

КОНТРОЛЬ, АВТОМАТИКА ТА ЕЛЕКТРОТЕХНІКА

УДК 681.142.2

НЕЙРОННА МЕРЕЖА І РЕГУЛЯТОР З ПРОГНОЗУВАННЯМ ПРОЦЕСУ КЕРУВАННЯ КАТАЛІТИЧНИМ РЕАКТОРОМ У НАФТОГАЗОВІЙ ГАЛУЗІ

М.В. Шавранський, І.І. Чигур, В.М. Шавранський

*ІФНТУНГ, 76019, м. Івано-Франківськ, вул. Карпатська, 15, тел. (03422) 46067,
e-mail: kafatp@ukr.net*

Розроблено модель процесу керування каталітичним реактором з постійним перемішуванням у вигляді нейронної мережі, яка використовується в нафтогазовій галузі для прогнозування поведінки цієї мережі після надходження випадкових входних сигналів керування. Досліджено модель і проведено аналіз отриманих даних, з яких видно, що реакція системи керування на ступінчасті збурення із випадковою амплітудою цілком задовольняє вимогам до проектування систем, оскільки має коливний характер з достатньо швидким затуханням (20 секунд).

Ключові слова: нейронна мережа, регулятор, модель, процес, каталітичний реактор, керування, прогнозування, схема, алгоритм, ідентифікація, синтез.

Разработана модель процесса управления каталитическим реактором с постоянным перемешиванием в виде нейронной сети, использующаяся в нефтегазовой отрасли для прогнозирования поведения этой сети после поступления случайных входных сигналов управления. Исследована модель и проведен анализ полученных данных, который показал, что реакция системы управления на ступенчатые возмущения со случайной амплитудой полностью удовлетворяет требованиям к проектированию систем, так как имеет колебательный характер с достаточно быстрым затуханием (20 секунд).

Ключевые слова: нейронная сеть, регулятор, модель, процесс, каталитический реактор, управление, прогнозирование, схема, алгоритм, идентификация, синтез.

The model of process of management a catalytic reactor is worked out with permanent interfusion as a neuron network which is used in oil is gas industry for prognostication of conduct of this network after a receipt casual entrance signals of management. A model is investigational and conducted analysis of the got data from which evidently, that the reaction of control system on step indignations with casual amplitude fully suits to planning of the systems, as has hesitating character with the rapid enough fading (20 seconds).

Keywords: neuron network, regulator, model, process, catalytic reactor, management, prognostication, chart, algorithm, authentication, synthesis

Можливості нейронних мереж виконувати операції порівняння за образом і класифікацією об'єктів, що є недосяжними для традиційної математики, дають змогу створювати штучні системи для розв'язування задач розпізнавання образів, діагностування та автоматичного аналізу систем керування та інших нетрадиційних задач.

Нейронні мережі знайшли успішне застосування для проектування систем керування динамічними процесами в нафтогазовій галузі. Універсальні можливості апроксимації за допомогою багатоварового перцептрона роблять їх корисним інструментом для розв'язування задач ідентифікації, проектування і моделювання нелінійних регуляторів [1].

Архітектура нейронної мережі реалізована в ППП Neural Network Toolbox у вигляді контролера з прогнозуванням (NN Predictive Controller) [2].

Розв'язування задач проектування керування процесами нафтогазової галузі із застосуванням нейронної мережі можна поділити два етапи:

- етап ідентифікації керуючого процесу;
- етап синтезу закону керування.

На етапі ідентифікації розроблено модель процесу керування каталітичним реактором з постійним перемішуванням у вигляді нейронної мережі, яка на етапі синтезу використана для синтезу регулятора.

