

В. Д. ДМИТРИЄНКО, д-р техн. наук, проф., НТУ "ХПІ",
С. Ю. ЛЕОНОВ, д-р техн. наук, проф., НТУ "ХПІ",
О. Ю. ЗАКОВОРОТНИЙ, д-р техн. наук, проф., НТУ "ХПІ"

КОМП'ЮТЕРНІ КОМПОНЕНТИ ДЛЯ ОЦІНКИ БЛИЗЬКОСТІ ТА РОЗПІЗНАВАННЯ ДВІЙКОВИХ ОБ'ЄКТІВ В УМОВАХ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ

При вирішенні задач розпізнавання і класифікації двійкових об'єктів часто використовуються описи дискретних об'єктів за допомогою ознак, які кодуються символами бінарного алфавіту, а в якості міри близькості об'єктів використовуються функції афінності (близькості) Жаккара, Сокаля та Мішера, Кульчинського і т.д., а також відстань Хеммінга. Однак при зіставленні об'єктів, ознаки яких закодовані бінарним алфавітом, в реальних умовах можуть виникати невизначеності при порівнянні окремих ознак. Наприклад, при зіставленні окремих стадій плазми або об'єктів, що світяться їх колір може безперервно змінюватися, переходячи з одного до інших. Розміри об'єктів також можуть змінюватися від малих до дуже великих і т.д. При контролі цифрових пристроїв сигнали в ланцюгах з'єднання також можуть змінюватися в значних діапазонах, що може породжувати невизначеність у визначенні стану цифрових пристроїв і їх окремих компонент. При цьому виникає необхідність використання при їх описі тризначних алфавітів, а також алфавітів з більшою значністю. Однак використання трьох- і багатозначних алфавітів при описі ознак об'єктів, що порівнюються, вимагає і розробки нових функцій близькості і нових комп'ютерних компонент для вирішення задач розпізнавання і класифікації. Іл.: 4. Табл.: 3. Бібліогр.: 13 назв.

Ключеві слова: комп'ютерні компоненти; задачі розпізнавання і класифікації; функції близькості; невизначеність; контроль цифрових пристроїв; дискретні об'єкти; трьох- і багатозначні алфавіти.

Постановка проблеми і аналіз літератури. Двійкові алфавіти (бінарний і біполярний) широко використовуються для оцінки близькості і розпізнавання двійкових об'єктів (векторів, зображень, послідовностей). При цьому для оцінки близькості двійкових об'єктів, що описуються за допомогою бінарного алфавіту, часто використовуються функції подібності, наведені в табл. 1 [1 – 4].

В табл. 1 використовуються позначення, що вводяться за допомогою табл. 2 при порівнянні пари об'єктів $J_p = (j_{p1}, j_{p2}, \dots, j_{pn})$, $J_q = (j_{q1}, j_{q2}, \dots, j_{qn})$ з якісними ознаками, закодованими за допомогою бінарного алфавіту. При цьому наявність ознаки позначається як "1", а його відсутність – "0". Відстань Хеммінга в табл. 1 позначено через R_X .

За допомогою змінної a підраховується число ознак, які є у обох

порівнюваних об'єктів, а за допомогою змінної b визначається число ознак, яких немає у обох порівнюваних векторів. Змінна f підраховує число ознак, які є у об'єкта J_p , але немає в іншого об'єкта.

Число одиничних компонент, які є у об'єкта J_q , але немає у об'єкта J_p , визначається за допомогою змінної g . Змінна R_X в табл. 1 позначає відстань Хеммінга, тобто число неоднакових двійкових розрядів у векторів, що порівнюються.

Таблиця 1

Функції схожості

Класичні функції схожості
Функція схожості Russel and Rao $S_1 = \frac{a}{a+b+f+g} = \frac{a}{a+b+R_X}$
Функція схожості Sokal and Michener $S_2 = \frac{a+b}{a+b+f+g} = \frac{a+b}{a+b+R_X}$
Функція схожості Jaccard and Needham $S_3 = \frac{a}{a+f+g} = \frac{a}{a+R_X}$
Функції схожості Kulzinsky $S_4 = \frac{a}{f+g}; S_5 = \frac{a}{2(a+g)} + \frac{a}{2(a+f)}$
Функція схожості Dice $S_6 = \frac{a}{2a+f+g} = \frac{a}{2a+R_X}$
Функція схожості Yula $S_7 = \frac{ab-fg}{ab+fg}$
Коефіцієнт кореляції (correlation) $S_8 = \frac{ab+fg}{[(a+f)(a+g)(b+g)(b+f)]^{1/2}}$

Функції близькості, наведені в табл. 1, дозволяють вирішувати різноманітні завдання [1 – 5]. Однак при зіставленні двоїчних об'єктів в реальних умовах можуть виникати невизначеності при порівнянні

окремих ознак. Наприклад, при зіставленні різних станів плазми або об'єктів, що світяться, при порівнянні рослин або тварин колір порівнюваних об'єктів може змінюватися від одного до інших.

Таблиця 2

Змінні для порівняння пар бінарних об'єктів

	J_p	
J_q	1	0
1	$a = \sum_{k=1}^n j_{qk} j_{pk}$	$g = \sum_{k=1}^n (1 - j_{pk}) j_{qk}$
0	$f = \sum_{k=1}^n (1 - j_{qk}) j_{pk}$	$b = \sum_{k=1}^n (1 - j_{qk})(1 - j_{pk})$

Розміри об'єктів можуть також змінюватися від малих до дуже великих і т.д. При контролі цифрових пристроїв сигнали на їх платах також змінюються в значних діапазонах, що породжує невизначеність у визначенні станів цифрових пристроїв і правильності їх функціонування. При цьому виникає необхідність використання при їх описі тризначних або навіть алфавітів з більшою значністю. У таких випадках при порівнянні двох об'єктів виникають невизначеності, які необхідно описувати за допомогою тризначних співвідношень або таблиць з трьома істиннісними значеннями. Це третє істиннісне значення може інтерпретуватися різними способами [6 – 10]:

– як проміжне значення між істиною і хибністю (між одиницею і нулем, між наявністю або відсутністю ознаки);

– як відсутність інформації;

– як деяке парадоксальне значення або навіть як безглузде значення, що несе за собою таке ж безглузде значення [7];

– як значення тризначних паранепротиворечливих логік, в яких третє істиннісне значення можна інтерпретувати в деяких висловлюваннях одночасно і як істинносне, і як хібне значення одночасно [7, 9];

– як невизначеність тризначної логіки, яка описує інтерпретації квантової механіки і т.д. [6 – 10].

