

ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

УДК 004.032.26

В. В. СКАЛОЗУБ^{1*}, В. М. ГОРЯЧКІН^{2*}, І. В. КЛИМЕНКО^{3*}, І. А. ТЕРЛЕЦЬКИЙ^{4*},
А. П. ТЕРЛЕНКО^{5*}

1*Каф. «Комп'ютерні інформаційні технології», Український державний університет науки і технологій, вул. Лазаряна, 2, Дніпро, Україна, 49010, тел. +38 (056) 373 15 35, ел. пошта skalozub.vl.v@gmail.com, ORCID 0000-0002-1941-4751

2*Каф. «Комп'ютерні інформаційні технології», Український державний університет науки і технологій, вул. Лазаряна, 2, Дніпро, Україна, 49010, тел. +38 (056) 373 15 35, ел. пошта vgora@ukr.net, ORCID 0000-0002-8952-952X

3*Каф. «Комп'ютерні інформаційні технології», Український державний університет науки і технологій, вул. Лазаряна, 2, Дніпро, Україна, 49010, тел. +38 (056) 373 15 35, ел. пошта i.v.klymenko@ust.edu.ua, ORCID 0000-0001-5149-3974

4*Каф. «Комп'ютерні інформаційні технології», Український державний університет науки і технологій, вул. Лазаряна, 2, Дніпро, Україна, 49010, тел. +38 (056) 373 15 35, ел. пошта igor.terletskiy.96@gmail.com, ORCID 0000-0001-9187-3955

5*Каф. «Комп'ютерні інформаційні технології», Український державний університет науки і технологій, вул. Лазаряна, 2, Дніпро, Україна, 49010, тел. +38 (056) 373 15 35, ел. пошта olt1@i.ua, ORCID 0000-0003-4728-9537

Дослідження процедур мережі хеммінга для управління сервісними системами при неточно визначених і природомовних даних

Мета. Моделі та методи, а також програмні засоби щодо завдань планування потоків замовлень систем обслуговування, або сервісних систем (С&С), мають досить велике поширення. Завдання з розвитку процедур класифікації та управління С&С на основі моделі асоціативної пам'яті нейронної мережі Хеммінга (МХ) за неточно визначених характеристик даних сьогодні є актуальним, має теоретичне та практичне значення. Основна мета роботи – розвиток та дослідження математичних моделей процедур мережі Хеммінга для С&С за неточно визначених та природномовних характеристик даних, порівняльний аналіз моделей нечітких множин і коефіцієнтів упевненості CF. **Методика.** У роботі використано модифікацію процедур нейронної мережі Хеммінга та числові експериментальні дослідження порівняльних можливостей застосування як моделей первинних даних нечітких множин $\mu_X (X \rightarrow [0; 1])$, а також експертних показників достовірності, коефіцієнтів впевненості CF(A) з множини $[-1; +1]$. **Результати.** Виконано формування та дослідження вдосконалених моделей нейронних мереж Хеммінга, призначених для процедур класифікації в С&С за неточно визначених та природномовних характеристик даних. **Наукова новизна.** Уперше для завдань класифікації та управління С&С досліджено порівняльні можливості використання нечітких величин (НВ), а також коефіцієнтів упевненості CF як моделей для представлення властивостей неповних і неточно визначених даних, а також даних у природномовній формі. При цьому встановлено переваги моделі коефіцієнтів впевненості CF та сформовано відповідні процедури класифікації та управління С&С. **Практична значимість.** Розроблені у статті моделі та процедури класифікації властивостей багатопараметричних об'єктів С&С на основі модифікованих нейронних мереж Хеммінга дозволяють ефективно вирішувати широке коло завдань сфери управління С&С за невизначеності та неповноті первинних даних.

Ключові слова: сервісні системи; умови невизначеності; процедури класифікації; нейронні мережі Хеммінга; нечіткі величини; коефіцієнти впевненості CF(A); природномовні дані

ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

Вступ

Завдання з аналізу, планування та оптимізації потоків замовлень у сервісних (обслуговуваних) системах (С&С) виникає у багатьох технологіях і виробництвах, є змістовним та досить поширеним [1, 4, 12, 14, 17, 18, 20]. Для забезпечення аналітичної підтримки та ефективною реалізації завдань функціонування багатьох складних технологій, процесів і різноманітних С&С необхідно застосовувати засоби та процедури щодо визначення значень параметрів і встановлення їх поточних станів. Такі оцінки часто є ключовими для раціонального та оптимального планування. Разом із тим складність інформаційних, технологічних та інших процесів часто впливає на можливість отримати достовірні дані про характеристики середовища тощо. Крім того, певні процеси можуть мати велику кількість компонентів із різними властивостями, характеристики яких також відомі неточно або мають природномовну форму [6, 7, 18, 20–22]. Для забезпечення при цьому ефективного вибору керувань із числа передбачених шаблонів дій можна застосувати методи інтелектуальних систем, у нас – процедури класифікації характеристик за неточно визначеними даними [7, 11, 15–17, 19, 20]. Цілісьове призначення процедур полягає у визначенні класу, який показує найкращого виконавця або дію. Аналіз публікацій свідчить, що сьогодні завдання з розвитку та розробки таких процедур класифікації за неповних і неточно визначених даних досить поширені та становлять значний інтерес [7, 15, 17].

Завдання щодо розвитку інтелектуальних процедур (ІП) класифікації на основі моделі асоціативної пам'яті нейронної мережі Хеммінга (МХ) [15, 16], а також на основі багатьох моделей її узагальнення за неточно визначених характеристик даних змістовно залежать від сфери та вимог застосування. Вони не передбачають універсалізму структури моделей та засобів із визначення класів для вхідних об'єктів. У статті розглянуто завдання, яке полягає у виборі моделей та засобів мережі Хеммінга для планування (управління процесами на основі вибору класу вхідних об'єктів) у сервісних системах. За математичні моделі, використані для представлення середовища С&С, обрано нечіткі множини [1, 2, 4, 23] та коефіцієнти

впевненості CF [11, 13, 19]. Виконано порівняльний аналіз цих моделей, призначений для застосування процедур класифікації в С&С за неточно визначеними даними.

Класичні МХ дозволяють виконувати класифікацію об'єктів за збурених або неповних даних, якщо властивості елементів потоків замовлень можна оцінити значеннями з множини $\{-1; +1\}$ [5, 11, 16]. У складних системах, зокрема в С&С, часто певні параметри первинних даних мають неточно визначені характеристики, інтерпретація яких значеннями з множини $\{-1; +1\}$ становить певну проблему. У статті виконано дослідження можливості формування ознак елементів первинних даних об'єктів С&С на основі інших більш потужних множин значень, що відповідають різним моделям представлення неточності [2, 11]. Разом із тим передбачено застосування мінімально модифікованих процедур моделі мереж Хеммінга, які забезпечують достовірну класифікацію елементів первинних даних. У роботі достовірність результатів порівняльного аналізу моделей невизначеності забезпечено широким колом та узагальненнями числових експериментів.

Мета

Основна мета роботи полягає в розвитку математичних моделей процедур класифікації мережі Хеммінга (МХ) для неточно визначених та природномовних характеристик даних (далі МХН) [5, 22]. При цьому потрібно дослідити порівняльні можливості та встановити особливості використання як моделей первинних даних нечітких множин [22, 23] $\mu_X (X \rightarrow [0; 1])$, а також показників достовірності коефіцієнтів упевненості CF(A) з множини $[-1; +1]$ [11, 14, 19], призначених для завдань управління сервісними системами.

