

УДК 681.3

Б.М. Герасимов, д.т.н., професор, п.н.с.

О.М. Перегуда, ад'юнкт

Житомирський військовий інститут радіоелектроніки ім. С.П. Корольова

МЕТОДИКА ФОРМУВАННЯ ІНТЕГРАЛЬНИХ ОЦІНОК СТАНУ СКЛАДНОГО ТЕХНІЧНОГО ОБ'ЄКТА УПРАВЛІННЯ

Описана методика, яка дозволяє з використанням спеціальної нечіткої нейропродукційної системи формувати інтегральні оцінки, які характеризують стан складного технічного об'єкта управління. Відмінною рисою даної методики є висока точність формування оцінок і можливість інтерпретації внутрішніх параметрів системи у вигляді правил-імплікацій.

На даний час автоматизовані системи управління (АСУ) отримали широке поширення, вони впроваджуються в усі нові сфери управлінської діяльності людини. Розвиток АСУ, в свою чергу, вимагає нового бачення проблем обробки й відображення інформації в умовах постійного ускладнення задач управління. Особливо актуально це для рішення задач оперативного управління складними технічними об'єктами управління (СТОУ). Воно пов'язане, насамперед, з оперативною обробкою інформації про стан СТОУ.

Постановка проблеми в загальному вигляді. Оперативна обробка інформації про стан СТОУ здійснюється з метою визначення працездатності режиму роботи систем СТОУ для ухвалення рішення з оперативного управління об'єктом у цілому. Обсяг оперативної інформації, аналіз якої необхідно робити для ухвалення рішення, в переважній більшості випадків вище пропускну здатності оператора на кілька порядків, в наслідок чого немає сенсу представляти йому всю інформацію, що надходить зі СТОУ. Тому при побудові АСУ одним з основних завдань, яке має велике практичне значення, є узгодження пропускну здатності оператора з темпом (швидкістю) подання йому інформації про стан СТОУ.

Аналіз відомих способів узгодження пропускну здатності оператора зі швидкістю подання йому інформації. Найбільш простий спосіб вирішення протиріччя, що виникло (непогодженість обсягу оперативно оброблюваної інформації та пропускну здатності оператора), – збільшення кількості операторів. Це дозволить зменшити обсяг інформації, що аналізується одним оператором, однак ускладнить процес взаємодії операторів між собою, що спричинить збільшення часу взаємодії й збільшення кількості помилкових дій, пов'язаних як безпосередньо з ускладненням процесу взаємодії операторів між собою, так і з тим, що окремі системи СТОУ неприпустимо розділяти на підсистеми при аналізі їхнього стану. Тому вирішення завдання узгодження таким способом зведеться, по суті, до рішення задачі вибору оптимальної кількості операторів у складі чергової зміни [1]. Обсяг інформації, що аналізується одним оператором, як і раніше, може залишатися більше його пропускну здатності.

Інші, досить розповсюджені способи вирішення завдання узгодження, припускають, що операторові подаються або найбільш важливі параметри, або обчислені значення узагальнених параметрів (інтегральних оцінок) [2].

Розглянемо спосіб відбору найбільш важливих, представницьких параметрів. У цьому випадку за певним критерієм здійснюється вибір (відбір) параметрів окремих підсистем, що характеризують стан СТОУ. Визначення критерію й вибір критеріальних показників – ключовий момент, що визначає в подальшому ефективність роботи системи. Методи статистичної теорії інформації [3], [4], дозволяють охарактеризувати лише кількісний (синтаксичний) бік інформаційних масивів (повідомлень, даних, параметрів, що оцінюються), при цьому вони не відображають зв'язку з досягненням мети управління, ефективністю (корисністю), тезаурусом оператора (його концептуальною моделлю ситуації [5]) та інше і тому є малоефективними для вирішення завдання відбору найбільш важливих параметрів. Тому як критеріальний показник доцільно вибрати суб'єктивну (прагматичну) інформативність (важливість) параметра, визначену експертним шляхом (як експерти можуть виступати досвідчені оператори, фахівці-розробники АСУ). При збільшенні кількості рівнозначних (за важливістю) параметрів ефективність даного способу істотно знижується, що полягає або в

несуттєвому скороченні кількості параметрів, аналіз яких необхідно робити оператору, або ж у необхідності виключення з аналізу важливих параметрів (тобто істотній втраті інформації).

Іншим, більш ефективним способом «проріджування», є метод формування інтегральних оцінок (узагальнених параметрів), що передбачає визначення функціональної залежності між простими й складними (узагальненими) параметрами й об'єднання їх в ієрархічну структуру, що відображає ієрархію систем СТОУ.