Введення Лукашевичем [7] третього істинного значення в логіці призвело до створення тризначних логік, які сильно відрізняються як одна від одної, так і від двозначної логіки. Підкреслюючи цю відмінність, Лукашевич відзначав, що його тризначна логіка відрізняється від

двозначної як евклідова геометрія від неевклідової [9]. Про аналогічні відмінності можна говорити і між багатьма тризначними логіками. Тому в даній статті розглянемо тільки оцінку близькості дискретних об'єктів, компоненти яких описуються за допомогою тризначного алфавіту ("1", "1/2", "0"), де бінарні значення "1" і "0" використовуються для вказівки наявності або відсутності ознак у двоїчних об'єктів (векторів, зображень) [1 – 5], а "1/2" вводиться як проміжне значення між "1" і "0", або як ознака, яку можна інтерпретувати одночасно як істинну, так і як хібну [7, 9]. Табл. 2 для тризначного алфавіту перетворюється в табл. 3.

Таблиця 3

Змінні для порівняння пар об'єктів
з трьома істиннісними значеннями

	J_p		
J_q	1	"1/2"	0
1	a	g_1	g
"1/2"	f_1	a_1	b_2
0	f	b_1	b

Змінна g_1 (змінна b_1) підраховує число ознак, які є у об'єкта J_q (відсутні у об'єкта J_p), але однозначно невизначені для об'єкта J_p і можуть приймати як істинні, так і хібне значення.

Змінна b_2 (змінна f_1) підраховує число ознак, які відсутні у об'єкта J_p (є в наявності у об'єкта J_q), але однозначно невизначені для об'єкта J_q .

Змінна a_1 підраховує число ознак (розрядів) у чисел, що порівнюються, які мають третє істиннісне значення.

Аналіз табл. 3 показує, що збільшення значення змінної a однозначно вказує на зростання подібності об'єктів J_q і J_p . Такої однозначності немає при збільшенні змінної b , оскільки при $a=0$ збільшення схожості по змінній b вказує на приналежність об'єктів до різних класів. Разом з тим, якщо для тризначних векторів (об'єктів) ввести аналог відстані Хеммінга R_X^* як число трійкових розрядів, в яких вектори, що порівнюються, неоднакові, то збільшення суми $a + a_1 + b$

означає зменшення модифікованої відстані Хеммінга $R_X^* = g + g_1 + f + f_1 + b_1 + b_2$ для трійкових векторів i , отже, про збільшення схожості об'єктів, що порівнюються. Це справедливо якщо символ "1/2" вводиться як проміжне значення між "1" і "0". Якщо ж "1/2" інтерпретується як стан одночасно істинний і хибний, то збільшення змінної a_1 можна розглядати як збільшення невизначеності у об'єктах, що порівнюються, або навіть як безглуздість порівняння об'єктів за окремими ознаками. При цьому виникає невизначеність у визначенні модифікованої відстані Хеммінга. Що стосується змінних g , g_1 , f_1 , b_1 і b_2 , то збільшення суми цих змінних вказує на збільшення відмінності між об'єктами, що порівнюються.

Метою статті є розробка модифікованих функцій подібності для трізначних векторів і синтез на основі узагальненої архітектури нейронної мережі Хеммінга нової мережі, нейрони якої описуються за допомогою трізначного алфавіту ("1", "1/2", "0"), де бінарні значення "1" і "0" використовуються для вказівки наявності або відсутності ознак у об'єктів (векторів, зображень), а символ "1/2" вводиться як проміжне значення між "1" і "0", або як ознака, яка може інтерпретуватися як істинна, як хібна або як невизначена.

Функції схожості для трізначних векторів. Використовуючи табл. 3, побудуємо модифіковані функції схожості для трізначних векторів (об'єктів):

1. Аналог функції схожості Russel and Rao S_1^* для трійкових об'єктів

$$S_1^* = \frac{a}{a + b + a_1 + f + f_1 + g + g_1 + b_1 + b_2} = \frac{a}{a + b + a_1 + R_X^*} = \frac{a}{n}, \quad (1)$$

де змінні a , a_1 , b підраховують, відповідно, число трізначних розрядів, в яких вектори (об'єкти) J_q і J_p мають однакові компоненти, в яких трізначні розряди мають однакові одиничні або нульові компоненти, або однакові треті істинні значення; n – число розрядів у векторів J_q і J_p . Таким чином, співвідношення (1), як і у класичній функції схожості Russel and Rao визначає відношення числа розрядів, в яких числа збігаються і дорівнюють "1" до загальної кількості розрядів n в числах, що порівнюються.

2. Аналог функції схожості Sokal and Michener S_2^* для трійкових об'єктів в чисельнику використовує функції, які підраховують число співпадаючих одиничних, нульових і третіх істиннісних значень

$$S_2^* = \frac{a+b+a_1}{a+b+a_1+R_X^*} = \frac{a+b+a_1}{n}. \quad (2)$$

3. Аналог функції схожості Jaccard and Needham S_3^*

$$S_3^* = \frac{a+a_1}{a+a_1+R_X^*} = \frac{a+a_1}{n-b}. \quad (3)$$

У цій функції ознаки, які відсутні у обох об'єктів, що порівнюються, виключаються з розгляду.

