішувати завдання ідентифікації і управління як в ході проектування систем (зі збереженням потім незмінними отриманих алгоритмів управління), так і безпосередньо в процесі функціонування системи. Для вирішення завдань управління найбільшого поширення набули багато-

шарові мережі перцептронного типу, включаючи їх варіанти з зворотними зв'язками і з лініями затримки на входах за вхідними і вихідними сигналами [5]. Застосування динамічних варіантів методів навчання мереж розглянутого класу дає можливість створювати адаптивні системи управління, які дозволяють забезпечити ефективну експлуатацію складних систем в умовах різноманітних невизначеностей.

В даний час розроблено ряд методів нейромережевого управління, викладених в роботах [6–20]. Отримано багато прикладів успішно працюючих нейромережевих систем управління: літаком [21–23], вертольотом [24], гірничозбагачувальним процесом [25], автомобілем-роботом [26], гібридним двигуном автомобіля [26], електропіччю [6], турбогенератором [12], зварювальним апаратом [16], пневмоциліндром [28], об'єктом спеціального призначення [29], моделлю перевернутого маятника [30] і інших.

Ці роботи наочно ілюструють ефективність застосування нейромережевих методів управління нелінійними динамічними об'єктами в складних умовах функціонування.

Застосування методу нейромережевого управління з прогнозом, який в даний час вважається найбільш ефективним, розглядається в наступних розділах на прикладі задачі управління двомасовою електромеханічною системою з урахуванням пружності механічних зв'язків.

Мета статті. Метою роботи є синтез нейрорегулятора з прогнозом NN Predictive Controller, реалізованого в системі MATLAB, для рішення задачі управління електромеханічною системою з пружними зв'язками в кінематичних передачах.

1. Принцип побудови нейрорегулятора NN Predictive Controller

Синтез нейрорегулятора для електромеханічної системи з пружними зв'язками виконано з використанням пакет прикладних програм Neural Network Toolbox системи MATLAB. Динамічні моделі систем управління з нейромережевими регуляторами розміщені в спеціальному розділі Control Systems набору блоків Neural Network Blockset. У MATLAB реалізовані три нейрорегулятори: регулятор на основі моделі авторегресії зі змінним середнім – NARMA-L2 Controller, регулятор на основі еталонної моделі – Model Reference Controller і регулятора з прогнозом NN Predictive Controller. При управлінні на основі моделі авторегресії зі змінним середнім регулятор являє собою досить просту реконструкцію нейромережевої моделі керованого об'єкта, отриманої на етапі автономної ідентифікації. Регулятор NARMA-L2 Controller вимагає найменшого обсягу обчислень. Недолік методу полягає в тому, що модель об'єкта повинна бути задана в канонічній формі простору стану, якій відповідає супроводжуюча матриця, що може призводити до обчислювальних погрешностей.

При управлінні на основі еталонної моделі регулятор – це нейронна мережа, яка навчена управляти об'єктом так, щоб він відстежував поведінку еталонної моделі. При цьому модель керованого об'єкта активно використовується при налаштуванні параметрів самого регулятора. При побудові нейрорегулятора Model Reference Controller спочатку виконується ідентифікація об'єкта управління, а потім проводиться синтез закону управління. Необхідний обсяг обчислень для цього регулятора можна порівняти з попереднім. Однак архітектура регулятора з еталонною моделлю вимагає навчання нейронної мережі об'єкта управління і нейронної мережі регулятора. При цьому навчання регулятора виявляється достатньо складним, оскільки засноване на динамічному варіанті методу зворотного розповсюдження помилки.

Регулятор з прогнозом NN Predictive Controller використовує модель об'єкта управління у вигляді нейронної мережі для того, щоб передбачати його майбутню поведінку. Алгоритм оптимізації обчислює управляючі сигнали, які мінімізують різницю між бажаними і дійсними змінами сигналу на виході моделі і таким чином оптимізує поведінку об'єкта на заданому інтервалі часу. Побудова моделі об'єкта управління виконується автономно з використанням

нейронної мережі, регулятор навчається в груповому режимі з використанням одного з алгоритмів навчання. Регулятор вимагає значного обсягу обчислень, оскільки для розрахунку оптимального закону управління оптимізація виконується на кожному такті управління.

Як показали дослідження, ні за яких параметрів нейрорегуляторів NARMA-L2 Controller і Model Reference Controller не вдалося отримати задовільні динамічні характеристики системи, що розглядається в даній роботі. Ефективним є регулятор з прогнозом NN Predictive Controller, тому розглянемо його більш детально.

Проектування нейрорегулятора складається з двох етапів: етап ідентифікації об'єкта управління нейрорегулятора і етапу синтезу закону управління. На етапі ідентифікації розробляється модель об'єкта у вигляді нейронної мережі, яка на етапі синтезу використовується для синтезу регулятора.

Схема підсистеми ідентифікації показана на рис. 1. Вона включає модель об'єкта управління у вигляді нейронної мережі, яка повинна бути навчена в автономному режимі так, щоб мінімізувати помилку між реакціями об'єкта і моделі $e = y - y_n$ на послідовність пробних сигналів u .

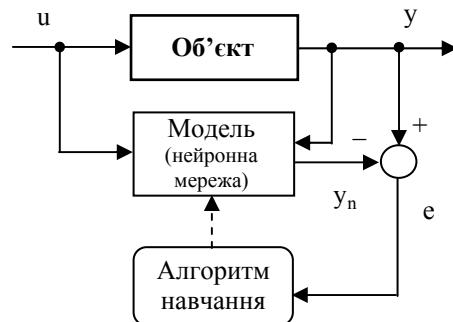


Рис. 1. Схема підсистеми ідентифікації

У даній реалізації алгоритму нейронна мережа повинна бути налаштована для моделювання входу / виходу об'єкта регулювання. Для цієї мети доцільно використовувати нейронну мережу типу багаторівневого перцептрон (БП), яка відрізняється універсальністю при моделюванні різних об'єктів регулювання. БП в даний час – найбільш повно теоретично досліджена мережа. Існуючі теореми стверджують, що БП за умови достатньої кількості нейронів може відображати практично будь-які взаємозв'язки. Нейронна мережа регулятора об'єкта управління представлена на рис. 2. Вона має 2 шари нейронів і використовує лінії затримки (ЛЗ), щоб запам'ятати попередні значення входів і виходів об'єкта з метою передбачити майбутнє значення виходу. Функція активації нейронів прихованого шару – гіперболічна тангенціальна функція, вихідного нейрона – лінійна.

