

ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ НЕЙРО-ФАЗЗИ МОДЕЛІ УЗГОДЖЕННЯ ОБ’ЄКТІВ ВИРОБНИЦТВА І ЗАСОБІВ УПОРЯДКУВАННЯ СЕРЕДОВИЩА

Анотація: Приведені результати експериментального дослідження запропонованої нейро-фаззи моделі узгодження об’єктів виробництва і засобів упорядкування середовища, які засвідчили переваги використання нейро-фаззи технологій для розв’язання слабоформалізованих задач прийняття рішень з елементами нечіткості і лінгвістичної невизначеності.

Ключевые слова: нейро-фаззи модель, слабоформалізовані задачі прийняття рішень.

Постановка задачі експериментального дослідження

В рамках задачі вибору раціонального складу системи упорядкування середовища визначальним етапом є узгодження об’єктів виробництва (ОВ) і засобів упорядкування середовища (ЗУС), що представляється відповідністю β [2], яка характеризується слабоформалізованістю і наявністю елементів нечіткості та лінгвістичної невизначеності. Авторами для ефективного подання β запропонована нейро-фаззи модель (НФМ) – інтелектуальна компонента управління та прийняття рішень, заснована на гібридному використанні нечіткої логічної системи подання та виведення і нейронної мережі як універсального апроксиматора [1]. За визначенням НФМ принципово дозволяє відображення довільної функціональної залежності, однак її адекватність суттєво залежить від вибору структури та якості навчання.

Тому робота синтезованої компоненти НФМ має бути досліджена з метою підтвердження можливості її використання для вище визначених задач, аналізу адекватності, стійкості та чутливості моделі для заданих вхідних даних, виявлення особливостей і вироблення рекомендацій щодо формування баз правил та навчальних вибірок, коригування НФМ у випадку отримання незадовільних результатів, дослідження переваг використання НФМ замість традиційних логічних систем чи штучних нейронних мереж (ШНМ).

Пропонується наступна багатоетапна методика експериментального дослідження роботи запропонованої НФМ:

1. Підготовчий етап: формування бази правил P^n та навчальної вибірки X^m , побудова НФМ, що структурно і функціонально відповідає умовам задачі і сформованому набору правил.
2. Відпрацювання на синтезованій моделі тестових ОВ. Оцінка одержаних результатів. Визначення допустимих рівнів значущості θ .

3. Визначення впливу кількості правил та їх деталізованості на якість рішень, що приймаються.
4. Формування традиційного вирішувача на чіткій логіці, що відповідає заданій базі правил, та порівняння результатів його роботи з нечіткою НФМ.
5. Вибір параметрів і проведення навчання НФМ та оцінка його впливу на якість рішень, що приймаються.
6. Порівняння результатів роботи навченої НФМ з відповідними моделями на ШНМ.

В задачі узгодження ОВ і ЗУС структура НФМ безпосередньо визначається кількістю значимих ознак компонентів і базою продукційних правил, які виражають відповідності між ними. З урахування спрощень, що полягають у виключенні найменш суттєвих властивостей ОВ і ЗУС (це жодним чином не впливає на значимість результатів досліджень стосовно усєї предметної області вцілому), модель відповідності β між ними має 14 вхідних змінних та 3 вихідні, які в залежності від свого характеру представляються неперервною сигмоїдною функцією належності або дискретною - синглетоном.

Основу НФМ складає сформована експертами множина правил продукції P^n (всі правила мають однакову вагу), а для навчання використовується множина векторів “вхід-вихід” X^m , що представляє собою набір конкретних реалізацій цієї відповідності. Кількість правил $n = 50$ та об’єм навчальної вибірки $m = 50$ визначений емпірично, виходячи з міркувань компактності множин і зростання репрезентативності вибірки при збільшенні її об’єму, покриття та рівномірності розподілу по всьому простору вхідних значень. Навчальна множина розділена на навчальну і тестову підмножини (20% від загального числа прикладів). Остання застосовується для крос-перевірки результатів навчання та експерименту. Композиція правил у НФМ відбувається в режимі тах-інференції.

Дослідження виконуються у спеціально-розробленому програмному комплексі “Нейро-фаззі конструктор”, який дозволяє моделювати нечіткі, мережеві та нейро-фаззі системи в єдиному середовищі на відміну від інших засобів, що реалізують таку функціональність лише частково.