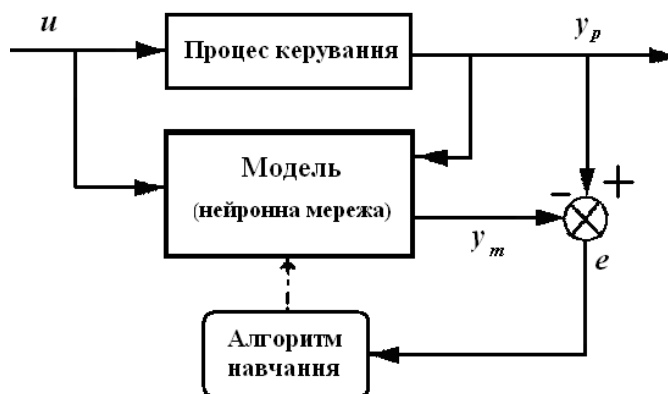


Рисунок 1 – Схема підсистеми ідентифікації

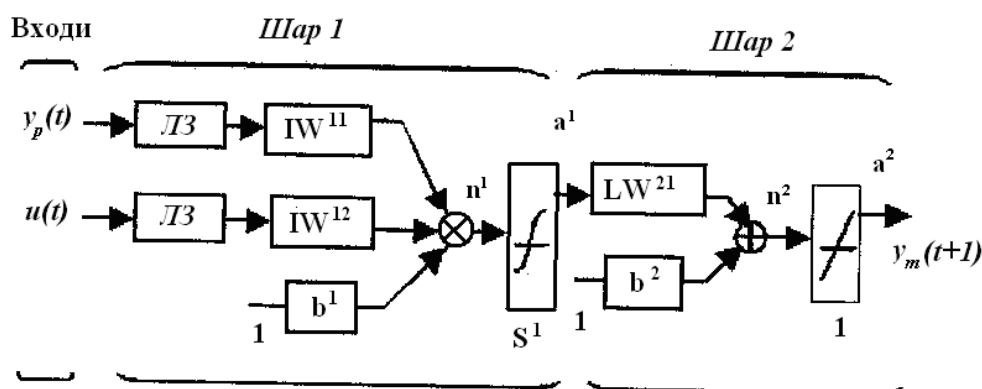


Рисунок 2 – Нейронна мережа регулятора

При керуванні з прогнозуванням модель процесу керування каталітичним реактором використовується для того, щоб прогнозувати його майбутню поведінку (реакції процесу) на випадкові сигнали керування, а алгоритм оптимізації застосовується для розрахунку такого керування, яке мінімізує різницю між бажаними і дійсними змінами виходу моделі і, таким чином, оптимізує даний процес. Побудова моделі керуючого процесу виконується автономно з використанням нейронної мережі, яка навчається в груповому режимі з використанням одного із алгоритмів навчання. Контролер, що реалізує такий регулятор, вимагає значного об'єму обчислень, оскільки для розрахунку оптимального закону керування оптимізація виконується на кожному такті керування.

Схему підсистеми ідентифікації процесу зображено на рисунку 1. Вона включає модель процесу керування каталітичним реактором у вигляді нейронної мережі, яка повинна бути навчена в автономному режимі так, щоб мінімізувати помилку між реакціями процесу і моделі $e = y_p - y_m$ на послідовність пробних сигналів u .

Нейронну мережу регулятора процесу керування каталітичним реактором у нафтогазовій галузі зображено на рисунку 2. Вона має два шари нейронів і використовує лінійні затримки (ЛЗ), для запам'ятовування попередніх входних і вихідних значень процесу, з метою прогнозування (передбачення) майбутніх значень

виходу. Вагові матриці входу і виходу шарів позначені IW (Input Weight) і LW (Layer Weight) відповідно. Верхні індекси вказують на джерело і адресат для різних ваг і інших елементів нейронної мережі (наприклад IW^{11}). Елементи першого шару, такі як зміщення b^1 , вхід функції активації n^1 і вихід шару a^1 , а також кількість нейронів в першому шарі S^1 , мають верхній індекс 1; другого шару відповідно 2.

Дана двошарова мережа містить в першому шарі сигмоїдальну, а в другому шарі – лінійну функцію активації, тому може бути навчена апроксимуванню з певною точністю будь-якої функції з кінцевим числом точок розриву. Вхід функції активації нейрона визначається зміщенням і сумою зважених входів. Вихід нейрона залежить як від його входів, так і від вигляду функції активації. Один нейрон не може розв'язувати складні задачі, проте декілька нейронів, об'єднаних в один або декілька шарів, володіють великими можливостями.

Робота мережі полягає у визначенні значень виходів мережі на основі відомих входів з метою формування бажаного відображення вхід/вихід. Крім числа нейронів у вихідному шарі мережі, для проектування важливо знати число нейронів у кожному шарі. Якщо потрібно реалізувати лінійне відображення, то слід використовувати нейрони з лінійними функціями активації. При цьому потрібно пам'ятати, що лінійні нейронні мережі не можуть формувати нелінійні відображення. Використання неліній-

них функцій активації дає змогу налагодити нейронну мережу на реалізацію нелінійних зв'язків між входом і виходом.