Методика

Проведемо аналіз публікацій, спрямований на визначення поточного стану наукових досліджень щодо можливостей і розвитку процедур класифікації за неповних та неточно визначених даних, а також за умов використання природномовних даних [6, 19]. Водночас визначимо можливості застосування відомих процедур, які виконують класифікацію за неточно визна-

ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

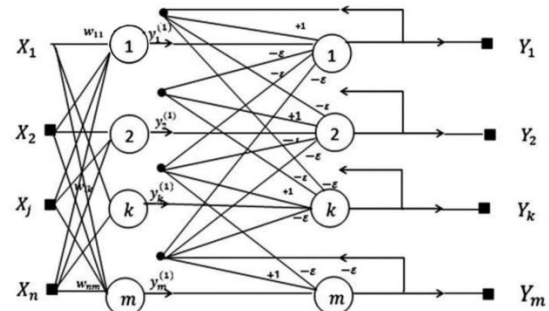
чених характеристик первинних даних, тобто відповідають завданням моделей МХН. Зокрема, потрібно дослідити використання як моделей первинних даних МХН нечітких множин $\mu_X (X \rightarrow [0; 1])$, а також експертних показників достовірності, коефіцієнтів упевненості $CF(A)$ [11, 19], які набувають значення із множини $[-1; +1]$.

Можливості застосування методів класифікації під час досліджень природномовних текстів із метою встановлення їх авторства на основі значної кількості отриманих характеристик текстів наведено в [7, 21, 22]. Для визначення авторства тексту в роботах використано теорію розпізнавання образів, зокрема метод класифікації за мінімумом відстані до еталону. Метод заснований на існуванні певної кількості класів образів $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m$, кожен із яких асоціюється з конкретним автором, та образом X_1 тексту, авторство якого необхідно встановити. Результати досліджень указують на можливість певних наборів отриманих характеристик відображати особливості авторського стилю. Для кожного автора комбінація таких характеристик буде своя, що значно ускладнює вирішення завдання. Однак різноманітність показників, труднощі, пов'язані з остаточним визначенням параметрів мовлення певного автора, указують на доцільність використання методів для роботи з нечіткими даними. Нечіткість буде пов'язана не лише з різноманітністю та розвитком мовлення певного автора, а й з особливостями написання конкретного тексту – його тематикою, часовим проміжком, обраним автором, та використаними художніми засобами. Використання методів класифікації за неповними та неточно визначеними даними під час досліджень природномовних текстів є ще одним напрямом застосування вдосконалених моделей Хеммінга.

Моделі та методи, а також програмні засоби для завдань планування й управління на основі процедур класифікації та кластеризації за неточно визначених даних мають досить велике поширення. Цим питанням присвячено багато наукових досліджень [22]. Питання кластерного аналізу на основі нечітких моделей досліджено у [23]; у [2] подано загальну характеристику нечітких моделей прийняття рішень. Приклади застосування нечітких моделей у завданнях класифікації, які відповідають сфері

класифікації в разі врахування неточно відомих даних, наведено в роботі [7]. Завдання щодо моделювання й застосування метрик Евкліда та Хеммінга в системах реального режиму часу наведено в роботі [15]. Моделі, методи й технології, призначені для застосування нейронної мережі Хеммінга для контролю якості та відновлення некоректних атрибутів метаданих із заголовків сейсмічних файлів, досліджено в роботі [8].

Дослідження методів інтелектуального аналізу бібліографічних описів та розробки програмної системи для природномовного аналізу списку літератури наведено в [5]. Розробку пошукової системи на основі нечіткої логіки описано у статті [4]. У роботі [1] запропоновано використання відстані Хеммінга для оцінювання рівня економічної безпеки складних економічних систем. Алгоритми оцінювання нечіткої експертної інформації наведено в [9].



Вхід 1-ий шар (1) 2-ий шар (2) Вихід (3)

Рис. 1. Схема нейронної мережі Хеммінга

Fig. 1. Diagram of the Hamming neural network

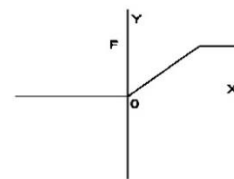


Рис. 2. Функція активації мережі Хеммінга

Fig. 2. Hamming network activation function

Моделі асоціативної пам'яті Хеммінга, які дозволяють класифікувати поточні ситуації процесів формування рішень, використано в [5]. У цих моделях кожному класу визначених станів (з урахуванням неповноти та збурення

ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

даних) відповідає один або кілька раціональних операторів дії (керування) із числа можливих.

Суттєва відмінність та новизна [5, 22] полягала в застосуванні інтелектуальних процедур управління. Для зменшення перебору варіантів із числа можливих використано інтелектуальну процедуру класифікації на основі моделі асоціативної пам'яті Хеммінга [15]. При цьому кожному класу станів (з урахуванням неповноти та збурення даних) відповідає один або кілька раціональних операторів.

Нейронні мережі Хопфілда [15] та Хеммінга (схема – рис. 1), функція активації (рис. 2) запам'ятовують k шаблонів – n вимірних векторів $\{x_i (i=0, 1, n-1), x_i^k - i\text{-ий элемент } k\text{-ого зразка}\}$, які дорівнюють $\{-1, +1\}$; коефіцієнти:

$$W_{ik} = \frac{x_i^k}{2}, i=0\dots n-1, k=0\dots m-1.$$

Вагові коефіцієнти гальмівних (зворотних) синапсів 2-го шару беруть з $0 < \varepsilon < 1/m$. Синапс нейрона, що зв'язаний з аксоном, має вагу +1.

Алгоритм функціонування МХ такий:

1. На вхід мережі подають невідомий вектор $X = \{x_i; i=0\dots n-1\}$ з елементами $\{-1, +1\}$, за яким знаходять стани нейронів 1-го шару (рис. 1):

$$y_j^{(1)} = s_j^{(1)} = \sum_{i=0}^{n-1} w_{ij} x_i + T_j, j=0\dots m-1, \quad (1)$$

за ними ініціалізують значення аксонів 2-го шару

$$y_j^{(2)} = y_j^{(1)}, j=0\dots m-1.$$

2. Обчислюють нові стани нейронів 2-го шару:

$$s_j^{(2)}(p+1) = y_j^{(2)}(p) - \varepsilon \sum_{k=0}^{m-1} y_k^{(2)}(p), k \neq j, \\ j=0\dots m-1, \quad (2)$$

а також значення їх аксонів:

$$y_j^{(2)}(p+1) = f[s_j^{(2)}(p+1)], j=0\dots m-1. \quad (3)$$

Активційна функція f [*] показана на рис. 2, у ній величина $y=f$ має бути досить великою.

3. Перевіряють зміни виходів нейронів 2-го шару за останню ітерацію. Якщо вони були, – переходять до кроку 2. Інакше – кінець.

В МХ порівнюють вихід кожного нейрона (k -ого зразка) з (майже) середнім значенням усіх інших. За рахунок цього визначають найближчий шаблон від вхідного вектора. Збіжність і стійкість ітераційного процесу доведено (достатні умови) для мережі Хопфілда [15] за вимог, що реалізуються на практиці. Модель МХ має такі самі властивості щодо умов отримання рішень. Значимо, що структуру кодів вхідного вектора та зразків не враховують на повторних етапах процедури (2) – (3). Для коректного застосування процедури МХ у випадку інших вхідних векторів ніж $\{x_i; i=0\dots n-1\}$ з елементами множини $\{-1, +1\}$, необхідно розробити формальні моделі переходу від прийнятих моделей відображення первинних невизначених даних до формату МХ ($\{x_i; i=0\dots n-1\}, \{-1, +1\}$). Нижче розроблено моделі кодування для різних типів недетермінованих та слабоструктурованих даних, неточно визначених даних.