Налаштування параметрів цієї мережі виконується автономно методом групового навчання, ви-

користовуючи дані, отримані при випробуваннях реального об'єкта. Для навчання мережі може бути використаний будь-який з навчальних алгоритмів для нейронних мереж. У даній роботі використаний алгоритм Левенберга-Марквардта, який є одним з найбільш ефективних. Даний метод має найшвидшу збіжність і забезпечує високу точність навчання. У ППП Neural Network Toolbox даний алгоритм реалізований у вигляді М-функції trainlm.

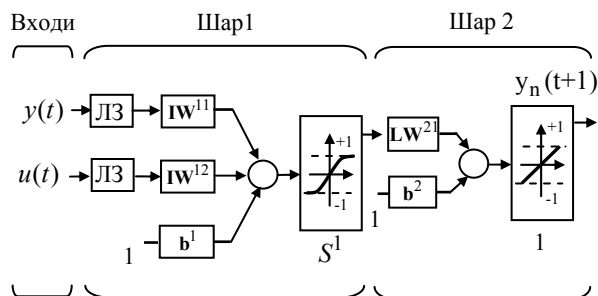


Рис. 2. Нейронна мережа регулятора керованого об'єкта

Як зазначалося, управління з прогнозом використовує принцип горизонту, що віддаляється, коли нейромережева модель керованого об'єкта передбачає реакцію об'єкта на певному інтервалі часу в майбутньому. Передбачення використовується програмою чисельної оптимізації для того, щоб обчислити управляючий сигнал, який мінімізує критерій якості

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} [y_r(t+j) - y_m(t+j)]^2 + \rho \sum_{j=1}^{N_4} [u'(t+j-1) - u'(t+j-2)]^2,$$

де константи N_1 , N_2 і N_4 задають межі, всередині яких обчислюються помилки стеження і потужність керуючого сигналу. Змінна u' описує пробний керуючий сигнал; y_r – очікувана, а y_m – дійсна реакція моделі системи, що розглядається. Величина ρ визначає внесок, який вносить потужність управління в критерій якості.

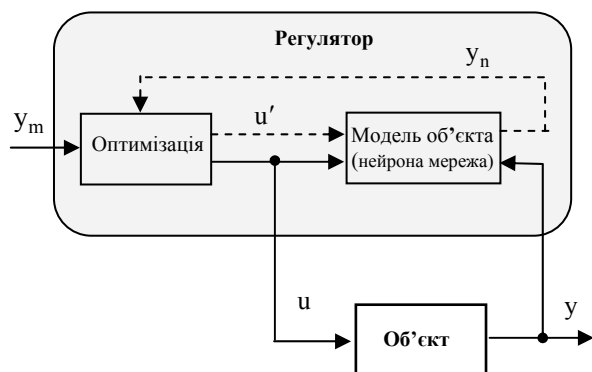


Рис. 3. Структурна схема системи з регулятором, що використовує принцип передбачення

Структурна схема на рис. 3 ілюструє процес управління з прогнозом. Регулятор складається з нейромережевої моделі керованого об'єкта і блоку

оптимізації. Блок оптимізації визначає значення, які мінімізують критерій якості управління, а відповідний керуючий сигнал управляє процесом.

2. Схема моделі нейромережевої системи управління

При синтезі нейрорегулятора NN Predictive Controller використовуються файли, розміщені в каталозі toolbox/nnet/ncontrol системи Simulink, які можна розбити на три групи: функції одновимірної оптимізації, моделі Simulink, допоміжні функції: Sfunxy2 – функція для виведення графіків; Nncontrolutil – підтримка, що забезпечує можливість звернення до приватних функцій з системи Simulink; Nnident.m – функція, використовувана при ідентифікації об'єкта, знаходиться в каталозі private і забезпечує графічний інтерфейс користувача, генерацію навчальної вибірки, створення і тренування мережі.

На рис. 4 показана структурна схема запропонованої нейромережевої системи управління двомасовою електромеханічною системою, розроблена в Simulink. Ця структура включає блок керованого об'єкта (Subsystem) і блок регулятора NN Predictive Controller, а також блоки генерації еталонного ступінчатого сигналу з випадковою амплітудою Random Reference, блок побудови графіків.

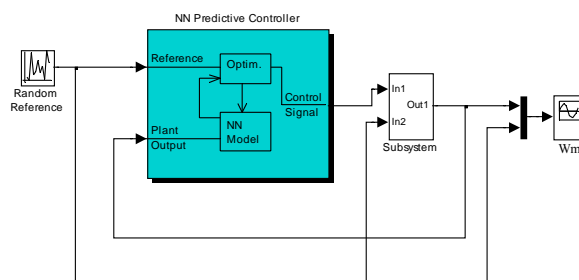


Рис. 4. Схема моделі системи управління з нейрорегулятором NN Predictive Controller

Схема моделі об'єкта управління приведена на рис. 5. Схема складена відповідно до рівнянь динаміки двомасової системи регулювання швидкості, що має структуру з підсумовуючим підсилювачем, на вході якого підсумовуються сигнали завдання і сигнали зворотних зв'язків. В системі реалізовані наступні зворотні зв'язки: жорсткий зворотний зв'язок за швидкістю, гнучкий зворотний зв'язок по струму і зворотний зв'язок по струму з відсіченням. На схемі моделі рис. 5 не враховано зворотний зв'язок по струму з відсіченням, оскільки він не бере участь в робочих режимах.

У якості привідного двигуна застосовано двигун постійного струму незалежного збудження. Якірна обмотка живиться від генератора постійного струму. Для живлення обмотки збудження генератора використовується тиристорний збудник.

