

АДАПТАЦІЯ МОДЕЛЕЙ НЕЧІТКОГО ВИВОДУ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНИХ ІМУННИХ СИСТЕМ

© Корабльов М.М., Овчаренко І.В., 2007

Розглянуто проблему адаптації моделей нечіткого виводу в задачах ідентифікації об'єктів. Процес побудови адаптивної системи нечіткого виводу складається з етапів структурної та параметричної адаптації з використанням штучних імунних систем. Показано ефективність використання штучних імунних систем для навчання адаптивних нечітких моделей, що описують нелінійні функції.

The given work is devoted to the problems of adaptation of fuzzy inference systems. The process of adaptive fuzzy inference system developing consists of stages of structural and parametric adaptation using artificial immune systems. The efficiency of artificial immune systems for learning of adaptive fuzzy inference models for nonlinear functions is shown.

Вступ. Активне використання сучасних інформаційних технологій для створення математичних основ інтелектуальних систем в останні роки дозволило з іншого боку розглянути проблему обробки багатомірних даних в умовах неповної та неточної інформації. Однією з найактуальніших задач у цій сфері є задача ідентифікації нелінійних об'єктів. Класичні методи багатомірної статистики, що використовуються в подібних задачах, ґрунтуються на певних припущеннях про структуру вихідних даних і, як наслідок, спроби їхнього застосування приводять до більших помилок за умови невідповідності навчальних наборів цим припущенням. Основним недоліком класичних систем нечіткого виводу є те, що вихідний набір правил, що описують всі можливі стани системи, формулюється експертом, тому такий набір може бути неповним або містити суперечливі правила. За наявності набору неструктурованих даних формування адекватної множини нечітких правил стає складною проблемою, яка потребує додаткових досліджень характеристик багатомірних даних. Іншими недоліками систем нечіткого виводу є те, що кількість, форма та параметри функцій належності (ФН) найчастіше задаються експертом суб'єктивно, і за наявності великої кількості одноманітної інформації адекватно задати перераховані характеристики моделі стає надзвичайно складно, що може привести до зниження якості ідентифікації [1].

Найперспективнішим напрямом під час розв'язання цієї задачі є використання універсальних апроксиматорів широкого класу багатомірних нелінійних функцій – адаптивних систем нечіткого виводу (АСНВ), в яких параметри нечітких моделей формуються шляхом їх оптимізації за експериментальними даними [2]. Для цих цілей пропонується використання штучних імунних систем (ШИС). ШИС являють собою напрям штучного інтелекту, який моделює природну імунну систему організму і використовує її властивість виробляти нові типи антитіл для боротьби з антигенами, що потрапили до організму. При цьому антиген розглядається як задача, яку необхідно розв'язати, а антитіло – як вектор, який щонайкраще відповідає її розв'язанню. ШИС становлять обчислювальний інтерес завдяки таким властивостям, як самоорганізація, самонавчання, адаптація і різноманіття, пам'ять, використання мережної взаємодії, розпізнавання, метадинаміка тощо [3,4]. У зв'язку з цим задача адаптації нечітких моделей за допомогою ШИС є актуальною.

Постановка задачі. Зобразимо адаптивну модель нечіткого виводу в вигляді кортежу:

$$AFIM = \{\{x_i, y_i\}, RB, DB, I, G(RB), L(DB), F\}, \quad (1)$$

де $\{x_i, y_i\}$, $i = \overline{1, n}$ – навчальна вибірка; RB – база нечітких правил; DB – база даних; I – механізм нечіткого логічного виводу; $G(RB)$ – процедура формування бази правил; $L(DB)$ – метод настройки бази даних (параметрів ФН); F – функція, яка оцінює ефективність нечіткої моделі.

Аналіз АСНВ показав необхідність розробки двох основних процедур:

- 1) процедури структурної адаптації або процедури адаптації (оптимізації) бази нечітких правил;
- 2) процедури параметричної адаптації (оптимізації) параметрів нечітких правил – оптимізації підлягають параметри термів лінгвістичних змінних.

Ці процедури можуть виконуватися як окремо, так і одночасно, і проводяться з використанням експериментальних даних навчальної вибірки.

