

Н. О. Євсіна, П. О. Качанов, М. В. Тарасенко

Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», Харків, Україна

СИНТЕЗ НЕЙРО-НЕЧІТКОГО РЕГУЛЯТОРА З НАЛАШТУВАННЯМ ГЕНЕТИЧНИМ АЛГОРИТМОМ

Анотація. Метою статті є розгляд методики розробки нейро-нечіткого регулятора (ННР) з налаштуванням його параметрів генетичним алгоритмом (ГА). Отримані результати підтверджують працездатність методики та дозволяють зробити висновок про те, що нейро-нечіткий регулятор при відповідній налаштування забезпечує високу якість роботи системи керування, у тому числі і за наявності випадкових збурень на динамічний об'єкт. Запропонована у статті методика синтезу ННР протестована в умовах обмеженого обсягу вихідних даних навчальної вибірки, розмір якої не впливає на якість роботи алгоритму. Достатньо двох або трьох значень параметрів вибірки, щоб сформувати діапазони для меж термів нечітких змінних, а далі оптимальні значення підбираються ГА. У результаті розроблено алгоритм синтезу регулятора та генетичний алгоритм налаштування його параметрів.

Ключові слова: нечіткий регулятор, функція приналежності, дефазифікація, нейро-нечіткий регулятор, генетичний алгоритм.

Вступ

Необхідність вирішення актуальних завдань автоматичного керування динамічними об'єктами при дії різноманітних випадкових збурень все частіше вимагає застосування інтелектуальних методів математичного моделювання, таких як нечітка логіка, генетичні алгоритми (ГА), нейронні мережі. Об'єднання нейронних мереж, ГА та нечітких алгоритмів дозволяє вирішувати завдання різної складності та невизначеності, але найважливіше – вони стають універсальним інструментом для обробки неточної, неповної чи нечіткої інформації [1].

Застосування інтелектуальних методів при побудові систем керування дозволяє суттєво знизити вплив невизначеності на якість систем керування, а також компенсувати брак апріорної інформації на етапі проектування систем [2]. У нечіткому керуванні кількість необхідних нечітких правил зростає експоненційно, і це явище відоме як прокляття розмірності або проблема вибуху комбінаторного правила. Тоді стає необхідним скорочення бази правил. Вважається, що кількість правил повинно бути зменшено так, що залишається лише мінімально необхідна кількість правил, які ще містять істотну інформацію щодо оригінальної бази. Хоча для цієї мети використовується кілька технік [3], таких як: булевий метод, нейронні мережі, метод розв'язки та методи кластеризації, але жодна з них не є повністю задовільною. Це завдання можна вирішити за допомогою нового методу синтезу нечіткого керування.

Аналіз літератури та огляд існуючих рішень.

Розробка системи керування включає в себе багато питань, таких як стабільність системи, якість перехідного та сталого стану тощо. Кожна проблема значною мірою залежить від структури та параметрів системи керування.

Крім того, під час проектування необхідно переконатися, що конфлікти між критеріями якості

адекватно вирішені [4]. Відсутність систематичних методів вибору значень для багатьох параметрів регулятора є основною перешкодою для задоволення вимог керування.

Щоб вирішити ці проблеми за допомогою генетичних алгоритмів, кодують структуру та параметри контролера в хромосомну послідовність і визначають функцію відповідності як функцію вимог до якості [5].

Відповідно задачу проектування можна перетворити на задачу мінімізації цільової функції за параметрами регулятора [6].

Оскільки генетичні алгоритми використовують лише функцію відповідності в процесі оптимізації, вони можуть виконувати цей пошук. Інноваційне поєднання існуючих методів керування з генетичними алгоритмами може створити потужний інструмент для вирішення реальних проблем керування, як показано у [7–11].

Генетичний алгоритм (ГА) є предметно незалежним інструментом глобальної оптимізації, ефективність якого добре відома і для вирішення завдань параметричного налаштування нейронних мереж (НМ).

Використання ГА при синтезі нейронного регулятора (НР) передбачає, що кожному варіанту параметрів НР відповідає своя хромосома. Для оцінки відносної придатності i -ї хромосоми необхідно знати, який перехідний процес $X_i(t)$ їй відповідає. При звичайному розмірі популяції в сотні і тисячі хромосом потрібна дуже велика кількість експериментів, що робить необхідним використання імітаційної моделі об'єкта. При цьому виникає дві задачі:

1) імітаційна модель має бути досить швидкою, інакше брак обчислювальних ресурсів дискредитує використання ГА;

2) при розрахунку відносної придатності хромосом слід враховувати неминучу неповну невідповідність імітаційної моделі та об'єкта.

