

УДК 62:50

М. Корчемний, докт. техн. наук; В. Федорейко, докт. техн. наук

*Тернопільський національний педагогічний університет
імені Володимира Гнатюка*

МОДЕЛЮВАННЯ НЕЛІНІЙНИХ ПРОЦЕСІВ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Викладені основи методики застосування нейронних мереж для моделювання нелінійних процесів. Дослідження розроблених нейроемуляторів вітротурбіни і аеродинаміки пневмотранспортних установок борошномельних підприємств показують, що дво-, тришарові перцептрони із достатньою для інженерних розрахунків точністю відтворюють складні нелінійні залежності. Інтеграція створених нейроемуляторів з програмним пакетом Simulink дозволяє розробляти моделі і досліджувати режими роботи складних нелінійних систем.

***Ключові слова:** нейронні мережі, нелінійні процеси, нейроемулятори, пневмотранспортні установки, перцептрон, режими роботи, нелінійні системи.*

M. Korchemny, V. Fedoreyko

MODELING OF NONLINEAR PROCESSES WITH HELP NEURAL OF NETWORKS

The bases of a technique of application neural of networks for modeling nonlinear processes are stated. The researches developed neural of emulators of the wind turbine and aerodynamics of pneumotransport installations of the enterprises for manufacture of a flour show, that two -, threelayers perceptrons with sufficient for engineering accounts by accuracy are reconstructed by complex nonlinear dependences. The integration created neural of emulators with a software package Simulink allows to develop models and to investigate modes of operations of complex nonlinear systems.

***Key words:** neural networks, nonlinear processes, neural emulators, pneumotransport installation, perceptron, operation mode, nonlinear system.*

Вступ. Практично до кінця ХХ століття при побудові систем управління домінував традиційний підхід. Однак побудовані таким чином системи не завжди дозволяють здійснювати робастне керування складними нестационарними об'єктами. Ця обставина послужила розвитку нового наукового напрямку – інтелектуальних систем керування[1,2]. Головною архітектурною особливістю, яка відрізняє інтелектуальні системи управління від традиційних, - це механізм отримання, зберігання і обробки знань для реалізації своїх функцій. В основі створення таких систем лежать два принципи: ситуаційне керування (керування на основі аналізу зовнішніх ситуацій або подій) і використання сучасних інформаційних технологій обробки знань.

Існує декілька сучасних інформаційних технологій, які в поєднанні з досягненнями сучасної теорії управління, дозволяють створювати дані системи керування: експертні системи, штучні нейронні мережі, нечітка логіка та генетичні алгоритми. Концепція інтелектуальності в одних – це уміння працювати з формалізованими знаннями людини (експертні системи, нечітка логіка), в інших – властиві людині прийоми навчання і мислення (штучні нейронні мережі генетичні алгоритми). Нейронна мережа (НМ) представляє собою модель фрагменту мозку, засновану на нинішніх знаннях і уявленнях про окремі елементи мозку живих істот. Штучний нейрон це нелінійний пороговий суматор, який має один вихід і множину входів. Функція, що задає нелінійність перетворення результату сумування в штучному нейроні, називається функцією активації нейрона, як правило, представляє собою нелінійну обмежену монотонно-зростаючу криву, наприклад гіперболічний тангенс або

сигмоїдну функцію. В інших випадках ця функція змінюється стрибкоподібно після перевищення деякого порогового значення аргументу. Фундаментальна подібність біологічних і штучних нейронів полягає в наявності одного виходу (аксона) і множини входів – дендритів, які переходять в синапси. Синапси пов'язані з аксонами інших нейронів, завдяки чому кожний нейрон виявляється ланкою тієї або іншої "живої" нейронної мережі. Штучна нейронна мережа представляє собою сукупність штучних нейронів, зв'язаних між собою у визначеному порядку. Набір вагових коефіцієнтів (величин, що виражають силу зв'язку між штучними нейронами) є унікальним і представляє собою пам'ять НМ. Порядок і структура зв'язків у НМ визначається її топологією[3].

Завдяки своїм універсальним апроксимуючим властивостям штучні нейронні мережі сьогодні представляють потужний інструмент для розв'язання задач ідентифікації нелінійних статичних і динамічних об'єктів керування. Засновані на штучних нейронах дискретні ідентифікаційні моделі називаються нейроемулаторами або предикаторами; в загальному випадку вони описуються нелінійними рівняннями. Нейронна мережа, володіючи здатністю до накопичення і наступної репрезентації експериментальних знань, може стати достойною альтернативою повноцінній математичній моделі і бути використаною для пошуку оптимальних рішень [4].

