



ВИКОРИСТАННЯ НЕЧІТКИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ТА КЕРУВАННЯ СЛАБОФОРМАЛІЗОВАНИМИ ОБ'ЄКТАМИ

УДК : 004.032.26

КРАВЕЦЬ Ірина Олександрівна

кандидат технічних наук, доцент, Чорноморський державний університет ім. П.Могили.

Наукові інтереси: інтелектуальна обробка даних, нейронні мережі.

e-mail: agniloga@kma.mk.ua

Багато об'єктів керування є специфічними і для них не можливо використання стандартних методів керування, які використовуються для автоматичного керування лінійних технічних об'єктів. Для таких об'єктів характерні наступні особливості: математичний опис моделі відсутній, або частково відсутній, не стаціонарність моделі, необхідності швидкої адаптації до змін зовнішнього середовища у процесі експлуатації

Для ідентифікації та керування такими об'єктами зручно використовувати системи штучного інтелекту, насамперед нейронні мережі завдяки їх можливості навчання та пристосування к змінам зовнішнього середовища. На даний час нейронні мережі знайшли своє успішне застосування для вирішення задач ідентифікації, проектування и моделювання нелінійних регуляторів.

Так у [4,5] розглянуто три архітектури систем керування на базі нейронних мереж, які реалізовані в ППП Neural Network Toolbox середовища MATLAB у вигляді наступних контролерів:

- контролера з передбаченням (NN Predictive Controller);
- контролера на основі моделі авто регресії з ковзким середнім (NARMA-L2 Controller);
- контролера на основі еталонної моделі (Model Reference Controller).

Застосування нейронних мереж для розв'язання задач управління дозволяють виділити два етапи проектування: етап ідентифікації керованого процесу та етап синтезу регулятора.

На етапі ідентифікації розробляється модель керованого процесу у вигляді нейронної мережі, яка потім використовується для синтезу регулятора. Для кожної із трьох архітектур використовується одна і та ж процедура ідентифікації, але етапи синтезу відрізняються в залежності від типу регулятора.

При управлінні з передбаченням модель керованого процесу використовується для того, щоб передбачити його майбутню поведінку, а алгоритм оптимізації застосовується для розрахунку такого управління, яке мінімізує різницю між бажаними і дійсними змінами виходу моделі.

При управлінні на основі моделі авто регресії із ковзким середнім регулятор представляє реконструкцію моделі керованого процесу у вигляді авто регресійної моделі.

Для контролера на основі еталонної моделі використовується непряме адаптивне керування на основі еталонної моделі.

Ці контролери базуються на чітких рекурентних нейронних мережах типу NARX[5] з затримкою у часі між виходом мережі і входом та з часовою затримкою вхідних даних. Алгоритмом навчання нейромереж є алгоритм зворотного розповсюдження у часі як по епохам, так і у рекурентної формі [5], який використовує режим перенавчання у процесі експлуатації, тому проблема швидкості навчання нейронної мережі є дуже важливою. Але для об'єктів, які не можуть бути представлені рівняннями стану (диференціальними або різницевиими з

невідомими коефіцієнтами), точність дуже низка. Нечіткі подукційні нейронні мережі, які включають переваги як нейронних мереж так і систем нечіткої логіки, дуже придатні для режимів перенавчання у процесі експлуатації. Таким системам притаманна властивість до навчання новим даним з швидкістю на 2 порядку вище ніж у чітких нейронних мереж, так і можливість утворення бази правил у формі зрозумілої експертам, що дуже важливо для слабо формалізованих об'єктів.

Метою роботи є розробка регуляторів на базі нечітких нейронних мереж для систем ідентифікації і управління слабоформалізованими об'єктами, які представлені нестационарними часовими рядами, що потребують постійного оновленні даних.

$$P_k: \text{Якщо } x_1 \in A^{(k)}_1 \text{ та } x_2 \in A^{(k)}_2 \text{ та } \dots \text{ та } x_N \in A^{(k)}_N, \text{ тоді } y_k = w_0^k + \sum_{j=1}^N w_j^k x_j,$$

де A_j^k – нечіткий терм, до якого має належати j -та вхідна змінна, щоб активізувати k -те правило, w_j^k – ваговий коефіцієнт, $k = 1, 2, \dots, m$.

Мережа Такагі-Сугено-Канга (рис.1) складається з п'яти шарів [1,2].