Мережі із зміщенням дозволяють формувати складніші зв'язки між входами і виходами, ніж мережі без зміщення. Нейрон без зміщення, коли всі входи нульові, буде завжди задавати вхід функції активації рівним нулю, проте нейрон зі зміщенням може бути навченим так, щоб з тих же умов задавати вхід функції активації довільної форми.

Після того як визначено кількість шарів і число нейронів на кожному з них, потрібно призначити значення ваги і зміщень, які мінімізують помилку рішення. Це досягається за допомогою процедур навчання. Шляхом аналізу вхідних і вихідних даних ваги і зміщення мережі автоматично налагоджуються так, щоб мінімізувати різницю між бажаним сигналом і отриманим на виході в результаті моделювання. Ця різниця має назву помилки навчання. Процес навчання – це процес підгонки параметрів тої моделі, яка реалізується нейронною мережею. Помилка навчання для конкретної конфігурації нейронної мережі визначається шляхом прогонки через мережу всіх спостережень і порівняння вихідних значень з бажаними цільовими значеннями. Ці різниці дають змогу сформулювати так звану функцію помилок (критерій якості навчання).

По-суті алгоритми навчання нейронних мереж аналогічні до алгоритмів пошуку глобального екстремуму функції багатьох змінних. Проте з урахуванням специфіки нейронних мереж для них розроблено спеціальні алгоритми навчання, серед яких необхідно виділити алгоритм зворотного розповсюдження помилки. При використанні цього алгоритму мережа використовує помилку, що виникає у вихідному шарі і обчислює вектор градієнта як функцію ваг і зміщень. Цей вектор вказує напрямок найкоротшого спуску по поверхні для даної точки, тому якщо пропуститись в цьому напрямку, то помилка зменшиться. Послідовність таких кроків зрештою призводить до мінімуму того або іншого типу. Певну складність тут викликає вибір величини кроку. На практиці величина кроку вибирається пропорційно крутизні схилу (градієнту функції помилок); такий коефіцієнт пропорційності називається параметром швидкості налагодження. Правильний вибір параметра швидкості налагодження залежить від конкретної задачі і переважно здійснюється дослідним шляхом; цей параметр може також залежати від часу, зменшуючись у міру виконання алгоритму.

Налагодження параметрів цієї мережі виконується автономно методом групового навчання, використовуючи дані, отримані при випробуваннях каталітичного реактора. Для навчання мережі можна використовувати будь-який із навчаючих алгоритмів для нейронних мереж.

Процес навчання нейронної мережі полягає в наступному. Нами допускалося, що можна оцінити повну середню квадратичну похибку,

використовуючи середню квадратичну похибку на кожній ітерації. Сформулюємо частинну похідну за вагами і зміщенням від квадрату похибки на k -й ітерації:

$$\begin{cases} \frac{\partial e^2(k)}{\partial w_{1,j}} = 2e(k) \frac{\partial e(k)}{\partial w_{1,j}}, \\ \frac{\partial e^2(k)}{\partial b} = 2e(k) \frac{\partial e(k)}{\partial b}, \end{cases} \quad j=1, \dots, R. \quad (1)$$

Підставляючи вирази для помилки у формі

$$e(k) = t(k) - \left(\sum_{j=1}^R w_{1,j} p_j(k) + b \right), \quad (2)$$

отримаємо

$$\begin{cases} \frac{\partial e(k)}{\partial w_{1,j}} = -p_j(k); \\ \frac{\partial e(k)}{\partial b} = -1. \end{cases} \quad (3)$$

Тут $p_j(k)$ – j -й елемент вектора входу на k -й ітерації. Ці співвідношення лежать в основі алгоритму навчання

$$\begin{cases} w(k+1) = w(k) + e(k) p^T(k), \\ b(k+1) = b(k) + e(k). \end{cases} \quad (4)$$

Тут w – ваговий коефіцієнт; e – помилка, b – зміщення. Всі ці величини векторні.