Останні роки відзначені значними теоретичними і практичними успіхами в області нейроуправління. Під нейроуправлінням розуміють область теорії управління, яка займається питаннями застосування нейронних мереж для вирішення задач управління динамічними об'єктами (побудова нейроконтролерів, нейромережних моделей динамічних об'єктів і процесів, розв'язання задач нейромережної ідентифікації динамічних об'єктів) [2,5].

Ці нові, альтернативні підходи до моделювання і керування виробничими процесами, зокрема, з використанням нейроподібних елементів, представляють великі можливості для розв'язання складних нелінійних задач управління, для яких звичні методи не дають задовільних з практичної точки зору результатів.

Постановка задачі. Для регулювання потужності вітроустановки в залежності від швидкості вітру необхідно дослідити режими роботи системи вітротурбіна – асинхронний генератор і на цій основі обґрунтувати закони управління і визначити параметри регулятора. Динаміка системи описується відомим рівнянням руху

$$M_e - M_z = J \frac{dw}{dt}, \quad (1)$$

$$\text{де } M_e = \frac{1}{2} \rho \frac{\pi D^2}{4} \cdot C_p(\beta, \lambda) \cdot \frac{v^3}{w_e \cdot i}; \rho - \text{густина повітря; } D - \text{діаметр вітрового}$$

колеса; v – швидкість вітру; w_e – кутова швидкість турбіни; i – передавальне число редуктора, з'єднуючого турбіну з генератором; C_p – коефіцієнт використання енергії вітру, який залежить від кута повороту лопатей β і коефіцієнта швидкохідності $\lambda = \frac{w_e D}{2v}$. Цей коефіцієнт, як правило, задається у вигляді таблиць або графічних залежностей (рисунок 1); M_z - момент опору асинхронного генератора ; J - приведений до валу генератора момент інерції системи; w - кутова швидкість обертання генератора.

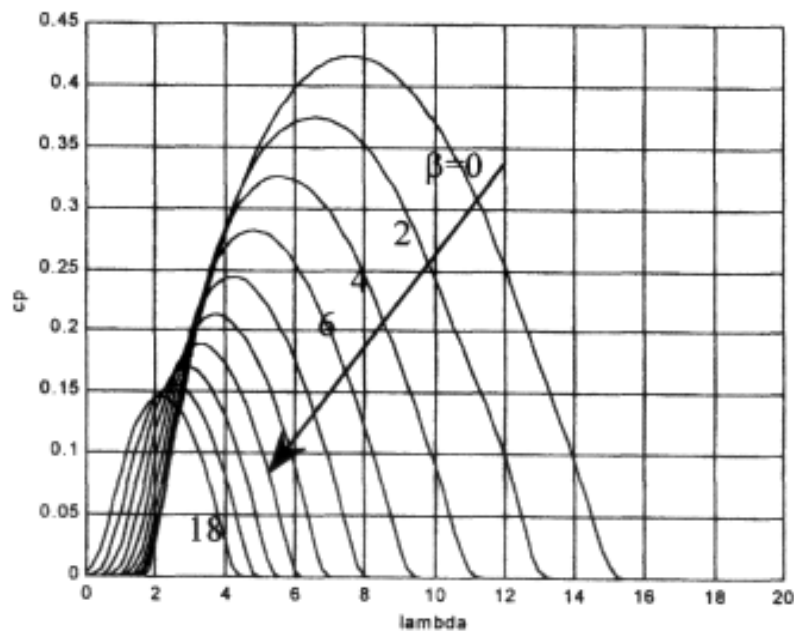


Рисунок 1 – Залежність коефіцієнта використання енергії вітру турбіною від кута повороту лопатей і коефіцієнта швидкохідності

Побудова моделі системи за (1) не складає особливих труднощів, оскільки параметри турбіни і момент генератора визначені при заданій потужності вітроустановки. Однак реалізація коефіцієнта $C_p = f(\lambda, \beta)$ в табличній чи графічній формі призводить до ускладнення моделі і значних похибок в оцінці режимів роботи. Тому підвищення точності відтворення коефіцієнта використання енергії вітру дозволить якісно відтворювати режими роботи вітроелектроустановки.

Зменшити енергоємність транспортування продукції в пневмосистемах борошномельних підприємств можна регулюванням, в залежності від завантаження продуктопроводів, швидкості обертання вентиляційної установки, що створює розрідження.

