

3. Розроблено алгоритм обчислення площі плоскої фігури, заданої табличними функціями для однієї змінної з використанням многочлена Тейлора. Для обчислення площі фігури потрібно помножити інтегрований рядок Тейлора на матрицю інтегрування та на вираз, який є різницею між стовпцями коефіцієнтів інтерполіант (верхньої та нижньої), які описують криві плоскої фігури.

4. Розроблено алгоритм обчислення довжини дуги плоскої кривої, заданої табличною функцією для однієї змінної з використанням многочлена Тейлора. Обчислення довжини дуги кривої зводиться до множення виразу, який є різницею між звичайними рядками Тейлора в заданих межах (початкової та кінцевої), на стовпець коефіцієнтів інтерполянти.

Література

1. Данко П.Е. Вычислительная математика в упражнениях и задачах : учеб. пособ. [для студ. ВТУЗов] / П.Е. Данко, А.Г. Попов, Т.Я. Кожевникова. – Ч. 1. – Изд. 3-е, [перераб. и доп.]. – М. : Изд-во "Выш. шк.", 1980. – 320 с.
2. Данилина Н.И. Вычислительная математика : учебн. пособ. / Н.И. Данилина, Н.С. Дубровская, О.П. Кваша, Г.Л. Смирнов. – М. : Изд-во "Выш. шк.", 1985. – 472 с.
3. Фильц Р.В. Алгоритм вычисления на ЭВМ многочлена Тейлора и его производных / Р.В. Фильц, М.В. Кошоба, Ю.И. Грищок // Электромеханика : Изв. вузов. – 1991. – № 5. – С. 5-10.
4. Фильц Р.В. Наближення таблично заданих функцій (інтерполяція та апроксимація). Конспект лекцій з предмету "Математичні задачі електромеханіки" для студ. спец. 1801 "Електромеханіка" / Р.В. Фильц. – Львів : Вид-во ДУ ЛПІ, 1995. – 59 с.

Надійшла до редакції 24.03.2016 р.

Грищок Ю.И., Драган Я.П. Численное интегрирование табличных функций для одной переменной с использованием многочлена Тейлора

Обоснована возможность численного интегрирования табличных функций с использованием многочлена Тейлора. Установлено, что во многих практических задачах первообразную от подынтегральной функции не всегда удается выразить через элементарные функции. Разработан метод численного интегрирования табличной функции для одной переменной с использованием многочлена Тейлора. Разработан алгоритм вычисления площади плоской фигуры, заданной двумя табличными функциями для одной переменной с использованием многочлена Тейлора, а также разработан алгоритм вычисления длины дуги плоской кривой, заданной табличной функцией для одной переменной. Приведены конкретные примеры вычисления интегралов – неопределенного и определенного, а также вычисления площади и длины дуги плоской фигуры.

Ключевые слова: табличная функция для одной переменной; численное интегрирование табличных функций; многочлен Тейлора; интерполяционный многочлен; вычисления площади плоской фигуры; вычисление длины дуги плоской кривой.

Gryciuk Yu.I., Dragan Ya.P. Numerical integration of table functions to one variable using Taylor polynomial

Has been substantiated the possibility numerical integration of table functions using polynomial Taylor. Found that many practical problems of the original integrand cannot always be expressed in terms of elementary functions. Has been designed the method of numerical integration of table functions to one variable using Taylor polynomial. Has been designed the algorithm of calculating the area of a plane figure given two table functions to one variable using Taylor polynomial, and designed the algorithm of calculating arc length of a plane curve given table function for a single variable. Showed the specific examples of computing integrals – definite and indefinite, and calculating the area of a plane figure and flat arc length figure.

Keywords: table function for one variable; numerical integration of table functions; Taylor polynomial; polynomial interpolation, calculating the area of a plane figure, calculating arc length of a plane curve.

