https://doi.org/10.31649/1997-9266-2020-151-4-50-57
УДК 004.8: 004.89: 519.7

І. Ф. Повхан[1]

ПИТАННЯ СИНТЕЗУ ДИСКРЕТНИХ ЗОБРАЖЕНЬ В ЗАДАЧАХ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ

[1]Державний вищий навчальний заклад «Ужгородський національний університет»

Під час розв'язування широкого класу задач розпізнавання (класифікації) зображень, зазвичай стикаємося з такою ситуацією — наразі накопичена значна кількість алгоритмічних та методичних інструментів, які розв'язують деякі часткові задачі, підзадачі (опис або представлення) зображень, виділення характерних ознак (структурних елементів) на зображеннях та інше, проте відсутня єдина методологія їх спільного ефективного використання, та відсутня проста, універсальна методологія інформаційного (ознакового) опису зображення.

На сьогодні існує низка підходів, методів та алгоритмів для виділення ознак на зображеннях та пакети інструментальних програм для їх реалізації. Проте, залишається проблема знаходження системи оптимальним (в певному сенсі, для поточної задачі) ознак, тобто пошук таких властивостей зображень (визначення та фіксація ознакового простору) в просторі яких класифікація (розпізнавання) була би можливою та не дуже складною (економічно вигідною) задачею. Використання існуючих алгоритмів та методів для цієї задачі стає можливим лише за наявності методів, які би за результатами роботи різних систем, дозволили виділяти системи ознак, найякісніших в межах поточної задачі. Причому, для кожної практичної задачі класифікації зображень, системи ознак, актуальних на цьому етапі (важливі відносно фіксованої задачі або класу задач), як правило, різні і їх потрібно заново визначати.

Звідси, стає очевидною актуальність цього дослідження, відносно важливої задачі знаходження оптимальних (в певному сенсі) систем ознак. Часто задачу знаходження оптимальних систем ознак зводять до задачі мінімізації вихідного опису зображення. Проте, це стосується лише випадку, коли оптимальна система ознак є серед множин ознак, що задають опис зображень, що є, зазвичай, тільки припущенням.

Запропоновано спосіб мінімізації вихідного опису дискретних зображень, що дозволяє побудувати мінімальне за ознаковим описом зображення довільної структури на основі концепції Т-опорної множини. Також введено поняття Т-опорної множини, та основі нього пропонується використання наборів цих множин як ознак дискретних зображень.

Ключові слова: розпізнавання образів, дискретні ознаки, зображення, інформативність ознак, Т-опорна множина.

Вступ та загальна постановка задачі

Метою роботи є розробка простого та ефективного способу мінімізації представлення дискретного зображення, що забезпечує швидку та якісну схему класифікації цих зображень (дискретних об'єктів) в задачах штучного інтелекту.

Розробка логіко-алгебраїчного підходу для розв'язування задач класифікації та розпізнавання зображень (на основі концепції логічних дерев класифікації / алгоритмічних дерев класифікації) ставить за мету отримання математичних методів та відповідного супровідного програмного забезпечення розв'язання широкого класу практичних задач теорії штучного інтелекту [1].

Підкреслимо, що в більшості випадків, об'єкт в задачах класифікації дискретних зображень представляється як вектор значень деяких ознак, кількість яких може бути дуже великою, а інформативність одних суттєво більша за інших [2], [3]. Зрозуміло, що збільшення кількості ознак значно ускладнює процес класифікації (розпізнавання) зображень, збільшує витрати, пов'язані зі збереженням даних про образи, і, що найгірше, в деяких випадках може призвести до зниження точності розпізнавання. У зв'язку з цим виникає важлива задача, яка напряму пов'язана з головною проблемою теорії розпізнавання образів — задача вибору з початкових ознак деякої кількості ознак найінформативніших (якісніших) та задача мінімального опису (представлення) зображення [4]. Для розв'язання цієї проблеми необхідно, по-перше, вміти оцінювати важливість різних ознак та їх сполучень. Важливість ознак визначається найчастіше за даними деякої початкової інформації (навчальної вибірки НВ) за допомогою тих чи інших критеріїв важливості [5].