Основою формування інтегральних оцінок є різного роду знання про особливості функціонування СТОУ, сконцентровані у фахівців з експлуатації СТОУ й у різній технічній документації з експлуатації [6]. Представлення таких знань у вигляді аналітичних залежностей, які об'єднують прості й складні (узагальнені) параметри, можливе в досить обмеженій кількості випадків. Більш традиційними способами представлення знань у цьому випадку є продукційні системи, що представляють знання у вигляді імплікацій, тобто правил вигляду (ЯКЩО [умова] – ТО [дія]), де [умова] – певна логічна змінна, значення якої визначається значенням простих параметрів, а [дія] – значення узагальненого параметра. Значення логічної змінної, що використовується в правилі-імплікації як [умова], можна задати в різному вигляді; найпоширеніший спосіб – з використанням традиційної формальної логіки за допомогою предикатів 1-го й 2-го порядків. Інтервал припустимого значення параметрів розбивається на ряд підінтервалів, кожний підінтервал отримує свій номер або ідентифікатор і характеризується значенням логічної змінної {0; 1} залежно від того, потрапило значення параметра в даний підінтервал чи ні. Особливістю даного підходу є простота, але, разом з тим, є й недоліки: якщо величина підінтервалів досить велика, то така система буде мати «слабку чутливість», що виражатиметься у відсутності зміни значення узагальненого параметра при зміні вхідних параметрів як завгодно сильно в межах своїх підінтервалів; підвищення «чутливості» можливо за рахунок зменшення довжини підінтервалів, що, у свою чергу, викликає збільшення кількості підінтервалів і, як наслідок, збільшення кількості можливих логічних комбінацій умов-імплікацій, які збільшуються за експоненційною залежністю по відношенню до кількості підінтервалів, що істотно ускладнює процес формування правил фахівцями. Альтернативою застосуванню традиційної двозначної логіки в продукційних системах є нечітка логіка, запропонована Л.Заде [7].

Для реалізації продукційної системи з нечіткою логікою було використано логіко-лінгвістичний підхід, перевагою якого є можливість представлення знань експертів з використанням понять і термінів, максимально наближених до природної мови [8], за рахунок чого скорочуються втрати інформації при її формалізації [6]. Обробка інформації в такій продукційній системі здійснюється в нечіткому вигляді. Кожному інформаційному параметру (ІП) відповідає лінгвістична змінна (ЛЗ), а кожний терм ЛЗ характеризується значенням функції належності (ФН) [9], яка приймає значення від 0 до 1 і визначає ступінь належності значення вхідної змінної даному терму.

Значення ФН термів ЛЗ (крім 0-го рівня) визначається за допомогою логіко-лінгвістичних нечітких правил, наприклад:

$$\begin{aligned} & \text{ЯКЩО } ((\text{Струм} = \text{«великий»}) \text{ і } (\text{Напруга} = \text{«пизька»})) \cdot W_1 \text{ або} \\ & ((\text{Струм} = \text{«середній»}) \text{ і } (\text{Напруга} = \text{«середня»})) \cdot W_2 \text{ те} \end{aligned} \quad (1)$$

Навантаження = «номінальне».

Продукційна система з нечіткою логікою за умови достатності правил (так званої повноти бази знань) може виступати як універсальний апроксиматор, однак правила є знаннями, які висловлюють експерти, причому експерти повинні їх чітко формулювати у вигляді імплікацій, що не завжди можливо, тому що досить велика кількість знань може бути інтуїтивною. Тобто експерт може правильно сформулювати навчальну пару {вхідні параметри-рішення}, але не в змозі сформулювати правила-імплікації, тобто він може прийняти правильне рішення, але не завжди може його пояснити. Сукупність навчальних пар, які не мають формалізованих правил одержання, являють собою «перешкоду» для настроювання продукційної системи й виключають у такий спосіб точну апроксимацію висловлень експертів, виключення цих пар з навчальної вибірки є досить трудомістким завданням, яке, в принципі, не дає поліпшення, тому що в системі в цьому випадку взагалі ніяк не будуть враховуватись неформалізовані експертами правила.

Із завданням апроксимації неформалізованих залежностей за принципом «чорного ящика» вдало справляються прямонаправлені багатопарові нейронні мережі [10]. Структурна

надмірність таких нейронних мереж, що обмежена тільки засобами, на яких нейронні мережі реалізуються, дозволяють із якою завгодно необхідною точністю апроксимувати функціональні залежності, представлені тільки набором навчальних пар, тобто вони дозволяють як завгодно точно визначати значення узагальнених показників (параметрів). Недоліком у використанні нейронних мереж є неможливість (або істотні труднощі) інтерпретації внутрішніх параметрів мережі і з цього витікає складність побудови ієрархічної структури зв'язаних узагальнених параметрів. Тобто система, побудована на базі нейронної мережі, в змозі формувати з високою точністю значення узагальнених параметрів тільки одного рівня узагальнення, причому значення проміжних узагальнених параметрів (якщо вони є в ієрархічній структурі) і правила, за якими вони отримані, визначити неможливо або досить складно. Використання такої системи не бажано через те, що оператор буде одержувати точні значення УП, але не усвідомлювати до кінця, як і чому отримані саме такі значення, не довіряти системі.

Проведений вище аналіз дозволяє зробити такі висновки:

1. Ускладнення процесів функціонування сучасних АСУ вимагає особливого підходу в проєктуванні й розробці інтерфейсу АСУ з метою узгодження пропускну здатності оператора з обсягом оперативної оброблюваної інформації.
2. Одним з найбільш ефективних способів узгодження пропускну здатності операторів зі швидкістю пред'явлення йому оперативної інформації про стан СТОУ є використання інтегральних оцінок (узагальнених параметрів), які характеризують стан систем і підсистем СТОУ.
3. На даний момент не існує способу формування інтегральних оцінок, який би одночасно характеризувався:
 - простотою інтерпретації й представлення знань про інтегральні оцінки;
 - високою точністю формування інтегральних оцінок;
 - можливістю формування інтегральних оцінок на декількох рівнях узагальнення.