4. Аналогі функції схожості Kulzinsky

4.1. Перша функція Kulzinsky S_4^*

$$S_4^* = \frac{a+a_1}{R_X^*} \quad (4)$$

дорівнює відношенню числа випадків спільної наявності ознак до числа випадків розбіжностей. Функція невизначена при відсутності непорівняних ознак. У цьому випадку функції присвоюється деяке велике значення.

4.2. Друга функція схожості Kulzinsky S_5^*

$$S_5^* = \frac{a+a_1}{2(a+a_1+g)} + \frac{a+a_1}{2(a+a_1+f)}. \quad (5)$$

5. Індекс схожості Dice S_6^*

$$S_6^* = \frac{a+a_1}{2(a+a_1)+R_X^*}. \quad (6)$$

У цьому індексі ознаки, які відсутні у обох об'єктів, виключаються з розгляду, а число ознак, коли вони є у обох об'єктів, подвоюється.

6. Індекс Хаманна S_7^* дорівнює числу збігів ознак мінус число непорівняних ознак, поділене на сумарне число збігів і розбіжностей

$$S_7^* = \frac{a+a_1+b-R_X}{n}, \quad (7)$$

$$S_8^* = \frac{a+b-R_X}{n}. \quad (8)$$

Для обчислення функцій $S_1^* - S_8^*$, R_X необхідно попередньо обчислити функції $a, b, f, g, f_1, g_1, b_1, b_2, a_1$. Обчислення функцій a, b, f, g

розглянуто раніше в табл. 2. Обчислення функцій f_1, g_1, b_1, b_2 – не є обов'язковим, оскільки для визначення функцій $S_1^* - S_8^*, R_X$ потрібне знання не окремих значень функцій f_1, g_1, b_1, b_2 , а сума цих значень, що дорівнює числу відповідних розрядів, що порівнюються

$$n = a + a_1 + b + n_1, \quad (9)$$

де n_1 – число розрядів, в яких числа, що порівнюються, не збігаються.

Для обчислення змінних a, b, f, \dots, a_1 представимо табл. 3 у вигляді двох частин: табл. 2, необхідної для обчислення змінних a, b, f, g і другій частині, що складається з розрядів чисел, в яких є одне або два істиннісних значень "1/2". Ця друга частина використовується для обчислення змінних f_1, g_1, b_1, b_2 і a_1 . Розглянемо приклад обчислення функцій подібності для двох тризначних векторів.

Приклад. Обчислимо функції схожості для тризначних векторів

$$J_q = (1 \ 0 \ 1/2 \ 1/2 \ 0 \ 1 \ 1 \ 0 \ 1 \ 1/2 \ 1 \ 0 \ 1/2 \ 0 \ 1 \ 1/2), \quad (10)$$

$$J_p = (0 \ 1 \ 1 \ 1/2 \ 1/2 \ 1/2 \ 1 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 0 \ 1/2 \ 1 \ 1/2). \quad (11)$$

Виділимо з цих чисел розряди, в яких використовуються тільки "1" і "0":

$$J_q^2 = (1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 1 \ 1 \ 0 \ 1), \quad (12)$$

$$J_p^2 = (0 \ 1 \ 1 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1), \quad (13)$$

які можна використовувати для обчислення змінних за формулами табл. 2. В результаті розрахунків отримаємо $a = 4; b = 1; f = 2; g = 1$.

Для обчислення змінної a_1 виділимо з чисел (10) і (11) розряди, які одночасно містять в J_q і J_p третє істиннісне значення. В результаті отримаємо $a_1 = 2$. Знаючи, що числа 0 і 1 в J_q і J_p займають 8 розрядів, а для визначення числа a_1 використовується тільки два тризначних розряду, то зі співвідношення (9) нескладно отримати число розрядів n_1 , які визначають суму розрядів змінних f_1, g_1, b_1, b_2 :

$$n_1 = n - a - a_1 - b = 16 - 4 - 2 - 1 = 9.$$

Знаючи змінні a, b, f, g , а також аналог відстані Хеммінга для тризначних векторів і суму функцій f_1, g_1, b_1, b_2 по співвідношенням (1) – (8) можна визначити функції або індекси схожості (1) – (8) для тризначних векторів, що порівнюються.

Узагальнення архітектури нейронної мережі Хеммінга. Архітектура і алгоритми функціонування класичної нейронної мережі Хеммінга детально описані в літературі [11 – 13] і тому тут не розглядаються. Але архітектуру нейронної мережі Хеммінга можна уявити в найбільш загальному вигляді (рис. 1).

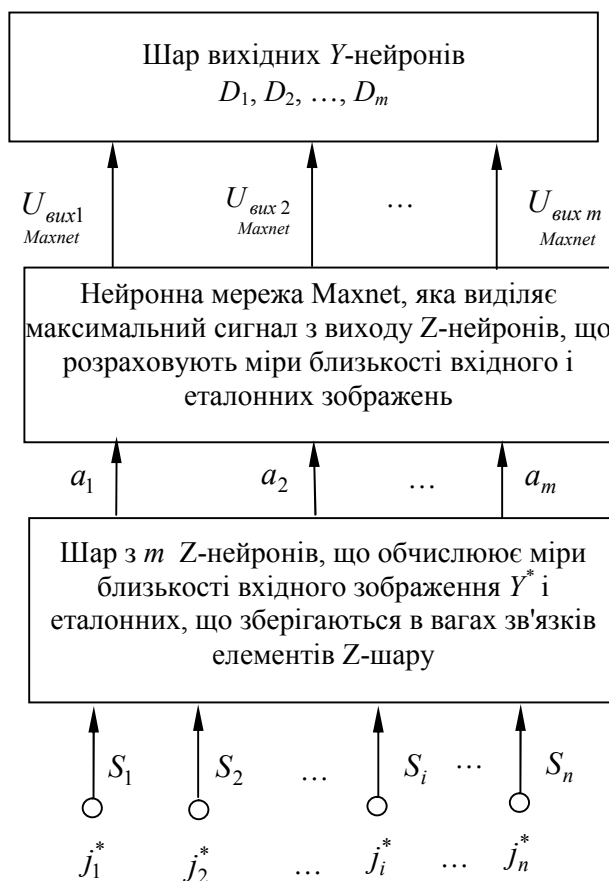


Рис. 1. Узагальнена блок-схема нейронної мережі Хеммінга

Короткий опис функціонування цієї архітектури наступний.