Швидкість обертання вентилятора при цьому змінюють в залежності від швидкості руху суміші і тиску в продуктопроводах. Однак вимірювати ці параметри на практиці практично неможливо, оскільки чутливі елементи датчиків забиваються і зношуються від тертя рухомих часток маси, що транспортується. Тому в [6] запропоновано новий спосіб регулювання тиску в продуктопроводах, при цьому продуктивність (g) і напір (H) визначаються за оцінками швидкості обертання (w) і момента приводного електродвигуна (m). Розв'язуючи систему рівнянь [7]:

$$P = mw;$$

$$P = \frac{Hg}{3600\eta_e \cdot \eta_n};$$

$$H_e = -K_1 g^2 + K_2 w g + K_3 w^2; \quad (2)$$

$$\eta_e = -K_4 w^2 - K_5 w - K_6 g^2 + K_7 g + K,$$

при відомих гідромеханічних $H_B = f(w, g)$ і енергетичних $n_b = f(w, g)$ характеристиках вентиляційної установки і вимірних значеннях m і w електропривода, визначають реальні величину швидкості руху суміші і розрідження в продуктопроводах.

На основі цих оцінок проводиться корекція задання швидкості обертання (продуктивності вентиляційної установки). Створена спеціальна схема на електронних обчислювачах, яка розв'язує систему рівнянь (2). Ця схема є складовою частиною

системи управління пневмотранспортної установки [7]. Застосування такої системи управління в млині Р6-АВМ-15 дало можливість зменшити на 20-30% енергоємність транспортування продуктів розмолу.

Однак реалізація такої корекції суттєво ускладнює систему керування і тим самим зменшує її надійність. Тому пошук нових засобів опосередкованої оцінки продуктивності і напору пневмосистеми є важливою задачею.

Ціллю роботи є дослідження якості відтворення нелінійних процесів в моделях управління за допомогою нейронних мереж.

Основи методики ідентифікації нелінійних залежностей нейронними мережами. Основу кожної НМ складають відносно прості, у більшості випадків – однотипні, елементи, імітуючі роботу нейронів мозку. Кожний нейрон характеризується своїм поточним станом за аналогією з нервовими клітинами головного мозку, які можуть бути збудженими або загальмованими. Він має групу синапсів – однонаправлених вхідних зв'язків, з'єднаних з виходами інших нейронів, а також має аксон – вихідний зв'язок даного нейрона, з якого сигнал (збудження або гальмування) надходить на синапси наступних нейронів. Загальний вигляд нейрона наведений на рисунку 2.

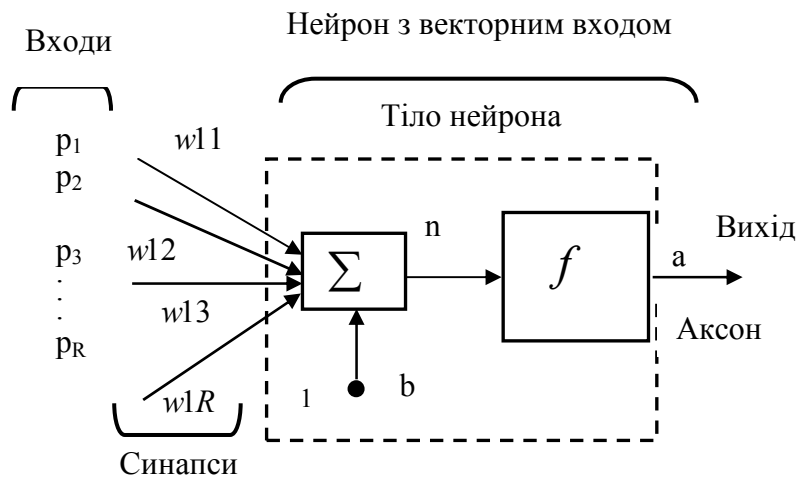


Рисунок 2 – Схема нейрона з векторним входом

Кожний синапс характеризується величиною синаптичного зв'язку або його вагою w_i . Поточний стан нейрона визначається, як зважена сума його входів:

$$n = \sum_{i=1}^R p_i w_i + b,$$

де b – зміщення нейрона.

Вихід нейрона є функція його стану:

$$a = f(n).$$

Нелінійна функція f називається активаційною і може мати різний вигляд [3].

Об'єднання великого числа нейронів в шари і з'єднання визначеним чином нейронів різних шарів дозволяє реалізувати принцип паралельної обробки сигналів.

На рисунку 3 наведена двошарова нейронна мережа (персептрон) з прямою передачею сигналу. Перший шар після входу називається схованим. Теоретично число шарів і число нейронів в кожному шарі може бути довільним.