УДК 004.383.3

ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ РОЗПІЗНАВАННЯ БАГАТОМІРНИХ ОБРАЗІВ У ХЕММІНГОВОМУ ПРОСТОРІ

Б.Б. Круліковський¹, А.І. Сидор², О.М. Заставний³, Я.М. Николайчук⁴

Викладено теоретичні основи розпізнавання образів у двовимірному Хеммінговому просторі. Обґрунтовано перспективу застосування оцінки зваженої модульної Хеммінгової віддалі розпізнавання образів шляхом сигнальних решітчастих моделей у двовимірному Хеммінговому просторі. Показано недоліки та функціональні обмеження відомих методів у задачах оцінки Хеммінгової віддалі багатомірних образів. Запропоновано метод опрацювання сигналів двомірного Хеммінгового простору, у вузлах якого існують багатомірні об'єкти, на основі кодування решітчастих даних у теоретико-числовому базисі Крестерсона.

Ключові слова: Хеммінговий простір, розпізнавання, образи, сигнали.

Вступ. Теорія розпізнавання образів є важливим інструментом інформаційної технології опрацювання сигналів та ідентифікації станів складних об'єктів управління. Серед різних підходів побудови алгоритмів розпізнавання образів широкого застосування набули методи розпізнавання одномірних образів у Хеммінговому просторі (ХП). Перспективним напрямком розвитку теорії та вдосконалення методів розпізнавання образів у ХП є кодування багатомірних об'єктів у його вузлах та розширення теоретичних засад шляхом вдосконалення методів кодування багатомірних даних на основі різних теоретико-числових базисів.

У сучасних моніторингових системах розподілених об'єктів управління, до яких належить, наприклад, моніторинг водних ресурсів певного географічного регіону, постає задача діагностування моніторингових даних у неабстрактних вузлах ХП [1]. Поняття неабстрактного ХП під час моніторингового сканування географічної території полягає в тому, що віддалі між вузлами не є однаковими і не відображаються у вигляді квадратів. Отже, цей ХП математично трансформується в абстрактний ХП, який видається у вигляді двомірної решітчастої функції без ідентифікації різних віддалей між вузлами, що спрощує математику задач розпізнавання образів у ХП згідно з класичною теорією матриць.

Водночас, існуючі методи формалізації ХП практично не дають змоги розв'язувати задачі розпізнавання багатомірних образів. Успішне вирішення цієї задачі також ускладнюється обмеженою швидкістю процесорних засобів, які, як правило, реалізують арифметику двійкової системи числення теоретико-числового базису Радемахера. Отже, вирішення науково-технічних задач розробки технічних засобів та процесорів розпізнавання багатомірних образів у ХП є актуальною науково-прикладною задачею.

Теоретичні основи методів розпізнавання образів. Розпізнавання образів (об'єктів, сигналів, процесів, ситуацій чи явищ) – це задача ідентифікації об'єкта або визначення його властивостей за зображенням (оптичне розпізна-

¹ доц. Б.Б. Круліковський, канд. техн. наук – Тернопільський НЕУ;

² аспір. А.І. Сидор – Тернопільський НЕУ;

³ викл. О.М. Заставний, канд. техн. наук – Тернопільський НЕУ;

⁴ проф. Я.М. Николайчук, д-р техн. наук – Тернопільський НЕУ

вання), за аудіозаписом (акустичне розпізнавання) чи за іншими характеристиками (наприклад, розпізнавання гармонічних сигналів).

Методика віднесення елемента до якого-небудь образу є вирішальним правилом метрик, які відображають спосіб визначення відстані між елементами універсальної множини. Чим менша ця відстань, тим більш схожими є об'єкти. Елементи образу задаються у вигляді набору чисел, а метрика – у вигляді функції. Від вибору представлення образів і реалізації метрики залежить ефективність програми, один алгоритм розпізнавання з різними метриками буде помилятися з різною частотою. Образи можуть бути представлені бінарними та багаторівневими векторними кодами, двовимірними та багатовимірними матрицями згідно з виразами:

$$Q_x = (a_{n-1}, a_{n-2}, \dots, a_i, \dots, a_0); Q_{xx} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1m} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{n1} & a_{n1} & \dots & a_{nm} \end{pmatrix}; Q_{xxx} = \|a_{ijk}\|. \quad (1)$$

Вибір способу кодування образів впливає на обчислювальну та апаратну складність їх розпізнавання, що враховується під час розв'язання конкретних задач розпізнавання та ідентифікації образів. Загальну структуру системи розпізнавання та етапи в процесі її розроблення показано на рис. 1.