Такі задачі взаємопов'язані, тому що, чим точніше опис об'єкта, тим менша швидкодія моделі і навпаки. Проблема неповної відповідності об'єкта та моделі виникатиме, природно, і при керуванні в реальному масштабі часу.

Засновник теорії нечітких множин Л. Заде, підкреслював, що вимоги до точності опису об'єкта керування можуть бути знижені за рахунок підвищення інтелектуальності системи керування. Нечіткі регулятори є прикладом такого підходу. Однак генетичне навчання класичних нечітких регуляторів пов'язане з деякими проблемами, яких немає при навчанні НР.

Враховуючи зроблені зауваження, цілком природним є перехід від НР до нейро-нечіткого регулятора (ННР).

У ННР один нейрон використовується для подання одного нечіткого правила. Якщо використовувати для представлення термів функцію Гауса, то правило можна подати як нейрон з n входами. НМ для реалізації ННР має бути двошаровою, завдання другого шару полягає у виконанні функції дефаззифікації – обчислення спільної дії всіх правил.

Основна перевага використання ННР по відношенню до НР полягає в тому, що ННР зберігає такі корисні властивості нечіткого регулятора як природну адаптивність і слабку чутливість до перешкод.

Метою статті є розгляд методу розробки нейро-нечіткого регулятора з налаштуванням його параметрів за допомогою ГА.

Алгоритм синтезу математичної моделі нейро-нечіткого регулятора з налаштуванням генетичного алгоритму

Крок 1. Побудова математичної моделі об'єкта керування та вирішення задачі синтезу регулятора класичним методом. Попередньо необхідно вибрати структуру регулятора (П-, ПІ-, ПІД-регулятори та ін.), а далі розрахувати чи підібрати його коефіцієнти.

Крок 2. Проведення тестування побудованої системи (крок 1) у діапазоні можливих режимів роботи та підтвердження стійкості. Отримання навчальної вибірки виконання процедури синтезу нечіткого регулятора.

Крок 3. Ухвалення рішення про структуру нечіткого регулятора (у найпростішому випадку це буде структура один вхід – один вихід). Здійснення вибору лінгвістичного опису для вхідного

(вихідних) та вихідний змінних нечіткого регулятора (фаззифікація [3]). У блоці «фаззифікація» міститься нечіткий опис вхідного та вихідного параметра у вигляді терм-множини лінгвістичних змінних. Кількість термів визначається експертом виходячи з особливостей розв'язання задачі.

Крок 4. На підставі даних навчальної вибірки складаються схеми логічних висновків у нечіткій базі правил відповідно до лінгвістичного опису на кроці 3.

Крок 5. Вибір виду дефаззифікації результату

нечіткого висновку. Найбільш часто

використовується метод центру тяжкості [3].

Крок 6. Проведення тестування системи з НР. Надається висновок про стійкість.

Крок 7. Розробка ГА для налаштування параметрів нечіткого регулятора у рамках стандартного процесу отримання оптимального рішення [3]:

- 1) формування початкової популяції;
- 2) поява поточної популяції;
- 3) робота генетичних операторів;
- 4) поява нових хромосом (перехід до кроку 2);
- 5) перевірка умови зупинки;
- 6) зупинка еволюції;
- 7) оптимальне рішення.

Формування початкової популяції виконується на кроці 3 – межі термів вхідних та вихідних змінних.

Крок 8. Проведення тестування ГА налаштування параметрів нечіткого регулятора (кордонів термів). Для цього вибирається тестове керування $u(t)$ на вході системи та виконується налаштування параметрів НР відповідно до встановлених на кроці 6 значень меж у заданих діапазонах їх варіацій. Результат тестування має показати коректність роботи ГА, тобто послідовне наближення до раціонального рішення - набору параметрів НР.

Крок 9. Налаштування параметрів нечіткого регулятора за допомогою ГА для заданого виду вхідної дії $u(t)$.

Крок 10. Введення в нечіткий регулятор одного формального нейрона, що дозволяє при побудові результату результуючого задавати вагу кожного правила. Внаслідок цього з'являється структура нейро-нечіткого регулятора.

Крок 11. Тестування нейро-нечіткого регулятора при одиничних вагах правил. Якщо результати тестування збігаються з результатом кроку 9, то підбираються в інтервалі від 0 до 1 таким чином, щоб за критерієм (2) результат роботи системи керування для заданого виду вхідного впливу $u(t)$ виявився кращим, ніж на кроці 9, або робиться висновок про неможливість подальшого покращення якості роботи системи керування.