Нехай на початку маємо, що $H = H_1 \cup ... \cup H_l$, де $H_1,..., H_l$ — класи зображень. Відповідно $I(l) = \{w_1,..., w_m\}$ — деякі зображення з множини H, відносно яких відома належність до визначених класів, причому: $\forall H_j,\ j = 1,...,l;\ \exists t, t = 1,...,m;\ w_t \in H_j$. Аналогічно $I(g) = \{w_1^`,..., w_g^`\}$ — множина зображень з H, відносно яких невідома належність до класів.

Необхідно на основі цієї початкової інформації та деяких апріорних даних $U(l)$, побудувати алгоритм класифікації, який би довільне допустиме значення (об’єкт класифікації) $w_i \in H$ відніс до визначеного класу.

Будемо вважати, що первинна інформація про зображення, яка доступна для обробки, задана у вигляді деякої фіксованої матриці. Якщо кожному зображенню $w_i \in H$ можна поставити у відповідність деякий вектор $I(w_j) = \left(a_1^j,..., a_n^j\right)$ за допомогою деяких алгоритмів A_i, $i = 1,..., k$ то маємо класичну задачу розпізнавання образів, де алгоритми A_i виступають як інструменти синтезу ознак зображень.

На першому етапі введемо деяку адресацію пікселів зображення — фіксоване однозначне розташування пікселів зображення назвемо координатною сіткою. Для спрощення тепер і далі цю адресацію будемо представляти позиційними системами числення (двійковою, трійковою і так далі), а відповідні розряди (позиції) будемо позначати $P_1,..., P_k$.

Наприклад, нехай задано зображення розмірами $2^n \times 2^m$, якщо в якості позиційної системи числення вибрати двійкову систему, то позначення її розрядів (позицій) буде мати вигляд: $P_1, P_2,..., P_n, P_{n+1},..., P_{n+m}$. Будемо застосовувати два типи координатних сіток: зовнішню і внутрішню.

Питання Т-опорних множин

Перейдемо безпосередньо до головної ідеї Т-опорної множини, яка полягає у відборі та фіксації деякого набору ознак разом зі своїми значеннями.

***Означення* 1**. Т-опорна множина — це фіксований набір ознак з фіксованими їх значеннями:

$$\begin{pmatrix} e_{i_1} & & e_{i_k} \\ & ,..., & \\ X_{i_1} & & X_{i_k} \end{pmatrix}, k = 1,..., n.$$

Систему Т-опорних множин будемо позначати Ω^T.

Нехай зафіксовані деякі числа q_1, q_2 та вектор $(\varepsilon_1,..., \varepsilon_n)$, де $\varepsilon_i \geq 0$, $i = 1,..., n$.

***Означення* 2**. Т-опорна множина $\begin{pmatrix} e_{i_1} & & e_{i_k} \\ & ,..., & \\ X_{i_1} & & X_{i_k} \end{pmatrix}$ називається інформативною по відношенню до об’єкта S, якщо в системі нерівностей $p_{i_1}\left(a_{i_1}, e_{i_1}\right) \leq \varepsilon_{i_1},..., p_{i_k}\left(a_{i_k}, e_{i_k}\right) \leq \varepsilon_{i_k}$ виконано не менше q_1 та не виконано не більше q_2 нерівностей.

***Означення* 3**. Т-опорна множина $\begin{pmatrix} e_{i_1} & & e_{i_k} \\ & ,..., & \\ X_{i_1} & & X_{i_k} \end{pmatrix}$ називається інформативною по відношенню до класу j за інформацією $I(l)$, якщо в системі нерівностей $p_{i_1}\left(a_{i_1}, e_{i_1}\right) \leq \varepsilon_{i_1}, \ldots, p_{i_k}\left(a_{i_k}, e_{i_k}\right) \leq \varepsilon_{i_k}$ виконано не менше q_1 та не виконано не більше q_2 нерівностей, для деяких об’єктів тільки j-го класу. Відносно об’єктів, що не входять в $I(l)$, ніяких обмежень не накладається.