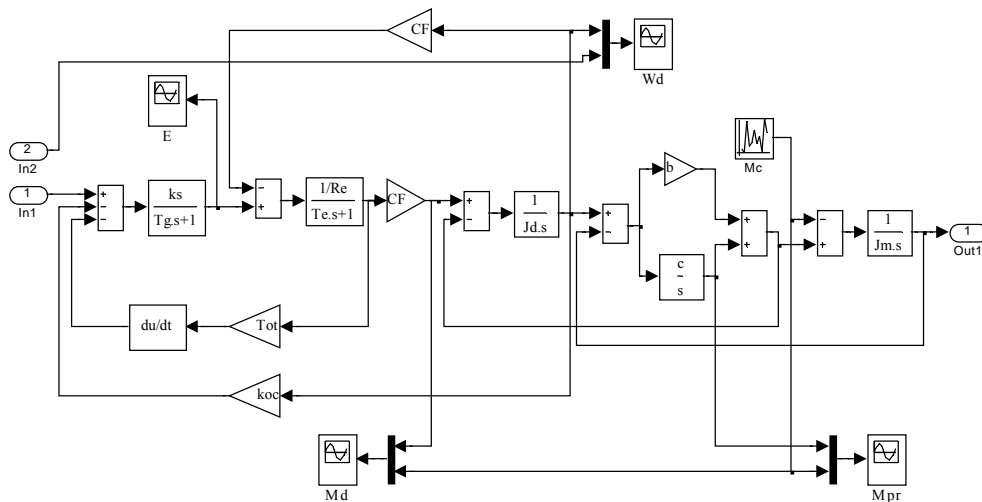


Рис. 5. Схема моделі об'єкту управління (Subsystem)

3. Визначення параметрів нейрорегулятора NN Predictive Controller

Процес синтезу нейрорегулятора починається шляхом активізації блоку NN Predictive Controller. З'являється вікно, показане на рис. 6. Воно виконує функції графічного інтерфейсу користувача. За допомогою цього вікна встановлюються такі параметри: верхня межа підсумовування показнику якості N_2 (нижня межа N_1 фіксована і дорівнює 1); верхня межа підсумовування при оцінці потужності управління N_u ; коефіцієнт ваги для потужності управління ρ ; параметр одновимірного пошуку α , який задає поріг зменшення показника якості; процедура одновимірного пошуку Minimization Routine; число ітерацій на 1 такт дискретності Iterations Per Sample Time.

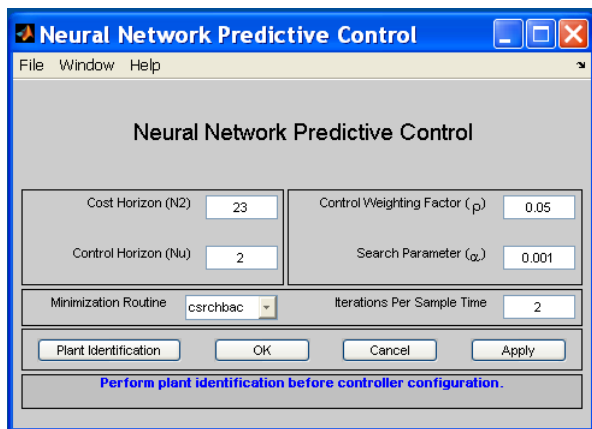


Рис. 6. Вікно завдання параметрів регулятора

Перед завданням цих параметрів виконується ідентифікація об'єкту управління за допомогою спеціальної процедури Plant Identification, яка запуска-

ється шляхом активізації відповідної опції (рис. 6). Вид вікна Plant Identification проведений на рис. 7.

Процедура ідентифікації дозволяє побудувати нейронну мережу, яка моделюватиме динаміку об'єкту управління і використовується S-функцією predort для обчислення оптимального сигналу управління на об'єкт.

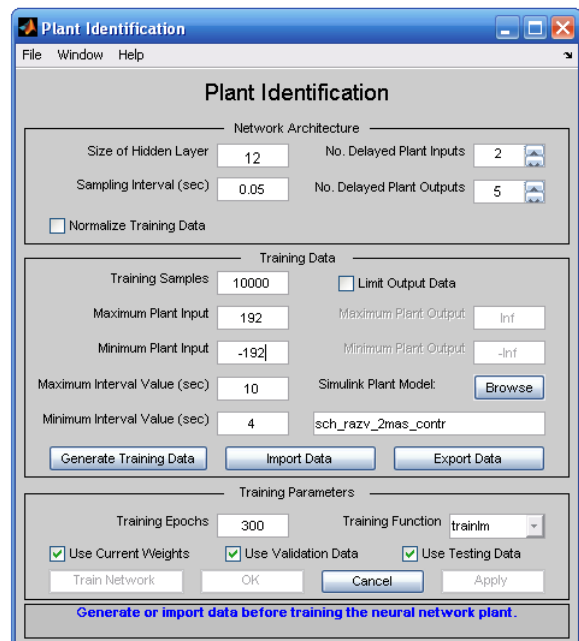


Рис. 7. Вікно ідентифікації об'єкту управління

За допомогою вікна Plant Identification задаються наступні параметри.

Параметри архітектури: розмір прихованого шару S , який відповідає кількості використовуваних нейронів; такт дискретності в секундах Δt , що визначає інтервал між двома послідовними моментами знімання даних; кількість елементів запізнювання на вході моделі N_i ; кількість елементів запізнювання на виході моделі N_j ; Normalize Training

Data – завдання нормування навчальних даних до діапазону [0 1].

Параметри навчальної послідовності: довжина навчальної вибірки N_b (кількість точок знімання інформації); максимальне значення вхідного сигналу; мінімальне значення вхідного сигналу; максимальний інтервал ідентифікації в секундах t_{max} ; мінімальний інтервал ідентифікації в секундах t_{min} . Вибір параметра Limit Output Data дозволяє обмежити вихідні дані: Maximum Plant Output і Minimum Plant Output. Опція Simulink Plant Model завдає модель Simulink з вказівкою вхідних і вихідних портів, використовуваних при побудові нейронмережевої моделі об'єкту управління. За допомогою кнопки Browser вибирається необхідна модель з числа доступних; в даній роботі це схема моделі системи, показана на рис. 5.