У нейронній мережі Хеммінга, призначеної для розпізнавання бінарних зображень, закодованих за допомогою біполярних компонент, вхідне зображення $J^* = (j_1^*, j_2^*, \dots, j_n^*)$ поступає на входи S -нейронів: S_1, S_2, \dots, S_n , які виконують роль розмножувачів вхідних сигналів. Ці сигнали надходять на шар Z -нейронів: Z_1, Z_2, \dots, Z_m .

Кожен елемент Z -шару зберігає одне з еталонних зображень $J_l = (j_{l1}, j_{l2}, \dots, j_{ln})$ ($l = \overline{1, m}$) і порівнює його з вхідним зображенням J^* . В якості міри близькості порівнюваних векторів (двійкових зображень) використовується різниця між числом однакових біполярних компонент у об'єктів, що порівнюються, і відстанню Хеммінга між ними [11].

Вихідні сигнали елементів Z -шару надходять на входи нейронної мережі Махнет, що складається з єдиного шару A -нейронів. Мережа Махнет призначена для виділення єдиного максимального сигналу, отриманого на виході елементів Z -шару. Якщо серед вхідних сигналів a_p є тільки один найбільший, то в результаті ітераційного процесу в A -шарі мережі Махнет на її виходах залишиться тільки один сигнал, більший нуля.

Оскільки сигнали шару вихідних нейронів D_1, D_2, \dots, D_m обчислюються за допомогою функції активації

$$U_{\text{вих } D_l} = g(U_{\text{вих } A_l}) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } U_{\text{вих } A_l} > 0, \\ 0, & \text{якщо } U_{\text{вих } A_l} \leq 0, \end{cases} \quad l = \overline{1, m},$$

то на виході мережі Хеммінга буде тільки один нейрон D_l з одиничним вихідним сигналом. Цей сигнал вказує на те, що вхідне зображення J^* по заданій мірі схожості зображень найближче до еталонного зображення $J_l = (j_{l1}, j_{l2}, \dots, j_{ln})$.

Нові нейронні мережі, що розпізнають зображення з бінарними і тризначними компонентами

Узагальнена блок-схема нейронної мережі Хеммінга на рис. 1 наочно показує, що два основні блоки мережі можуть змінюватися незалежно один від одного. Зокрема, замість мережі Махнет може використовуватися нейронна мережа, що виділяє кілька однакових максимальних сигналів (якщо вони є). Це дозволяє знаходити еталонні зображення, які можуть перебувати на однаковій мінімальній відстані від вхідного [12, 13]. З архітектури мережі (рис. 1) випливає і те, що блок, який обчислює міру близькості вхідного і еталонних зображень, може обчислювати різні міри близькості. Відносна незалежність основних блоків нейронної мережі Хеммінга дозволяє запропонувати нейронні мережі і для роботи з бінарними зображеннями (векторами) що використовують різноманітні функції афінності виду (1) – (8) між

вхідними і еталонними зображеннями. У тому числі може використовуватися і узагальнена відстань Хеммінга (14)

$$R_X^* = f + f_1 + g + g_1 + b_1 + b_2. \quad (14)$$

Класична архітектура нейронної мережі Хеммінга [11, 12] для обчислення міри близькості вхідного і еталонного вектора використовує скалярний добуток двох біполярних векторів [11, 12], один з яких є вектором ваг зв'язків, а другий – вхідним вектором. При цьому сума добутоків біполярних компонент не містить жодного нульового доданка. Якщо обчислюється скалярний добуток двох бінарних векторів J_k і J_l в класичній нейронній мережі Хеммінга, то його розрахунок здійснюється наступним чином

$$J_l J_k = \sum_{i=1}^n j_{li} j_{ki} = (a+b) - (g+f),$$

де змінні (a, b, g, f) визначаються співвідношеннями табл. 2.

На рис. 2 наведено нейрон для обчислення змінної a (співвідношення табл. 2). При цьому вхідні сигнали нейрона G_1 визначаються компонентами бінарного вектора $J_k = (j_{k1}, j_{k2}, \dots, j_{kn})$, а ваги зв'язків – компонентами бінарного вектора $J_l = (j_{l1}, j_{l2}, \dots, j_{ln})$.

На рис. 3 наведено блок для обчислення змінної b (табл. 2).

На рисунку прийняті такі позначення: $(1 - j_{l1}), (1 - j_{l2}), \dots, (1 - j_{ln})$ – ваги зв'язків нейрона G_2 ; $\Sigma_1, \dots, \Sigma_n$ – підсумовуючі елементи для обчислення вхідних сигналів нейрона G_2 ; $(1 - j_{k1}), (1 - j_{k2}), \dots, (1 - j_{kn})$ – компоненти вхідного вектора нейрона G_2 .

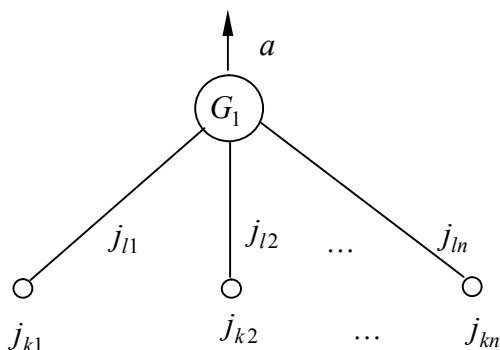
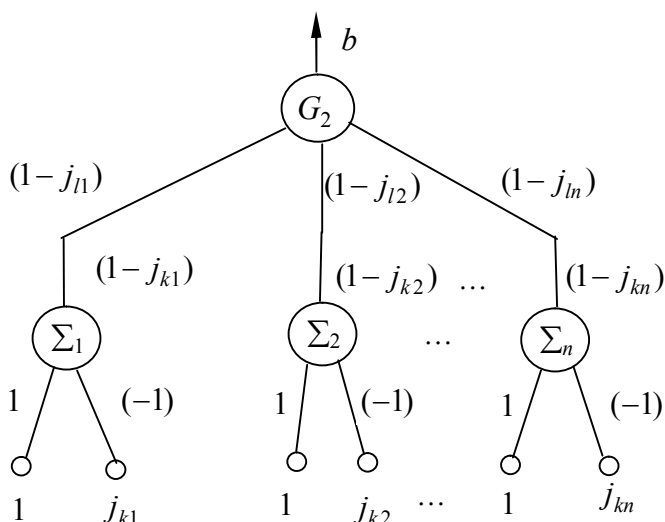