Введемо такі позначення: $w^T = \{w_1,..., w_\xi\}$, де w_i буде i-ю Т-опорною множиною; ξ — кількість Т-опорних множин; H_j — множина об’єктів S, що належать класу H_j. Той факт, що Т-опорна множина w інформативна до класу H_j, будемо позначати так: $w * H_j$, аналогічно $w * S$ — інформативність w до об’єкта S. Запис $w * H_j$ означає, що існує хоча би один об’єкт $S \in H_j$, що $w * H_j$.

***Означення* 4**. Систему Т-опорних множин $\Omega^T = \{w_1,...,w_\xi\}$, будемо називати інформативною, якщо: 1) $\forall i \exists j \left(w_i * H_j\right)$; 2) $\forall j \exists i \left(w_i * H_j\right)$; 3) $\forall S \exists i \left(w_i * S\right)$; 4) $\forall S' \exists i \left(w_i * S'\right)$;

Зауважимо, що тут $i = 1,...,\xi$; $j = 1,...,l$.

***Означення* 5**. Систему Т-опорних множин $\Omega^T = \{w_1,...,w_\xi\}$, будемо називати несуперечливою, якщо будуть виконуватись такі умови:

$$1)\ \forall i \exists j \left(w_i * H_j\right);\quad 2)\ \forall S' \in H_j, \exists i \left(w_i * S'\right);$$

$$3)\ \overline{\exists}\left(i_1, i_2\right), i_1 \neq i_2, \left(w_{i_1} * S \text{ та } w_{i_2} * S\right) \Rightarrow \left(w_{i_1} * H_{j_1} \text{ та } w_{i_2} * H_{j_2}\right),\ i_1 \neq i .$$

Зауважимо, що тут $i = 1,...,\xi$; $j = 1,...,l$.

***Означення* 6**. Інформативну несуперечливу систему Т-опорних множин $\Omega^T = \{w_1,...,w_\xi\}$, назвемо простою, якщо буде виконуватися умова, що $\forall S \exists! i \left(w_i * S\right)$.

В подальшому будемо розглядати складніші системи Т-опорних множин $\Omega^T = \{w_1,...,w_\xi\}$ з використанням одномісних, *k*-місних предикатів, скінчено значних обчислюваних функцій, алгоритмів та відображень. Дослідження, проведені для найпростіших систем Т-опорних множин $\Omega^T = \{w_1,...,w_\xi\}$, будуть використані для вивчення складніших систем опорних множин Ω^T .

Питання представлення дискретних зображень

На цьому етапі зафіксуємо деяку систему числення K.

***Твердження* 1**. Для фіксованої системи числення K зовнішню координатну сітку для довільного зображення розміром $N \times M$ можна вибрати $N! \times M!$ способом.

***Твердження* 2.** Для фіксованої системи числення K внутрішню координатну сітку для довільного зображення розміром $N \times M$ можна вибрати $(N \times M)!$ способом.

Зауваження. Множина зовнішніх координатних сіток міститься у множині внутрішніх координатних сіток.

Нехай для деякого класу зображень зафіксована координатна сітка та система числення K.

***Означення* 7.** Т-опорна множина — це фіксований набір символів $P_{i_1},...,P_{i_k}$ з фіксованими їх значеннями: $\begin{pmatrix} e_{i_1} & & e_{i_k} \\ & ,..., & \\ P_{i_1} & & P_{i_k} \end{pmatrix}$, $e_{i_k} \in \{0,1,...,k-1\}$, $j = 1,...,k$, $k \in \{1,2,...,R\}$, а R — кількість позицій, необхідних для представлення координатної сітки.