Для розвитку інтелектуальних процедур С&С та забезпечення переходу до реалізації класифікації за неточно визначених характеристик даних (модель МХН) необхідно вирішити такі завдання:

1) встановити головні ознаки неточно визначених даних С&С, які потрібно забезпечити у моделях МХ (у роботі розглянуто моделі даних, які забезпечують відображення змісту позитивних, негативних тверджень і відсутність свідчень про характеристики потоку);

2) удосконалити математичні моделі вхідних даних потоків С&С для процедур оптимізації на основі класифікації за МХН;

3) виконати комплекс досліджень, які забезпечують теоретичний та практичний базис формування МХН, а саме:

– запропонувати нові постановки С&С щодо завдань класифікації за неточно визначених та природномовних даних;

– розробити програмні засоби класифікації компонентів на основі модифікованих процедур МХН;

– провести всебічний числовий експеримент для підтвердження достовірності та визначення порівняльної ефективності запропонованих моделей і методів МХН;

– отримати рекомендації щодо застосування МХН за неточно визначених характеристик да-

ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

них, які враховують різні форми моделей вихідних даних (у цій роботі – нечіткі множини (НМ), коефіцієнти впевненості $CF(A)$).

Результати

У більшості практичних ситуацій значення характеристик «поточного стану» С&С, набори вхідних параметрів, представлених засобами визначеної моделі, можуть не збігатися з жодним із визначених шаблонів МХ. У цьому випадку все ж можливо в рамках моделі конкретної системи керування виконувати дії, наприклад, виконувати той шаблон, що найбільш наближений до параметрів моделі поточного стану. Пошук такого шаблону (класу) виконує МХ за умов неповноти та збурених даних, які використовують для вибору керування.

Постановки завдань класифікації елементів потоків С&С з неточно визначеними та природномовними даними.

Завдання категорії 1: вибір найбільш придатного фахівця-тестувальника для виконання робіт, що надходять до системи. Завдання та найбільш придатний виконавець для них мають такі характеристики:

1) пріоритет задачі; 2) складність задачі; 3) потрібні навички web тестування; 4) потрібні навички АРІ-тестування; 5) потрібні тестування мобільних додатків; 6) досвід виконавця; 7) потрібне знання структури проекту; 8) завантаженість виконавця; 9) навички web-тестування; 10) навички АРІ-тестування; 11) навички тестування мобільних додатків.

Шаблони визначають властивості задач: $K1$ – задача найвищого пріоритет, складністю вище середнього; $K2$ – високий пріоритет, середня складність; $K3$ – середній пріоритет, але висока складність; $K4$ – найнижчий пріоритет, низька складність.

Завдання моделі МХН – на основі індивідуальних ознак виконавця, заданих у форматі ($X1, \dots, X11$), встановити відповідний шаблон з $K1$ – $K4$ (табл. 1).

Завдання категорії 2: визначення місця паркування. Розглянемо С&С, у якій вирішимо завдання з вибору місця паркування, що найбільш підходить для деякого транспортного засобу. Паркінг і транспортні засоби (ТЗ) мають такі нечіткі характеристики: 1) близькість паркінгу до замовника; 2) ціна паркування; 3) наявність

вільних місць; 4) максимальна висота ТЗ; 5) максимальна ширина; 6) наявність зарядки для електрокарів; 7) наявність доступу для людей з обмеженими можливостями; 8) висота ТЗ; 9) ширина ТЗ; 10) чи є ТЗ електрокаром; 11) чи має водій обмежені можливості.

Таблиця 1

Шаблони для завдань $K1$ – $K4$ щодо вибору виконавця

Table 1

Templates for tasks $K1$ – $K4$ on the selection of a performer

	$X1$	$X2$	$X3$	$X4$	$X5$	$X6$
$K1$	1	0,7	1	0,3	0	1
$K2$	0,7	0,5	0,8	0,3	0	1
$K3$	0,4	0,9	0,4	0	0,8	1
$K4$	0,1	0,2	0	0,8	0	0
	$X7$	$X8$	$X9$	$X10$	$X11$	
$K1$	0,8	0,4	0,8	0,7	0	
$K2$	0,4	0,7	0,6	0,3	0	
$K3$	0,6	0,5	0,3	0	0,6	
$K4$	0,4	0,6	0	0,5	0	

Таблиця 2

Шаблони для завдань $K1$ – $K4$ щодо вибору місця паркування

Table 2

Templates for tasks $K1$ – $K4$ on choosing a parking space

	$X1$	$X2$	$X3$	$X4$	$X5$	$X6$
$K1$	0,8	0,7	0,2	0,4	0,5	1
$K2$	0,4	0,3	0,6	0,8	0,9	1
$K3$	0,6	0,5	0,1	0,6	0,5	1
$K4$	0,2	0,1	0,9	0,7	0,8	0
	$X7$	$X8$	$X9$	$X10$	$X11$	
$K1$	1	0,4	0,4	1	1	
$K2$	0	0,7	0,7	1	0	
$K3$	1	0,5	0,5	0	1	
$K4$	0	0,6	0,7	0	0	

ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

Шаблони позначають:

$K1$ – паркінг найближчий до замовника; $K2$ – паркінг знаходиться на середній дальності; $K3$ – паркінг знаходиться на середній дальності від замовника, має середню ціну; $K4$ – паркінг знаходиться далеко від замовника, але має низьку ціну.

Завдання моделі МХН – на основі ознак $T3$, заданих у форматі $(X1, \dots, X11)$, встановити відповідний шаблон з множини $K1$ – $K4$ (табл. 2).

Завдання категорії 3: визначити застосування методу класифікації даних МХН для дослідження природномовних текстів, із метою подальшого встановлення їх авторства. На основі роботи [А] характеристиками стилю мовлення певного твору та стилю мовлення автора є такі: $X1$ – рекурентність; $X2$ – детермінізм; $X3$ – середня довжина діагональних ліній; $X4$ – дивергенція; $X5$ – ентропія; $X6$ – завмирання. На підставі цього можна сформувати таблиці шаблонів, призначені для зазначених авторів: $K1$ – Іван Багряний; $K2$ – Остап Вишня; $K3$ – Марко Вовчок; $K4$ – Олександр Довженко; $K5$ – Михайло Коцюбинський; $K6$ – Григорій Квітка-Основ'яненко; $K7$ – Панас Мирний (табл. 3).

Таблиця 3

Шаблони для завдань $K1$ – $K7$ щодо встановлення авторства

Table 3

Templates for tasks $K1$ – $K7$ on attribution

	$X1$	$X2$	$X3$	$X4$	$X5$	$X6$
$K1$	0,3	0,1	0,2	0,4	0,7	0,2
$K2$	0,4	0,4	0,4	0,1	0,7	0,3
$K3$	0,4	0,4	0,4	0,4	0,5	0,8
$K4$	0,4	0,4	0,4	0,7	0,4	0,9
$K5$	0,4	0,2	0,3	0,5	0,2	0,7
$K6$	0,2	0,2	0,2	0,3	0,6	0,4
$K7$	0,5	0,2	0,4	0,6	0,1	0,8

Наведені різноманітні категорії завдань свідчать про широкі можливості та актуальність розробки моделі МХН для інтелектуальних процедур класифікації С&С.