Якщо прийняти функції активації: f_1 – тангенсальною, а f_2 – лінійною, то вихід двошарової мережі запишеться у вигляді:

$$a = \text{purelin}(LW^{21} \tan \text{sig}(IW^{11} \cdot p^1 + \vartheta^1) + \vartheta^2),$$

де IW^{11} і LW^{21} - матриці вагових коефіцієнтів вхідного шару і міжнейронних зв'язків вихідного і схованого шарів; p^1 – вектор входів; ϵ^1 і ϵ^2 - зміщення нейронів схованого і вихідного шарів.

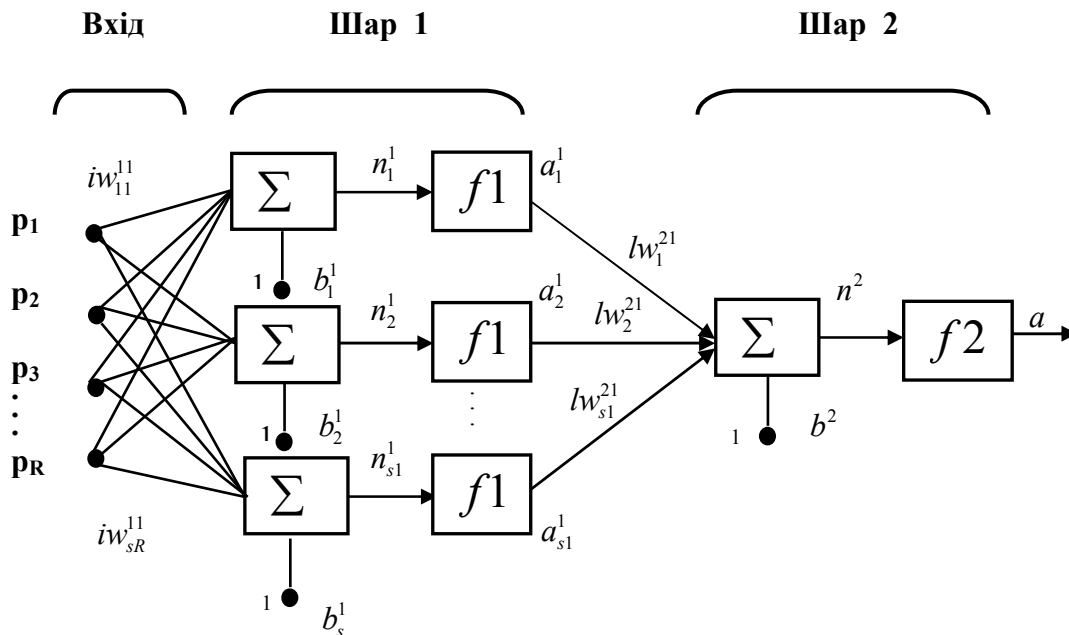


Рисунок 3 – Структурна схема двохшарової нейронної мережі з прямою передачею сигналу

Загальна задача ідентифікації ставиться так, що для набору вхідних векторів $\{p_1, p_2, \dots, p_R\}$ є своє "вірне" значення $d_k, k=1, 2, \dots, m$, де m – число комбінації значень входів $p_i, i=1, 2, \dots, R$. Необхідно знайти такі вагові матриці IW^{11} і LW^{21} , які дають найточнішу оцінку правильних вихідних значень, тобто досягається мінімум похибки:

$$\varepsilon = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \varepsilon_k^2,$$

де $\varepsilon_k = d_k - a_k$; a_k – вихід НМ.

Вибір структури мережі здійснюється у відповідності з особливостями і складністю задачі. Для розв'язання деяких окремих типів задач уже існують оптимальні мережі [2,3,8]. Якщо ж задача не може бути зведена ні до одного з відомих типів, розробнику приходиться вирішувати складну проблему синтезу нової конфігурації мережі. При цьому слід керуватися декількома основними принципами: можливості мережі зростають зі збільшенням числа нейронів щільності зв'язків між ними і числом шарів; застосування зворотних зв'язків поряд із збільшенням можливості НМ ставить питання про динамічну стійкість мережі; складність алгоритмів функціонування мережі також сприяє підсиленню потужності НМ.

Синтез НМ залежить від задачі, що розв'язується, тому в багатьох випадках оптимальний варіант отримують на основі інтуїтивного підбору. Після вибору архітектури мережі оцінюють число нейронів у схованих шарах. Для цього можна використати формули оцінки числа синаптичних ваг L_w в багатошарових мережах з сигмоїдальними функціями активації [3]

$$\frac{mN}{1 + \log_2 N} \leq L_w \leq m\left(\frac{N}{m} + 1\right)(n + m + 1) + m,$$

де n – розмірність вхідного сигналу, m – розмірність вихідного сигналу, N – число елементів навчальної вибірки.