***Твердження* 3.** Т-опорна множина $\begin{pmatrix} e_{i_1} & & e_{i_k} \\ & ,..., & \\ P_{i_1} & & P_{i_k} \end{pmatrix}$, характеризує цілком визначену частину зображення з кількістю пікселів, що дорівнюють $\eta = K^{R-k}$.

***Означення* 8.** Т-опорну множину $\begin{pmatrix} e_{i_1} & & e_{i_k} \\ & ,..., & \\ P_{i_1} & & P_{i_k} \end{pmatrix}$ з наперед заданими значеннями пікселів будемо називати 2Т-опорною множиною.

Нехай $S = \left(a_1,...,a_n\right)$ — множина пікселів зображення, що характеризується 2Т-опорною множиною $\begin{pmatrix} e_{i_1} & & e_{i_k} \\ & ,..., & \\ P_{i_1} & & P_{i_k} \end{pmatrix}$, а $S' = \left(b_1,...,b_\eta\right)$ — деякий набор пікселів. Зафіксуємо числа $q_1, q_2 \geq 0$ та вектор $\left(\varepsilon_1,...,\varepsilon_\eta\right)$, $\varepsilon_i \geq 0$. Введемо метрику p_{i_j} між a_{i_j} та b_{i_j} .

Отже, зважаючи на все вищесказане, можемо ввести такі визначення інформативності відносно деякого зображення S та класу розпізнавання *j*.

***Означення* 9.** Т-опорна множина $\begin{pmatrix} e_{i_1} & & e_{i_k} \\ & ,..., & \\ P_{i_1} & & P_{i_k} \end{pmatrix}$, називається інформативною до об'єкта S (зображення), якщо в системі нерівностей $p_1(a_1, b_1) \le \varepsilon_1, ..., p_\eta(a_\eta, b_\eta) \le \varepsilon_\eta$ виконано не менше q_1 та не більше q_2 нерівностей.

***Означення* 10.** Т-опорна множина $\begin{pmatrix} e_{i_1} & & e_{i_k} \\ & ,..., & \\ P_{i_1} & & P_{i_k} \end{pmatrix}$ називається інформативною по відношенню до деякого *j*-го класу зображень за початковою інформацією $I(l)$, якщо в фіксованій системі нерівностей $p_1\left(a_1^j 0, b_1\right) \le \varepsilon_1, ..., p_\eta\left(a_\eta^i 0, b_\eta\right) \le \varepsilon_\eta$ виконано не менше q_1 та не більше q_2 нерівностей для певних зображень тільки *j*-го класу. Відносно зображень, що не входять в $I(l)$, ніяких обмежень не накладається.

На наступному етапі введемо позначення $\Omega^{2T} = \{w_1, ..., w_\xi\}$ де w_i — (*i*-та) 2Т-опорна множина; ξ — загальна кількість 2Т-опорних множин; H_j — множина зображень (клас), що належать класу j. Той факт, що 2Т-опорна множина w інформативна до класу H_j, будемо позначати таким чином: $w * H_j$, аналогічно $w * S$ — інформативність 2Т-опорної множини w до зображення S. Запис $w * H_j$ означає, що існує, принаймні, одне таке зображення $S \in H_j$, що $w * S$.

***Означення* 11.** Систему 2Т-опорних множин $\Omega^{2T} = \{w_1, ..., w_\xi\}$ назвемо інформативною, якщо виконуються такі умови:

$$1)\ \forall i \exists j\left(w_i * H_j\right),\ i = 1, ..., \xi;\ j = 1, ..., l;\ \ 2)\ \forall S' \exists i\left(w_i * S'\right);\ \ 3)\ \forall S \in H_j, \exists i\left(w_i * S\right);$$