Розробка інтелектуальних процедур класифікації на основі нечітких моделей неточно визначених даних. Під час формування математичних моделей вхідних даних потоків С&С на основі нечітких величин (НВ) нашою метою є не забезпечення точності подання значень параметрів, а визначення можливостей достовірної класифікації процедурами МХ та їх модифікаціями. Процедура прямого кодування зразків (шаблонів фундаментальної пам'яті) та досліджуваних вхідних векторів передбачає визначення для параметрів X ступенів належності за рахунок уведення функції μ_x :

$$\mu_x : X \rightarrow [0;1]. \quad (4)$$

Після процедури фазифікації (4) дані з діапазону μ_x : $[0; 1]$ необхідно перетворити в елементи множини $\{-1, +1\}$. Визначимо кілька підходів до кодування. Для переходу від моделей нечітких даних (4) до коефіцієнтів впевненості $CF(A)$ з множини $[-1; +1]$ можна застосувати не одну, а дві нечіткі величини – окремо для позитивних $[0; +1]$ та негативних $[-1; 0]$ тверджень. При цьому для кожної з цих складових можна використовувати різні моделі НВ. Разом із тим вдвічі збільшиться кількість ознак, за допомогою яких формують шаблони бази знань системи класифікації. За досить значної кількості змінних у шаблонах такий підхід має обмеження.

Для перекодування будемо використовувати функції кодування. Перша функція кодування матиме вигляд:

$$x_{ci} : \{-1, \text{за } \mu_{xi} < 0,5; +1, \mu_{xi} \geq 0,5\}. \quad (5)$$

Друга функція кодування – загальнення першої:

$$x_{ci} := \{+1, \text{за } \mu_{xi} \geq h; -1 \text{ за } \mu_{xi} < 1; 0 \text{ за } 1 < \mu_{xi} < h\}. \quad (6)$$

Під час кодування (4) всі елементи нечіткої моделі у випадку класифікації відповідають моделі МХН, і вона може бути реалізована у вигляді (1) – (3). Кодування (5) є надто спрощеним, у ньому багато різних «розмитих» даних μ_x : $X \rightarrow [0; 1]$ отримують однакові коди. Функція кодування (6) вводить додатковий елемент у простір моделі МХН, розширює множину значень до $\{-1, 0, +1\}$. Величина коду

ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

0 означає змістовну подібність показників у діапазоні $1 < \mu_{xi} < h$, будь-які значення в цій області змістовно однакові. Уведення 0 до шаблонів та кодів вхідних даних x_{ci} не повинно змінити процедури (6), (1) – (3). При цьому також залишається можливість отримати однакові коди для різних «розмитих» даних.

Кодування (5) і (6) необхідно поєднувати з метою застосування моделі МХН – виконання класифікації нечітких даних. У зв'язку з цим зауважимо, що в разі збіжності кодів для шаблонів (зразків даних класів) необхідно просто вилучити однаковий шаблон. Представлення багатьох вхідних даних одним кодом (5) або (6) показує, що всі ці значення векторів приблизно однакові. А до якого зразка вони відносяться, клас шаблону, визначить процедура (1) – (3), яка залишається змістовною з урахуванням зроблених зауважень.

Нечіткі величини як коди. Наступна форма застосування моделі МХН – безпосереднє використання нечітких величин у процедурах, подібних за змістом до (1) – (3), у яких арифметичні операції замінюють на їх аналоги, які використовують у теорії нечітких множин. При цьому виникає багато можливостей організації поетапного моделювання процесів функціонування мережі, стійкості та збіжності тощо. У роботі виконано реалізацію цих нечітких моделей МХН (ННМХ) шляхом числового експерименту. Прийнятність такої моделі встановлюють засобами аналізу.

Як дані зразків фундаментальної пам'яті (шаблони) та вхідні дані (зонди) використовують самі значення величин, тобто показники фазифікації (4). Зрозуміло, що при цьому багатократно розшириться множина можливих станів моделі МХН щодо МХ, відбудеться зміна інших характеристик процедур функціонування тощо. Для забезпечення можливостей такої реалізації в роботі взята найпростіша модель оперування нечіткими величинами, при цьому моделі (2) – (3) мали такий вигляд: формальне представлення операцій добутку чисел «*» операцією «min» для нечітких множин, а операцій суми – операцією «max» відповідних нечітких множин. За таких моделей нечітких операцій отримуємо функції такого вигляду для процедур МХН:

Equation Section (Next)

$$Y_i = \frac{\max(\min(b_{10}; h_{10}); \min(c_{10}; h_{11}); \min(d_{10} * h_{12}); \min(e_{10}; h_{13}); \min(f_{10}; h_{14}); \min(g_{10}; h_{15}))}{2}; \quad (7)$$

$$S_j = j_{19} - c_8(\epsilon) *$$

$$* \max(i_{19}(s_i); k_{19}(s_k); l_{19}(s_L); m_{19}(s_M)). \quad (8)$$

Функція (7) змістовно є аналогом (2), а функція (8) відображає результат дії функції (3) в термінах зазначених нечітких операцій. У (7) значення змінних $b_{10}, c_{10}, \dots, g_{10}$ містять значення ступенів належності нечітких величин, які утворюють зразок, а значення змінних $h_{10}, h_{11}, \dots, h_{15}$ визначають параметри належності вхідного зонда. У рівнянні (8) відповідно до змісту (3) визначають стан S_j вихідного шару, що відповідає структурі мережі (рис. 1). При цьому змінні $i_{19}(S_i); k_{19}(S_k); l_{19}(S_L); m_{19}(S_M)$ відповідають вихідному шару мережі, містять параметри МХН. Змінна $c_8(\epsilon)$ містить константу, відповідно до моделі (3).

Модель на основі відстані Хеммінга для нечітких множин. Наведені вище форми кодування (5) – (6) неточно визначених характеристик даних як «розмитих» множин не враховують відстаней між показниками належності окремих значень. Результати [1] дають можливість побудови математичної моделі, що призводить до застосування мережі Хеммінга для нечітких представлень даних. У ній використано поняття нечіткої відстані Хеммінга, яку визначають за формулою:

$$d(A, B) = \sum_{r=1}^q |\mu_A(u_r) \mu_B(u_r)|, \quad (9)$$

де A, B – нечіткі множини на універсальній множині U потужністю q , $u_r \in U$, $\mu_A(u_r), \mu_B(u_r) \in [0, 1]$, $r = \overline{1, q}$ і $0 \leq d(A, B) \leq q$.