На рис. 3 наведено алгоритм програми для обчислення частинних похідних входу і виходу, який використовується в функції для синтезу керування каталітичним реактором з прогнозуванням. Крім цієї програми для синтезу керування з прогнозуванням (пророцтвом) використовуються ще дві інші програми, а саме: *визначення функціоналу якості і його градієнта; оптимізація регулятора з прогнозуванням (тут не наведено).*

Керування з прогнозуванням використовує принцип горизонту, що віддаляється [3], коли нейромережева модель процесу керування каталітичним реактором прогнозує реакцію об'єкта керування на певному інтервалі часу в майбутньому. Прогнозування використовуються програмою числової оптимізації для того, щоб обчислити керуючий сигнал, який мінімізує такий критерій якості керування:

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} (y_r(t+j) - y_m(t+j))^2 + \rho \sum_{j=1}^{N_u} (u'(t+j-1) - u'(t+j-2))^2, \quad (5)$$

де константи N_1 , N_2 , N_u задають межі, всередині яких обчислюються помилки слідкування і потужність керуючого сигналу. Змінна u' описує пробний керуючий сигнал, y_r – бажана, а y_m – істинна реакція моделі керуючого процесу. Величина ρ визначає вклад, який вносить потужність керування в критерій якості.

```

function [sys,x0,str,ts] =
dyduvar(t,x,u,flag,Nu,Ni,Nj,Ts,minp,maxp,mint,maxt,Normalize)
%DYDUVAR Ця функція обчислює частинну похідну виходу Y до вхідної ве-
личини U.

switch flag,

    case 0,
        [sys,x0,str,ts]=mdlInitializeSizes(Nu,Ni,Nj,Ts);

    % Модифікація%
    case 2,
        sys = mdlUpdate(t,x,u,Nu,Ni,Nj);

    % Вихід %
    case 3,
        sys = mdlOutputs(t,x,u,Nu,Ni,Nj,minp,maxp,mint,maxt,Normalize);

    % Закінчення %
    case 9,
        sys = [];

    otherwise
        error(['unhandled flag = ',num2str(flag)]);
end

% Кінець sfundsc1

function [sys,x0,str,ts]=mdlInitializeSizes(Nu,Ni,Nj,Ts)
sizes = simsizes;
sizes.NumContStates = 0;
sizes.NumDiscStates = Nu*(Ni+Nj);
sizes.NumOutputs = Nu;
sizes.NumInputs = -1;
sizes.DirFeedthrough = 0;
sizes.NumSampleTimes = 1;

sys = simsizes(sizes);

x0 = zeros(Nu*(Ni+Nj),1);
x0(1)=1;
str = [];
ts = [Ts 0]; % Успадкований типовий час

% кінцеві mdl Ініціалізовані розміри

function sys =
mdlOutputs(t,x,u,Nu,Ni,Nj,minp,maxp,mint,maxt,Normalize)
sys = x(Ni+1);
for k=1:Nu-1
    sys = [sys;x(k*(Ni+Nj)+Ni+1)];%u;
    if Normalize
        sys=sys*(maxt-mint)/(maxp-minp);
    end
end
end

```

```

%крайня mdl Модифікація

function sys = mdlUpdate(t,x,u,Nu,Ni,Nj)

kk=(Nu-1)*(Ni+Nj);
out=u(1:Ni)'*x(kk+1:kk+Ni)+u(Ni+1:Ni+Nj)'*x(kk+Ni+1:kk+Ni+Nj);
x(kk+2:kk+Ni)=x(kk+1:kk+Ni-1);
if x((Nu-2)*(Ni+Nj)+1)=1 | x(kk+1)=1
    x(kk+1)=1;
else
    x(kk+1)=0;
end
x(kk+Ni+2:kk+(Ni+Nj))=x(kk+Ni+1:kk+(Ni+Nj)-1);
x(kk+Ni+1)=out;

for k=Nu-1:-1:1
    kk=(k-1)*(Ni+Nj);
    out=u(1:Ni)'*x(kk+1:kk+Ni)+u(Ni+1:Ni+Nj)'*x(kk+Ni+1:kk+Ni+Nj);
    if k~=1
        x(kk+1:kk+Ni)=x((k-2)*(Ni+Nj)+1:(k-2)*(Ni+Nj)+Ni);
    else
        x(kk+2:kk+Ni)=x(kk+1:kk+Ni-1);
        x(kk+1)=0;
    end
    x(kk+Ni+2:kk+Ni+Nj)=x(kk+Ni+1:kk+Ni+Nj-1);
    x(kk+Ni+1)=out;
end

sys=x;

% Закінчення%
    
```