Рис. 2. Нейрон для обчислення змінної a ; $j_{l1}, j_{l2}, \dots, j_{ln}$ – ваги зв'язків нейрона; $j_{k1}, j_{k2}, \dots, j_{kn}$ – компоненти вхідного вектора

Рис. 3. Нейрон для обчислення змінної b

За допомогою елементів $\Sigma_1, \Sigma_2, \dots, \Sigma_n$, що підсумовують, спочатку обчислюються вхідні сигнали $(1-j_{k1}), (1-j_{k2}), \dots, (1-j_{kn})$ нейрона G_2 , які потім помножуються на відповідні вагові коефіцієнти $(1-j_{11}), (1-j_{12}), \dots, (1-j_{1n})$, а після цього підсумовуються нейроном G_2 . Якщо на рис. 3 на входи нейрона G_2 подати вхідні сигнали $J_{k1}, J_{k2}, \dots, J_{kn}$ замість обчислюваних підсумовуючими елементами сигналів $(1-j_{k1}), (1-j_{k2}), \dots, (1-j_{kn})$, то нейрон G_2 буде обчислювати змінну g . Для обчислення змінної f (табл. 2) на рис. 3 необхідно вагові коефіцієнти $(1-j_{11}), (1-j_{12}), \dots, (1-j_{1n})$ замінити на відповідні вагові коефіцієнти $j_{11}, j_{12}, \dots, j_{1n}$.

Аналогічним чином обчислюються змінні a_1 і $\Sigma = f_1 + g_1 + b_1 + b_2$. Змінна a_1 обчислюється як число розрядів, в яких порівнювані вектора мають третє істиннісне значення. Змінна Σ обчислюється за допомогою співвідношення (9).

Маючи нейрони або нейронні компоненти для обчислення змінних $(a, b, f, g, a_1, \Sigma)$ нескладно отримати і архітектури нейронних мереж для обчислення будь-якої функції афінності (1) – (8), наприклад, Кульчинського (5). Нейронна мережа для обчислення цієї функції близькості вхідного і еталонного зображень наведена на рис. 4. Мережа має чотири шари нейронів. На першому шарі обчислюються функції a, a_1 ,

g, f . Потім обчислюються співвідношення $2(a + a_1 + f)$, $2(a + a_1 + g)$, які використовуються для обчислення двох доданків в співвідношенні (5). Суматор четвертого шару нейронної мережі використовується для обчислення функції S_5 .

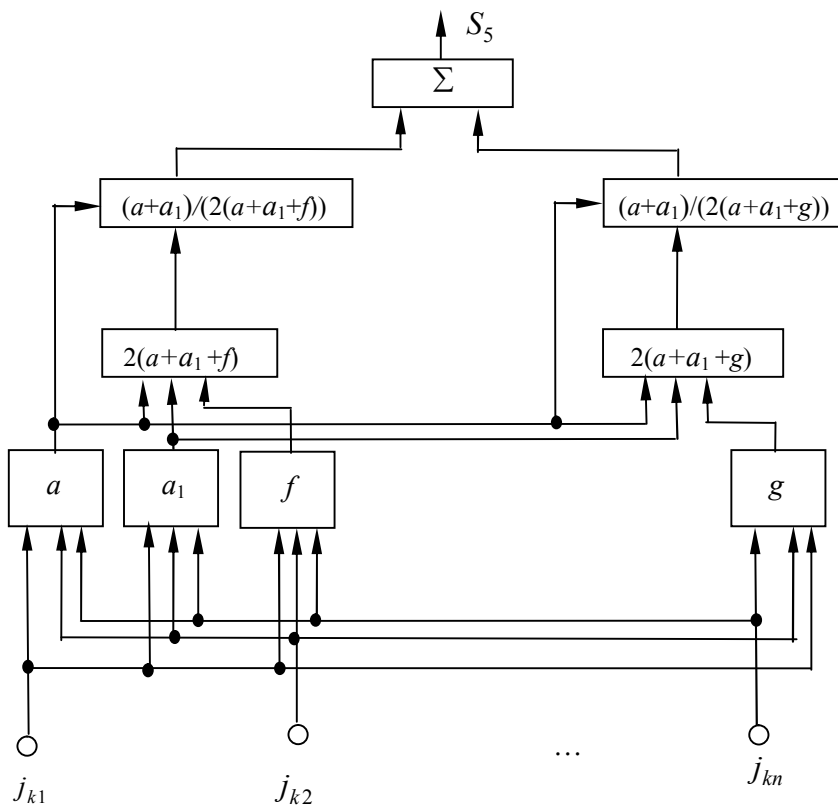
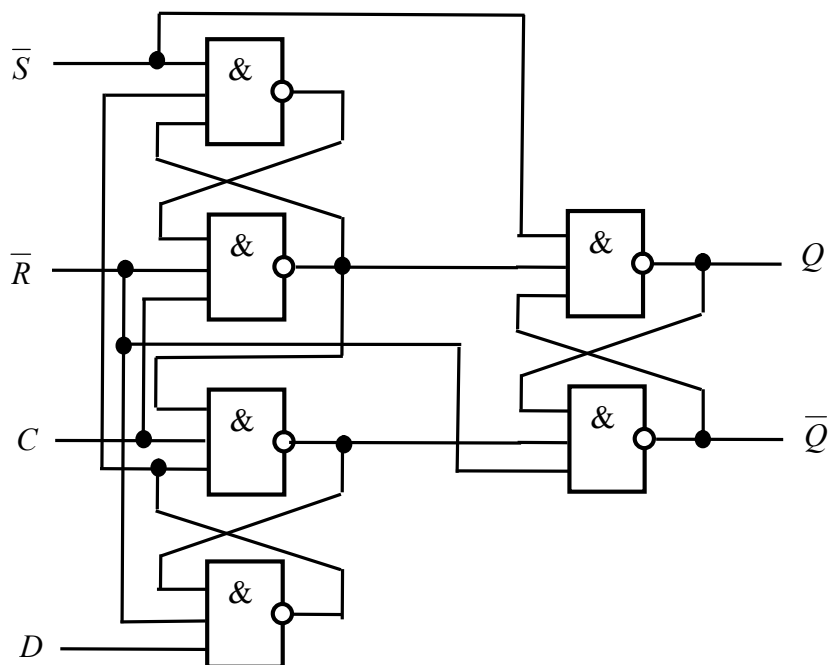