***Означення* 12.** Систему 2Т-опорних множин $\Omega^{2T} = \{w_1, ..., w_\xi\}$ назвемо несуперечливою, якщо:

$$1)\ \forall i \exists j\left(w_i * H_j\right),\ i = 1, ..., \xi;\ j = 1, ..., l;\quad 2)\ \forall S \exists i\left(w_i * S\right);$$

$$3)\ \overline{\exists}(i_1, i_2),\ i_1 \ne i_2,\ \left(w_{i_1} * S \text{ та } w_{i_2} * S\right) \Rightarrow \left(w_{i_1} * H_{j_1} \text{ та } w_{i_2} * H_{j_2}\right),\ j_1 \ne j_2.$$

***Означення* 13.** Інформативну несуперечливу систему 2Т-опорних множин назвемо простою, якщо виконується умова $\forall S \exists! i(w_i * S)$.

Далі можна використовувати 2Т-опорні множини в якості ознак, що характеризують зображення, тобто якщо 2Т-опорна множина інформативна по відношенню до відповідного зображення, то за ознакою приписується значення 1, в іншому випадку — 0. Для побудови алгоритмів розпізнавання або класифікації зображень використовуються розпізнавальні дерева моделей (алгебраїчних систем), в вершинах яких знаходяться 2Т-опорні множини.

Питання мінімізації вихідного опису зображень при побудові алгоритмів класифікації

На наступному етапі дослідженні позначимо через $R(I(l)) = \{(I(S_1), f_R(S_1)), ..., (I(S_m), f_R(S_m))\}$ — початкову інформацію про зображення з множини H, де $f_R(S_m) \in \{1, 2, ..., l\}$, $(i = 1, 2, ..., m)$; m — кількість зображень в $I(l)$, $f_R(S)$ — деяка скінчено-значна функція, що задає розбиття множини H на класи (функція розпізнавання). Відношення $f_R(S_i) = j$, $(j = 1, ..., l)$ означає, що $S_i \in H_j$.

Визначимо на початковій інформації $R(I(l))$ такі функціонали:

$$W(P_i) = \frac{1}{M} \sum_{j = G_i} \max_{0 \le k \le l} b_j^k, \tag{1}$$

де M — множина об'єктів $I(l)$; G_i — множина значень P_i-ї ознаки; b_j^k — кількість значень j P_i-ї ознаки в класі H_k, $(k = 1, ..., l)$, l — кількість класів в H;

$$W\left(P_{i\setminus P_{i_1}}=\eta_1,...,P_{i_t}=\eta_t\right)=\frac{1}{h}\sum_{j=G_i}\max_{0\le k\le l} b_j^k\,, \tag{2}$$

де $i\ne i_1,...,i_t$. Функціонал (2) обчислюється аналогічно функціоналу (1) з урахуванням того, що беруться тільки ті об’єкти, для яких $P_{i_1}=\eta_1,...,P_{i_t}=\eta_t$, h — кількість таких об’єктів.

$$W\left(P_{i_1},...,P_{i_t}\right)=\frac{1}{M}\sum_{\Delta_j=G_{\Delta_j}}\max_{0\le k\le l} b_{\Delta_j}^k\,, \tag{3}$$

де $\Delta_j=\left(x_{i_1},...,x_{i_t}\right)$, $\left(x_{i_k}\in G,\ k=1,...,t\right)$ — фіксований набір значень ознак $P_{i_1},...,P_{i_t}$; G_{Δ_j} — множина значень ознак, що відрізняються між собою значеннями хоча би однієї ознаки; $b_{\Delta_j}^k$ — кількість Δ_j в класі H_k, $(k=1,...,l)$.

$$W\left(P_{i_1},...,P_{i_t}\big/P_{i_1}=\eta_1,...,P_{i_r}=\eta_r\right)=\frac{1}{h}\sum_{\Delta_j=G_{\Delta_j}}\max_{0\le k\le l} b_{\Delta_j}^k\,. \tag{4}$$

Відмітимо, що функціонали (3) і (4) обчислюються аналогічно функціоналам (1) і (2) з урахуванням того, що беруться тільки ті зображення, для яких $P_{i_1}=\eta_1,...,P_{i_t}=\eta_t$, де h — кількість таких об’єктів.