Існує інша форма метрики нечітких величин відстані Хеммінга, із додатним відхиленням між нечіткими множинами A і B , вигляду:

$$d^+(A, B) = \sum_{r=1}^q \alpha_r |\mu_A(u_r) \mu_B(u_r)|, \quad (10)$$

ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

де $u_r \in U$, $\mu_{\underline{A}}(u_r)$, $\mu_{\underline{B}}(u_r) \in [0, 1]$, $r = \overline{1, q}$, коли α_r – індикатор:

$$\alpha_r = \begin{cases} 1, \mu_{\underline{A}}(u_r) \geq \mu_{\underline{B}}(u_r); \\ 0, \mu_{\underline{A}}(u_r) < \mu_{\underline{B}}(u_r). \end{cases}$$

Для вимірювання близькості нечітких векторів використаємо поняття відстані Хеммінга для нечітких множин (9) – (10). При цьому відстань Хеммінга між множинами A' та B' будемо визначати числом виду:

$$d(\dot{A}, \dot{B}) = \text{sum}(\mu_{\underline{A}}(u_r) - \mu_{\underline{B}}(u_r)), r = 1, 2, \dots, q; \quad (11)$$

$$0 \leq d(\dot{A}, \dot{B}) \leq q.$$

Для відстані Хеммінга (10) між НВ A' і B' беремо таку формулу:

$$d^+(\dot{A}, \dot{B}) = \text{sum}(\alpha_r |\mu_{\underline{A}}(u_r) - \mu_{\underline{B}}(u_r)|), r = 1, \dots, q. \quad (12)$$

У (12) індикатор α_r визначаємо так:

$$\alpha_r = \begin{cases} 1, \mu_{\underline{A}}(u_r) \geq \mu_{\underline{B}}(u_r); \\ 0, \mu_{\underline{A}}(u_r) < \mu_{\underline{B}}(u_r). \end{cases}$$

Тобто (12) дозволяє розрізнити переваги показників $\mu_{\underline{A}}(u_r)$ і $\mu_{\underline{B}}(u_r)$. За рахунок (12) також можна проводити кодування характеристик нечітких змінних.

Визначимо наступну процедуру перекодування нечітких показників (4) до множини значень моделі МХН $\{-1, +1\}$. На відміну від попередніх моделей (5) – (6) сформуємо нову процедуру представлення нечітких величин для МХН. По-перше, будемо враховувати елементи метрик (11) – (12), оцінюючи значення функцій належності, вважатимемо, що нечітка величина A' відповідає змінним зразкам (шаблонів фундаментальної пам'яті), а величина B' визначає параметри належності вхідного зонда, який необхідно класифікувати. Будемо визначати значення коду таким індикатором H_r :

$$f(|\mu_{\underline{A}}(u_r) - \mu_{\underline{B}}(u_r)|) = H_r;$$

$$H_r = \begin{cases} 1, \mu_{\underline{A}}(u_r) \leq \mu_{\underline{B}}(u_r); \\ -1, \mu_{\underline{A}}(u_r) > \mu_{\underline{B}}(u_r); \end{cases} \quad (13)$$

$$r = 1, 2, \dots, q.$$

Можливе кодування, коли $H_r = 0$, за $\mu_{\underline{A}}(u_r) = \mu_{\underline{B}}(u_r)$.

По-друге, значення кодів (13) присвоюють зразкам (шаблонам класифікації) кожного разу, коли досліджують новий вхідний зонд. Таким чином, у процедурі перекодування виду (13) виконуються як для кожного зразка, так і для вхідного зонда, тобто B' . Саме в цьому перетворенні, зміні представлення множини зразків $\{A'\}$ відповідності до вхідних даних B' полягає особливість запропонованої процедури перекодування до форми МХН. Зрозуміло, що за таких перетворень також залишається можливість однакового представлення кодами різних нечітких величин. Разом із тим такі можливості скорочуються, і залишаються справедливим наведені вище твердження стосовно ролі кодування, яке необхідно поєднувати з метою застосування моделі МХН – виконання класифікації нечітких даних. При цьому початкові форми зразків залишаються незмінними і зберігаються в базі даних системи класифікації. Методики отримання таких нечітких представлень вхідних даних різноманітні [2, 19, 23], їх у роботі ми не розглядали.

Наведемо приклад застосування процедури (13) для зонда B' та множини шаблонів $\{A'\}$

$$\dot{B} = (0, 7; 0, 2; 0, 4; 1; 0, 5);$$

Коди $H_r(\dot{B}) = (1; 1; 1; 1)$, перша умова (13);

$$\{\dot{A}\} = \{(0, 3; 0, 5; 1; 0, 2; 0, 6) / (0, 7; 0, 8; 0, 4; 1; 0, 5) / (0, 1; 0, 4; 0, 2; 0, 5; 0, 9)\};$$

$$H_r(\dot{B}) = \{(1; -1; -1; 1; -1) / (1; -1; 1; 1; 1) / (1; -1; 1; 1; -1)\}.$$

Приклад показує, що початкова нечітка модель класифікації стала стандартною для МХ. Крім того, очевидно, що зразок 2 буде мати найменшу відстань за (9) або за процедурою МХ (1) – (3).

Інший варіант кодування (13) виконують у два етапи. На першому етапі вхідні дані B' кодують відповідно до (5) – (6). На другому – за кодами $H_r(B')$ перетворюють шаблони $\{A'\}$ відповідно до (13).

Процедура прямого застосування даних нечітких величин у МХ. Як відзначено вище, у моделі МХ (1) – (3) структуру кодів вхідного

ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

вектора та зразків не враховуються на повторних етапах (2) – (3). Як бази шаблонів тут використовують вектори оцінок показників для μ_X ($X \rightarrow [0; 1]$) кожного вхідного параметра $\{A^i\}$, що залишаються незмінними. Вхідні зонди також мають вектори оцінок μ_X для всіх відповідних показників. Після закінчення її виконання, збіжності результатів розрахунків визначають один зразок (кілька нерозподілених моделлю МХ зразків), до якого віднесено вхідний зонд.

Процедури класифікації нейронних мереж Хеммінга на основі коефіцієнтів впевненості CF(X). Біполярна схема коефіцієнтів certainty factors $CF(A) \in [-1; 1]$ [11, 13] має вигляд:

$$CF(A, X) = \begin{cases} P(A|X) - P(A) / (1 - P(A)); \\ P(A|X) \geq P(A); \\ (P(A|X) - P(A)) / P(A); \\ P(A|X) < P(A); P(A) \notin \{0, 1\}, \end{cases} \quad (14)$$

Тут позначено: $P(A|X)$ – умовна, а $P(A)$ – безумовна ймовірність; -1 – посилення абсолютного неправильного; $+1$ – висновок повністю визначений; 0 – немає знань про деяку величину. У (14) характеристики неточних знань, оцінок ступеня впевненості кодують експертним чином. Для цього $CF(X)$ оцінюють відповідним функціональним засобом або безпосередньо призначають, що відповідає широкому класу завдань формування баз знань (БЗ), експертних систем (ЕС) [11, 13, 19]. Застосування такої моделі (форми представлення знань) зумовлено її широким вживанням і дослідженням можливостей, а також відомими функціональними та програмними засобами реалізації. Необхідно відзначити, що моделі відображення невизначених даних у вигляді $CF(X): X \rightarrow [-1, +1]$ показали широку універсальність і високу точність результатів функціонування експертних систем, механізми моделювання неточності даних яких базувалися на показниках $CF(X)$. Також область кодів $\{-1, 0, +1\}$ входить до $[-1, +1]$. Позначимо модель мережі МХН із показниками $CF(X)$ як CFМХН. Вимоги та процедури реалізації відповідають наведеним вище твердженням щодо процедури прямого застосування нечітких кодів даних для МХН.

Завдання наступного етапу нашого дослідження полягало у проведенні числового експерименту з метою визначення можливостей представлених вище моделей та процедур відображення невизначених даних щодо виконання класифікації неточно визначених даних МХН (1) – (3), з урахуванням формул (9) – (14).