Параметри навчання: кількість циклів навчання Training Epochs; завдання навчальної функції Training Function; параметр Use Current Weights підтверджує використання поточних вагів нейронної мережі; параметри Use Validation/Testing Training дозволяють використовувати 25% даних з навчальної послідовності для формування контрольної і тестової підмножин відповідно.

При виборі процедури Generate Training Data розпочинається робота програма генерації навчальної послідовності. Програма генерує навчальні дані шляхом дії ряду випадкових ступінчастих сигналів на модель Simulink об'єкту управління. Графіки вхідного і вихідного сигналів об'єкту управління виводиться на екран (рис. 8). Після закінчення генерації навчальної послідовності можна прийняти дані, що згенерували (Accept Data), або відмовитися від них (Reject Data).

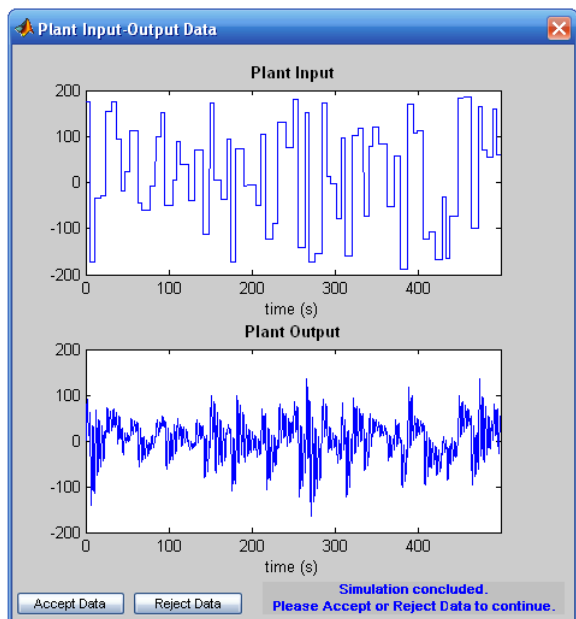


Рис. 8. Графіки вхідного і вихідного сигналів при генерації навчальної послідовності

Якщо приймаються дані, програма повертає до дещо зміненого вікна Plant Identification, в якому тепер частина опцій недоступна, а кнопка Generate Training Data замінена на кнопку Erase Generate Data, що дозволяє видалити дані, що згенерували.

Після натиснення на кнопку Train Network відбувається створення мережі з прямою передачею сигналу за допомогою M-функції newff. Дана функція не тільки створює мережу з ім'ям netn, але і ініціалізує її ваги і зсуви і готує нейронну мережу до навчання. Модель нейронної мережі може бути побудована в системі Simulink за допомогою оператора gensim(netn). При завданні цього параметра в окремому вікні з'являється перший елемент нейронної мережі. Кожен подальший елемент відображається в окремому вікні при активізації попереднього подвійним клацанням миші. З цих елементів в системі Simulink може бути побудована схема мережі, показана на рис. 9.

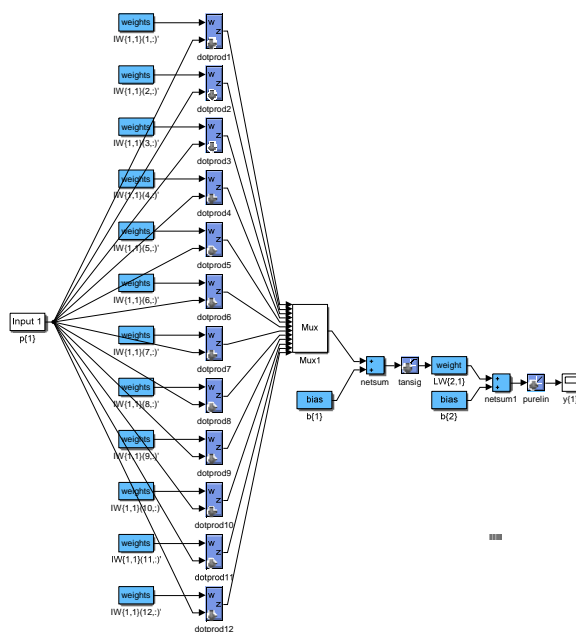


Рис. 9. Модель статичної мережі з прямою передачею сигналу, побудована в Simulink

Дана мережа є статичною (статична мережа характеризується тим, що в її складі немає елементів запізнювання і зворотних зв'язків). Мережа має 2 шари з 12 нейронами в першому (прихованому) шарі і 1 нейроном в другому (вихідному) шарі. Використовує 1 вектор входу з 7 елементами (оскільки у вікні рис. 7 задано кількість елементів запізнювання на вході моделі $N_i=2$ і кількість елементів запізнювання на виході моделі $N_j=5$). Функції активації: гіперболічного тангенса (tansig) – в першому шарі, лінійна (purelin) – в другому шарі.

Після створення мережі виконується її навчання. Навчання здійснюється з використанням функції trainlm, що відповідає алгоритму Левенберга-Марквардта. Динаміка зміни помилки навчання, а

також перевірки на контрольній і текстовій множині відображаються у вікні, зображеному на рис. 10.

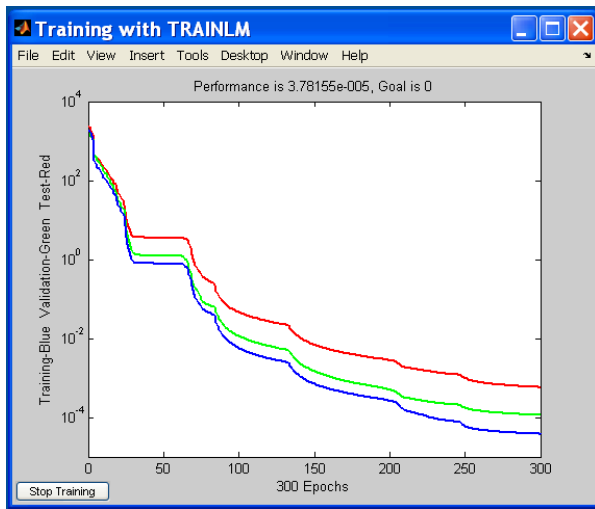


Рис. 10. Вікно контролю процесу навчання

Після завершення навчання результати відображаються на графіках, як це показано на рис. 11.