Оцінивши число ваг, розраховують число нейронів у схованому шарі

$$L = \frac{L_w}{n + m}.$$

Відома також така формула

$$\frac{N}{10} - n - m \leq L \leq \frac{N}{2} - n + m.$$

У [8] показано, що середньоквадратична інтегральна похибка мережі при апроксимації функцій обмежена величиною

$$\frac{1}{L} + \frac{Ln}{N} \log N.$$

Звідси висновок, що для великих N помилка оцінювання НМ ϵ має порядок $\frac{Ln}{N}$, а значить, для достатнього рівня узагальнення розмір тренувальної вибірки повинен бути

$$N > \frac{Ln}{\epsilon}.$$

Суть дій, які здатна виконувати мережа залежить від величини синаптичних зв'язків і зміщень. Тому, після визначення структури НМ потрібно знайти оптимальні значення усіх змінних вагових коефіцієнтів. Цей етап називається навчанням НМ, і від того, наскільки якісно він буде виконаний, залежить здатність мережі розв'язувати поставлені перед нею задачі. В ППП Neuraal Network Toolbox (NNT) середовища MatLAB навчання мереж здійснюється за допомогою градієнтних алгоритмів або алгоритмів сполучених градієнтів, які реалізують метод зворотного розповсюдження помилки [2,3]. Алгоритми навчання функціонують покроково і ці кроки прийнято називати епохами або циклами. На кожному циклі на вхід мережі послідовно подаються всі елементи навчальної послідовності, потім обчислюються вихідні значення мережі, порівнюються з цільовими і розраховується функціонал помилки. Значення функціонала, а також його градієнта використовуються для корегування ваг і зміщень, після чого всі дії повторюються. Початкові значення ваг і зміщень вибираються випадковим чином, а процес навчання припиняється, коли виконано визначена кількість циклів, або коли помилка досягає деякого малого значення чи перестав зменшуватись.

Створюються класичні багат шарові НМ з навчанням за методом зворотного розповсюдження помилки функцією `newff`:

$$\text{net} = \text{newff}(\text{PR}, [\text{S1 S2} \dots \text{SNI}], \text{TF1 TF2} \dots \text{TFNI}, \text{BTF}, \text{BLF}, \text{PF}), \quad (3)$$

де `net` – створена мережа; `PR` - $R \times 2$ матриця мінімальних і максимальних значень R вхідних елементів; S_i – розмір i -го схованого шару, для NI шарів; `TF i` – функція активації нейронів i -го шару, за замовчуванням 'tansig'; `BTF` – функція навчання мережі, за замовчуванням 'traingd'; `BLF` – функція налаштування ваг і зміщень, за замовчуванням 'learngdm'; `PF` – функція помилки, за замовчуванням 'mse'.

Задана функція навчання має свої параметри, які встановлюються за замовчуванням і відкриваються в командному рядку MatLAB командою `net.trainParam`. Основні з цих параметрів: `epochs` – максимальна кількість епох навчання; `goal` – граничне значення критерію навчання; `max_fail` – максимально допустимий рівень перевищення похибки контрольної вибірки в порівнянні з навчальною; `time` – граничний час навчання.

Перед навчанням НМ можна перезадати параметри функції навчання, що встановлюються за замовчуванням.

Процедура навчання реалізується функцією `train`:

$$\text{net} = \text{train}(\text{net}, \text{P}, \text{T}), \quad (4)$$

де `P` – матриця входів; `T` – матриця (вектор) цілей.

Для перевірки якості навчання моделюють функцією `sim` створену мережу

$$a = \text{sim}(\text{net}, \text{P}). \quad (5)$$

Одним із явищ, які спостерігаються в процесі навчання НМ, – це явище перенавчання. Воно полягає в тому, що помилки навчання на елементах навчальної множини виявляються малими, але коли мережі представляють нові дані, то похибка суттєво зростає. Мережа заучила приклади, але не навчилася розв'язувати задачу, тобто пристосовуватись до нових даних. Одним із способів подолання ефекту перенавчання є ціленаправлена процедура перерви навчання. Для організації цієї процедури експериментальні дані (входи і виходи) розбивають на навчальну (P,T) і контрольну вибірки (v.P, v.T). При цьому навчання реалізується функцією train з наступним записом її аргументів:

$$[\text{net}, \text{tr}] = \text{train}(\text{net}, P, T, [], [], v). \quad (6)$$

На початковій стадії навчання НМ помилки для контрольної і навчальної вибірок зменшуються. Потім помилки продовжують зменшуватися, але менш інтенсивно на контрольній вибірці. Це означає, що розпочався процес перенавчання. Навчання припиняється коли різниця між цими похибками стає рівною параметру max_fail функції навчання (за замовчуванням max_fail=5).