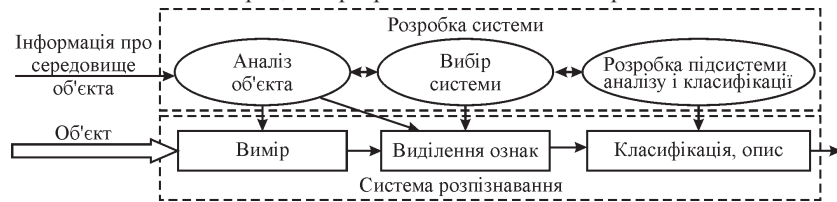


Рис. 1. Структура системи розпізнавання

Важливими є такі типи задач розпізнавання: задача розпізнавання – віднесення пред'явленого об'єкта за його описом до одного із заданих класів (навчання з учителем); задача автоматичної класифікації – розбиття множини об'єктів ситуацій, явищ за їх описом на систему непересічних класів (таксономія, кластерний аналіз, самонавчання); задача вибору інформативного набору ознак під час розпізнавання; задача приведення вихідних даних до зручного для розпізнавання вигляду; динамічне розпізнавання і динамічна класифікація – задачі 1 і 2 для динамічних об'єктів; задача прогнозування – суть попередній тип, в якому рішення повинно відноситись до деякого моменту в майбутньому.

Задачі розпізнавання складаються з двох етапів: перетворення вихідних даних до зручного для розпізнавання вигляду; розпізнавання (вказання приналежності об'єкта визначеному класу). Під час виконання задач розпізнавання образів потрібно: вводити поняття аналогії об'єктів і формулювати правила, на основі яких об'єкт зачисляється в один і той же клас або в різні класи; оперувати набором прецедентів-прикладів, класифікація яких відома і які у вигляді формалізованих описів можуть бути представлені алгоритмом розпізнавання для налаштування на задачу в процесі навчання; будувати формальні теорії та

застосовувати класичні математичні методи. Виділяють такі методи розпізнавання образів: перебору, в цьому випадку проводиться порівняння з базою даних, де для кожного виду об'єктів представлені всі можливі модифікації відображення; аналіз та диференціація компонентів образу; використання штучних нейронних мереж; генетичні алгоритми.

Метод перебору характеризується найбільшою обчислювальною та часовою складністю і може застосовуватись в тому випадку, коли число класів образу є скінчене, тобто не перевищує заданого числа. Метод аналізу та диференціації компонентів образу характеризується поліноміальною складністю, базується на теорії моделювання у Байєсівському підході та в застосуванні кодових віддалей Хеммінгового простору. Метод використання штучних нейронних мереж ґрунтується на принципах навчання та рекурсивної асимптотичної складності. Методи на основі використання генетичних алгоритмів ґрунтуються на принципах еволюційного пошуку і поєднують комп'ютерне моделювання генетичних процесів у природних і штучних системах. Важливим компонентом методів та інформаційних технологій розпізнавання образів є попереднє їх оброблення та перетворення. Формалізація відомих методів розпізнавання одновимірних образів описується такими функціоналами (табл. 1) [3].