Отже, процес побудови адаптивної нечіткої моделі зводиться до розв'язання деякої кінцевої множини оптимізаційних задач, при цьому вид оптимізаційної функції залежить від даних навчальної вибірки. Знаходження глобального екстремуму такої функції традиційними методами оптимізації є складною задачею. Для її розв'язання використовуються ШС, які реалізують властивості обробки інформації природних організмів, що дозволяє їм вирішувати проблеми класичних методів оптимізації. Ефективність ШС для задач оптимізації пов'язана з властивістю знаходити рішення за умови майже повної відсутності припущень про характер досліджуваної функції, а також маніпулювати одночасно багатьма параметрами [5].

Структурна адаптація. Як базова структура АСНВ застосовується модель Такагі-Сугено першого порядку з нечіткими правилами вигляду:

$$R_k: \text{IF } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ ...and... } x_m \text{ is } A_{im} \text{ THEN } y = p_0 + p_1x_1 + \dots + p_mx_m, \quad (2)$$

де R_k – ідентифікатор правила; A_i та B – нечіткі змінні з відповідними функціями належності $\mu_{A_i}(x)$, $\mu_B(y)$; p_0, p_1, \dots, p_m – константи. Правила цього типу мають меншу обчислювальну складність, порівняно з правилами Мамдані, завдяки відсутності процедури дефазифікації на етапі логічного виводу.

Повна множина правил в АСНВ для реальних задач може бути досить великою. Якщо для описання спостереження використовуються m змінних, кожна з яких має n термів, то верхня оцінка кількості правил становить n^m . Для скорочення потужності множини правил необхідно в цій множині виділити деяку мінімальну підмножину спостережень, у певному сенсі домінуючих над іншими правилами.

Алгоритм структурної адаптації являє собою ітераційну процедуру послідовної ідентифікації спостережень із навчальної вибірки за допомогою штучних імунних систем, які використовують обчислювальні моделі обробки інформації в імунологічних взаємодіях для формування нечіткої бази знань. Результатом роботи алгоритму є множина нечітких правил вигляду (2).

Параметрична адаптація. Однією з основних процедур в АСНВ є процедура параметричної адаптації, що об'єднує процедуру визначення первинних значень параметрів ФН термів лінгвістичних змінних і процедуру їхньої оптимізації. Процедурною основою параметричної адаптації є зміна параметрів ФН термів. Метою параметричної адаптації є пошук такої моделі, з таким набором параметрів, для яких якість ідентифікації буде найкращою. Процес формування параметрів обраних функцій лінгвістичних змінних автоматизується шляхом використання еволюційних процедур оптимізації на основі штучних імунних систем.

Важливим питанням є питання вибору функції оптимізації або функції афінності антитіл. Побудова адаптивної моделі нечіткого виводу зводиться до задачі нелінійної оптимізації: знайти вектор (K, G) , який мінімізує функціонал вигляду

$$\Phi(K, G) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n [F(R, G, X_j) - y_j]^2 \rightarrow \min \quad (3)$$

де $F(K, G, X_j)$ – значення виходу нечіткої моделі при значенні входів, заданих вектором $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)$, G – границі термів, K – коефіцієнти правих частин правил, y_j – еталонне значення стану об'єкта при заданих значеннях параметрів.

Експериментальні дослідження. Запропонований імунний алгоритм для структурної та параметричної адаптації моделей нечіткого виводу ґрунтується на принципі клонального відбору і теорії імунної мережі та містить такі етапи [5]:

- 1) генерація популяції антитіл;
- 2) обчислення афінності антитіл Ab до обраного антигену Ag_1 ;
- 3) клонування кращих антитіл популяції Ab відповідно до їхньої афінності, формування популяції клонів C ;
- 4) мутація клонів C , формування популяції C_m ;
- 5) обчислення афінності популяції C_m ;
- 6) формування популяції клітин пам'яті M з найкращих антитіл популяції C_m ;
- 7) визначення афінності антитіл всередині популяції, супресія мережі антитіл;
- 8) заміна антитіл з низькою афінністю новими антитілами.