При цьому фіксується ітерація, на якій похибка для контрольної вибірки була мінімальною, і відновлюються відповідні значення параметрів мережі, що налаштовуються.

Ідентифікація нелінійних залежностей за допомогою нейронних мереж. Для ідентифікації залежності $Cp = f(\lambda, \beta)$ створюється вибірка експериментальних даних за рисунком 1:

$$\lambda = 0 : 0.5 : 18; \beta = 0 : 0.5 : 18; z = f(\lambda, \beta), \quad (7)$$

де z – матриця значень Cp при різних сполученнях величин λ і β . Виділимо із загальної вибірки навчальну і контрольну

$$\begin{aligned} \lambda_n &= \lambda(1:2:\text{end}); \beta_n = \beta(1:2:\text{end}); z_n = z(1:2:\text{end}, 1:2:\text{end}); \\ \lambda_k &= \lambda(2:2:\text{end}); \beta_k = \beta(2:2:\text{end}); z_k = z(2:2:\text{end}, 2:2:\text{end}); \end{aligned} \quad (8)$$

Використовуючи вирази (3) – (8) створимо, навчимо і змодельємо мережу.

Текст програми:

P = [λ_n ; β_n]; T = z_n;

v.P = [λ_k ; β_k]; v.T = z_k;

net = newff([0 18; 0 18], [14,1], {'tansig' 'purelin'}, 'trainlm');

% Застосований Levenberg-Marquardt алгоритм навчання [3,9]

% Встановити параметри

net.trainParam.show = 50;

net.trainParam.lr = 0.05;

net.trainParam.epochs = 300;

net.trainParam.goal = 1e-3;

% Навчання мережі

net1 = train(net, P, T, [], [], v);

gi = input('strike any key...');

% Проходить навчання НМ. В командному вікні і у вікні графіка показуються епохи навчання і зміна похибки відтворення мережею заданої нелінійності. У кінці інформується про досягнення (Performance goal net) чи не досягнення (Performance goal was no net) мети.

% Стимулюється відповідь мережі

a = sim(net1, P);

% Будується відтворена НМ поверхня

```

mesh( $\lambda$ , $\beta$ ,a).
% Поверхня похибки
mesh ( $\lambda$ , $\beta$ ,a-z).
xlabel('  $\lambda$  axis'); ylabel('  $\beta$  axis'); zlabel ('Помилка');
title(' Поверхні помилки ') % Рисунок 4.
gi = input('Strike any key to complite...');
% Максимальне відхилення відтвореної НМ залежності від заданої
Maxfitererror = max (max(z-a))

```

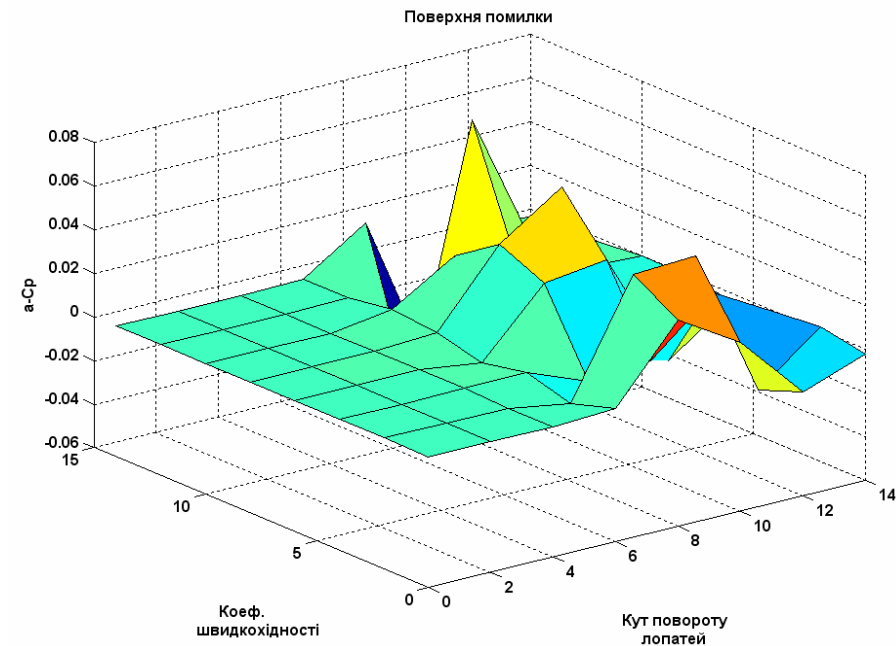


Рисунок 4 – Поверхня помилки відтворення залежності $C_p=f(\lambda,\beta)$

Для поверхні рисунку 1 максимальне відхилення ($a-z$) складає 0,05228. Така точність задовільна для інженерних розрахунків параметрів вітроустановки.