Мета роботи – розробка методики формування інтегральних оцінок стану СТОУ, яка б дозволяла визначати значення узагальнених параметрів з точністю, вищою, ніж в нечітких продукційних системах, одночасно на декількох рівнях узагальнення, і мала б при цьому можливість інтерпретації внутрішніх параметрів системи, на базі якої вона буде реалізована у вигляді правил-імплікацій. Із проведеного вище аналізу можна побачити, що така система повинна об'єднати в собі позитивні властивості нечітких продукційних систем і прямонаправлених нейронних мереж. Назвемо таку систему нечіткою нейропродукційною системою (ННПС). Розглянемо основні етапи її створення.

Вирішення завдання. В основу побудови ННПС покладена традиційна нечітка продукційна система [6], [11]. Етап вибору лінгвістичних змінних, побудови дерева логічного виводу й визначення правил-імплікацій збігаються зі стандартними етапами побудови продукційної системи (так званій етап структурного настроювання [12]). На цьому етапі здійснюється формування експертної групи; визначається кількість, назви й терми УП; будується дерево логічного виводу; формуються нечіткі правила виводу для кожного УП.

На наступному кроці традиційні правила-імплікації замінюються еквівалентними нейронними блоками (невеликими сильно структурованими нейронними мережами) (рис. 1).

Кожний нейронний блок здійснює формування узагальнених параметрів тільки одного рівня, тобто вихідне значення кожного нейронного блока обов'язково має інтерпретацію: так, якби це був вихід традиційного правила-імплікації в продукційній системі. Кожний нейронний блок являє собою гетерогенну нейронну мережу.

У вхідному шарі нейронів використовується колоколоподібна активаційна функція (рис. 2, а):

$$f(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x - B}{C}\right)^2}, \quad (2)$$

де x – значення вхідного параметра, який підлягає фазифікації; B – координата максимуму функції; C – коефіцієнт концентрації-розтягання функції.

Використання даної функції дозволяє здійснювати фазифікацію вхідних даних аналогічно тому, як це здійснюється в нечітких продукційних системах. У нейронах інших шарів як

активаційна використовується сигмоїдна функція з додатковими параметрами настроювання (на відміну від традиційної сигмоїдної функції [10]) (рис. 2, б):

$$f(X) = \frac{1 + A}{(1 + \exp(-(X - B)/C))} - A, \quad (3)$$

де $X = \sum_{i=1}^n x_i \cdot w_i$; x_i – значення вхідного i -го параметра нейрона; w_i – вага i -го входу нейрона; n – кількість входів нейрона; A – зсув уздовж осі ординат [0; 1]; B – зсув уздовж осі абсцис; C – коефіцієнт концентрації–розтягання функції.

Нейронні блоки поєднуються між собою згідно зі схемою дерева логічного виводу, отриманого при структурному настроюванні. Тобто, взагалі зберігається схема роботи продукційної системи, але базові вузли (правила-імплікації) в ній реалізуються за використанням прямонаправлених нейронних мереж, за рахунок чого ННПС дозволяє досить точно визначати значення узагальнених параметрів (одночасно на декількох рівнях узагальнення) і має при цьому можливість інтерпретації своїх внутрішніх параметрів у вигляді правил-імплікацій (рис. 1).

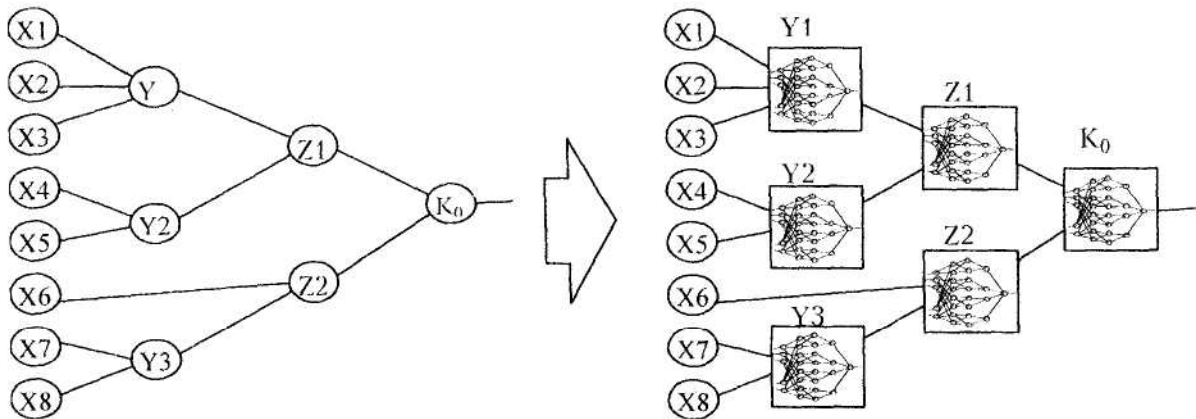


Рис. 1. Формування нечіткої нейропродукційної системи

Операції логічного додавання й множення в алгебрі нечітких множин виконуються за використанням функцій \max і \min відповідно. На рис. 3, а наведена нейронна мережа, що дозволяє реалізувати логіку роботи функції \max , а на рис. 3, б – нейронна мережа, яка реалізує логіку роботи функції \min (вид активаційних функцій нейронів представлений на рис. 3, в, г, д). Особливість роботи нейрона № 1 (рис. 3, а, б) викликала необхідність переходу від традиційної сигмоїдної функції з межами вихідного значення [0; 1] до сигмоїдної функції з межами [-1; 1] (3) (точніше, з межами [-A; 1]), використання якої дозволить при різних параметрах настроювання реалізувати елементи \max і \min (рис. 3).