Табл. 1. Функціонали методів розпізнавання одновимірних образів

№	Формула	3	$d_{ij} = \left(\sum_{k=1}^z x_{ik} - x_{jk} ^{\infty} \right)^{1/\infty}$
1	$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^z (x_{ik} - x_{jk})^2}$	4	$d_{ij} = (X_i - X_j)^T S^{-1} (X_i - X_j)$
2	$d_{ij} = a \cdot \sqrt[p]{\sum_{k=1}^z x_{ik} - x_{jk} ^p}$	5	$d_{ij} = \sum_{k=1}^z x_{ik} - x_{jk} $

У табл. 1: d_{ij} – значення Евклідової відстані між i -тим і j -тим об'єктами; x_{ik} – чисельне значення k -тої ознаки для i -того об'єкта; x_{jk} – чисельне значення k -тої ознаки для j -того об'єкта; z – кількість ознак, якими описуються об'єкти.

З кластерного аналізу відомо, що "відстанню між об'єктами" (тобто мірою схожості, близькості об'єктів між собою за всією сукупністю використовуваних ознак) може слугувати деяка величина d_{ij} , яка задовольняє такі аксіоми: 1. $d_{ij} > 0$ (позитивність відстані); 2. $d_{ij} > d_{ji}$ (симетрія); 3. $d_{ij} + d_{jk} > d_{ik}$ (нерівність трикутника); 4. Якщо d_{ij} не дорівнює 0, то i не дорівнює j (розрізнюваність нетотожних об'єктів); 5. Якщо $d_{ij} = 0$, то $i = j$ (нероздільність тотожних об'єктів).

Замість звичайної Евклідової відстані використовують її квадрат d_{ij}^2 . Окрім цього, у ряді випадків використовують "зважену" Евклідову відстань, при обчисленні якої для окремих доданків використовують вагові коефіцієнти. Узагальнені ступеневі відстані Мінковського використовують будь-які числа "р", обґрунтоване значення якого конкретизується в окремих випадках розпізнавання образів. Якщо $p=2$, отримують звичайну Евклідову відстань. Вираз для узагальненої метрики Мінковського матиме вигляд (див. табл. 1, № 2).

Отже, манхеттенська відстань є сумою модулів різниць відповідних ознак об'єктів. Спрямувавши p до нескінченності, отримаємо метрику "домінування" або Sup-метрику (див. табл. 1, № 3). Метрика Мінковського фактично є великим сімейством метрик, що включає і популярніші метрики. Проте існують методи обчислення відстані між об'єктами, що принципово відрізняються від метрик Мінковського. Важливішою з них є т. зв. відстань Махаланобіса, яка має достатньо специфічні властивості. Вираз для цієї метрики (див. табл. 1, № 4).

Тут через X_i і X_j позначено вектор-стовпці значень змінних для i -того і j -того об'єктів. Символ T у виразі $(x_i - x_j)^T$ позначає операцію транспонування вектора. Символом S позначено загальну внутрішньогрупову дисперсійно-коваріаційну матрицю. А символ -1 над S означає, що потрібно обернути матрицю S . На відміну від метрики Мінковського і Евклідової метрики, відстань Махаланобіса через матрицю дисперсій-коваріацій S пов'язана з кореляціями змінних. Коли кореляції між змінними дорівнюють нулю, відстань Махаланобіса еквівалентна квадрату Евклідової відстані. У разі використання дихотомічних (що мають всього два значення) якісних ознак, широко використовують зважену відстань Хеммінга (див. табл. 1, № 5), що дорівнює числу неспівпадань значень відповідних ознак для i -того і j -того об'єктів.

Аналіз досвіду застосування різних методів розпізнавання образів у різних сферах опрацювання сигналів та цифрових даних дає змогу констатувати так: 1. Відомі методи вузькоспеціалізовані і не характеризуються універсальністю до різних образів; 2. Кореляційні методи найбільш ефективні, але за визначенням деяких авторів вважаються низькошвидкісними та апаратно-складними, оскільки передбачають складне попереднє статистичне оброблення образів, зокрема обчислення математичного сподівання, дисперсії, автокореляційної функції; 3. Відомі методи розпізнавання у Хеммінговому просторі недостатньо ефективні, оскільки використовуються для образів, які описуються бінарними векторами, а також не враховують можливість застосування різних аналітичних виразів взаємокореляційних функцій та можливостей кодування даних у різних ТЧБ.