Рисунок 3 – Алгоритм програми для обчислення частинних похідних входу і виходу

Структурна схема на рисунку 4 ілюструє процес керування каталітичним реактором з прогнозуванням (пророцтвом, передбаченням). Регулятор складається з нейромережевої моделі керуючого процесу і блоку оптимізації. Блок оптимізації визначає значення u' , які мінімізують критерій якості керування, а відповідний керуючий сигнал керує процесом.



Рисунок 4 – Структурна схема

Схема процесу керування каталітичного реактора з неперервним перемішуванням, що досліджується, зображена на рисунку 5.

Динамічна модель процесу каталітичного реактора з неперервним перемішуванням описується звичайними нелінійними диференціальними рівняннями:

$$\begin{cases} \frac{dh}{dt} = v_1(t) + v_2(t) - 0.2\sqrt{h}; \\ \frac{dC}{dt} = (C_1 - C)\frac{v_1(t)}{h} + (C_2 - C)\frac{v_2(t)}{h} - \frac{k_1 C}{(1 + k_2 C)^2}; \end{cases} \quad (6)$$

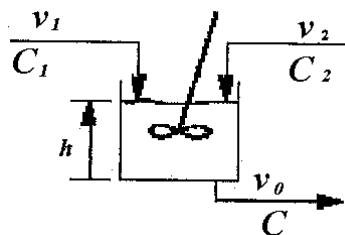


Рисунок 5 – Схема процесу каталітичного реактора з неперервним перемішуванням

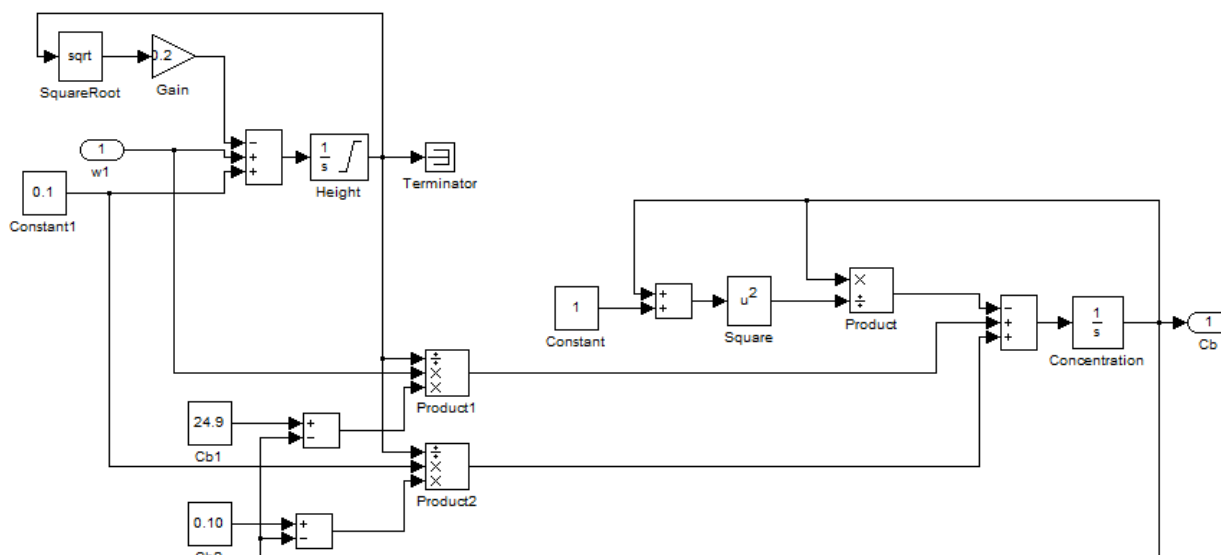


Рисунок 6 – Нелінійна динамічна модель каталітичного реактора в Matlab

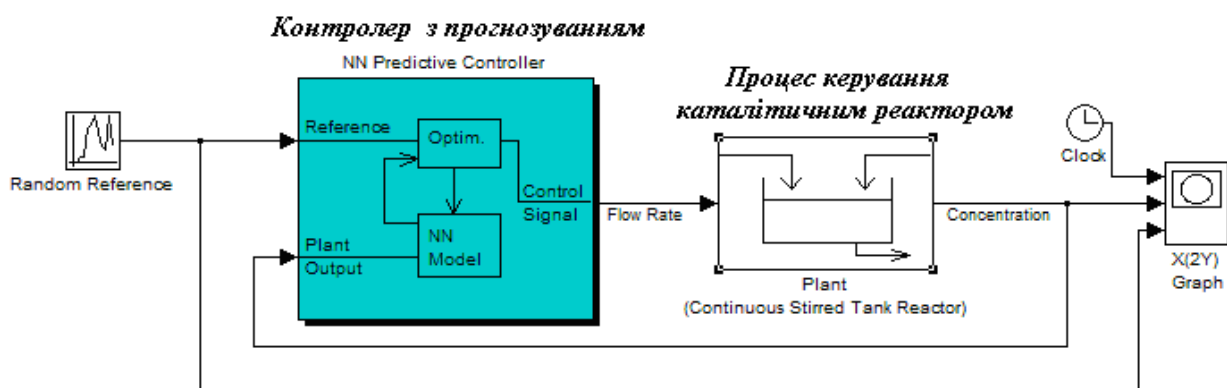


Рисунок 7 – Структура системи керування в Matlab

де: h – рівень рідини в резервуарі; $v_1(t)$ – швидкість потоку продукту з концентрацією C_1 ; $v_2(t)$ – швидкість потоку розбавленого продукту з концентрацією C_2 ; C – концентрація продукту на виході об'єкта.