Ці функціонали призначені для обчислення деякої міри (коефіцієнта), що характеризує роздільні можливості окремих ознак (відносно $f_R(S_i)$ за початковою інформацією $R(I(l))$.

Відмітимо, що, використовуючи функціонали (1) та (4), можна ввести похідні від них:

$$W(P_i)=W\left(P_1,P_2,...,P_{i-1},P_{i+1},...,P_n\right); \tag{5}$$

$$W\left(P_{i_1},...,P_{i_j}\right)=W\left(P_1,P_2,...,P_{n/P_{i_1}},...,P_{i_j}\right); \tag{6}$$

$$W\left(P_i\big/P_{j_1}=\eta_1,...,P_{j_v}=\eta_v\right)=W\left(P_1,P_2,...,P_{i-1},P_{i+1},...,P_n\big/P_{j_1}=\eta_1,...,P_{j_v}=\eta_v\right); \tag{7}$$

$$W\left(P_{i_1},...,P_{i_j}\big/P_{j_1}=\eta_1,...,P_{j_v}=\eta_v\right)=W\left(P_1,P_2,...,P_{n/P_{i_1}},...,P_{i_j}\big/P_{j_1}=\eta_1,...,P_{j_v}=\eta_v\right). \tag{8}$$

На наступному етапі дослідження приведемо один з можливих програмних алгоритмів знаходження важливості ознак та груп ознак за допомогою запропонованого функціонала (3) і його можливе використання для розв’язку широкого кола задач розпізнавання та класифікації.

Звернемо увагу, що особливістю цього алгоритму є випадковий механізм вибору ознак та груп ознак для оцінки їх інформативності і так далі.

На початковому етапі зафіксуємо основні програмні масиви та змінні.

N — кількість ознак в початковій $I(l)$; M — загальна кількість об’єктів в $I(l)$;

$N2$ — загальна кількість класів в $I(l)$; $OB[1...N,1...M]$ — масив для зберігання даних $I(l)$ в пам’яті комп’ютера;

$KOB[1...N2]$ — масив для зберігання порядкових номерів останніх об’єктів кожного класу з масиву $I(l)$;

$HB[1...MX]$ — масив для зберігання поліномів, необхідних для формування випадкових бітових рядків *B*, одиниці яких задають номера ознак, для яких в подальшому знаходяться їх важливість за допомогою запропонованого функціонала (3);

MX — загальна кількість поліномів (кожний поліном степеня *N* задається у вигляді деякого бітового рядка).

Введемо також набір масивів $GRP[1...N]$, $KOB2[1...N2]$, $IOB[1...M]$ — допоміжних програмних елементів.

Зауважимо, що в цьому алгоритмі також використовуються тимчасові допоміжні змінні.

Змінною *W* задається значення груп ознак, номера яких зберігаються в масиві $GRP[1...N]$.

Загальний опис алгоритму

Крок 1. Етап вводу початкових значень: M, N, $N2$, $OB[1...N,1...M]$, $KOB[1...N2]$, $HB[1...MX]$, $IJB=0$, $M2=2*N$, $N5=64$.

Крок 2. Формування випадкового бітового рядка $B.IJB=IJB+1$.

Крок 3. $GRP=0, K1=0, IWJ=0, N4=0, N3=N5-N+1$.

Крок 4. $I=N3-1$.

Крок 5. $I=I+1, N4=N4+1$.

Крок 6. Якщо *i*-й біт рядка B дорівнює 1, то $K1=K1+1$, $GRP[K1]=N4$, якщо $I<N3+N$, то перейти на *Крок* 5.

Крок 7. $L2=0, IOB=0, I=0$.

Крок 8. $I=I+1$. Якщо $IOB[I]=1$, то перейти на *Крок* 17.

Крок 9. $I1=1, KOB2=0, J=0$.

Крок 10. $J=J+1$. Якщо $J=KOB[I1]$, то $I1=I+1$. Якщо $IOB[J]=1$ то перейти на *Крок* 14, $K=0$.