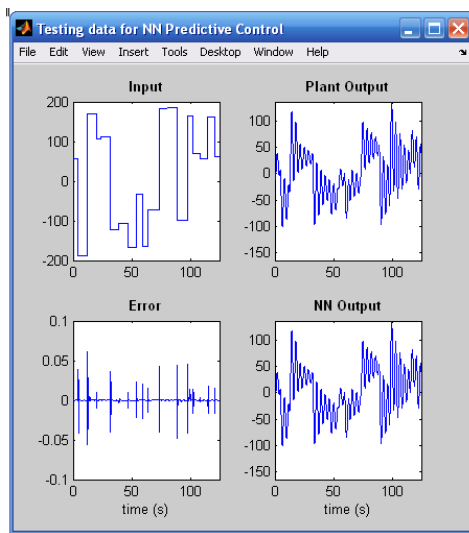


Рис. 11. Результати тренування мережі

Далі М-функція `Nnident` виконує побудову динамічної мережі `netn2` із заданим числом затримок по входу і виходу моделі, не змінюючи при цьому отримані значення вагів і зміщень нейронів шарів. Модель динамічної нейронної мережі, приведена на рис. 12, побудована в системі Simulink за допомогою оператора `gensim(netn2)` аналогічно моделі статичної мережі.

Після завершення побудови нейромережевої моделі об'єкту управління відбувається повернення до вікна `Neural Network Predictive Controller` (рис. 6) і всі параметри регулятора вводяться в блок `NN Predictive controller` системи Simulink. Структурна схема нейрорегулятора, побудована в Simulink, показана на рис. 13. Елементи матриць вагів $IW\{1,1\}$ і $LW\{1,2\}$ динамічній мережі `netn2` складені з відпо-

відних елементів матриці вагів $IW\{1,1\}$ статичної мережі `netn`.

Блоки `Matrix Gain` і `Matrix Gain 1` відповідають матрицям вагів $IW\{1,1\}$ і $LW\{1,2\}$. Блоки `Constant (B1)` `Constant1 (B2)` відносяться до зміщень нейронів першого і другого шарів. Елементи затримок моделюються за допомогою блоків `Discrete State Space 1` і `Discrete State Space 2`.

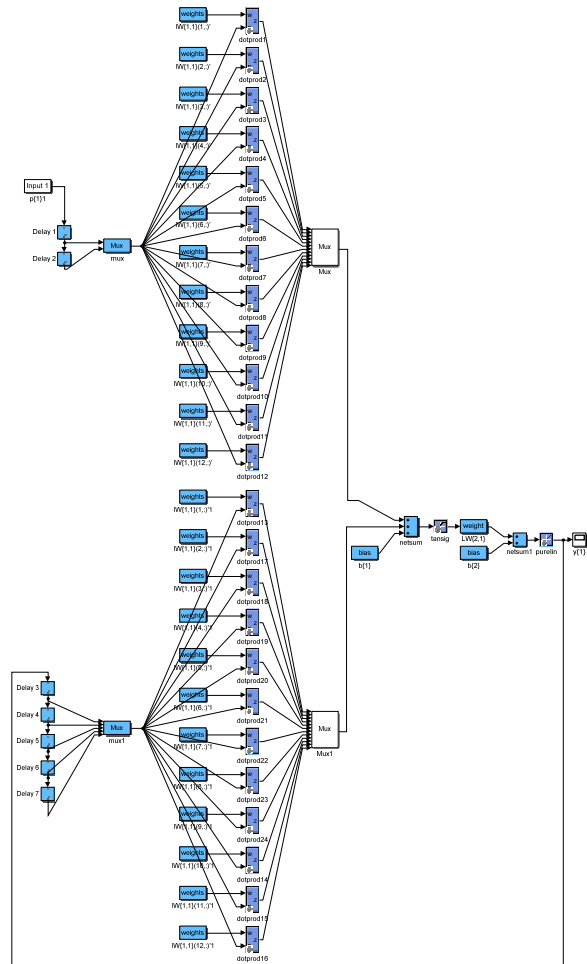


Рис. 12. Модель динамічної мережі з елементами затримок, побудована в Simulink

При синтезі нейрорегулятора в системі Simulink формується схема `ptest3sim2`, яка також являється нейромережевою моделлю об'єкту управління, що має додаткові виходи, і використовується М-функцією `predopt` для прогнозу процесу в майбутньому.

На даний час не існує методу однозначного визначення оптимальних параметрів нейрорегулятора, тому при синтезі регулятора варіюються всі вищеперераховані величини а також процедура однови- мірного пошуку.

Як показали дослідження, величини N_u , ρ і α не значно впливають на результати синтезу і прийняті: $N_u=2$, $\rho=0,05$, $\alpha=0,001$. Як процедура однови- мірного пошуку вибрана `csrchbas`. Значення N_2 і γ роблять істотний вплив на роботу регулятора. При

їх збільшенні точність зростає, проте об'єм обчислень на кожному такті дискретності істотно збільшується. Для вирішуваної задачі оптимальні значення знаходяться в межах $N_2=15 \div 25$ $\gamma=2 \div 3$.

Одним з найбільш вагомих чинників, що впливають на точність ідентифікації об'єкту управління, є вибір кількості нейронів прихованого шару S .

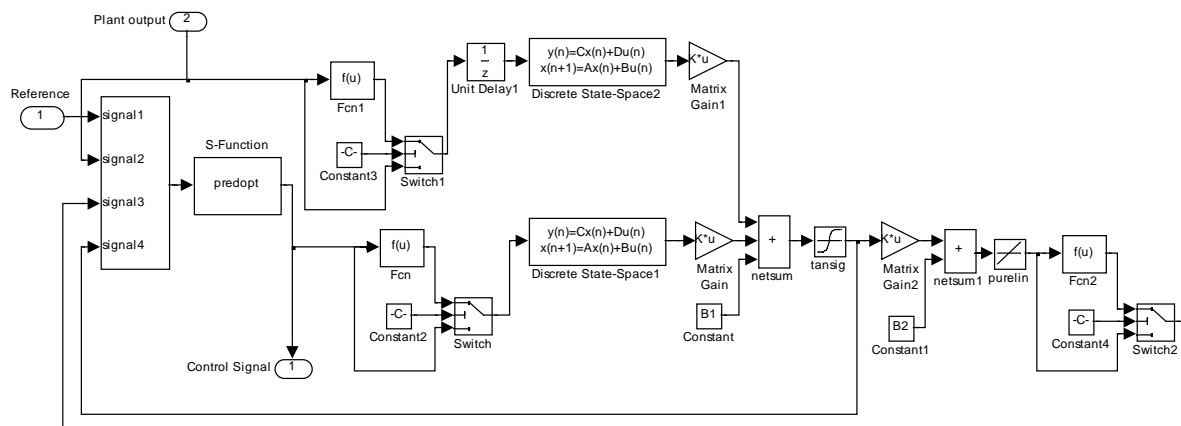


Рис. 13. Структурна схема нейрорегулятора, представлена у вигляді блоків Simulink