Вихідні концентрації прийняті рівними $C_1 = 29.4$ і $C_2 = 0.1$. Константи швидкості витрати рівні $k_1 = k_2 = 1$.

Мета регулювання полягає в підтримці (стабілізації) концентрації продукту шляхом регулювання швидкості потоку $v_2(t)$. Для простоти прийнято $v_1(t) = 0.1$. Рівень розчину в резервуарі в даному випадку не регулюється.

Нелінійна динамічна модель каталітичного реактора, що відповідає рівнянням (6), розроблена в програмному середовищі Matlab і зображена на рисунку 6. Ця модель включена в структуру системи керування (рис. 7).

Структура включає блок процесу керування каталітичного реактора **Plant** і блок контролера **NN Predictive Controller**, а також блоки генерації еталонного ступінчастого сигналу із випадковою амплітудою **Radmon Reference**, відліку часу **Clock**, побудови графіків **Graph**. Особливість цієї структури полягає в тому, що вона виконує не тільки функції блок-схеми сис-

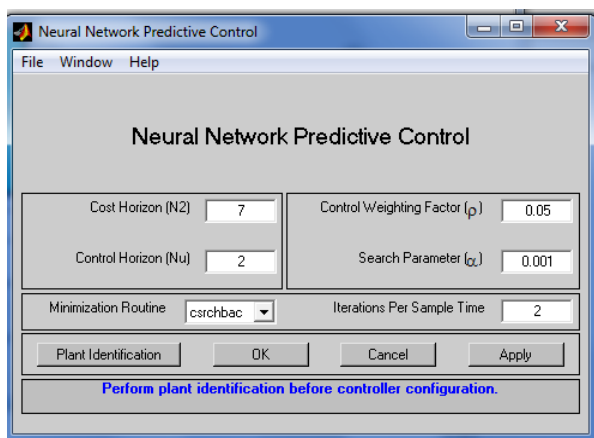
теми Simulink [4], але і функції графічного інтерфейсу користувача GUI [5].

Для того, щоб розпочати роботу, тобто провести дослідження системи керування, необхідно активізувати блок **NN Predictive Controller** і установити параметри контролера (рис. 8 а). Перед цим необхідно виконати ідентифікацію процесу, зокрема побудувати її нейромережеву модель, скориставшись спеціальною процедурою **Plant Identification**.