Крок 11. $K=K+1$. Якщо $OB\left[J,GRP[K]\right]>OB\left[I,GRP[K]\right]$, то перейти на *Крок* 14.

Крок 12. Якщо $K<K1$, то перейти на *Крок* 14.

Крок 13. $IOB[J]=1, KOB[I1]=KOB2[I1]+1$.

Крок 14. Якщо $J<M$, то перейти на *Крок* 10.

Крок 15. Знайти максимальне значення в масиві $KOB2$ та видати його IW.

Крок 16. $IWJ=IWJ+IW$.

Крок 17. Якщо $I<M$, то перейти на *Крок* 8.

Крок 18. $W=IWJ/M$. Вивести значення GRP та W.

Крок 19. Якщо $IBJ<M2$, то перейти на *Крок* 2.

Крок 20. Очистити всі змінні та масиви, звільнити пам’ять.

Крок 21. Кінець роботи алгоритму (END).

Слід зазначити, що за незначної модифікації цей алгоритм можна використовувати для широкого кола задач розпізнавання образів:

– знаходження всіх тестів за даними $I(l)$; – знаходження тестів фіксованої довжини;

– знаходження наперед заданої кількості тестів; – знаходження деяких тестів за обмежений час;

– розв’язок задач геологічного прогнозування; – визначення якості кодування інформації $I(l)$;

– мінімізація вихідного опису $I(l)$; – знаходження ознак для розпізнавання образів;

– розв’язок деяких соціологічних задач тощо.

Основні результати та висновки дослідження

Зважаючи на все вищесказане в роботі, можна зробити такі висновки:

1. Зовнішню координатну сітку для довільного зображення з фіксованою системою числення *K*, розміром $N\times M$ можна вибрати $N!\times M!$ способом.

2. Внутрішню координатну сітку для довільного зображення з фіксованою системою числення *K*, розміром $N\times M$ можна вибрати $(N\times M)!$ способом.

3. Відмітимо, що Т-опорна множина — це фіксований набір символів $P_{i_1},...,P_k$ з фіксованими їх значеннями: $\begin{pmatrix} e_{i_1} & & e_{i_k} \\ & ,..., & \\ P_{i_1} & & P_{i_k} \end{pmatrix}$ $e_{i_k}\in\{0,1,...,k-1\}$, $j=1,...,k$, $k\in\{1,2,...,R\}$, а R — кількість позицій необхідних для представлення координатної сітки, характеризує цілком визначену частину зображення з кількістю пікселів, що дорівнюють $\eta=K^{R-k}$.

4. Відмітимо, що Т-опорна множина $\begin{pmatrix} e_{i_1} & & e_{i_k} \\ & ,..., & \\ P_{i_1} & & P_{i_k} \end{pmatrix}$, називається інформативною до об’єкта S (зображення), якщо в системі нерівностей $p_1\left(a_1,b_1\right)\le\varepsilon_1,...,p_\eta\left(a_\eta,b_\eta\right)\le\varepsilon_\eta$ виконано не менше q_1

та не більше q_2 нерівностей, називається інформативною по відношенню до деякого *j*-го класу зображень за початковою інформацією $I(l)$, якщо в фіксованій системі нерівностей $p_1\left(a_1^j 0, b_1\right) \le \varepsilon_1, ..., p_\eta\left(a_\eta^i 0, b_\eta\right) \le \varepsilon_\eta$ виконано не менше q_1 та не виконано не більше q_2 нерівностей для певних зображень тільки *j*-го класу.

5. Зафіксуємо, що система 2Т-опорних множин $\Omega^{2T} = \left\{w_1, ..., w_\xi\right\}$ буде інформативною, якщо виконуються умови повноти, інформативності щодо класу та інформативності щодо зображення.