Дослідження дієздатності НФМ

Мета: перевірка працездатності моделі, підтвердження можливості використання нейро-фаззі моделей для прийняття рішень у задачах технологічного проектування, корекція та оптимізація моделі у випадку отримання незадовільних результатів.

Суть: модель відпрацьовує всі образи \bar{x}_i навчальної вибірки, фіксує для кожного елемента \bar{z}_i еталонного вектора α_{ij} -рівень відповідного вихідного j -го терму.

Результати: з 50-ти пред’явлених на вхід НФМ прикладів кількість “правильних” відповідей становить від 38 до 44, тобто 76-90% (рис. 1),

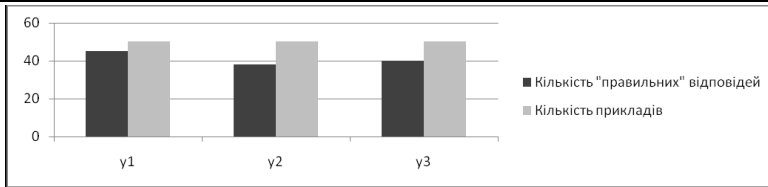


Рис. 1 – Гістограма результатів відпрацювання моделлю тестової множини (50 прикладів)

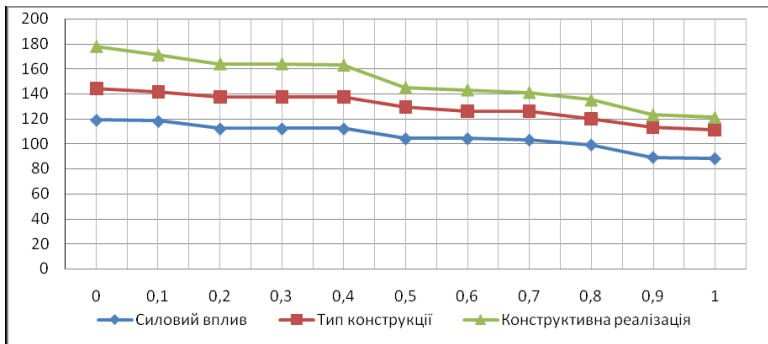


Рис. 2 – Графічне подання зміни загальної кількості значущих вихідних термів при зростанні значення θ

що є свідченням достатньо високого рівня відповідності НФМ та її бази правил залежності, яка моделюється. Дослідження також вказують на визначальне значення якості бази правил на результати прийняття рішень. Так, при достатній кількості правил, їх деталізованості моделювання є досить точним, а відповідність моделі прямує до 100% (змінна y_1 міститься в 30 правилах, всі терми наявні в консеквентній частині правил, основні залежності прописані). При недостатній кількості правил, що має місце для змінної y_3 (28 правил при 23 термах), якість рішень є невисокою. Невисока якість рішень по змінній y_2 , як показує аналіз бази правил, пов'язана з тим, що частина термів відсутня в консеквентній частині правил (5 з 12), і правила не описують достатньо детально закономірності вибору.

Слід зазначити, що показник кількості “правильних” відповідей є не достатнім критерієм адекватності моделі, оскільки враховує лише помилки I-го роду (не вибране правильне значення), в той час як помилки II-го роду, коли моделлю вибирається значення, що на практиці не відповідає вхідному набору ознак, не враховуються. Складність оцінювання якості НФМ в контексті помилок II-го роду пояснюється слабкоформалізованістю залежності і, відповідно, відсутністю точних значень всіх допустимих вихідних реакцій на деякий вхідний вектор. Тому оцінити якість

моделі на кількість помилок II-го роду може лише експерт, і ця оцінка не є строгою. Втім мінімізація кількості помилок I-го роду є першочерговою, оскільки головною метою функціонування НФМ є відсіювання очевидно неузгоджених ЗУС у рамках підтримки прийняття рішення, а остаточне рішення залишається за експертом. Тому НФМ відповідно до одержаних результатів можна вважати адекватною для вирішення даної задачі.

Дослідження значущості альфа-рівнів вихідних змінних.

Мета: визначення раціональних значень допустимих рівнів значущості θ , вироблення практичних рекомендацій щодо їх вибору.

Суть: доцільність встановлення раціонального значущого рівня θ визначається необхідністю зменшення імовірності помилкового вибору моделю “неправильних” значень шляхом фільтрації α -рівнів малоімовірних або малоєфективних значень, що підвищує роздільну здатність НФМ та якість її рішень. Досліджується кількість значущих вихідних термів при різних рінях θ .