Дослідження достовірності та числової ефективності інтелектуальних процедур класифікації за неточно визначеними даними. Головна мета дослідження полягала в такому: 1) з'ясувати для кожної моделі з неповністю визначеними даними можливості реалізації завдань класифікації, якщо як досліджуваний вектор ознак, зонда, надходять безпосередньо шаблони; 2) визначити можливості реалізації завдань класифікації, якщо як досліджувані вектори ознак використовують вектори, які перекривають увесь діапазон зміни значень варіювання; 3) визначити порівняльну ефективність моделей кодування нечітких вхідних векторів щодо їх запропонованих варіантів; 4) перевірити класифікацію вхідних векторів для граничних значень областей можливих значень; 5) перевірити кожну модель із неповністю визначеними даними щодо можливості реалізації завдань класифікації, якщо як значення вхідних векторів використовують 0 , тобто невизначені параметри; 6) визначити порівняльну ефективність моделей коефіцієнтів впевненості та нечітких величин; 7) систематизувати результати досліджень.

Наведемо приклади реалізації окремих завдань.

Приклад № 1 призначений для дослідження можливостей та оцінки ефективності класичної моделі Хеммінга, але якщо під час вибору шаблонів використовують дані в діапазоні $[-1; 1]$. Тобто має місце модель коефіцієнтів упевненості. Сукупність шаблонів для класифікації наведена в табл. 4, а вхідний вектор – у табл. 5, який також відповідає діапазону варіювання. На вхід так само надходять дані від $[-1; 1]$. Табл. 6 демонструє процес пошуку шаблону. Після кожної ітерації за рахунок функції активації відсіюються непридатні шаблони (які мають від'ємний результат). Найбільш придатним шаблоном, результатом класифікації, є той, який залишається з позитивною оцінкою $K^*S > 0$ після чергового кроку ітерації.

ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

Таблиці розрахунків показують, що модель коефіцієнтів упевненості дозволила правильно та ефективно визначити шаблон, результат іте-

рацій – шаблон № 4, очікуваний результат – шаблон № 4.

Наступний приклад (табл. 7, 8) демонструє процедуру для даних № 2.

Таблиця 4

Задані шаблони (класи рішень)

Table 4

Predefined patterns (classes of solutions)

	X1	X2	X3	X4	X5	X6
K1	-1	0,5	-0,8	-0,6	0,5	0,8
K2	0,7	0,3	-0,3	0,4	0,9	0,1
K3	1	-0,8	-0,5	-1	0,7	-0,3
K4	-0,8	0,4	0,6	0,9	-0,6	-0,9
K5	0,5	-0,6	1	0,4	-0,9	0,5

Таблиця 5

Вхідні дані прикладу № 1

Table 5

Input data for example 1

X1	X2	X3	X4	X5	X6
-0,6	0,6	0,8	1	-0,3	-0,7

Таблиця 6

Ітерації для даних прикладу № 1

Table 6

Iterations for the data of example 1

1	S	-0,525	-0,21	-1,24	1,445	0,23
	K*S	-0,58125	-0,1875	-1,475	1,88125	0,3625
2	S	0	0	0	1,88125	0,3625
	K*S	-0,56094	-0,5609375	-0,560938	1,790625	-0,10781

Таблиця 7

Вхідні дані прикладу № 2

Table 7

Input data for example 2

X1	X2	X3	X4	X5	X6
0,7	-0,5	-0,8	-0,6	1	-0,1

Таблиця 8

Ітерації для даних прикладу № 2

Table 8

Iterations for data from example 2

1	S	0,235	0,615	1,415	-1,145	-0,67
	K*S	0,18125	0,65625	1,65625	-1,54375	-0,95
2	S	0,18125	0,65625	1,65625	0	0
	K*S	-0,39688	0,196875	1,446875	-0,623438	-0,62344
3	S	0	0,196875	1,446875	0	0
	K*S	-0,41094	-0,1648438	1,3976563	-0,410938	-0,41094

Таблиця 9

Вхідні дані прикладу № 3

Table 9

Input data for example 3

X1	X2	X3	X4	X5	X6
1	0	1	0	1	0

Таблиця 10

Ітерації для даних прикладу № 3

Table 10

Iterations for the data of example 3

1	S	-0,65	0,65	0,6	-0,4	0,3
	K*S	-0,9375	0,6875	0,625	-0,625	0,25
2	S	0	0,6875	0,625	0	0,25
	K*S	-0,39063	0,46875	0,390625	-0,390625	-0,07813
3	S	0	0,46875	0,390625	0	0
	K*S	-0,21484	0,3710938	0,2734375	-0,214844	-0,21484
6	S	0	0,2575684	0,1049805	0	0
	K*S	-0,09064	0,2313233	0,0405884	-0,090637	-0,09064
7	S	0	0,2313233	0,0405884	0	0
	K*S	-0,06798	0,2211762	-0,017242	-0,067978	-0,06798

Табл. 7, 8 також показують, що модель коефіцієнтів впевненості правильно та ефективно визначила шаблон № 3, який був очікуваний.

Наступний приклад № 3 (табл. 9, 10) демонструє роботу процедури за вхідних векторів із

багатьма невизначеностями значень параметрів, коли входи мають значення 0, що все ж дозволило класифікувати вхідний об'єкт та віднести його до шаблону № 2.

ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

Наукова новизна та практична значимість

У роботі сформовано моделі з представлення багатопараметричних даних об'єктів С&С для завдань класифікації на основі мереж Хеммінга, досліджено порівняльні можливості використання нечітких величин, а також коефіцієнтів упевненості $CF(A)$ як моделей для представлення властивостей потоків замовлень С&С за неповних і неточно визначених даних, а також даних у природномовній формі. Такі дослідження для С&С виконано вперше.

Запропоновано постановки нових завдань оптимального управління процесами функціонування С&С на основі уніфікованих процедур класифікації за неточно визначених даних, а також даних у природномовній формі.

Запропоновано кілька моделей багатопараметричних даних – моделі кодування, за допомогою яких НВ представлено значеннями $\{-1; +1\}$. У цих закодованих формах даних стає можливим виконувати всі процедури моделі Хеммінга [14]. Сформовано та досліджено властивості таких форм перекодування даних.

Для моделей представлення неточно визначених даних у формі коефіцієнтів упевненості $CF(A)$ проведено дослідження, що свідчать про можливість використання процедур класифікації, які безпосередньо застосовували схеми мережі Хеммінга. Числові дослідження показали певні переваги моделі CFMXH, яка завжди забезпечувала потрібний результат класифікації, при тому що в моделі з НВ результати класифікації не завжди були однозначними.

Практичну значимість мають нові постановки завдань сфери оптимізації потоків С&С, для

реалізації яких застосовують процедури класифікації за МХН. Результати щодо переваги моделей вхідних даних у формі коефіцієнтів упевненості CF для МХН можуть бути використані для ефективної програмної реалізації завдань класифікації об'єктів С&С з неточно визначеними та природномовними параметрами.

Висновки

У роботі запропоновано та досліджено удосконалені моделі даних і процедури мереж Хеммінга, призначені для завдань класифікації в разі багатопараметричних неповних і неточно визначених даних об'єктів замовлень у сервісних системах, а також даних у природномовній формі. Числові дослідження показали певні переваги моделі коефіцієнтів упевненості $CF(A)$, яка завжди забезпечувала потрібний результат класифікації, при тому що в моделі на основі нечітких величин результати класифікації не завжди були однозначними.