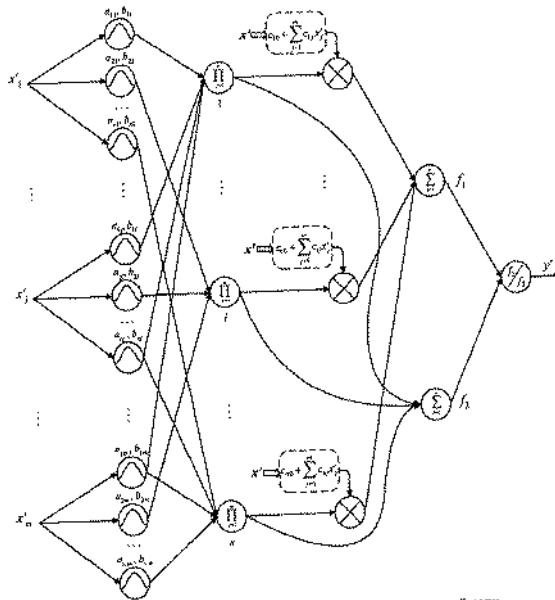


Рис. 1. Мережа Такагі-Сугено-Канга

Перший шар виконує окрему фазифікацію кожної вхідної змінної x_j , $j = 1, 2, \dots, N$, визначаючи для кожного k -го правила значення функції належності:

ЗАПРОПОНОВАНИЙ ПІДХІД

Запропоновано структуру регулятора для керування слабоформалізованими об'єктами, який реалізує – прогностичне управління на основі моделі (MPC-Model Predictive Control). Підхід базується на передбаченні майбутньої поведінки об'єкта та обчисленні сигналу управління, який оптимізує поведінку об'єкта на заданому інтервалі часу. А завдяки підвищеній на 2 порядку швидкості навчання нечітких нейронних стає можливим перенавчання на кожному часовому кроці.

У регуляторі використані 2 нечіткі нейронні мережі Такагі-Сугено-Канга [1,2] одна-- для задачі ідентифікації і прогнозування майбутньої поведінки об'єкта, друга - для виробітки керуючого сигналу.

Мережа виконує нечітке виведення Сугено із використанням N вхідних змінних x_j та m правил:

$$\mu_k^{(1)}(x_j) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x_j - c_{jk}}{\sigma_{jk}} \right)^{2b_{jk}}},$$

параметри якої $c_{jk}, \sigma_{jk}, b_{jk}$ підлягають адаптації в процесі навчання.

Другий шар виконує агрегування функцій належності вхідних змінних до термів антецедентів нечітких правил, визначаючи приналежність вхідного вектора до k -го правила (рівень активації правила):

$$\mu_k^{(2)} = \prod_{j=1}^N \mu_k^{(1)}(x_j, c_{jk}, \sigma_{jk}, b_{jk}), \quad k = 1, 2, \dots, m.$$

Третій шар генерує значення виходу нечітких правил з урахуванням рівнів активації правил:

$$\mu_k^{(3)} = \mu_k^{(2)} \left(w_0^k + \sum_{j=1}^N w_j^k x_j \right).$$

Це параметричний шар, у якому адаптації підлягають лінійні ваги w_{kj} ,

$$k = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, N.$$

Четвертий шар агрегує m правил виведення (перший нейрон) і генерує нормалізуючи сигнали антецедентів (другий нейрон):

$$\mu^{(4,1)} = \sum_{k=1}^m w_k^{(4)} \mu_k^{(3)}, \quad \mu^{(4,2)} = \sum_{k=1}^m \mu_k^{(3)}.$$

П'ятий (вихідний) шар містить один нейрон і здійснює нормалізацію, формуючи вихідний сигнал $y: y(x_1, x_2, \dots, x_N) = \mu^{(4,1)} / \mu^{(4,2)}$.

У якості об'єкту керування розглядався економічний об'єкт (українське відділення підприємства «Лукойл» за

2008 - 2015 роки (навчальна вибірка наведена у табл.1). Зовнішніми економічними показниками були взяті курс долара та коефіцієнт інфляції, внутрішній цільовий показник – прибуток, внутрішній, керуючий показник – обсяг виробництва Дані нормалізовані.