Результати: графік на рис. 2 дає інформацію про розподіл α -рівнів виходів, з якого випливає, що в області $\theta < 0,5$ можливо виділити 2 діапазони:

а) область $0 < \theta < 0,2$, яка містить значну кількість значень – 5 – 10% від загальної кількості. Оскільки ці значення з $\alpha \rightarrow 0$ є малоімовірними, а похибка при їх відсіканні є незначною (не перевищує 5%), можна рекомендувати фільтрацію рівнів по значенню $\theta = 0,2$.

б) область $0,2 \leq \theta < 0,5$, яка містить мало значень – до 1%, що пояснюється перш за все крутістю функції належності (ФН) вхідних змінних в цьому діапазоні. Для досліджуваної моделі (з заданими ФН і базою правил) встановлення допустимого рівня $\theta = 0,5$ є доцільним, однак у загальному випадку (наприклад, при іншій формі ФН, вагах правил та ін.) такий рівень відсікання може виявитись занадто жорстким. Прийняття рішення щодо можливості збільшення θ до 0,5 має здійснюватись експертом виходячи з конкретної постановки задачі, в загальному ж випадку рекомендованим значенням слід вважати рівень 0,2.

Таким чином, для зменшення кількості помилок II-го роду (як зазначалося у першому дослідженні, їх складно контролювати) доцільним є встановлення значення $\theta = 0,2$. Крім того при “крутих” ФН, та стратегії вибору, направленої на зменшення числа альтернатив, доцільно збільшувати допустимий рівень θ до 0,5.

Вивчення впливу кількості правил на якість рішень, що приймаються

Мета: дослідити вплив збільшення числа продукційних правил на якість роботи НФМ.

Суть: навчальні дані відпрацьовуються на базах, що містять відповідно 10, 20, 40, 50 і 60 продукційних правил, причому збільшення кількості правил відбувається за рахунок їх деталізації. Порівнюється кількість “правильних” відповідей моделі та α_{ij} -рівні виходів.

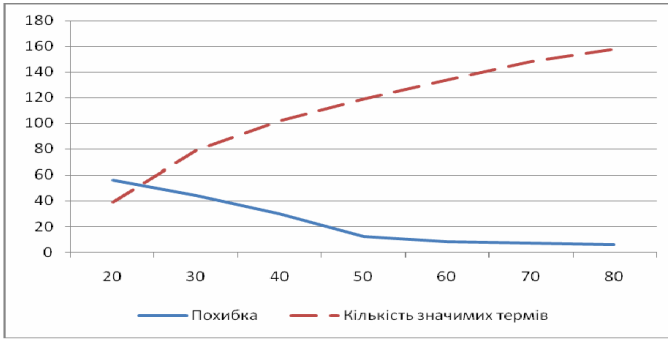


Рис. 3 – Графічне подання залежності похибки та кількості значущих термів від числа правил в базі P^n для змінної y_1 “силовий вплив”

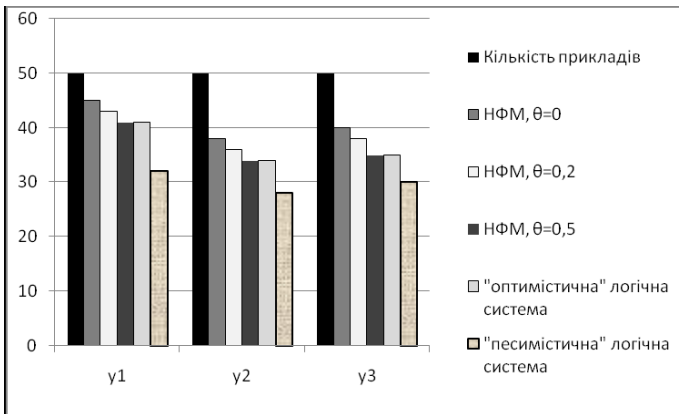


Рис. 4 – Гістограма результатів відпрацювання тестової множини (50 прикладів) НФМ з різними рівнями θ і відповідними їй логічними системами

Результати: отримані результати (рис. 3) підтверджують теоретичне твердження про зростання якості рішень (зменшення похибки) при збільшенні числа правил. Більше того, при кількості правил $n < N_{\min}$, модель не являється адекватною ($\Delta > 20 - 30\%$). Для прийнятого набору вхідних даних мінімальна кількість правил $N_{\min} = 50$. Враховуючи обмеженість області значень експериментальної моделі (відповідно до методики експериментів), на практиці збільшення розмірності НФМ призведе до зростання значення N_{\min} .