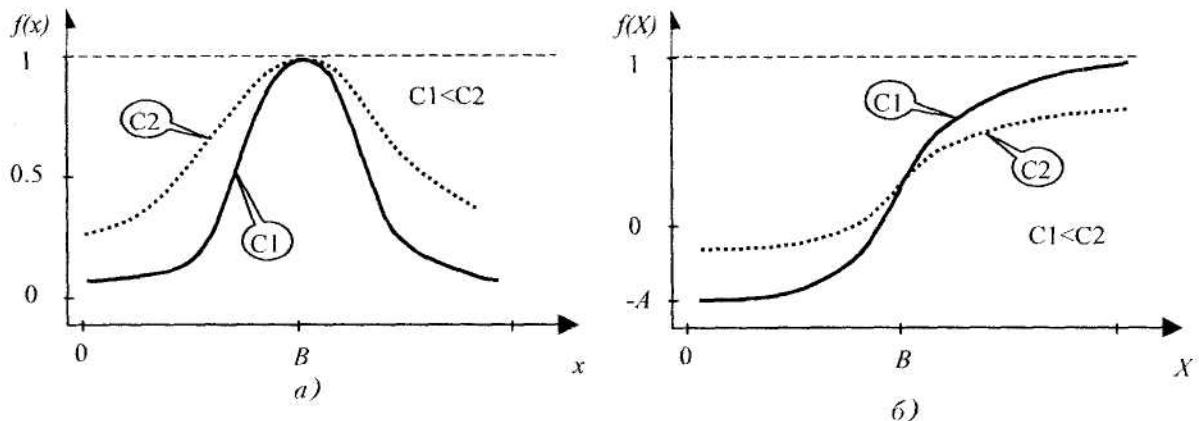


Рис. 2. Графіки активаційних функцій нейронів:
а – гаусівська функція; б – сигмоїдна функція

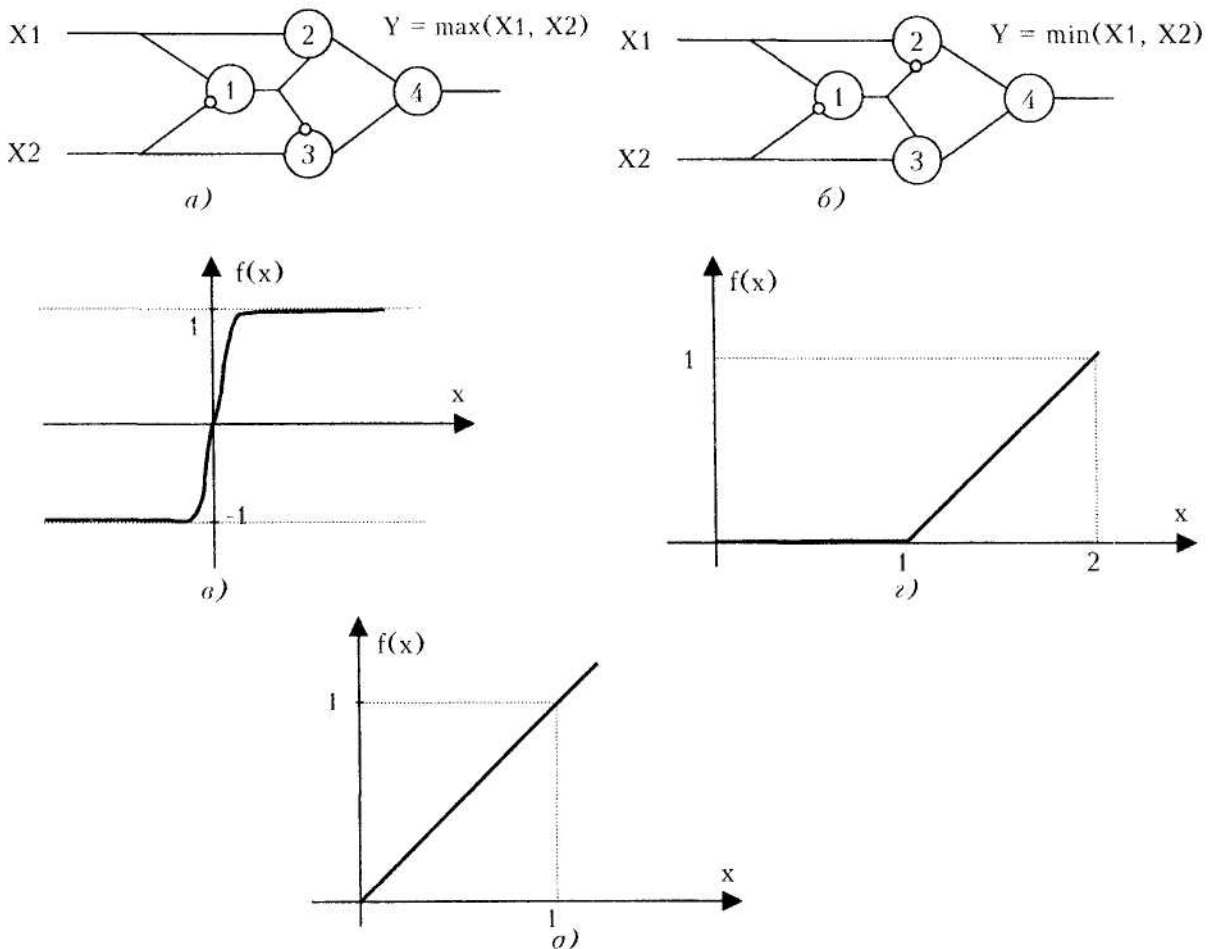


Рис. 3. Реалізація функцій *min* и *max* з використанням нейронної мережі:
 а – реалізація функції *max*; б – реалізація функції *min*, колами на вході нейронів позначені від’ємні входні ваги; в – активаційна функція нейронів з № 1; з – активаційна функція нейронів з №№ 2, 3; д – активаційна функція нейронів з № 4