Успіхи у розробленні високопродуктивних швидкодіючих спецпроцесорів кореляційного опрацювання сигналів на основі різних ТЧБ [1], потужні можливості сучасної мікроелектроніки і САПР створюють широкі можливості розвитку теорії та ефективного застосування методів розпізнавання багаторівневих образів у ХП, що визначає високий рівень актуальності розв'язання цих задач на основі спецпроцесорів та кодових систем різних ТЧБ.

Розширення поняття хеммінгової віддалі та аналітики оцінки Хеммінгової віддалі на основі математичних виразів різних взаємокореляційних функцій. Відома аналітика класичних авто- та взаємокореляційних функцій, які використовуються в кореляційних методах розпізнавання образів [2]:

1. Теорія кореляційних моделей SD:

- знакові: $H_{xx}(j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{sign}(x_i) \times \text{sign}(x_{i+j})$, $H_{xy}(j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{sign}(x_i) \times \text{sign}(y_{i+j})$;
- релейні: $P_{xx}(j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \times \text{sign}(x_{i+j})$, $P_{xy}(j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \times \text{sign}(y_{i+j})$;

- коваріаційні: $K_{xx}(j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \times x_{i+j}$, $K_{xy}(j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \times y_{i+j}$;
- кореляційні: $R_{xx}(j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \dot{x}_i \times \dot{x}_{i+j}$, $R_{xy}(j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \dot{x}_i \times \dot{y}_{i+j}$;
- структурні: $G_{xx}(j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - x_{i+j})^2$, $G_{xy}(j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_{i+j})^2$;
- модульні: $G_{xx}(j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - x_{i+j}|$, $G_{xy}(j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - y_{i+j}|$;
- еквівалентності: $F_{xx}(j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \bar{z}_{xx}$, $F_{xy}(j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \bar{z}_{xy}$.

Теоретичні закони розпізнавання образів на основі спектрального косинусного перетворення Фур'є та різних теоретико-числових базисів. Розпізнавання образів може виконуватися на основі обчислення функцій взаємокореляції між автокореляційною та базисною функцією теоретико-числового базису Фур'є, Радемахера, Галуа та Крестенсона. Приклади ортогональних функцій названих базисів наведено на рис. 2.

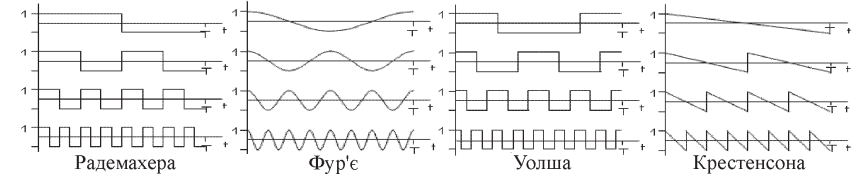


Рис. 2. Системи ортогональних функцій ТЧБ

Вирішення задачі оцінки Хеммінгової віддалі. Вирішення проблеми вдосконалення методів оброблення сигналів кореляції пропонує основні можливості для підвищення ефективності алгоритмів і процесів розпізнавання образів в Хеммінговому просторі [4], що наведено в табл. 2.

Табл. 2. Алгоритм розпізнавання в одновимірному Хеммінговому просторі

$$XGG = \frac{1}{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} |w_l - |e_l - x_l||; X\bar{F}\bar{F} = \frac{1}{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} \bar{z}(w_l, \bar{z}(e_l, x_l)); X\bar{F}^2C = \frac{1}{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} (w_l - \bar{z}^2(e_l, x_l))^2;$$

$$XKK = \frac{1}{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} w_l \cdot e_l \cdot x_l; XCK = \frac{1}{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} w_l \cdot (e_l - x_l)^2; XG\bar{F} = \frac{1}{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} \bar{z}(w_l, |e_l - x_l|);$$