Успіх тренування мережі в значній мірі залежить від довжини навчальної вибірки N_B і такту дискретності Δt , що визначає інтервал між двома послідовними моментами знімання даних. Оптимальними у вирішуваній задачі є: $N_B = 10000$, $\Delta t = 0,05$ с. При збільшенні Δt знижується точність обчислюється і різниця між помилкою навчання і помилкою, отриманою на контрольній і тестовій множині. Зменшення Δt викликає необхідність відповідного збільшення N_B і, як наслідок, значно збільшується час тренування мережі, при цьому істотно зниження помилки навчання не спостерігається.

Для отримання представницької вибірки необхідно правильно задати максимальне і мінімальне значення інтервалу ідентифікації. Величина їх залежить від параметрів об'єкту управління Subsystem. Для об'єкту, що розглядається, встановлено $t_{min} = 4$ с, $t_{max} = 10$ с.

При синтезі нейромережевої моделі системи задається кількість елементів запізнювання на вході N_i і виході N_j моделі. Якнайкращі результати отримані при $N_i = 2$, $N_j = 5$.

Результат тренування мережі залежить від початкового значення вагів нейронної мережі w_{ij} . і кількості циклів навчання $N_{ц}$. Для досягнення глобального мінімуму процес навчання необхідно повторювати багато разів при різних початкових значеннях w_{ij} і величині $N_{ц}$. У даній роботі для кожного варіанту мережі вибиралося декілька десятків початкових точок розрахунку. Кількість циклів на-

При малій кількості нейронів мережа не в змозі виконувати поставлене завдання, а при великій кількості спостерігається явище перенавчання і зростає об'єм обчислень. Для системи, що розглядається, оптимальне значення $S=12$, при цьому помилка навчання, а також помилка на контрольній і тестовій множині не перевищують $10^{-3} \div 10^{-4}$.

вчання, після закінчення яких помилка навчання переставала зменшуватися, складало $300 \div 350$. У якості навчальної вибірки вибрана функція trainlm.

4. Моделювання системи з нейрорегулятором NN Predictive Controller

Моделювання системи з синтезованим нейрорегулятором NN Predictive Controller виконано з використанням схеми моделі системи, приведеної на рис. 4. Графіки перехідних процесів основних змінних системи, а саме: швидкості механізму, моменту пружності та швидкості двигуна наведені на рис. 15. Для порівняння, на рис. 14 представлені графіки перехідних процесів двомасової системи без нейрорегулятора. Порівняння показників якості перехідних процесів системи без нейрорегулятора і системи з нейрорегулятором наочно показує ефективність застосування нейромережевих технологій в системах управління.

Висновки

В роботі виконано синтез нейрорегулятора з прогнозом NN Predictive Controller для вирішення завдання управління електромеханічною системою з пружними зв'язками в кінематичних передачах.

При рішенні задачі виконано наступне: розроблена схема моделі нейромережевої системи в Simulink системи MATLAB, розглянутий принцип побудови нейрорегулятора NN Predictive Controller, реалізованого в пакеті прикладних програм Neural Network Toolbox системи MATLAB, приведений

порядок синтезу нейрорегулятора для системи управління з пружними механічними зв'язками; шляхом віріювання параметрів нейрорегулятора в широких межах, встановлено, які параметри істотно впливають на якість регулювання і визначені оптимальні значення параметрів.

В результаті аналізу перехідних процесів основних змінних стану нейромережевої системи встановлено, що синтезований нейрорегулятор забезпечує високі динамічні характеристики системи з пружними механічними зв'язками.

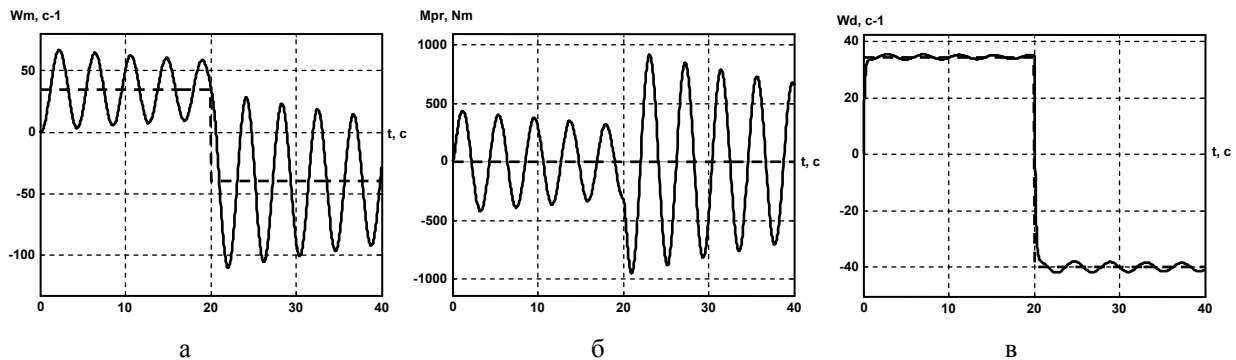


Рис. 14. Графіки перехідних процесів змінних стану двомасової системи
а – швидкість механізму ω_M ; б – момент пружності $M_{пр}$; в – швидкість двигуна ω_D