Таблиця 1

Навчальна вибірка

Період 2008р.-2015 р.	Зовнішні показники		Цільові показники		Керуючі показники
	Коефіцієнт інфляції	USD	Середня вартість про- дукції (норма-лізовані дані)	Прибуток (нормалізовані дані)	Об'єм виробництва (нормалізовані дані)
2008.00	0.958533792	5.05	0.657275838	0.239685	0.473793202
2008.00	0.946620848	4.85	0.639037786	0.38748	0.496479158
2008.00	0.934707904	7.70	0.844137301	0.263177	0.505757515
2010.00	0.931958763	7.70	0.843312559	0.284886	0.638763881
2010.00	0.925544101	7.98	0.861887248	0.464203	0.674111187
2010.00	0.931958763	7.99	0.864177702	0.636087	0.680777674
2010.00	0.930126002	7.96	0.861922057	0.655119	0.75455678
2011.00	0.930126002	7.96	0.861922057	0.608133	0.766546507
2011.00	0.929209622	7.99	0.863645804	0.842763	0.946317782
2011.00	1.152806415	7.99	0.930776089	1.073229	0.959999005
2011.00	0.972279496	7.99	0.87685961	1.157089	1.031489616
2012.00	0.910882016	7.99	0.858440366	1.068471	1.054996445
2012.00	0.991523482	7.99	0.882632806	1.241246	1.124671184
2012.00	1.029095074	8.00	0.894416761	1.587094	1.135466913
2012.00	1.010767468	9.00	0.962129509	1.424429	1.173973338
2013.00	1.022680412	8.00	0.892492362	1.294774	1.192803677
2013.00	1.068499427	8.00	0.906238067	1.121106	1.266582783
2013.00	1.120733104	8.00	0.92190817	0.963795	1.289567238
2013.00	1.029095074	8.00	0.894416761	1.228459	1.305785706
2014.00	0.999770905	10.00	1.03204157	1.449706	1.314939689
2014.00	0.958533792	12.00	1.166092495	1.45387	1.254195057
2014.00	0.920962199	16.00	1.447665137	1.62605	1.252205061
2014.00	1.144558992	23.00	2.027221384	1.638243	1.341356887
2015.00	1.249026346	22.00	1.98535056	1.290908	1.364863716

На рис 2 представлені результати розрахунків. У якості бажаних даних передбачено підвищення прибутку на 10% на кожному часовому кроці (кварталі року)

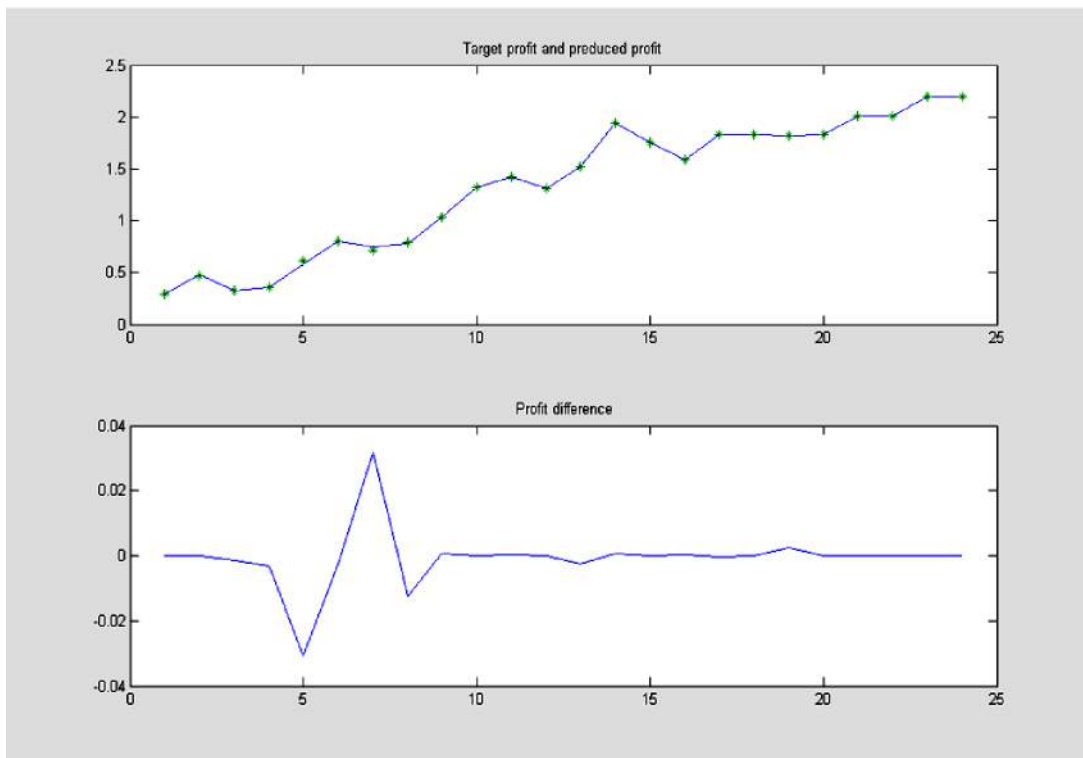


Рис 2. Результати розрахунків (а-бажаний прибуток та отриманий, б- різниця у прибутках)