Рис. 4. Нейронна мережа, що обчислює функцію Кульчинського 2

Аналогічним чином може бути синтезована нейронна мережа для обчислення будь-якої іншої функції афінності з наведеного списку.

Застосування тризначних алфавітів при проектуванні електронних пристроїв. При використанні обчислювачів функцій, наведених на рис. 2 – 4, і які представляють собою нейронні мережі, до їх входів підключаються виходи окремих блоків або конкретних елементів обчислювального пристрою, що проектується. Зокрема, якщо таким елементом буде D -тригер (рис. 5), то з'явиться можливість аналізувати не тільки його входні і вихідні двійкові сигнали, але і значення вихідних сигналів його внутрішніх елементів. Ці елементи, як і внутрішні елементи у всіх пристроях зі зворотним зв'язком, наприклад, лічильники,

часто приймають невизначене значення, зокрема, при включенні живлення.

Рис. 5. Схема D -тригера

На рис. 5 показана внутрішня структура D -тригера. У ній виходи кожного з її складових внутрішніх елементів типу "АБО-НІ" з'єднані з входами аналогічних елементів. Значення сигналів в цих ланцюгах визначають стан, в якому опиниться тригер і, відповідно, які значення будуть на його прямому і інверсному виходах. Щоб тригер переключився правильно, рівень на вході D слід зафіксувати заздалегідь, перед приходом тактового імпульсу. Захисний інтервал повинен перевищувати час затримки поширення сигналу в тригері. Якщо на входи \bar{S} і \bar{R} тригера одночасно подаються сигнали низького рівня, стан його виходів Q і \bar{Q} виявиться невизначеним (табл. 4).

У наведеній таблиці значення "Н" позначає низький рівень сигналу, символ "В" – високий рівень сигналу, "Х" – невизначеність, "↑" – перемикання сигналу з низького рівня у високий.

Контроль працездатності такого тригера за допомогою тризначного алфавіту дозволяє отримати більш повну картину його функціонування. Це, в свою чергу, може підвищити надійність роботи синтезованих пристроїв і збільшити їх швидкодію. Використання

подібного підходу до контролю працездатності комбінаційних пристроїв дозволяє виявляти можливі збійні місця в таких пристроях.

Таблиця 4

Сигнали управління станами тригера

Режим роботи	Вхід				Вихід	
	\bar{S}	\bar{R}	C	D	Q	\bar{Q}
Асинхронна установка	Н	В	Х	Х	В	Н
Асинхронний сброс	В	Н	Х	Х	Н	В
Невизначеність	Н	Н	Х	Х	Х	Х
Загрузка "1" (установка)	В	В	↑	В	В	Н
Загрузка "0" (сброс)	В	В	↑	Н	Н	В

Особливе значення використання тризначного алфавіту має місце при аналізі працездатності мікропроцесорних пристроїв зі спільною шиною. В цьому випадку входи всіх неактивних пристроїв мають високоімпедансний стан, що в даному випадку еквівалентно невизначеному вхідного стану "1/2". Активні пристрої, що передають інформацію, на своїх входах мають логічні сигнали.

Висновки. Функції близькості Жаккара, Сокаля та Мішера, Кульчинського, нейронна мережа Хеммінга є ефективним інструментом для вирішення завдань оцінки близькості, розпізнавання і класифікації двійкових об'єктів, які описуються за допомогою бінарного алфавіту. Однак при порівнянні реальних об'єктів можуть виникати невизначеності при порівнянні окремих ознак, які для свого опису вимагають введення тризначних алфавітів, де третє істиннісне значення може інтерпретуватися різними способами, наприклад, як проміжне значення між "одиницею" і "нулем", або як значення, яке одночасно істинно і ложно. В цьому випадку необхідно вводити тризначні логіки і узагальнені функції близькості, що узагальнюють класичні функції близькості Жаккара, Сокаля та Мішера, Кульчинського і т.д., і які дозволяють виконувати порівняння значень третіх істинносних значень або відсутність інформації. Такі функції близькості, аналоги функцій близькості для двійкових об'єктів, розроблені, і вони можуть використовуватися для порівняння різних об'єктів, зокрема, при постійному контролі й діагностиці цифрових пристроїв, при зіставленні об'єктів із змінними колірними ознаками і т.д.