Подальші дослідження необхідно спрямувати на розробку моделей класифікації С&С з неточно визначеними та природномовними даними, а також на їх застосування для вдосконалення та оптимізації технологічних процесів та систем С&С.

Доцільно розглянути питання щодо нових ознак первинних даних С&С, які необхідно забезпечити у моделях МХН.

Важливе значення має теоретичне обґрунтування щодо застосування запропонованих у статті моделей та методів МХН для забезпечення достовірності результатів класифікації.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Великоіваненко Г. І. *Оцінювання рівня економічної безпеки на підтримці відстані Хеммінга*. 2018. URL: <https://core.ac.uk/download/pdf/197269753.pdf>
2. Кондратенко Н. Р., Снігур О. О. Інтервальний нечіткий кластерний аналіз для моніторингу стану артезіанської свердловини. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*. 2017. № 43. С. 77–84. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2017-4-9>
3. Круліковський Б. Б., Сидор А. І., Заставний О. М., Николайчук Я. М. Методи розпізнавання багатомірних образів у просторі Хеммінга. *Матеріали міжнародної конференції: Досвід проектування та застосування САПР в мікроелектроніці (CADSM)*. 2017. С. 195–198.
4. Леоценко С. Д., Олійник А. О., Субботін С. О., Гофман Є. О., Ільяшенко М. Б. Синтез та використання нейромережевих моделей з ймовірнісним кодуванням структури. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*. 2021. № 2. С. 93–104. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2021-2-10>

ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

5. Скалозуб В., Горячкін В., Терлецький І. Інтелектуальні процедури упорядкування послідовностей за мовлень неоднорідними операторами формування // Транспортні системи та технології перевезень. 2021. № 22. С. 67–79. DOI: <https://doi.org/10.15802/tsst2021/247885>
6. Шинкаренко В. І., Демидович І. М. Визначення ознак авторства природномовних текстів. *Штучний інтелект*. № 3 (81). 2018. С. 27–35.
7. An J., Park Y. B. Methodology for Automatic Ontology Generation Using Database Schema Information. *Mobile Information Systems*. 2018. Vol. 2018. P. 1–13. DOI: <https://doi.org/10.1155/2018/1359174>
8. Borisenko A. A. On the Structure of Multidimensional Submanifolds with Metric of Revolution in Euclidean Space. *Zurnal Matematychnoї Fiziki, Analiza, Geometrii*. 2019. Vol. 15. Iss. 2. P. 192–202. DOI: <https://doi.org/10.15407/mag15.02.192>
9. Borisova L., Dimitrov V., Nurutdinova I. Algorithm for assessing quality of fuzzy expert information. *2017 IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS)*. 2017. P. 1–4. DOI: <https://doi.org/10.1109/ewdts.2017.8110107>
10. Cao Y., Ying M., Chen G. Retraction and generalized extension of computing with words. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. Vol. 15. Iss. 6. P. 1238–1250. DOI: <https://doi.org/10.1155/2018/1359174>
11. Dwiparawati W. Measurement of the best method between certainty factor and bayes theorem methods in expert system by using spss and odm applications. *Jurnal Ilmiah Informatika dan Komputer*. 2017. Vol. 22, No. 2. P. 133–144.
12. Faure E., Shvydkyi V., Lavdanskyi A., Kharin O. Methods of factorial coding of speech signals. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. 2019. Vol. 4. P. 186–198. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2019-4-18>
13. Fu L. M., Shortliffe E. H. The application of certainty factors to neural computing for rule discovery. *IEEE Transactions on Neural Networks*. 2000. Vol. 11. Iss. 3. P. 647–657. DOI: <https://doi.org/10.1109/72.846736>
14. Giarratano J., Riley G. *Expert Systems : Principles and programming*. Thomson Course Technology, 2005. 1152 p.
15. Haykin S. *Neural networks : A Comprehensive Foundation*. Prentice hall, 1999. 1103 p.
16. Hopfield J. J. Pattern recognition computation using action potential timing for stimulus representation. *Nature*. 1995. Vol. 376. P. 33–36.
17. Korb K. B., Nicholson A. E. *Bayesian Artificial Intelligence*. CRC Press, 2010. 491 p.
18. McCue C. *Data mining and predictive analysis : intelligence gathering and crime analysis*. 2nd Edition. Butterworth-Heinemann, 2015. 422 p.
19. Munandar Tb. Ai, Suherman, Sumiati. The Use of Certainty Factor with Multiple Rules for Diagnosing Internal Disease. *International Journal of Application or Innovation in Engineering & Management (IJAIEM)*. 2012. Vol. 1. Iss. 1. P. 58–63.
20. Shang Z., Li M. Feature Selection Based on Grouped Sorting. *2016 9th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID)*. 2016. P. 451–454. DOI: <https://doi.org/10.1109/iscid.2016.1111>
21. Shynkarenko V. I., Demidovich I. M. Authorship Determination of Natural Language Texts by Several Classes of Indicators with Customizable Weights. *COLINS-2021 : 5th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems* (Kharkiv, April 22-23 2021). Kharkiv, Ukraine, 2021. Vol. 1. P. 832–844.
22. Skalozub V., Horiachkin V., Klymenko I. Models and intellectual technologies used for analysis and process management under uncertainty. *Access Journal – Access to Science, Business, Innovation in the Digital Economy*. 2022. Vol. 3. Iss. 2. P. 185–200. DOI: <https://doi.org/10.46656/access.2022.3.2>
23. Timm H. Fuzzy cluster analysis of classified data. *Proceedings Joint 9th IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference (Cat. No. 01TH8569)* (Vancouver, 25-28 July 2001). Vancouver, BC, Canada, 2001. Vol. 3. P. 1431–1436. DOI: <https://doi.org/10.1109/nafigs.2001.943759>

ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

V. V. SKALOZUB^{1*}, V. M. HORIACHKIN^{2*}, I. V. KLYMENKO^{3*}, I. A. TERLETSKYI^{4*},
A. P. TERLENKO^{5*}

^{1*}Dep. «Computer and Information Technology», Ukrainian State University of Science and Technologies, Lazaryan St., 2, Dnipro, Ukraine, 49010, tel. +38 (056) 373 15 35, e-mail skalozub.vl.v@gmail.com, ORCID 0000-0002-1941-4751

^{2*}Dep. «Computer and Information Technology», Ukrainian State University of Science and Technologies, Lazaryan St., 2, Dnipro, Ukraine, 49010, tel. +38 (056) 373 15 35, e-mail vgora@ukr.net, ORCID 0000-0002-8952-952X

^{3*}Dep. «Computer and Information Technology», Ukrainian State University of Science and Technologies, Lazaryan St., 2, Dnipro, Ukraine, 49010, tel. +38 (056) 373 15 35, e-mail i.v.klymenko@ust.edu.ua, ORCID 0000-0001-5149-3974

^{4*}Dep. «Computer and Information Technology», Ukrainian State University of Science and Technologies, Lazaryan St., 2, Dnipro, Ukraine, 49010, tel. +38 (056) 373 15 35, e-mail igor.terletskiy.96@gmail.com, ORCID 0000-0001-9187-3955

^{5*}Dep. «Computer and Information Technology», Ukrainian State University of Science and Technologies, Lazaryan St., 2, Dnipro, Ukraine, 49010, tel. +38 (056) 373 15 35, e-mail olt1@i.ua, ORCID 0000-0003-4728-9537