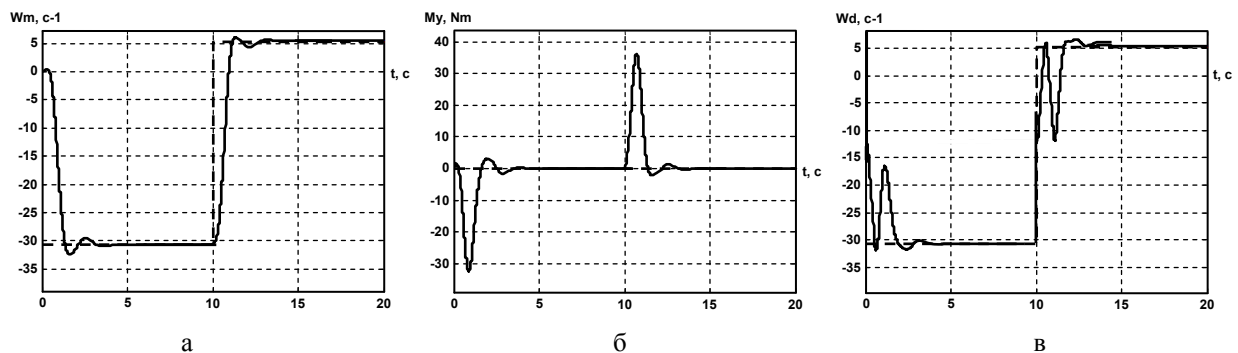


Рис. 15. Графіки перехідних процесів змінних стану нейромережевої системи
а – швидкість механізму ω_M ; б – момент пружності $M_{пр}$; в – швидкість двигуна ω_D

Список літератури

1. Astolfi A. Nonlinear and adaptive control with applications / A. Astolfi, D. Karagiannis, R. Ortega. – Berlin: Springer, 2008. – 290 p.
2. Tao G. Adaptive control design and analysis / G. Tao. – New York: John Wiley & Sons, 2003. – 618 p.
3. Терехов В.А. Нейросетевые системы управления / В.А. Терехов, Д.В. Ефимов, И.Ю. Тюкин. – М.: ИПРЖР, 2002. – 480 с.
4. Тюкин И.Ю. Адаптация в нелинейных динамических системах / И.Ю. Тюкин, В.А. Терехов. – М.: Изд-во ЛКИ, 2008. – 384 с.
5. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс: пер. с англ. / С. Хайкин. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
6. 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.
7. Омату С. Нейроуправление и его приложения: пер. с англ. / С. Омату, М. Халид, Р. Юсоф. – М.: ИПРЖР, 2000. – 272 с.
8. 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.
9. Rossiter J. A. Model-based Predictive Control: a Practical Approach / J. Rossiter. – CRC Press, 2003. – 318 с.
10. 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.
11. 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.
12. Venayagamoorthy G.K. Implementation of Adaptive Criticbased Neurocontrollers for Turbogenerators in a Multimachine Power System / G.K. Venayagamoorthy, R.G. Harley, D.C. Wunsch // IEEE Transactions on Neural Networks. – 2003. – Vol. 14, Issue 5. – P. 1047-106.

13. 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.
14. 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.
15. 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.
16. 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.
17. 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.
18. 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.
19. 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.
20. Чернодуб А.Н. Обучение нейроэмуляторов с использованием псевдорегуляризации для метода нейроуправления с эталонной моделью / А.Н. Чернодуб // Искусственный Интеллект. – 2012. – № 4. – С. 602-614.
21. 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.
22. 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.
23. 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.
24. Никифорова Л.Н. Нейрокомпьютеры в управлении вертолетами / Л.Н. Никифорова, Э.А. Петросян, Г.В. Якеменко // Искусственный интеллект. – 2000. – № 3. – С. 290-298.
25. Купін А.І. Інтелектуальна ідентифікація та керування в умовах процесів збагачувальної технології / А.І. Купін. – Кривий Ріг: КТУ, 2008. – 204 с.
26. Gu D. Neural Predictive Control for a Car-like Mobile Robot / D. Gu, H. Hu // International Journal of Robotics and Autonomous Systems. – May, 2002. – Vol. 39 (2). – P. 73-86.
27. Danil V. Prokhorov. Toyota Prius HEV Neurocontrol and Diagnostics / Danil V. Prokhorov // Neural Networks. – 2008. – No. 21. – P. 458-465.
28. Змеу К.В. Безмодельное прогнозирующее инверсное нейроуправление с регенерируемым эталонным переходным процессом / К.В. Змеу, Н.А. Марков, И.А. Шипитько, Б.С. Ноткин // Интеллектуальные системы. – 2009. – № 3. – С. 109-117.
29. 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.
30. 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. Astolfi, A., Karagiannis, D. and Ortega, R. (2008), *Nonlinear and adaptive control with applications*, Springer, Berlin, 290 p.
2. Tao, G. (2003), *Adaptive control design and analysis*, John Wiley & Sons, New York, 618 p.
3. Terehov, V.A., Efimov, D.V. and Tyukin, I.Yu. (2002), “*Neyrosetevyye sistemyi upravleniya*” [*Neural network control systems*], IPRZhR, Moscow, 480 p.
4. Tyukin, I.Yu. and Terehov, V.A. (2008), “*Adaptatsiya v nelineynykh dinamicheskikh sistemah*” [*Adaptation in nonlinear dynamical systems*], Publishing office LKI, Moscow, 384 p.
5. Haykin, S. (2006), “*Neyronnyie seti: polnyi kurs*” [*Neural networks: a comprehensive foundation*], Vilyams, Moscow, 1104 p.
6. 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
7. Omatu, S., Halid, M. and Yusof, R. (2000), “*Neyroupravlenie i ego prilozheniya*” [*Neuropravlennye and its applications*], IPRZhR, Moscow, 272 p.
8. Pupkov, K.A. and Egupov, N.D. (2001), “*Metodyi robastnogo, neyro-nechetkogo i adaptivnogo upravleniya: uchebnik*” [*Methods of robust, neuro-fuzzy and adaptive control: A Textbook*], MGTU im. N.E. Baumana, Moscow, 744 p.
9. Rossiter, J.A. (2003), *Model-based Predictive Control: a Practical Approach*, CRC Press, 318 p.
10. Shuzhi Sam Ge, Chenguang Yang, 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.