Список литературы:

1. *Dmitrienko V.D.* Neural networks for determining affinity functions / *V.D. Dmitrienko, A.Yu. Zakovorotniy, S.Yu. Leonov* // 2020 International Congress on Human-Computer Interaction, Optimization and Robotic Applications (HORA), Ankara, Turkey, 2020, P. 647-652, doi: 10.1109/HORA49412.2020.9152830.
2. *Дмитриенко В.Д.* Методы и алгоритмы систем искусственного интеллекта / *В.Д. Дмитриенко, И.П. Хавина, А.Ю. Заковоротный, М.В. Липчанский, Н.В. Мезенцев.* – Киев: Кафедра, 2014. – 282 с.
3. *Бабичев С.А.* Теоретичні та практичні засади інформаційної технології обробки профілів експресій генів для реконструкції генних мереж. Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора технічних наук по спеціальності 05.13.06 – інформаційні технології. – Херсон: Херсонський національний технічний університет. – 2018. – 382 с.
4. *Фор А.* Восприятие и распознавание образов / *А. Фор.* – М.: Машиностроение, 1989. – 272 с.
5. *Michalski R.S.* A recent advance in data analysis: clustering objects into classes characterized by conjunctive concepts / *R.S. Michalski, R.S. Stepp, E. Diday.* – Invited chapter in the book *Progress in Pattern Recognition*. Vol. 1. – North-Holland Publishing Company, Amsterdam-NewYork-Oxford, 1981. – P. 33-49.
6. *Томова Н.Е.* Возникновение трехзначных логик: логико-философский анализ / *Н.Е. Томова* // Вестник Московского Университета. Серия 7. Философия. – М.: МГУ, 2009. – С. 68-74.
7. *Карпенко А.С.* Развитие многозначной логики / *А.С. Карпенко.* – Изд. 3-е. – М.: Изд-во ЛКИ, 2010. – 448 с.
8. *Яблонский С.В.* Введение в дискретную математику: Учебное пособие для вузов / *С.В. Яблонский.* Под ред. *В.А. Садовничего.* – 3-е изд. – М.: Высш. школа, 2002. – 384 с.
9. *Карпенко А.С.* Трехзначная логика Бочвара и литеральные паралогики / *А.С. Карпенко, Н.Е. Томова.* – М.: ИФ РАН, 2016. – 110 с.
10. *Томова Н.Е.* Natural three-valued logics and classical logic // *Logical Investigations.* – 2013. – Vol. 19. – P. 344-352.
11. *Fausett L.* Fundamentals of Neural Network. Architecture, Algorithms and Applications / *L. Fausett.* – New Jersey: Prentice Hall International, Inc., 2006. – 461 p.
12. *Dmitrienko V.D.* Neural network using the Hamming distance to recognize images at the boundaries of several classes / *V.D. Dmitrienko, A.Yu. Zakovorotnyi* // *Herald of the National Technical University "KhPI". Subject issue: Information Science and Modelling*, 2013. – Vol. 39. – P. 57-67.
13. *Дмитриенко В.Д.* Нейронные сети: архитектура и использование: учебное пособие / *В.Д. Дмитриенко, А.Ю. Заковоротный, С.Ю. Леонов.* – Харьков: НТУ "ХПИ", 2020. – 222 с.

References:

1. *Dmitrienko, V.D., Zakovorotniy, A.Yu., and Leonov, S.Yu.* (2020), "Neural networks for determining affinity functions", *2020 International Congress on Human-Computer Interaction, Optimization and Robotic Applications (HORA)*, Ankara, Turkey, 2020, pp. 647-652, doi: 10.1109/HORA49412.2020.9152830.
2. *Dmitrienko, V.D., Havina, I.P., Zakovorotniy, A.Yu., Lipchanski, M.V., and Mezentsev, N.V.* (2014), *Methods and algorithms of artificial intelligence systems*, Kiev, Kafedra, 282 p.
3. *Babichev S.A.* (2018), Theoretical and practical principles of information technology for processing gene expression profiles for the reconstruction of gene networks. The dissertation

- on competition of a scientific degree of the doctor of technical sciences on a specialty 05.13.06 – Information Technology, Kherson, Kherson National Technical University, 82 p.
4. For A. (1989), *Perception and pattern recognition*, Moskow, Mechanical engineering, 272 p.
 5. Michalski, R.S., Stepp, R.S., and Diday, E. (1981), *A recent advance in data analysis: clustering objects into classes characterized by conjunctive concepts*, Invited chapter in the book *Progress in Pattern Recognition*, Vol. 1, North-Holland Publishing Company, Amsterdam-NewYork-Oxford, pp. 33-49.
 6. Tomova, N.E. (2009), "The emergence of three-valued logics: logical and philosophical analysis", *Bulletin of Moscow University. Series 7. Philosophy*, Moskow, MSU, pp. 68-74.
 7. Karpenko, A.S. (2010), *Development of multi-valued logic*, Ed. 3-ht, Moskow, Publishing house LCI, 448 p.
 8. Yablonsky, S.V. (2002), "Introduction to discrete mathematics: Textbook for universities", Ed. V.A. Sadovnichy6 3-th Ed, Moskow, Higher school, 384 p.
 9. Karpenko, A.S., and Tomova, N.E (2016), "Bochvar's three-valued logic and literal paralogics", RAS, Institute of Philosophy, Moskow, IF RAS, 110 p.
 10. Tomova, N.E. (2013), "Natural three-valued logocs and classical logic", *Logical Investigations*, Vol. 19, P. 344-352.
 11. Fausett, L. (2006), *Fundamentals of Neural Network. Architecture, Algorithms and Applications*, New Jersey: Prentice Hall International, Inc., 461 p.
 12. Dmitrienko V.D., Zakovorotniy A.Yu. (2013), "Neural network using the Hamming distance to recognize mages at the boundaries of several classes", *Herald of the National Technical University "KhPI". Subject ussue: Information Science and Modelling*, Vol. 39, pp. 57-67.
 13. Dmitrienko V.D., Zakovorotniy A.Yu., and Leonov S.Yu. (2020), *Neural Networks: Architecture and Usage: A Tutorial*, Kharkov, NTU "KhPI", 222 p.

Статью представил д.т.н., проф. Національного технічного університету "Харківський політехнічний інститут" В.І. Носков.