Investigation of Hamming Network Procedures for Controlling Service Systems with Imprecisely Defined and Natural Language Data

Purpose. Models and methods, as well as software tools for the tasks of planning the flow of orders of service systems, or service systems (S&S), are quite widespread. The task of developing processes for classification and management of S&S based on the associative memory model of the Hamming neural network (HNN) with imprecisely defined data characteristics is relevant today, and has theoretical and practical significance. The main purpose of the work is to develop and study mathematical models of Hamming network procedures for S&S with imprecisely defined and natural language data characteristics, comparative analysis of fuzzy set models and CF confidence coefficients. **Methodology.** The paper uses a modification of the Hamming neural network procedures and numerical experimental studies of the comparative possibilities of using fuzzy sets $\mu_X (X \rightarrow [0; 1])$ as models of primary data, as well as expert confidence indicators, confidence factors $CF(A)$ from the set $[-1; +1]$. **Findings.** The formation and study of improved models of Hamming neural networks intended for classification procedures in S&S with imprecisely defined and natural language data characteristics is carried out. **Originality.** For the first time, the comparative possibilities of using fuzzy values (NVs) and CFs as models for representing the properties of incomplete and imprecisely defined data, as well as data in natural language form, are investigated for the tasks of classification and management of S&S. At the same time, the advantages of the CF confidence factor model are established and appropriate procedures for classifying and managing S&S are formed. **Practical value.** The models and procedures for classifying the properties of multi-parameter S&S objects based on modified Hamming neural networks developed in the article allow to effectively solve a wide range of tasks in the field of S&S management under uncertainty and incompleteness of primary data.

Keywords: service systems; conditions of uncertainty; classification procedures; Hamming neural networks; fuzzy values; confidence factors $CF(A)$; natural data

REFERENCES

1. Velykoivanenko, H. I. (2018). *Otsiniuvannia rivnia ekonomichnoi bezpeky na pidgrunti vidstani Khemminha*. Retrieved from <https://core.ac.uk/download/pdf/197269753.pdf> (in Ukrainian)
2. Kondratenko, N. R., & Snihur, O. O. (2017). Interval fuzzy cluster analysis for artesian well state monitoring. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 4, 77-84. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2017-4-9> (in Ukrainian)
3. Krulikovskyy, B., Sydor, A., Zastavnyy, O., & Nykolaychuk, Y. (2017). Metody rozpiznavannia bahatovymirnykh obraziv u prostori Khemminha. In *Materialy mizhnarodnoi konferentsii: Dosvid proektuvannia ta zastosuvannia SAPR v mikroelektronitsi (CADSM)* (p.195-198). (in Ukrainian)
4. Leoshchenko, S. D., Oliinyk, A. O., Subbotin, S. A., Gofman, Ye. O., & Ilyashenko, M. B. (2021). SYNTHESIS AND USAGE OF NEURAL NETWORK MODELS WITH PROBABILISTIC STRUCTURE CODING. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2, 93-104. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2021-2-10> (in Ukrainian)
5. Skalozub, V., Horiachkin, V., & Terletskii, I. (2021). Intellectual procedures for ordering sequence orders by inhomogeneous forming operators. *Transport Systems and Transportation Technologies*, 22, 67-79. DOI: <https://doi.org/10.15802/tsst2021/247885> (in Ukrainian)

ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

6. Shynkarenko, V. I., & Demidovich, I. M. (2018). Determination of the attributes of authorship of natural texts. *Artificial intelligence*, 3, 27-35. (in Ukrainian)
7. An, J., & Park, Y. B. (2018). Methodology for Automatic Ontology Generation Using Database Schema Information. *Mobile Information Systems*, 2018, 1-13. DOI: <https://doi.org/10.1155/2018/1359174> (in English)
8. Borisenko, A. A. (2019). On the Structure of Multidimensional Submanifolds with Metric of Revolution in Euclidean Space. *Zurnal Matematychnoї Fiziki, Analiza, Geometrii*, 15(2), 192-202. DOI: <https://doi.org/10.15407/mag15.02.192> (in English)
9. Borisova, L., Dimitrov V., & Nurutdinova I. (2017). Algorithm for assessing quality of fuzzy expert information. *2017 IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS)*, 1-4. DOI: <https://doi.org/10.1109/ewdts.2017.8110107> (in English)
10. Cao, Y., Ying, M., & Chen, G. (2007). Retraction and Generalized Extension of Computing With Words. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 15(6), 1238-1250. DOI: <https://doi.org/10.1109/tfuzz.2007.896301> (in English)
11. Dwiparawati, W. (2017). Measurement of the best method between certainty factor and bayes theorem methods in expert system by using spss and odm applications. *Jurnal Ilmiah Informatika dan Komputer*, 22(2), 133-144. (in English)
12. Faure, E. V., Shvydkyi, V. V., Lavdanskyi, A. O., & Kharin, O. O. (2019). Methods of factorial coding of speech signals. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 4, 186-198. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2019-4-18> (in English)
13. Fu, L. M., & Shortliffe, E. H. (2000). The application of certainty factors to neural computing for rule discovery. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 11(3), 647-657. DOI: <https://doi.org/10.1109/72.846736> (in English)
14. Giarratano, J., & Riley, G. (2005). *Expert Systems: Principles and programming*. Thomson Course Technology. (in English)
15. Haykin, S. (1999). *Neural networks: A Comprehensive Foundation*. Prentice hall. (in English)
16. Hopfield, J. J. (1995). Pattern recognition computation using action potential timing for stimulus representation. *Nature*, 376, 33-36. DOI: <https://doi.org/10.1038/376033a0> (in English)
17. Korb, K. B., & Nicholson, A. E. (2010). *Bayesian Artificial Intelligence*. CRC Press. (in English)
18. McCue, C. (2015). *Data Mining and Predictive Analysis: Intelligence Gathering and Crime Analysis* (Vol. 2). Butterworth-Heinemann. (in English)
19. Munandar, Tb. Ai, Suherman, & Sumiati. (2012). The Use of Certainty Factor with Multiple Rules for Diagnosing Internal Disease. *International Journal of Application or Innovation in Engineering & Management (IJAIEM)*, 1(1), 58-63. (in English)
20. Shang, Z., & Li, M. (2016). Feature Selection Based on Grouped Sorting. In *2016 9th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID)* (pp. 451-454). DOI: <https://doi.org/10.1109/iscid.2016.1111> (in English)
21. Shynkarenko, V. I., & Demidovich I. M. (2021). Authorship Determination of Natural Language Texts by Several Classes of Indicators with Customizable Weights. In *COLINS-2021: 5th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems* (Vol. 1, pp. 832-844). (in English)
22. Skalozub, V., Horiachkin, V., & Klymenko, I. (2022). Models and intellectual technologies used for analysis and process management under uncertainty. *Access Journal – Access to Science, Business, Innovation in the Digital Economy*, 3(2), 185-200. DOI: [https://doi.org/10.46656/access.2022.3.2\(8\)](https://doi.org/10.46656/access.2022.3.2(8)) (in English)
23. Timm, H. (2001). Fuzzy cluster analysis of classified data. In *Proceedings Joint 9th IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference (Cat. No. 01TH8569)* (Vol. 3, pp. 1431-1436). DOI: <https://doi.org/10.1109/nafigs.2001.943759> (in English)

Надійшла до редколегії: 19.08.2022

Прийнята до друку: 16.12.2022