$$X\hat{F}^2C = \frac{1}{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} (w_l - \hat{z}^2(e_l, x_l))^2; XK\bar{F} = \frac{1}{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} \bar{z}(w_l, e_l \cdot x_l); XKG = \frac{1}{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} |w_l - e_l \cdot x_l|;$$

$$X\bar{F}K = \frac{1}{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} w_l \cdot \bar{z}(e_l, x_l); X\bar{C}\bar{F} = \frac{1}{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} \bar{z}(w_l, (e_l - x_l)^2); XCG = \frac{1}{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} |w_l - (e_l - x_l)^2|;$$

$$X\hat{F}K = \frac{1}{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} w_l \cdot \hat{z}(e_l, x_l); X\bar{F}G = \frac{1}{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} |w_l - \bar{z}(e_l, x_l)|; X\bar{F}^2K = \frac{1}{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} w_l \cdot \bar{z}^2(e_l, x_l).$$

Теоретичні основи розпізнавання образів у двовимірному Хеммінговому просторі. Синтез стандартизованої матриці формування пакетів багатомірних даних у ТЧБ Крестенсона дає змогу формалізувати процеси розпізнавання образів у Хеммінговому просторі [3, 6] (рис. 3).

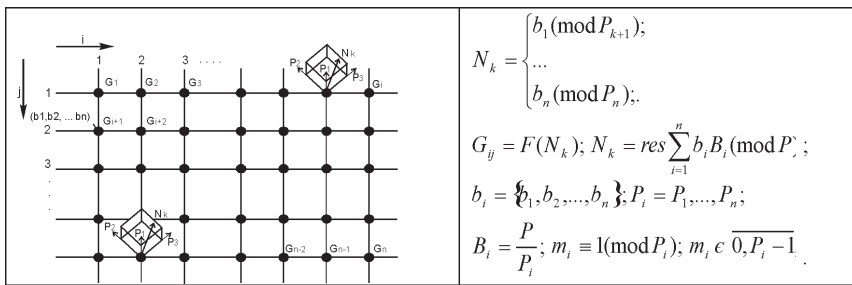


Рис. 3. Синтезована матриця двовимірного ХП формування багатомірних даних на основі їх побудови у теоретико-числовому базисі Крестенсона

Аналітичні вирази процесів та алгоритмів розпізнавання образів на основі різних взаємкореляційних функцій та теоретико-числових базисів у двовимірному Хеммінговому просторі наведено у табл. 3.

Табл. 3. Аналітичні вирази оцінки двовимірного Хеммінгового простору

$$XGG = \frac{1}{N-1} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} |w_{ij} - |e_{ij} - x_{ij}||; XG\bar{F} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \bar{z}(w_{ij}, |e_{ij} - x_{ij}|);$$

$$XKG = \frac{1}{N-1} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} |w_{ij} - e_{ij} \cdot x_{ij}|; X\bar{F}K = \frac{1}{N-1} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} w_{ij} \cdot \bar{z}(e_{ij}, x_{ij});$$

$$X\bar{F}G = \frac{1}{N-1} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} |w_{ij} - \bar{z}(e_{ij}, x_{ij})|; X\hat{F}G = \frac{1}{N-1} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} |w_{ij} - \hat{z}(e_{ij}, x_{ij})|;$$

$$X\bar{F}K = \frac{1}{N-1} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} w_{ij} \cdot \bar{z}(e_{ij}, x_{ij}); XK\bar{F} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \bar{z}(w_{ij}, e_{ij} \cdot x_{ij});$$

$$X\hat{F}^2G = \frac{1}{N-1} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} |w_{ij} - \hat{z}^2(e_{ij}, x_{ij})|$$

Математичні вирази розпізнавання образів у двовимірному ХП, які будуються на основі обчислень модульної різниці, не містять алгоритмічно складних операцій, що створює перспективу застосування таких оцінок Хеммінгової віддалі для побудови високопродуктивних спецпроцесорів [5].