Поступила (received) 6.10.2020

Dmitrienko Valerii, Dr. Tech. Sci., Professor
National Technical University "Kharkiv Polytechnic Institute"
Str. Kirpicheva, 2, Kharkiv, Ukraine, 61002
Tel.: +38 (057) 707-61-98, e-mail: valdmitrienko@gmail.com
ORCID ID: 0000-0003-2523-595X

Leonov Sergey, Dr. Tech. Sci., Professor
National Technical University "Kharkiv Politechnical Institute"
Str. Kirpichova, 2, Kharkov, Ukraine, 61002
Tel.: (099) 911-911-3, e-mail: serleomail@gmail.com
ORCID ID 0000-0001-8139-0458

Zakovorotniy Alexandr, Dr. Tech. Sci., Professor
National Technical University "Kharkiv Polytechnic Institute"
Str. Kirpicheva, 2, Kharkiv, Ukraine, 61002
Tel.: +38 (097) 967-32-71, e-mail: arcade@i.ua
ORCID ID: 0000-0003-4415-838X

УДК 681.5

Комп'ютерні компоненти для оцінки близькості і розпізнавання двійкових об'єктів в умовах невизначеності / Дмитрієнко В.Д., Леонов С.Ю., Заковоротний О.Ю. // Вісник НТУ "ХПІ". Серія: Інформатика та моделювання. – Харків: НТУ "ХПІ". – 2020. – № 2 (4). – С. 58 – 76.

При вирішенні задач розпізнавання і класифікації двійкових об'єктів часто використовуються описи дискретних об'єктів за допомогою ознак, які кодуються символами бінарного алфавіту, а в якості міри близькості об'єктів використовуються функції афінності (близькості) Жаккара, Сокала та Мішера, Кульчинського і т.д., а також відстань Хеммінга. Однак при зіставленні об'єктів, ознаки яких закодовані бінарним алфавітом, в реальних умовах можуть виникати невизначеності при порівнянні окремих ознак. Наприклад, при зіставленні окремих стадій плазми або об'єктів, що світяться, їх колір може безперервно змінюватися, переходячи з одного до інших. Розміри об'єктів також можуть змінюватися від малих до дуже великих і т.і. При контролі цифрових пристроїв сигнали в ланцюгах з'єднання також можуть змінюватися в значних діапазонах, що може породжувати невизначеність у визначенні стану цифрових пристроїв і їх окремих компонентів. При цьому виникає необхідність використання при їх описі тризначних алфавітів, а також алфавітів з більшою значністю ознак об'єктів, що порівнюються. Однак використання трьох- і багатозначних алфавітів при описі ознак порівнюваних об'єктів вимагає і розробки нових функцій близькості і нових комп'ютерних компонент для вирішення завдань розпізнавання і класифікації. Ил.: 5. Табл. 4. Библиогр.: 13 назв.

Ключеві слова: комп'ютерні компоненти; задачі розпізнавання і класифікації; функції близькості; невизначеність; контроль цифрових пристроїв; дискретні об'єкти; трьох- і багатозначні алфавіти.

УДК 004.48:004.94

Компьютерные компоненты для оценки близости и распознавания двоичных объектов в условиях неопределенности / Дмитриенко В.Д., Леонов С.Ю., Заковоротный А.Ю. // Вестник НТУ "ХПИ". Серія: Інформатика и моделирование. – Харьков: НТУ "ХПИ". – 2020. – № 2 (4). – С. 58 – 76.

При решении задач распознавания и классификации двоичных объектов часто используются описания дискретных объектов с помощью признаков, которые кодируются символами бинарного алфавита, а в качестве меры близости объектов используются функции аффинности (близости) Жаккара, Сокала и Мишера, Кульчинского и т.д., а также расстояние Хемминга. Однако при сопоставлении объектов, признаки которых закодированы бинарным алфавитом, в реальных условиях могут возникать неопределенности при сравнении отдельных признаков. Например, при сопоставлении отдельных стадий плазмы или светящихся объектов их цвет может непрерывно меняться, переходя от одного к другим. Размеры объектов также могут меняться от мелких до очень крупных и т.д. При контроле цифровых устройств сигналы в цепях соединения также могут меняться в значительных диапазонах, что может породить неопределенность в определении состояния цифровых устройств и их отдельных компонент. При этом возникает необходимость использования при их описании трехзначных алфавитов, а также алфавитов с большей значностью. Однако использование трех- и многозначных алфавитов при описании признаков сравниваемых объектов требует и разработки новых функций близости и новых компьютерных компонент для решения задач распознавания и классификации. Ил. 5. Табл. 4. Библиогр.: 13 назв.

Ключевые слова: компьютерные компоненты; задачи распознавания и классификации; функции близости; неопределенность; контроль цифровых устройств; дискретные объекты; трех- и многозначные алфавиты.

UDC 004.48:004.945

Computer components for proximity estimation and binary object recognition under uncertainty / Dmitrienko V.D., Leonov S.Yu., Zakovorotniy A.Yu. // Herald of the National Technical University "KhPI". Series of "Informatics and Modeling". – Kharkov: NTU "KhPI". – 2020. – № 2 (4). – P. 58 – 76.

When solving problems of recognition and classification of binary objects, descriptions of discrete objects are often used using features that are encoded with symbols of the binary alphabet, and the affinity (proximity) functions of Jaccard, Sokal and Misher, Kulchinsky, etc. are used as a measure of the proximity of objects, as well as Hamming distance. However, when comparing objects whose features are encoded with a binary alphabet, in real conditions, uncertainties may arise when comparing individual features. For example, when comparing individual stages of plasma or luminous objects, their color can continuously change, passing from one to another. Objects can also vary in size from small to very large, etc. When monitoring digital devices, signals in connection circuits can also vary over significant ranges, which can create uncertainty in determining the state of digital devices and their individual components. In this case, it becomes necessary to use three-digit alphabets in their description, as well as alphabets with greater significance. However, the use of three- and multi-valued alphabets in describing the features of compared objects also requires the development of new proximity functions and new computer components for solving problems of recognition and classification. Figs. 5. Tabl. 4. Refs.: 13 titles.

Keywords: computer components; recognition and classification tasks; proximity functions; uncertainty; control of digital devices; discrete objects; three- and polysemantic alphabets.