У випадку, коли точність НМ не задовольняє розробника, необхідно збільшувати кількість нейронів у схованих шарах, застосовувати інші алгоритми навчання.

При прийнятній точності НМ застосовують функцію

`gensim(net,-1),`

яка у вікні створення моделі Simulink формує блок Neural Network, що має два входи (λ,β) і один вихід (C_p). Включення цього блоку в загальну модель об'єкта здійснюється за правилами побудови моделі в Simulink.

Для створення апроксиматора нелінійної системи рівнянь (2) розроблена база експериментальних даних для вентиляційної установки ВД №4 з приводним електродвигуном АИР112М2СХУ1, потужністю 7,5 кВт, млина типу Р6-АВМ-15

Як показано в [7] енергозберігаючі режими роботи млина при зміні завантаження продуктопроводів можна реалізувати зміною швидкості обертання вентиляційної установки в межах 2277 – 2900 об/хв і моменту приводного електродвигуна в діапазоні 21,7 – 108,5 Нм. Значення коефіцієнтів 3 і 4 рівнянь системи (2): $K_1 = 530.4539$, $K_2 = 4.117$, $K_3 = 5.9428 \cdot 10^{-2}$, $K_4 = 8.325 \cdot 10^{-8}$, $K_5 = 4.414 \cdot 10^{-4}$, $K_6 = 0.527$, $K_7 = 0.815$, $K = 0.427$.

Залежність моменту електродвигуна від продуктивності вентиляційної установки g і кутової швидкості обертання w $F(w, g)$ розрахована за (2) наведена на рисунку 5.

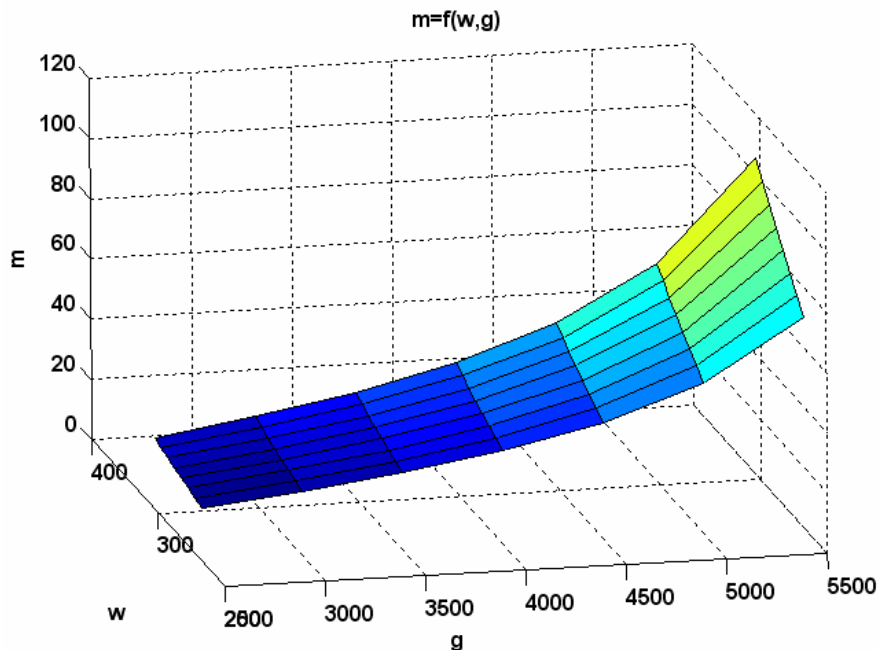


Рисунок 5 – Залежність моменту електродвигуна від кутової швидкості обертання і продуктивності вентиляційної установки

Для відтворення залежності $m = f(w, g)$ застосована мережа newff з трьома шарами [3 3 1] і алгоритмом навчання trainbfg. Мережа навчалась за 171-у епоху, середньоквадратична похибка складає $9.1898 \cdot 10^{-4}$ (рисунок 6), а максимальне відхилення поверхні $m = f(w, g)$ відтвореною мережею від експериментальних значень (рисунок 5) становить 0.04075 Нм.