Однак зростання кількості правил n призводить до збільшення кількості значущих термів i -ї вихідної змінної L_i : $n \rightarrow \infty: L_i \rightarrow k_i$, де k_i – кількість значень-термів i -ї змінної. Для експериментальної моделі при збільшенні числа правил середня кількість значущих термів змінної y_1

зростає з 0,78 до 3,16 при $k_1 = 15$. Тобто вже при кількості правил 60-80 очевидно відбувається зростання кількості помилок II-го роду. Тому кількість правил у P^n доцільно вибирати емпірично, виходячи з критеріїв повноти, несуперечливості та ненадлишковості бази.

Дослідження впливу нечітких особливостей НФМ

Мега: порівняти результати роботи НФМ з еталонним вирішувачем на булевій логіці з ідентичною базою правил.

Суть: результати роботи НФМ порівнюються з відпрацюванням тієї ж вибірки логічною системою, що відповідає базі P^n , але не містить нечіткості:

а) “оптимістичною” (кожному вхідному x_i відповідає k -те значення лінгвістичної змінної a з найбільшим значенням ФН:

$$k = \max_j \arg f_j(x_i) \tag{1}$$

б) “песимістичною” (x_i відноситься до k -го значення вхідної змінної a , тільки якщо ФН цього значення рівна одиниці: $k: f_k(x_i) = 1$).

Результати: отримані дані свідчать, що введення нечіткого подання вхідних параметрів дозволяє підвищити відповідність рішень моделі еталонним на 10-26%, причому перевага використання нечіткої моделі зростає при збільшенні числа нечітких вхідних та вихідних параметрів, поданих лінгвістичними змінними з неперервними ФН (не синглетонами). Як видно з гістограми (рис. 4), для запропонованої НФМ (яка має більшість симетричних переходів ФН сусідніх термів) “оптимістична” булева логічна модель приблизно відповідає НФМ з рівнем допустимої значущості виходів $\theta = 0,5$.

“Песимістична” модель демонструє найнижчу кількість правильних відповідей, однак мінімізуючи при цьому і кількість помилок II-го роду. Це підтверджує доцільність використання чітких логічних систем для добре формалізованих логічних залежностей і ефективність нечітких систем для слабо-формалізованих, неповністю визначених та нечітких моделей.

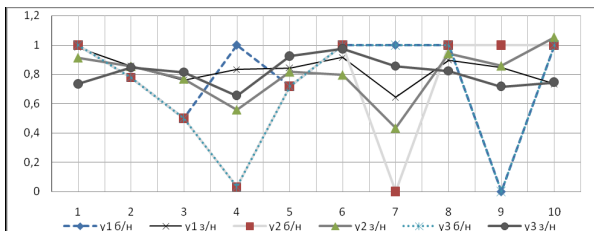


Рис. 5 – Графічне подання α -рівнів еталонних значень виходів НФМ до і після навчання: y_1 – силовий вплив; y_2 – тип конструкції; y_3 – конструктивна реалізація

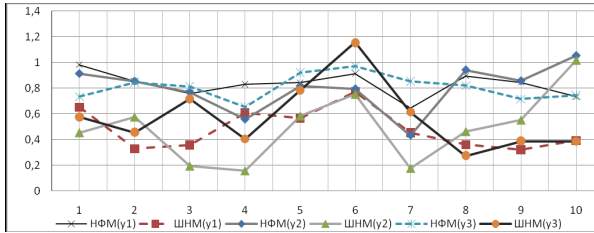


Рис. 6 – Графічне подання α -рівнів еталонних значень виходів НФМ і відповідної їй ШНМ: y_1 - силовий сплив; y_2 – тип конструкції; y_3 – конструктивна реалізація

Дослідження роботи навченої НФМ

Мета: виконати навчання НФМ та дослідити його вплив на якість прийняття рішень моделлю.

Суть: на навчальній вибірці виконується навчання синтезованої раніше НФМ. Швидкість навчання $\xi = 0, 1$, процедура навчання є збіжною. Після навчання відбувається перевірка НФМ на тестовій множині.