Дослідження проводилися з використанням двох тестових функцій:

$$F_1(x_1, x_2) = x_1^2 + x_2^2 \quad (4)$$

$$F_2(x_1, x_2) = 3(1 - x_1)^2 \exp(-x_1^2 - (x_2 + 1)^2) - 10\left(\frac{x_1}{5} - x_1^3 - x_2^5\right) \exp(-x_1^2 - x_2^2) - \frac{1}{3} \exp(-(x_1 + 1)^2 - x_2^2) \quad (5)$$

Для кожної тестової функції формується навчальна вибірка. На підставі відомих мінімальних і максимальних значень кожної вхідної змінної область визначення цих змінних розбивається на відрізки. На кожному відрізку задається гауссова ФН (рис. 1).

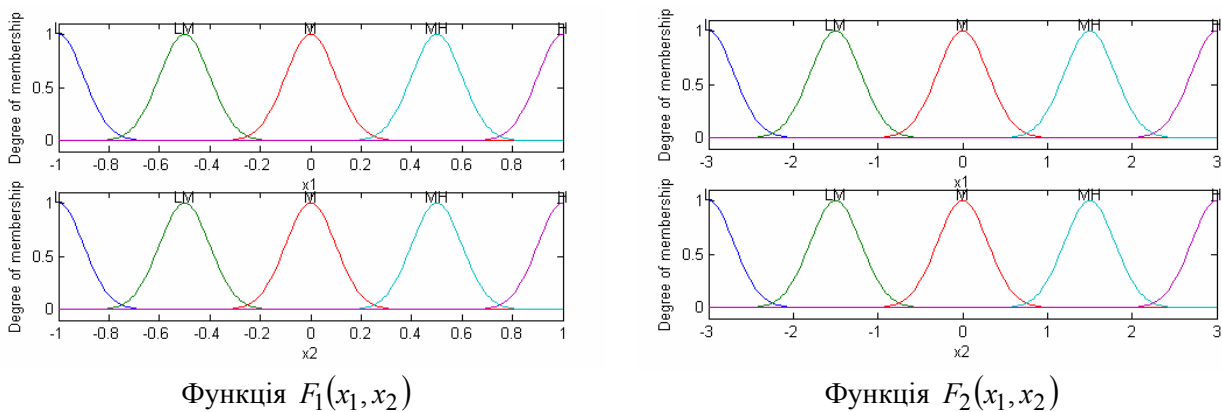


Рис. 1. Розбивання простору вхідних змінних

На етапі структурної адаптації кожному прикладу з навчальної вибірки ставиться у відповідність окреме правило в базі знань. Антигенами виступають приклади навчальної вибірки, антитілами – правила бази знань. Розмір популяції антигенів і антитіл відповідає кількості прикладів у навчальній вибірці. Критерієм афінності є середньоквадратичне відхилення. Антитіла з кращою афінністю складають популяцію клітин пам'яті, які формують базу правил. Для виключення надлишкових і суперечливих правил виконується супресія популяції антитіл на основі теорії імунної мережі, що приводить до істотного зменшення правил у базі знань.

На етапі параметричної адаптації параметри ФН, залишених у базі знань правил, змінюються для досягнення максимальної активності правил по всіх прикладах навчальної вибірки (рис. 2). Антигеном виступає функція афінності (середньоквадратичне відхилення), значення якої необхідно мінімізувати. Антитіло являє собою рядок параметрів ФН фіксованої довжини:

$$S = \langle \Delta_{11}, \Delta_{12}, \dots, \Delta_{1m-2}, \dots, \Delta_{n1}, \Delta_{n2}, \Delta_{nm-2} \rangle, \quad (6)$$

де Δ_{ij} – відстань між центрами сусідніх гауссових функцій. Пропонується дійсне кодування антитіл, що дозволяє підвищити точність знайдених рішень і швидкість знаходження глобального мінімуму порівняно з бінарним кодуванням.