Параметричне (точне) настроювання системи здійснюється з використанням навчальних пар {вхідний вектор}–{вихідний вектор}, подібно тому, як здійснюється точне настроювання в традиційній нечіткій продукційній системі. Як критерій настроювання вибирається величина помилки між реальним значенням вихідного вектора – реакцією на вхідний вектор з навчальної вибірки й відповідним еталонним вихідним вектором з навчальної вибірки. Відмінність від настроювання продукційної системи полягає в тому, що в цьому випадку для нас важливо, яке значення приймають інтегральні оцінки на всіх рівнях узагальнення, тобто вихідний еталонний вектор містить у собі всі інтегральні оцінки, а величина загальної помилки є сумарною помилкою по всіх інтегральних оцінках. У випадку великої складності нейропродукційної системи доцільно здійснювати поетапне настроювання системи, починаючи з найбільш простих інтегральних оцінок (інтегральних оцінок найбільш низького рівня узагальнення). Після чого – переходити до Ю більш високого рівня (не змінюючи вже настроєні параметри).

Приклад використання розробленої методики. Умови прикладу взято з [9]. Розглядається об’єкт із двома входами $X1 [0, 1]$ і $X2 [0, 1]$ і одним виходом $y \{d1, d2, d3, d4, d5\}$.

Досліджуваній об’єкт являє собою двовимірний простір, розділений на п’ять областей – класів рішень (рис. 4).

На рис. 5 показано одержання нечітких правил ЯКЩО–ТО, з яких була сформована нечітка база знань (табл. 1), де Н – низький, нС – нижче середнього, С – середній, вС – вище середнього, В – високий. Дерево логічного виводу складається з одного вузла (вершини).

Нечітка база знань

№	X1	X2	Y
11	П	В	d1
12	пС	В	
13	С	В	
21	вС	В	d2
22	вС	вС	
23	В	В	
31	В	вС	d3
32	В	С	
41	П	вС	d4
42	П	С	
43	П	пС	
44	П	П	
45	пС	вС	
46	пС	С	
51	пС	пС	d5
52	пС	П	
53	С	С	
54	С	пС	
55	С	П	
56	вС	пС	
57	вС	П	
58	В	пС	
59	В	П	