Результати: при виконанні 1000 ітерацій середньоквадратична похибка становить 0-02, що свідчить про ефективність такого навчання. Внаслідок аналоговості нейронних мереж значення α -рівнів після навчання є наближеними, можуть перевищувати 1 або бути меншими 0. Тому для точних відповідей (ФН=1), що мали місце в логічній системі, спостерігається незначне зменшення значень α -рівнів (рис.5). Однак при цьому навчена НФМ починає вірно реагувати на всі інші вхідні вектори, що зменшує сукупну похибку моделі до 0 – 5% (для помилок I-го роду). Так, при рівні $\theta = 0, 7$ похибка по всім змінним не перевищує 5%, що, враховуючи малий об'єм вибірок, являється задовільним результатом.

Процедура навчання експериментальної НФМ є збіжною, однак слід враховувати, що при недостатній кількості правил приховані шари нечіткої мережі будуть містити малу кількість нейронів, що збільшує імовірність розбіжності процедури навчання. У випадку розбіжності процедури навчання необхідно додати нові правила або зменшити ξ .

Порівняння якості роботи НФМ і аналогічної моделі на ШНМ

Мета: порівняти результати роботи навченої НФМ і аналогічної моделі на основі типової ШНМ.

Суть: результати роботи навченої НФМ з попереднього експерименту порівнюються з відповідною ШНМ прямого поширення, яка має 18 вхідних нейронів і 50 вихідних, 2 прихованих шари з кількістю нейронів 108 і 72 (вибрані експериментально).

Результати: значення вихідних векторів (рис. 6) запропонованої ШНМ, отримані при опрацюванні тестової вибірки, вказують на її адекватність вимогам експерименту, тобто на відповідність НФМ, оскільки

для всіх тестових прикладів мережа видає на виходах, які відповідають еталонним, сигнали, що суттєво відрізняються від інших вихідних нейронів, а для 50–70% векторів еталонному значенню відповідає найбільше з вихідних значень ШНМ. Крім того, більшість незначущих виходів мають значення в діапазоні $[-0, 1 \dots 0, 1]$ (до цього діапазону належить біля 75% значень вихідних нейронів).

Графічна інтерпретація на рис. 6 наглядно демонструє стабільно вищі значення виходів НФМ в порівнянні з відповідною ШНМ, що обумовлено наявністю в НФМ початкової інформації з бази правил. Більші абсолютні значення вихідних α -рівнів НФМ підвищують надійність кінцевих рішень за рахунок збільшення різниці з незначущими термами і можливості застосування більш високих рівнів θ . Результати свідчать, що НФМ з навчанням демонструє на 33 – 42% більш високі значення еталонних виходів в порівнянні з ШНМ, що свідчить про доцільність використання саме першої моделі. В практичних застосуваннях переваги можуть бути меншими, особливо при збільшенні об'єму навчальної вибірки X^m і зменшенні числа та якості правил P^n , однак **теоретичне твердження про зростання ефективності моделювання за допомогою НФМ в порівнянні з ШНМ при збільшенні достовірної інформації про досліджуваний об'єкт (у вигляді продукційних правил) підтверджується результатами даного дослідження.**

Висновки

1. Результати проведених досліджень роботи запропонованої НФМ розв'язання задачі вибору узгоджених ЗУС практично засвідчили перевагу використання нейро-фаззі підходу над існуючими логічними моделями та ШНМ.

2. За результатами проведених досліджень сформульовані рекомендації щодо достатності кількості правил і об'єму навчальної вибірки, рівнів значущості виходів та інших практичних аспектів використання НФМ.

3. Дослідження показали, що переваги НФМ проявляються тим більше, чим більша нечіткість і лінгвістична невизначеність моделі та вхідних параметрів, що дозволяє рекомендувати застосування нейро-фаззі підходу в задачах, де проявляються наведені властивості.

Література

1. Круглов В.В. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети: Учеб. пособие / В.В. Круглов, М.И. Длин, Р.Ю. Голунов. М.:ФИЗМАТЛИТ, 2001. – 221 с.
2. Олійник В.В. Концептуальний підхід до визначення складу СУС як задачі прийняття рішень в умовах лінгвістичної невизначеності / В.В. Олейник // Міжвідомчий науково-технічний збірник “Адаптивні системи автоматичного управління”. - Дніпропетровськ: ДНВП Системні технології. -2008. - 13(33). – С.64-68.

Отримано 04.12.2010 р.