11. Lendaris, G.G. (2009), A Retrospective on Adaptive Dynamic Programming for Control, *Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks*, June 14-19, Atlanta, USA, pp. 1750-1757.
12. 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.
13. Redko, V.G. and Prohorov, D.V. (2004), "Neyrosetevyie 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.
14. 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.
15. 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.
16. 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.
17. 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.
18. 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.
19. 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.
20. 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.
21. 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.
22. 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.
23. Kondratev, A.I. and Tyumentsev, Yu.V. (2010), "Neyrosetevoe adaptivnoe otkazoustoychivoie 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.
24. 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.
25. 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.
26. 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.
27. Prokhorov, Danil V. (2008), Toyota Prius HEV Neurocontrol and Diagnostics, *Neural Networks*, No. 21, pp. 458-465.
28. Zmeu, K.V., Markov, N.A., Shipitko, I.A. and Notkin, B.S. (2009), "Bezmodelnoe prognoziryuschee inversnoe neyropravlenie s regeneriruemym etalonnym perehodnym protsessom" [A modelless predictive inverse neuropravlenie with a regenerated reference transient process], *Intelligent Systems*, No. 3, pp. 109-117.
29. Kuznetsov, B.I., Vasilets, T.Yu. and Varfolomeiev, O.O. (2015), "Neyromerezheva sistema navedennya i stabilizatsiyi z regulyatorom na osnovi etalonnoyi modeli" [Neural network aiming and stabilization system with the reference model controller], *Electrical engineering and electromechanics*, No. 4, pp. 35-39.
30. Dzyuba, D.A. and Chernodub, A.N. (2010), "Primenenie metoda kontroliruemogo vozmuscheniya dlya modifikatsii neyrokонтроллеров 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 13.04.2018

Схвалена до друку 15.05.2018

Відомості про авторів:

Василець Тетяна Юхимівна

кандидат технічних наук доцент
доцент Української інженерно-педагогічної
академії,
Харків, Україна
<https://orcid.org/0000-0002-2148-8645>

Information about the authors:

Tetiana Vasylets

Candidate of Technical Sciences Associate Professor
Senior Lecturer of Ukrainian Engineering
Pedagogics Academy,
Kharkiv, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0002-2148-8645>

Варфоломів Олексій Олексійович

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

Oleksiy Varfolomiyev

Candidate of Technical Sciences PhD Mathematical Sciences
Adjunct Professor of
Technological Institute of New Jersey,
New Jersey, USA
<https://orcid.org/0000-0001-7110-0760>

Ищенко Вікторія Сергіївна

студент-магістрант Української
інженерно-педагогічної академії,
Харків, Україна
<https://orcid.org/0000-0002-6467-9564>

Viktoriya Ishchenko

Graduate Student of Ukrainian Engineering
Pedagogics Academy,
Kharkiv, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0002-6467-9564>

Ковальчук Сергій Леонідович

студент-магістрант
Української інженерно-педагогічної академії,
Харків, Україна
<https://orcid.org/0000-0003-4937-6909>

Serhii Kovalchuk

Graduate Student of Ukrainian Engineering
Pedagogics Academy,
Kharkiv, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0003-4937-6909>

Сусл Олексій Олександрович

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

Oleksiy Susla

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

СИНТЕЗ НЕЙРОСЕТЕВОГО РЕГУЛЯТОРА ДЛЯ ЭЛЕКТРОМЕХАНИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ С УПРУГИМИ СВЯЗЯМИ В КИНЕМАТИЧЕСКИХ ПЕРЕДАЧАХ

T. E. Vasylets, A. A. Varfolomiyev, V. S. Ishchenko, S. L. Kovalchuk, A. A. Susla

Выполнен синтез нейрорегулятора с предсказанием NN Predictive Controller для решения задачи управления электромеханической системой с учетом упругости механических связей. Приведен порядок синтеза нейрорегулятора для заданного объекта управления с использованием пакета прикладных программ Neural Network Toolbox системы MATLAB. Установлено, параметры нейрорегулятора, которые существенно влияют на качество регулирования и определены оптимальные значения параметров. Выполнено моделирование нейросетевой системы. Показано, что синтезированный нейрорегулятор обеспечивает высокие динамические характеристики системы с упругими связями в кинематических передачах.

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

SYNTHESIS OF A NEURAL NETWORK CONTROLLER FOR ELECTRO-MECHANICAL SYSTEM WITH ELASTIC COUPLING IN KINEMATIC TRANSMISSIONS

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

Performed synthesis of the neural network controller with prediction NN Predictive Controller to solve the problem of electromechanical system control taking into account the elasticity of the mechanical coupling. Analyzed neuro-controllers in the Control Systems section of the MATLAB Neural Network Blockset: controller based on the auto-regressive moving average model NARMA-L2 Controller, controller based on the reference model Model Reference Controller and the NN Predictive Controller. As a result of the research it was established that the NARMA-L2 Controller and Model Reference Controller neural network controllers do not provide satisfactory performance indicators of the system. NN Predictive Controller is found to be effective. Studied the structure and synthesis of the NN Predictive Controller neuro-regulator.

Scheme of the neural network control system model is developed in MATLAB Simulink package with the NN Predictive Controller. It includes a control unit of the neural network controller (electromechanical system with elastic mechanical couplings) and a regulator block NN Predictive Controller. Developed a model of the electromechanical system in the form of a two-layer feed-forward neural network. Optimal number of neurons in the hidden layer is determined and the network is trained to provide high accuracy using the Levenberg-Marquardt algorithm.

By a wide range variation of the neural network controller parameters, it is found which parameters significantly affect the control quality. Determined parameter values that satisfy the quality indicators of the transient response of the system state variables.

Simulated a neural network system with a random amplitude step input. It is found that the use of a neural network model for an electromechanical system provided high quality of identification and optimal values of controller parameters. It allowed the NN Predictive Controller synthesis, that provided high dynamic characteristics of an electro-mechanical system with elastic coupling in kinematic transmissions.

Keywords: Neural network technology, neural network control system, two-mass electro-mechanical system, system with summing amplifier, neural network predictive controller.