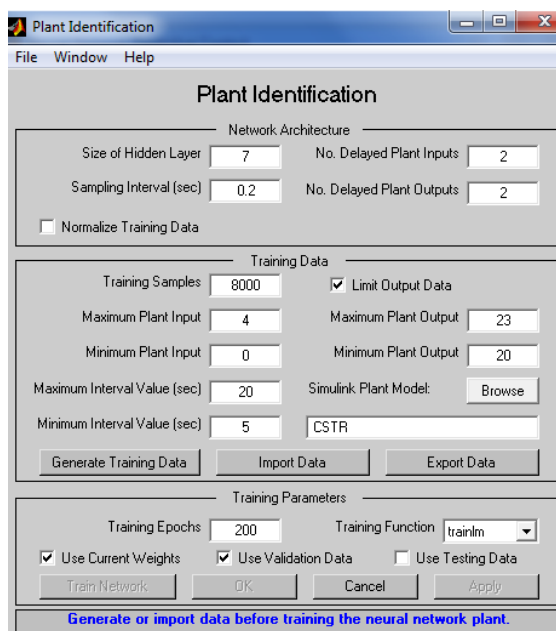
Вигляд вікна **Plant Identification** зображено на рисунку 8 б. Це вікно універсальне і може бути використане для побудови нейромережевих моделей для будь-якого динамічного об'єкта, який описаний моделлю Simulink.

Процедура ідентифікації дає змогу побудувати нейронну мережу, що моделюватиме динаміку процесу каталітичного реактора. Оскільки модель використовується при налагодженні контролера, то її створюємо перед початком розрахунку контролера. Крім того, потрібно буде створення нової моделі об'єкта, якщо спроектований контролер буде функціонувати незадовільно.

Процедура ідентифікації вимагає задання таких *параметрів*:



а)



б)

Рисунок 8 – Вигляд вікон NN Predictive Controller (а) та Plant Identification (б)

параметри архітектури: розмір схованого шару, що визначається кількістю використаних нейронів; такт дискретності (в секундах), що визначає інтервал між двома послідовними моментами знімання даних; кількість елементів запізнення на вході моделі; кількість елементів запізнення на виході моделі; вікно контролю нормування даних навчальних даних до діапазону [0; 1];

параметри послідовності навчання: довжина вибірки, що навчається (кількість точок зняття інформації); максимальне значення вхідного сигналу; мінімальне значення вхідного сигналу; максимальний інтервал ідентифікації (в секундах); мінімальний інтервал ідентифікації (в секундах); задання моделі Simulink з вказанням вхідних і вихідних портів, що використовуються при побудові нейромережевої моделі процесу керування;

параметри навчання: кількість циклів навчання; задання навчальної функції.

Потім запускаємо програму генерації навчальної послідовності на інтервалі 1600 с для моделі каталітичного реактора. Програма генерує навчальні дані шляхом збурення ряду випадкових ступінчастих сигналів на модель Simulink процесу керування. Графіки вхідного і вихідного сигналів об'єкта керування виводяться на екран (рис. 9).

Результати завершення навчання також відображаються на графіках. Поточне становище відмічено у вікні **Plant Identification** (рис. 8 б) повідомленням *навчання завершено*. В результаті параметри нейромережевої моделі процесу керування каталітичного реактора будуть введені в блок **NN Predictive Controller** системи Simulink.

Після цього встановлюємо в блоці **NN Predictive Controller**, вікно якого зображено на рисунку 7а, параметри оптимізації:

- верхня межа сумування в показнику якості $N_2 = 7$, нижня межа N_1 фіксована і рівна 1;
- верхня межа сумування при оцінці потужності керування $N_u = 2$;
- коефіцієнт ваги для складової потужності керування $\rho = 0.05$;
- параметр одновимірного пошуку, що задає поріг зменшення показника якості, $\alpha = 0.001$;
- вибір процедури одновимірного пошуку; вибрана процедура *csrcbac*;
- число ітерацій на один такт дискретності, рівне 2.

Як тільки параметри оптимізації встановлені, повертаємося до моделі Simulink (рис. 7) і починаємо моделювання, вибравши опцію **Start** і меню **Simulation**. В процесі моделювання виводяться графіки входу і виходу процесу керування каталітичного реактора з неперервним перемішуванням (рис. 10).

Висновок

Із аналізу отриманих даних видно, що реакція системи на ступінчасті збурення із випадковою амплітудою цілком задовільна, має колиний характер з достатньо швидким затуханням; на інтервалі 20 с всі збурення ефективно відпрацьовуються. Таким чином, регулятор з прогнозуванням, реалізований у вигляді нейронної мережі, можна використовувати в нафтогазовій галузі для керування каталітичним реактором з неперервним перемішуванням.