Висновок. Викладено теоретичні основи методів розпізнавання образів в одномірному та двовимірному ХП на основі аналітики різних взаємкореляційних функцій та ТЧБ. Аналіз аналітичних виразів розпізнавання образів у двовимірному ХП демонструє наявність таких операцій: визначення знаку, віднімання, модульної різниці, піднесення до квадрата, перемноження, порівняння, визначення меншого із двох, сумування та цілочисельного ділення.

Можливість реалізації такого класу спецпроцесорів на основі кодових систем ТЧБ Радемахера, Крестенсона та ін. потребує відповідного синтезу їх базових компонентів типу: АЦП, регістрів пам'яті та зсуву, лічильників, квадратів, перемножувачів, пристроїв матрично-модульних операцій та асоціативної пам'яті.

Література

1. Николайчук Я.М. Проблемы структуризации информатики мониторингу нефтяных родовищ та захисту водних ресурсів Карпат / Я.М. Николайчук, Б.Б. Круликовский, Н.Я. Возна, Г.Я. Прошок // Вісник національного університету водного господарства та природокористування. – Сер.: Технічні науки. – Рівне : Вид-во НУВГП. – 2015. – Вип. 3 (71), ч. 2. – С. 259-265.
2. Nykolaichuk Yaroslav. Integratet Theori of Analytically Defined and Multifunctional Data Structuring / Yaroslav Nykolaichuk, Nataliia Vozna // CADSM, 2015. – Pp. 147-152.
3. Zavedyuk T. The method of detection of transients in power systems based on neural processor square-pulse conversion of harmonic signals / T. Zavedyuk, Y. Nykolaychuk // Proceedings of the 6-th International Conference "Advanced Computer Systems and Networks: Design and Application" (ACSN2013). – September 16-18, 2013. – Lviv, Ukraine. – Pp. 171-172.
4. Николайчук Я.М. Методи спектрального косинусного перетворення Фур'є для розпізнавання сигналів у Хеммінговому просторі на основі різних кореляційних функцій та теоретико-числових базисів / Я.М. Николайчук, В.Я. Піх, Т.О. Заведюк, Н.Я. Возна // Вісник Національного університету "Львівська політехніка". – Сер.: Електроніка. – Львів : Вид-во НУ "Львівська політехніка". – 2013. – С. 89-99.
5. Николайчук Я.М. Коды поля Галуа: теория та застосування : монографія / Я.М. Николайчук. – Тернопіль : Вид-во "Тернограф", 2012. – 575 с.

Надійшла до редакції 24.03.2016 р.

Круликовский Б.Б., Сыдор А.И., Заставный О.М., Николайчук Я.М. Теоретические основы распознавания многомерных образов в Хемминговом пространстве

Изложены теоретические основы распознавания образов в двумерном Хемминговом пространстве. Обоснована перспектива применения оценки взвешенного модульного Хеммингового расстояния распознавания образов путем сигнальных решетчатых моделей в двумерном Хемминговом пространстве. Показаны недостатки и функциональные ограничения известных методов в задачах оценки Хеммингового расстояния многомерных образов. Предложен метод обработки сигналов двумерного Хеммингового пространства, в узлах которого существуют многомерные объекты, на основе кодирования решетчатых данных в теоретико-числовом базисе Крестенсона.

Ключевые слова: Хеммингово пространство, распознавание, образы, сигналы.

Krulikovsky B.B., Sydor A.I., Zastavnyy O.M., Nykolaychuk Ya.M. Theoretical Basis for Multidimensional Patterns Recognition in Hamming Space

This paper contains the theoretical bases of patterns recognition in two-dimensional Hamming space. The perspective of application of modular weighted Hamming distance of patterns recognition evaluation by using signal lattice modules in two-dimensional Hamming space is grounded. The weaknesses and functional limitations of known methods in the tasks of Hamming distance of multidimensional patterns evaluation are shown. The method of processing of two-dimensional Hamming space signals in the nodes is proposed, where the multidimensional objects exist on the basis of lattice data in Kresterson theoretical-numerical basis coding.

Keywords: Hamming space, recognition, patterns, signals.