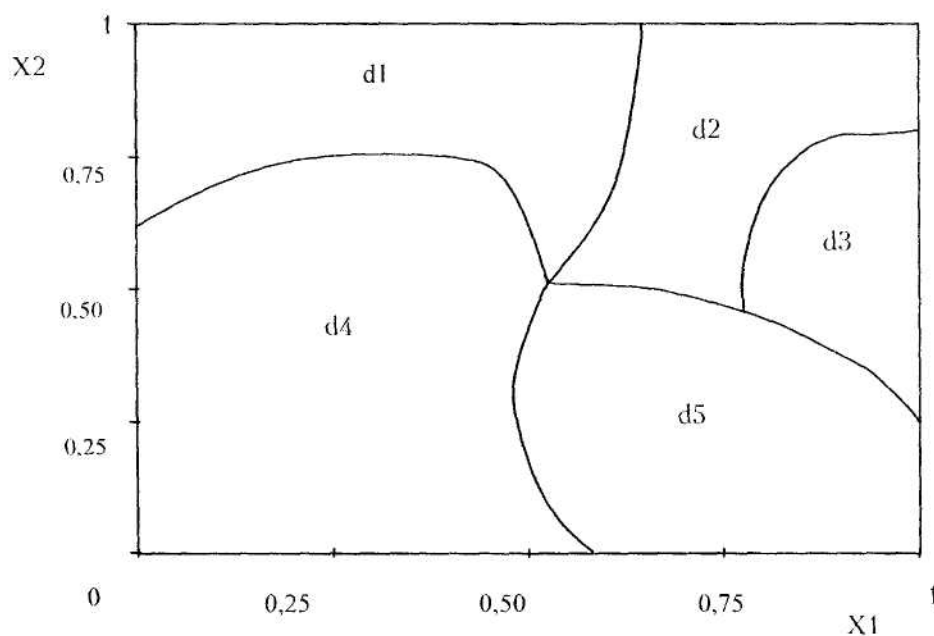


Рис. 4. Поле рішень досліджуваного об'єкта

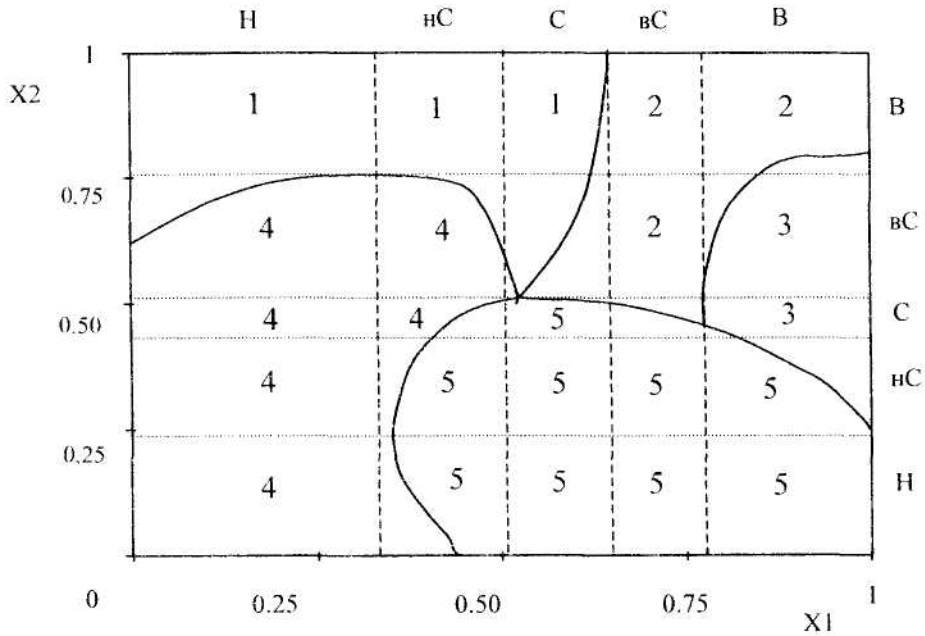


Рис. 5. Графічне представлення процесу формування нечіткої бази знань

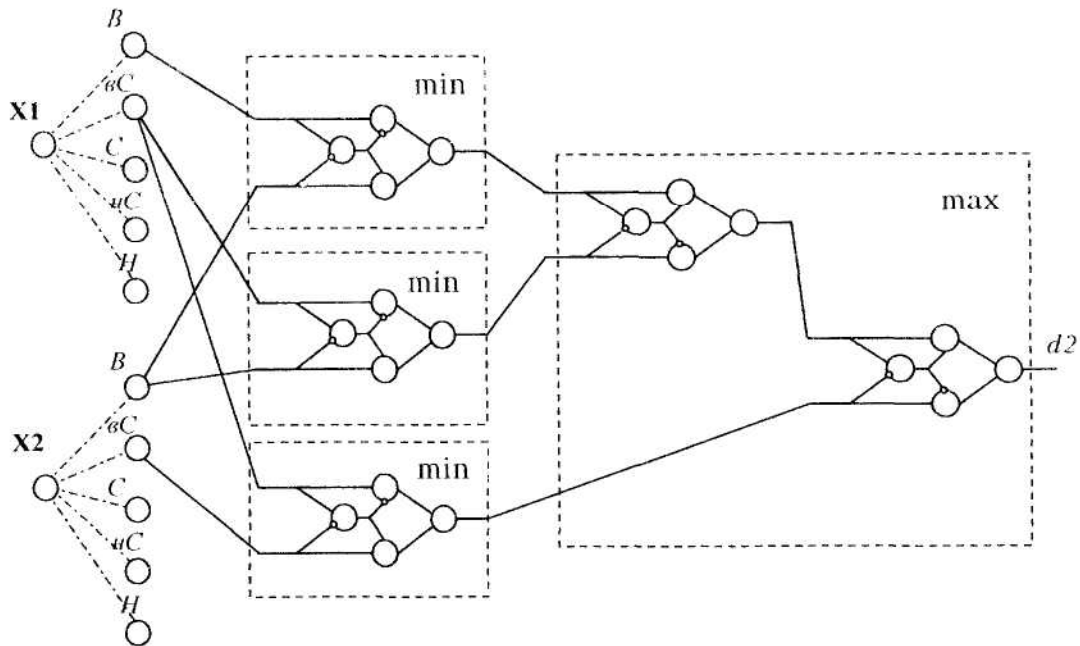


Рис. 6. Реалізація продукційних правил визначення рішення d2 (табл. 1) з використанням нечіткої нейропродукційної системи

Було проведено три експерименти. Для них була сформована одна навчальна вибірка зі 100 пар-точок, що випадково визначалися (за рівномірним законом розподілу) в області рішень (рис. 4). В першому експерименті нечіткі логічні правила були реалізовані з використанням алгебри нечітких множин. Правила були представлені у вигляді висловлень типу (1), а операції логічної диз'юнкції та кон'юнкції були замінені операціями мінімуму й максимуму аналогічно рішенню в [9]. У другому експерименті кожне логічне правило було замінено нейронним блоком (наприклад, структури частини ПНПС, що використовувалась для реалізації рішення d2 та наведена на рис. 6).

Для реалізації ПС за допомогою ПНПС знадобилось 256 нейронів із загальною кількістю міжнейронних зв'язків (входів нейронів) рівною 512. Експеримент полягав у поступовому збільшенні кількості міжнейронних зв'язків до 2000, настроюванні системи і визначенні точності обчислення рішень. Для кожної фіксованої кількості зв'язків проводилося кілька

дослідів, у кожному з яких місце встановлення нового зв'язку визначалося випадково. Зв'язки встановлювалися як усередині нейронних блоків, так і між ними. В третьому експерименті була застосована багатошарова прямонаправлена нейронна мережа. Кількість нейронів у мережі відповідала кількості нейронів у ННПС – 256. Кількість міжнейронних зв'язків змінювалась таким же чином, як і для ННПС, крім того, здійснювалось варіювання кількості шарів мережі від 3 до 6.