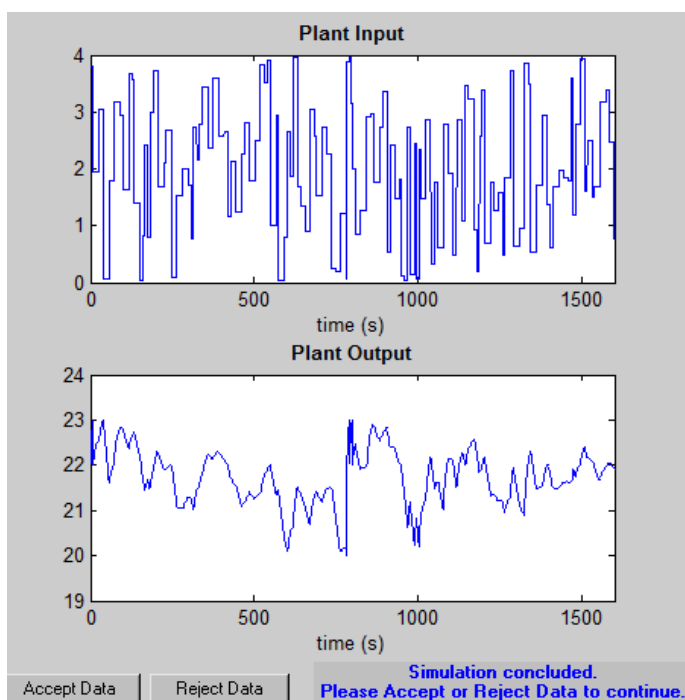


Рисунок 9 – Графіки вхідного і вихідного сигналів об'єкта керування

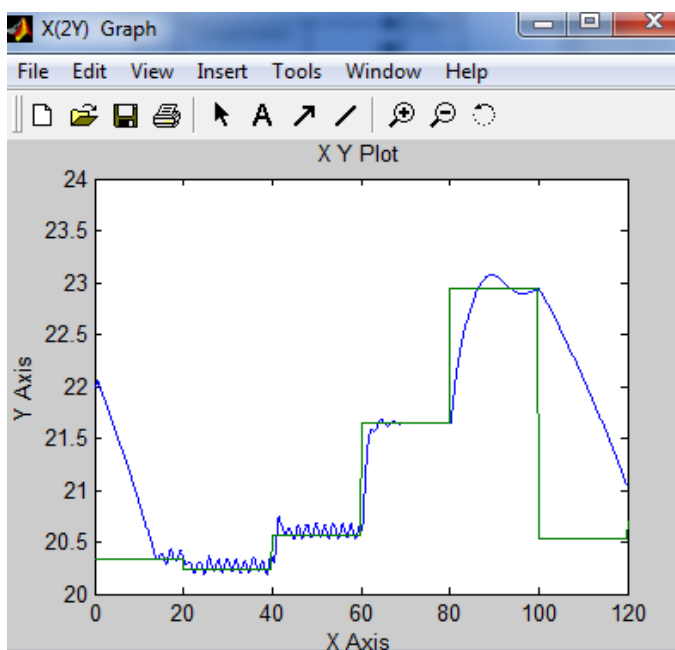


Рисунок 10 – Графіки входу і виходу керуючого процесу при моделюванні

Література

1 Беркинблит М.Б. Нейронные сети / М.Б. Беркинблит. – М.: Мирос, 1993. – 404 с.

2 Медведев В.С. Нейронные сети. MATLAB 6; под общ. ред. В.Г.Потемкина / В.С. Медведев, В.Г. Потемкин. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.

3 Soloway D. Neural Generalized Predictive Control / D. Soloway, P.J. Haley // Proceedings of the 1996 IEEE International Symposium on Intelligent Control. – 1996. – С. 277-281.

4 Гультяев А.К. Визуальное моделирование MATLAB / А.К. Гультяев. – СПб: Питер, 2000. – 432 с.

5 Потемкин В.Г. Инструментальные средства MATLAB 5.x / В.Г. Потемкин. – М.: Диалог-МИФИ, 2000. – 336 с.

Стаття надійшла до редакційної колегії

18.08.10

Рекомендована до друку професором

Д. Ф. Тимківим