На рис 3. наведено структурна схема регулятора з прогностичним керуванням на основі моделі

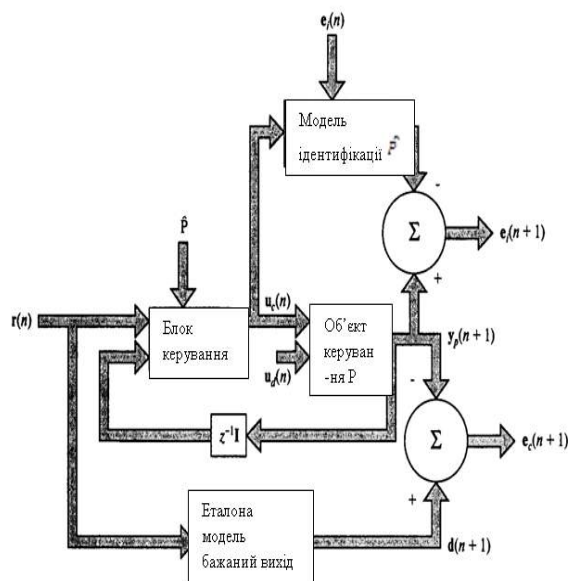


Рис 3. Структурна схема регулятора. (U_c – сигнал керування, d – бажаний вихід, U_a – зовнішній вплив, e_c, e_a – помилки, які надаються у процесі перенавчання нейронних мереж регулятора та моделі)

При проведенні попередньої кластеризації вхідних даних число правил у нечітких мережах зменшилося до 6, що приводить к полегшенню перенавчання нейронних мереж. Для перенавчання використовувався гібридний алгоритм на базі рекурентного методу найменших квадратів [1,2]

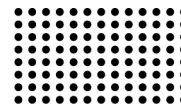
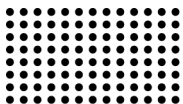
ВИСНОВКИ

В результаті дослідження нейромережових регуляторів для керування слабо формалізованими об'єктами було встановлено:

для об'єктів, які не можуть бути представлені рівняннями стану (диференціальними або різницевиими з невідомими коефіцієнтами), можливе використання нейромережових регуляторів на нечітких нейронних мереж з висновком Сугено;

використання нечітких нейронних мереж дозволяє отримати базу правил у формі зрозумій для користувача, та здійснити режим постійного перенавчання у процесі роботи показуючи добру точність(до 5%);

для об'єктів які можуть бути представлені тільки базою правил краще використання нечітких нейронних



мереж з висновком Сугено (порівнюючи з висновком Цукемото) та попередню кластеризацію вхідних даних, яка дозволяє значно зменшити базу правил і врахувати залежність вхідних даних один від одного.

ЛИТЕРАТУРА:

1. Rutkovskaja D., Pilins'kij M., Rutkovskij L.- Nejronnye seti, geneticheskie algoritmy: Per. s pol'sk. I.D. Rudinskogo.- M.:Gorjachaja linja Telekom, 2006.-452 s.:il.
2. Takagi T. , Sugeno M. Fuzzy identification of system and its application for modeling and control . IEEE Trans . Systems , Man and Cybernetics . 1995 V.15 N1P.116 -132 .
3. Zajchenko Ju.P. Nechetkie modeli i metody v intellektual'nom sistemah. - K .." Slovo ", 2008 . - 333s .
4. Medvedev V. S., Potemkin V. G. Nejronnye seti .MATLAB 6: M: Dialog-MIFI, 2002.- 496
5. Hajkin Sajmon. Nejronnye seti: polnyj kurs, 2-e izdanie. : Per. s angl. – M. : Izdatel'skij dom «Vil'jams», 2006. – 1104 s. : il. – Paral. tit. Angl. – ISBN 5-8459-0890-6.
6. Kravec' I.O., Krikunova K.G. , Koval'chuk Є.O. «Sistema pidtrimki prijnattja rishen' dlja vboru optimal'noi strategii firmi na bazi nechitkih nejronnih mrezh»./ Zbirka naukovih prac' mizhnarodnoi naukoivoi konferencii «Intelektual'ni sistemi prijnattja rishen' ta problemi obchisljuval'nogo intelektu» Єvpatorija 2013, c 240-242