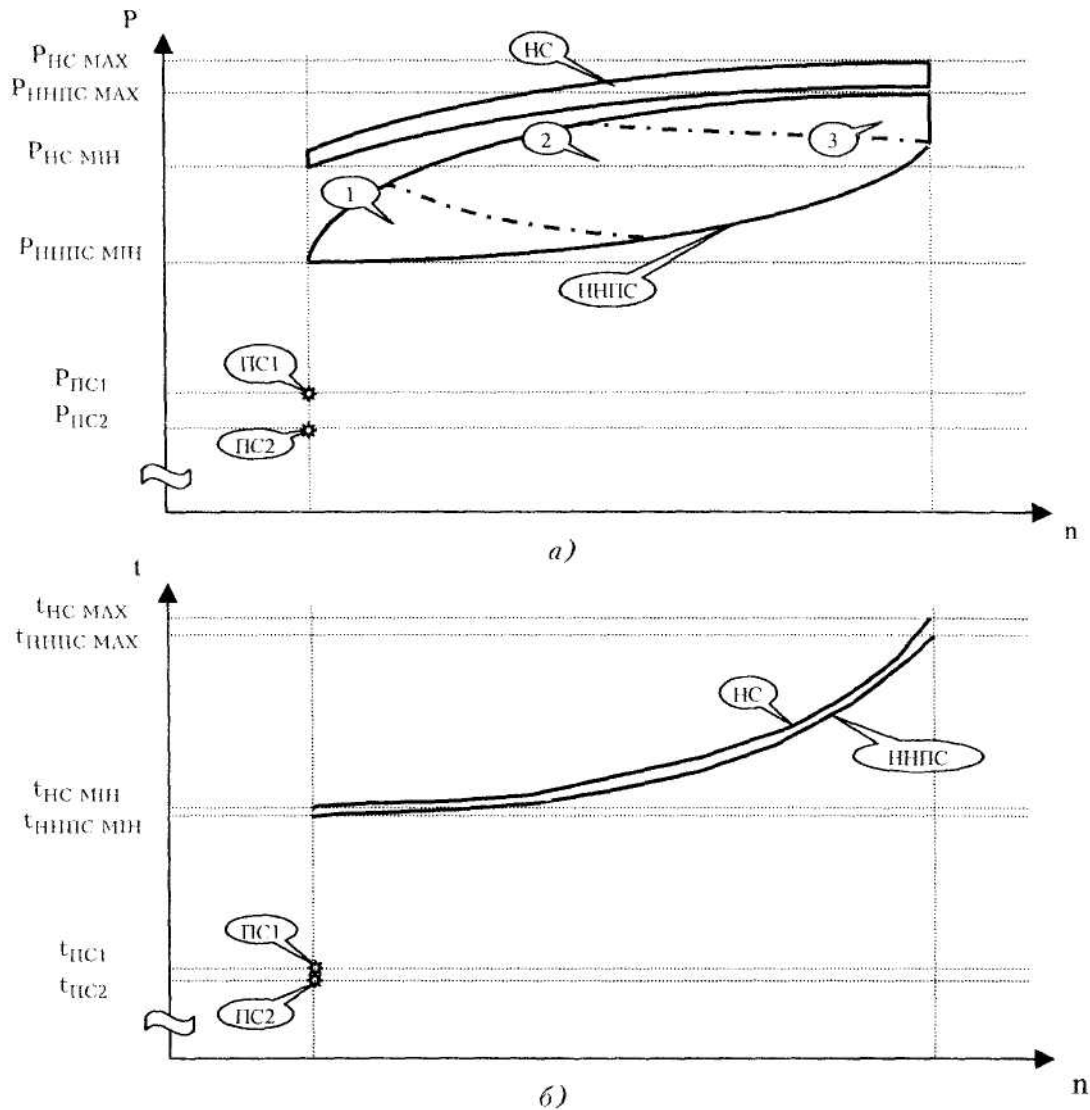


Рис. 7. Результати експерименту: а – графік залежності ймовірності правильного визначення (точності визначення) рішення для різних типів систем від кількості міжнейронних зв'язків; б – графік залежності часу настроювання різних типів систем від кількості міжнейронних зв'язків

З урахуванням відносної складності систем при їх настроюванні було використано метод генетичного алгоритму [13]. Контроль якості настроювання кожної системи здійснювався за спеціальною контрольною вибіркою (відмінною від навчальної) з 100 точок, випадково визначених (також за рівномірним законом) в області рішень (рис. 4). Результати експерименту представлені на рис. 7 і в табл. 2.

Таблиця 2

Результати експерименту

Вид системи	P (ймовірність правильного визначення рішення)		t (час настроювання системи)	
	P _{min}	P _{max}	t _{min}	t _{max}
Печітка продукційна система	0,82	0,85	300 с	400 с
Нейронна мережа	0,96	0,99	2600 с	3700 с
Печітка нейропродукційна система	0,94	0,975	2400 с	3400 с

Аналіз результатів експерименту:

- області "1", "2", "3" (рис. 7, а) характеризують роботу ННПС при різних кількості зв'язків між нейронами й різним способом поєднанням нейронів між собою;
- область "НС" (рис.7, а) характеризує роботу ПС при різних кількості міжнейронних зв'язків з різним способом поєднання нейронів між собою;
- область (точка) "ПС1" (рис. 7, а) характеризує роботу ПС із гауссівською (колоколоподібною) ФН;
- область (точка) "ПС2" (рис. 7, а) характеризує роботу ПС із трикутною ФН;
- ПС із гауссівською ФН дозволяє більш точно визначити значення ІО (у порівнянні із ПС з трикутними ФН) внаслідок використання «більше нелінійної» ФН, час настроювання при цьому несуттєво збільшується;
- точність визначення ІО за допомогою первинної ННПС вища, ніж за допомогою ПС (рис. 7, а), що можна пояснити використанням більшої кількості нелінійних елементів у складі ННПС, через використання цих же елементів збільшився час настроювання системи (рис. 7, б). Значення внутрішніх параметрів системи легко інтерпретується;
- використання НС із кількістю елементів (нейронів) і зв'язків (міжнейронних), рівних відповідній кількості в ННПС, дозволяє підвищити точність визначення ІО (рис. 7, а), що пояснюється більш ефективним використанням структури системи (у НС вона несуттєво структурована), однак навіть у найпростіший НС відсутня можливість інтерпретації її внутрішніх параметрів. Час настроювання НС і ННПС із однаковою кількістю внутрішніх параметрів практично збігається (рис. 7, б);
- збільшення кількості зв'язків у ННПС між нейронними блоками і між групами нейронних блоків більшою мірою дозволяло збільшувати точність визначення ІО, однак при цьому ускладнювався процес інтерпретації внутрішніх параметрів (верхній контур областей "1", "2", "3" (рис. 8, а));
- збільшення кількості зв'язків у ННПС усередині нейронних блоків призводило до порівняно незначного збільшення точності визначення ІО (нижній контур областей "1", "2" (рис. 7, а)), зберігаючи при цьому можливість інтерпретації внутрішніх параметрів ННПС;

подальше збільшення кількості зв'язків у ННПС (особливо між нейронними блоками й групами нейронних блоків) наближало властивості ННПС до властивостей повнозв'язної прямонаправленої ПС – висока точність визначення ІО і суттєва складність (або неможливість) інтерпретації внутрішніх параметрів (рис. 7, а).

Висновки:

1. Реалізація базових елементів продукційної системи за допомогою нейронної мережі дозволяє підвищити точність визначення інтегральних оцінок (тобто збільшити вірогідність рішень пропонуємих системою), зберігаючи при цьому можливість інтерпретації внутрішніх параметрів.
2. Використання ННПС для формування інтегральних оцінок стану СТО дозволяє здійснити компроміс між точністю визначення значень ІО й можливістю інтерпретації

внутрішніх параметрів системи у вигляді правил визначення ІО, і в такий спосіб компенсувати недостатню точність ІС і неможливість інтерпретації внутрішніх параметрів у ІС. Найкращою структурою ІНІС є така, в якій кількість міжнейронних зв'язків в 1,5–2 рази перевищує кількість зв'язків у первинній ІНІС (що заміщає ІС), при цьому кількість нових внутріблокових зв'язків становить 60–80 % від кількості всіх нових зв'язків (область “2” на рис. 7, а).

3. Значне збільшення часу настроювання ІНІС, у порівнянні із ІС, не критичне для роботи АСУ, тому що настроювання системи здійснюється не в реальному масштабі часу, а до або після сеансу управління.

Перспективні напрямки подальших досліджень: вдосконалювання методів настроювання нейропродукційної системи.

ЛІТЕРАТУРА:

1. Кузьмин И.В., Явна А.А., Ключко В.И. Элементы вероятностных моделей автоматизированных систем управления / Под ред. И.В. Кузьмина. – М.: Сов. радио, 1975. – 336 с.
2. Белицкий В.И., Зверев В.И., Щитов В.И. и др. Телеметрия. – М.: МО СССР, 1984. – 466 с.
3. Стратович Л.Р. Теория информации. – М.: Сов. радио, 1975.
4. Игнатов В.А. Теория информации и передача сигналов. – М.: Радио и связь, 1991.
5. Венда В.Ф. Инженерная психология и синтез систем отображения информации. – М.: Машиностроение, 1975. – 396 с.
6. Гаврилова Г.А., Хорошевский В.Ф. Базы знаний интеллектуальных систем. – СПб.: Питер, 2001. – 384 с.
7. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и ее применение к принятию приближенных решений. – М.: Мир, 1976. – 167 с.
8. Поспелов Д.А. Логико-лингвистические модели в системах управления. – М.: Энергоиздат, 1981. – 232 с.
9. Ротштейн А.П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети. – Винница: УНІВЕРСУМ–Вінниця, 1999. – 320 с.
10. Архангельский В.І., Богаенко І.М., Грабовський Г.Г., Рюшин М.О. Нейронні мережі в системах автоматизації. – К.: Техніка, 1999. – 364 с.
11. Леоненков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH. – СПб.: БХВ-Петербург, 2003. – 736 с.
12. Ротштейн А.П. Медицинская диагностика на нечеткой логике. – Винница: Континент-ПРИМ, 1996. – 132 с.
13. Перегуда О.М., Шуренок В.В. Використання генетичного алгоритму для налаштування нечіткої моделі оцінки космічної обстановки // Вісник ЖДТУ. – 2004. – № 29. – С.147.

ГЕРАСИМОВ Борис Михайлович – доктор технічних наук, професор, провідний науковий співробітник Житомирського військового інституту радіоелектроніки ім. С.П. Корольова.

Наукові інтереси:

– інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень.

ПЕРЕГУДА Олександр Михайлович – ад'юнкт Житомирського військового інституту радіоелектроніки ім. С.П. Корольова.

Наукові інтереси:

– інформаційно-інтелектуальне забезпечення складних технічних систем.