Розв'язання задачі синтезу математичної моделі нейро-нечіткого регулятора з налаштуванням генетичного алгоритму

В процесі визначення оптимальних параметрів і структури нечіткого регулятора, що забезпечує мінімальне значення критерію якості, проаналізована схема найпоширенішого нечіткого дискретного регулятора, в якому є два входи (рис. 1): помилка керування $e(k)$ та її зміна

$$\Delta e(k) = e(k) - e(k-1)$$

або швидкість

$$\dot{\Delta} e(k) = \Delta e(k) / \Delta t$$

та один вихід $u(k)$ – керування в моменти часу

$$k\Delta t, k = 1, 2, \dots, N,$$

де Δt – шаг дискретизації.

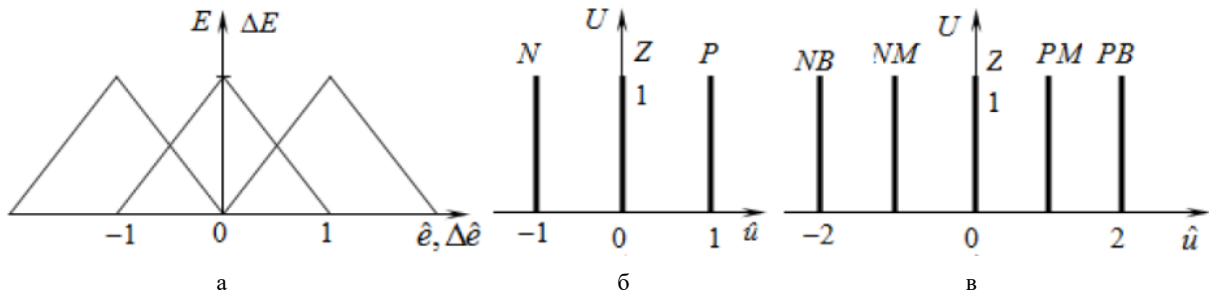


Рис. 1. Трикутна (а) і синглетонові (б), (в) функції приналежності

Дійсні значення входів $e, \Delta e$ за допомогою коефіцієнтів $K_e, K_{\Delta e}$, перетворюються в нормалізовані $\hat{e}, \Delta \hat{e} \in [-1, 1]$. Центральним елементом нечіткого

регулятора (рис. 2) є нечіткий оператор $\tilde{f}_{\text{пд}}$, що виконує операції фаззифікації, нечіткого виводу і дефаззифікація містить базу правил (1) або (2).

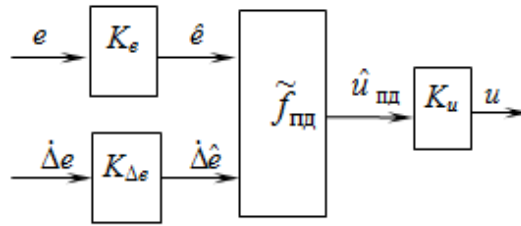


Рис. 2. Схема нечіткого ПД - регулятора

Коефіцієнти $K_e, K_{\Delta e}$ і K_u нечіткого ПД-регулятора не можуть бути однозначно визначені. Отже, для нечіткого ПД-регулятора потрібно вирішувати задачу оптимізації, а саме завдання вибору значень зазначених коефіцієнтів, що мінімізують критерій якості перехідного процесу при виконанні обмежень.

При визначенні оптимальних параметрів і структури нечіткого ПД-регулятора знаходяться параметри лінійного ПД-регулятора, наступним кроком є приведення нечіткого ПД-регулятора до лінійного та визначення його коефіцієнтів.

У процесах моделювання та оптимізації використані два типи нечітких регуляторів.

Нечіткий регулятор ПД2 піддається оптимізації в тому випадку, коли оптимізація нечіткого регулятора ПД1 не забезпечує необхідної якості перехідного процесу.