Застосування функції gensim до розробленої мережі призводить до створення блоку Neural Network у вікні Simulink складання моделі. Додаючи цей блок до моделі електропривода [7], отримуємо модель системи векторного керування з нейромодулятором режимами роботи пневмотранспортної установки. Нейромодулятор за заданим значенням продуктивності пневмосистеми і реальним значенням швидкості обертання електропривода визначає момент електродвигуна і порівнює його з величиною моменту, отриманим у системі векторного керування. Різниця цих значень $\pm \Delta m$ коректує уставку заданого значення продуктивності пневмосистеми. Якість керування аналогічна системі, в якій реалізується (2) на електронних обчислювачах, однак завдяки спрощенню схеми пропонується система на нейромодуляторі відрізняється кращою надійністю.

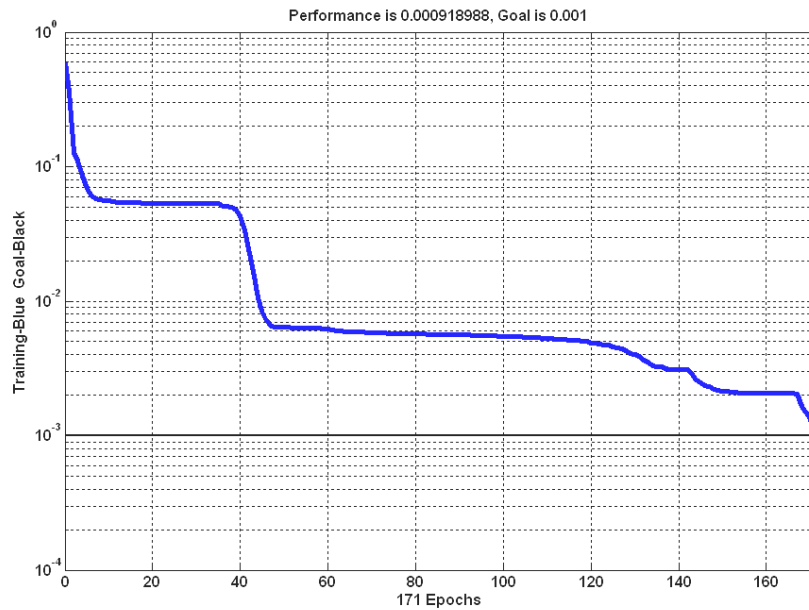


Рисунок 6 – Зміна похибки НМ в залежності від кількості епох навчання

Висновки

Запропонований метод моделювання складних нелінійних тривимірних залежностей, який ґрунтується на використанні нейронних мереж. Дослідження показали, що дво-, тришарові нейронні мережі прямої передачі сигналів із задовільною для інженерних розрахунків точністю відтворюють задані залежності. Перевага розв'язання подібних задач за допомогою нейронних мереж полягає в тому, що їх архітектура і навчання визначаються репрезентативною множиною параметрів, отриманих експериментальним шляхом.

Інтеграція створених нейроемулаторів з пакетом прикладних програм Simulink дозволяє будувати моделі і системи керування складними нелінійними процесами.

Література

1. Галушкин А.И. Теория нейронных сетей.– М. ИПРЖР, 2000.– 416с.
2. Нейроуправление и его приложения. / Сигеру Омату, Марзлуки Халид, Рубия Юсоф; Пер. с англ. Н.В. Батиша; Под ред. А.И. Галушкина, В.А. Птичкина.– М.: ИПРЖР, 2000.– 272с.
3. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети.– М.: Горячая линия – Телеком, 2001.– 382с.
4. Ефимов В.В., Яковкин В.А. Методы технического диагностирования на основе двухслойной нейронной сети. / Изв. вузов. Приборостроение.– Т. 22.– № 9, 1999.– С. 18-25.
5. Наконечний М.В., Наконечний Ю.М. Аналіз особливостей побудови і можливостей використання контролерів на базі динамічних нейронних мереж в системах автоматичного керування об'єктами другого порядку. / Методи та прилади контролю якості.– № 19, 2007.– С. 52-56.
6. Спосіб керування технологічними параметрами турбомеханізмів. / В.С.Федорейко, М.О.Корчемний, В.З.Понятишин, П.Б.Клендій, О.В.Нестеренко, М.І.Рутило // Пат. 60176А Україна. Бюлетень.– № 9, 2003.– 2с.
7. Корчемний М.О., Клендій П.Б., Клендій Г.Я. Режимы работы системы электрообладнання пневмотранспортних мереж борошномельних підприємств // Електрифікація і автоматизація сільського господарства.– № 3-4, 2006.– С. 17-26.
8. Haykin S. Neural Networks. A comprehensive foundation.– New York, NY: Macmillan, 1994.– 696р.
9. Корчемний М.О., Федорейко В.С. Інтелектуальні технології управління та прийняття рішень. Частина II. Нейронні та гібридні мережі.– Тернопіль: ТНПУ, 2008.– 197с.

Одержано 25.10.2008 р.