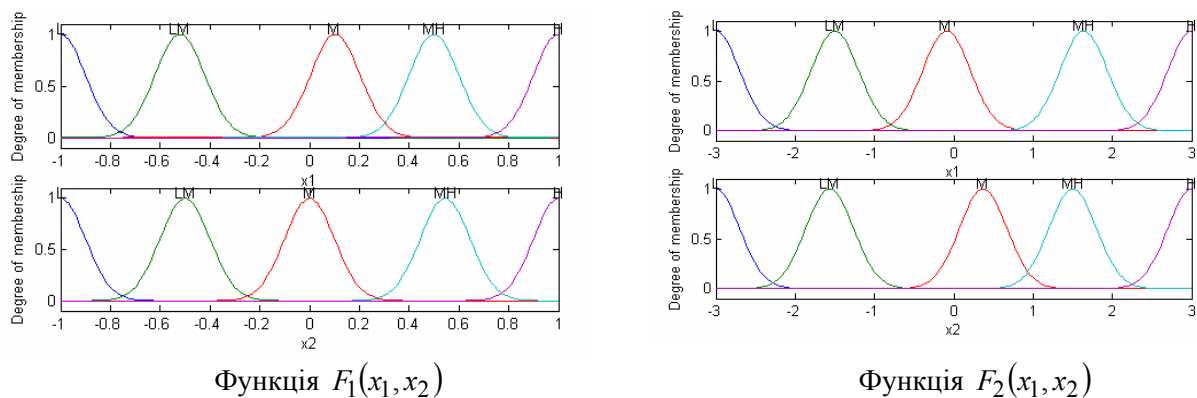


Рис. 2. Результати параметричної адаптації

Узагальнений алгоритм навчання АСНВ являє собою ітераційну процедуру, у якій організована взаємодія процедур параметричної і структурної адаптації. На етапі генерації початкової популяції формується N наборів параметрів функцій належності термів лінгвістичних змінних. Генерується початкова популяція антитіл для формування бази правил. На кожній з епох імунного алгоритму відбувається модифікація кожної популяції відповідно до обраної схеми застосування імунних операторів, обчислення пристосованості кожного антитіла й ранжирування антитіл за ступенем афінності в популяції. Наприкінці з отриманої популяції вибирається найбільш пристосоване антитіло, що є результатом оптимізації.

Для оцінки вірогідності ідентифікації необхідно порівняти експертну ідентифікацію об'єктів з деякого тестового набору з результатом ідентифікації, отриманим при використанні моделі. На етапі 50 поколінь середньоквадратичне відхилення становить 0.01 для функції $F_1(x_1, x_2)$ та 0.34 для функції $F_2(x_1, x_2)$.

Результати та перспективи досліджень. У роботі розглянута актуальна задача ідентифікації нелінійних об'єктів. Для її розв'язання запропоновано адаптивну модель нечіткого виводу, у якій реалізовані процедури структурної та параметричної оптимізації на основі штучних імунних систем з використанням принципу клонального відбору та теорії імунної мережі. Проведені експериментальні дослідження показали ефективність застосування штучних імунних систем для навчання адаптивних нечітких моделей, що описують нелінійні функції. Запропонована адаптивна модель нечіткого виводу потребує подальших досліджень впливу типу і параметрів ФН та правил нечіткого виводу на процес навчання і якість ідентифікації нелінійних об'єктів.

1. Прикладные нечеткие системы / Под ред. Т. Тэрано. – М.: Мир, 1993. – 512 с. 2. Круглов В.В. Адаптивные системы нечеткого вывода // Нейрокомпьютеры: разработка и применение, 2003. № 5. – С. 15–19. 3. Искусственные иммунные системы и их применение / Под ред. Д. Дасгупты. Пер. с англ. под ред А.А. Романюхи. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2006. – 344 с. 4. De Castro L.N., Timmis, J.I. [Artificial Immune Systems: A Novel Paradigm to Pattern Recognition](#) // In Artificial Neural Networks in Pattern Recognition, SOCO-2002, University of Paisley, UK, 2002. – P. 67–84. 5. Кораблев Н.М., Овчаренко И.В., Токарев В.В. Применение искусственных иммунных систем в задачах восстановления и оптимизации нелинейных зависимостей. // Научн.-техн. журн. “Бионика интеллекта”, 2007. № 1(66). – С. 126–129.