Нечіткий оператор містить 4 або 9 правил, отриманих при заміні $\Delta \hat{u}_{\text{пд}}$ на $\hat{u}_{\text{пд}}$:

- $R_{\text{пд}}^1$: якщо $\hat{e} \in N, \Delta \hat{e} \in N$, тоді $\hat{u}_{\text{пд}} \in N$;
- $R_{\text{пд}}^2$: якщо $\hat{e} \in N, \Delta \hat{e} \in P$, тоді $\hat{u}_{\text{пд}} \in Z$;
- $R_{\text{пд}}^3$: якщо $\hat{e} \in P, \Delta \hat{e} \in N$, тоді $\hat{u}_{\text{пд}} \in Z$;
- $R_{\text{пд}}^4$: якщо $\hat{e} \in P, \Delta \hat{e} \in P$, тоді $\hat{u}_{\text{пд}} \in P$;
- $R_{\text{пд}}^5$: якщо $\hat{e} \in N, \Delta \hat{e} \in N$, тоді $\hat{u}_{\text{пд}} \in NB$;
- $R_{\text{пд}}^6$: якщо $\hat{e} \in N, \Delta \hat{e} \in Z$, тоді $\hat{u}_{\text{пд}} \in NM$;
- $R_{\text{пд}}^7$: якщо $\hat{e} \in N, \Delta \hat{e} \in P$, тоді $\hat{u}_{\text{пд}} \in ZE$;
- $R_{\text{пд}}^8$: якщо $\hat{e} \in Z, \Delta \hat{e} \in N$, тоді $\hat{u}_{\text{пд}} \in NM$;
- $R_{\text{пд}}^9$: якщо $\hat{e} \in Z, \Delta \hat{e} \in Z$, тоді $\hat{u}_{\text{пд}} \in ZE$;
- $R_{\text{пд}}^{10}$: якщо $\hat{e} \in Z, \Delta \hat{e} \in P$, тоді $\hat{u}_{\text{пд}} \in PM$;
- $R_{\text{пд}}^{11}$: якщо $\hat{e} \in P, \Delta \hat{e} \in N$, тоді $\hat{u}_{\text{пд}} \in ZE$;
- $R_{\text{пд}}^{12}$: якщо $\hat{e} \in P, \Delta \hat{e} \in Z$, тоді $\hat{u}_{\text{пд}} \in PM$;
- $R_{\text{пд}}^{13}$: якщо $\hat{e} \in P, \Delta \hat{e} \in P$, тоді $\hat{u}_{\text{пд}} \in PB$.

База правил, що надана в (1) та (2), має такі позначення:

- N - негативне,
- Z - нульове,
- P - позитивне,
- NB - велике негативне,
- NM - середнє негативне,
- ZE - близьке до нульового,
- PM - середнє позитивне,
- PB - велике позитивне.

При оптимізації коефіцієнтів нечіткого ПД1-регулятора середня-модульна помилка не становила нижче 28.4%.

Для її зниження було побудовано модель з нечітким ПД2-регулятором за правилами (2).

У ході моделювання системи керування найкраща реакція на одиничний стрибок була отримана при

$$K_e = 0,8, K_{\Delta e} = 1,784, K_u = 1,576,$$

зі середньо-модульною помилкою 14,2%.

На останньому кроці алгоритму система нечіткого керування представляється у формі багатошарової нейронної мережі з чотирма шарами.

Кількість елементів першого шару визначається кількістю вхідних елементів і правил і дорівнює добутку кількості вхідних змінних на кількість нечітких правил.

К онфігурація зв'язків другого шару відповідає основі правил, а мультиплікатори – блоку виведення.

Третій та четвертий шари являють собою реалізацію блоку дефаззифікації у термінах нечіткого керування.

Отримана схема є багатошаровою мережею, що заснована на нечіткому виведенні. Тому її можна

навчати так само, як і звичайну нейронну мережу, якщо використовувати узагальнений алгоритм зворотного розповсюдження помилки [12]. Для цього необхідна навчальна вибірка у вигляді пар: вхідний вектор – еталонний вихідний сигнал, яка може бути отримана під час спостереження за реальною роботою системи.

Висновки

Застосування генетичних алгоритмів у поєднанні з теорією нечітких множин та теорією нейронних мереж для систем керування показують перспективність такого підходу.

Імітаційне моделювання показало, що регулятор на основі нечіткої логіки має ряд переваг перед

класичними регуляторами, дозволяючи враховувати обмеження, що важко або неможливо формалізувати.

Використання конструкції системи нечіткого регулювання та нейро-мережевої моделі дозволяє додати такі властивості як, адаптивність та навчальність, що забезпечується за допомогою еволюційного підходу.

В умовах відсутності вихідних даних (без навчальної вибірки) розроблений генетичний алгоритм також зможе виконати своє завдання, тільки діапазони для значень меж термів потрібно задавати ширшими, без прив'язки до значень навчальної вибірки, а число кроків рахунку генетичного алгоритму збільшиться у сотні разів.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Siddique N.H. Computational intelligence: synergies of fuzzy logic, neural networks, and evolutionary computing / N. H. Siddique. – Chichester, West Sussex, United Kingdom: John Wiley & Sons Inc., 2013. – 517 p., ISBN: 9781118337844.
2. Hall, M.A. (2012) Cumulative multi-niching genetic algorithm for multimodal function optimization. *International Journal of Advanced Research in Artificial Intelligence*, vol. 1, no. 9, pp. 6–13. DOI: 10.14569/IJARAI.2012.010902.
3. Bounemour A., Chemachema M., Essounbouli N. New approach of robust DirectAdaptive Control of a class of SISO Nonlinear Systems, in 15th international conference on Sciences and Techniques of Automatic control & computer engineering - STA'2014, 2014: Hammamet, Tunisia. p.725-730. DOI: 10.1109/sta.2014.7086723.
4. Filasov' a A., Hladk' y V., Krokavec D. Nonlinear System H_{∞} Fuzzy Control within Takagi-Sugeno Framework, in International Conference on Process Control (PC) June 18–21, 2013, Štrbské Pleso, Slovakia. 2013. p. 13-18. DOI:10.1109/pc.2013.6581375.
5. PhamThi Ly, Bui Quoc Khanh Using Genetic Algorithm to Optimize Controllers of Thermal Load System in Thermal Power Plant Published: April 26th, 2022. DOI: 10.5772/intechopen.103915.
6. Harpreet Singh, Madan M. Gupta, Thomas Meitzler, et al., —Real-Life Applications of Fuzzy Logic, *Advances in Fuzzy Systems*, vol. 2013, Article ID 581879, 3 pages, 2013. DOI: 10.1155/2013/581879.
7. Aceves-Lopes A. A simplified version of Mamdani's fuzzy controller: the natural logi controller. *IEEE Transactions on fuzzy systems*, 2006. 14(1): p. 16-30. DOI: 10.1109/TFUZZ.2005.861603.
8. Ion Iancu (2012). A Mamdani Type Fuzzy Logic Controller, *Fuzzy Logic - Controls, Concepts, Theories and Applications*, Prof. Elmer Dadios (Ed.), ISBN: 978-953-51-0396-7.
9. Oleksenko O., Khudov H., Petrenko K., Horobets Yu., KoliandaV, Kuchuk N., Konstantinov A., Kireienko V., Serdiuk O., Yuzova I. and Solomonenko Yu. (2021), “The Development of the Method of Radar Observation System Construction of the Airspace on the Basis of Genetic Algorithm”, *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, Vol. 11, Is. 8, pp. 23-30, doi: https://doi.org/10.46338/ijetae0821_04.
10. B. Dun, O. Zakovorotnyi, and N. Kuchuk, “Generating currency exchange rate data based on Quant-Gan model”, *Advanced Information Systems*, vol. 7, no. 2, pp. 68–74, Jun. 2023. doi: 10.20998/2522-9052.2023.2.10.
11. Ковриго Ю.М. Fuzzy-регулятор для керування інерційними технологічними параметрами котлоагрегату ТЕС / Ю.М. Ковриго, О.С.Бунке, П.В. Новіков / *Nauka i Studia NR 8 (169) 2017 – с. 76-84.*
12. B. Kopychak, L. Kasha. Genetic algorithm application for synthesis and analysis of electromechanical systems. *Energy Eng. Control Syst.*, 2018, Vol. 4, No. 2, pp. 73 – 78. DOI: 10.23939/jeecs2018.02.073

Received (Надійшла) 26.06.2023

Accepted for publication (Прийнята до друку) 30.08.2023

Synthesis of neuro-fuzzy regulator with adjustment by genetic algorithm

Natalia Yevsina, Petro Kachanov, Mykola Tarasenko

Abstract. The purpose of the article is to consider the method of developing a neuro-fuzzy regulator with the adjustment of its parameters by a genetic algorithm. The obtained results confirm the workability of the technique and allow us to conclude that the neuro-fuzzy regulator, with appropriate settings, ensures high quality of the control system, including in the presence of random disturbances to a dynamic object. The method of neuro-fuzzy regulator synthesis proposed in the article was tested under the conditions of a limited volume of initial data (the volume of the training sample), the size of which does not affect the quality of the algorithm. Two or three values of the sampling parameters are enough to form the ranges for the boundaries of the terms of the fuzzy variables, and then the optimal values are selected by genetic algorithm. **As a result**, an algorithm for the synthesis of the regulator and a genetic algorithm for adjusting its parameters were developed.

Keywords: fuzzy controller, membership function, defuzzification. neuro-fuzzy regulator, genetic algorithm.