6. Зафіксуємо, що система 2Т-опорних множин $\Omega^{2T} = \left\{w_1, ..., w_\xi\right\}$ буде несуперечливою, якщо виконуються умови неперетинання, інформативності щодо класу та інформативності щодо зображення.

7. Відмітимо, що інформативна, несуперечлива система 2Т-опорних множин буде простою, якщо виконується умова одиничності $\forall S \exists ! i\left(w_i * S\right)$.

8. Важливим моментом є те, що 2Т-опорні множини можна використовувати як ознаки, що характеризують деяке зображення, тобто якщо 2Т-опорна множина інформативна по відношенню до відповідного зображення, то за ознакою приписується значення (True/1), в іншому випадку — (False/0). Для побудови алгоритмів розпізнавання або класифікації зображень доречно використовувати дерева моделей класифікації (алгебраїчних систем), в вершинах яких знаходяться 2Т-опорні множини.

9. Питання мінімізації опису вихідного зображення, тісно пов'язане з функціональної оцінкою важливості дискретних ознак (які характеризують дане зображення), що дозволяє максимально компактно та якісно описати об'єкт класифікації (зображення).

10. Відмітимо, що якісні функціонали (1)—(4) призначені для обчислення деякої роздільної можливості окремих ознак відносно $f_R\left(S_i\right)$ за початковою інформацією $R\left(I(l)\right)$.

11. Звернемо увагу, що запропонований набір функціоналів оцінки якості дискретних ознак дозволяє побудувати мінімальне за ознаковим описом зображення довільної структури.

12. Представлений в цьому дослідженні програмний алгоритм обчислення важливості ознак (груп ознак) за допомогою запропонованого функціонала, дозволяє розв'язувати широке коло наведених практичних задач.

Отже можна зробити висновок, що в дослідженні запропонована ефективна схема мінімізації опису дискретного зображення, яка дозволяє будувати прості та ефективні системи розпізнавання (класифікації).

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

[1] I. Povhan, "Designing of recognition system of discrete objects," *IEEE First International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP)*, Lviv-2016, Ukraine, pp. 226-231, 2016.

[2] І. Ф. Повхан, і Ю. А. Василенко, «Групова та індивідуальна оцінка важливості бульових аргументів,» *Вісник національного технічного університету «ХПІ»*, № 53, с. 57-64, 2011.

[3] І. Ф. Повхан, «Проблема функціональної оцінки навчальної вибірки в задачах розпізнавання дискретних об'єктів,» *Вчені записки Таврійського національного університету. Серія: технічні науки.*, т. 29 (68), № 6, с. 217-222, 2018.

[4] J. R. Quinlan, "Induction of Decision Trees. *Machine Learning*," № 1, pp. 1-81, 22, 2008.

[5] E. Yu. Vasilenko, A., I. Kuhayivsky, I. O. Papp, and Yu. Vasilenko, "Construction and optimization of recongnizing systems," *Науково технічний журнал «Інформаційні технології і системи»*, № 1(Т1), с. 122-125, 1999.

[6] P. E. Vtogoff, "Incremental Induction of Decision Trees," *Machine Learning*, no. 4, pp. 161-186, 2009.

[7] D. Whitley, "An overview of evolutionary algorithms: practical issues and common pitfalls," *Information and Software Technology*, vol. 43, no. 14, pp. 817-831, 2001.

[8] Ю. А. Василенко, Е. Ю. Василенко, І. Ф. Повхан, і І Ф. Г. Ващук, «Концептуальна основа систем розпізнавання образів на основі метода розгалуженого вибору ознак,» *European Journal of Enterprise Technologies*, no. 7 [1], с. 13-15, 2004.

[9] В. О. Лавер, і І. Ф. Повхан, «Алгоритми побудови логічних дерев класифікації в задачах розпізнавання образів,» *Вчені записки Таврійського національного університету.* Серія: технічні науки, т. 30 (69), № 4, с. 100-106, 2019.

[10] R. Srikant, and R. Agrawal, "Mining generalized association rules. *Future Generation Computer Systems*," vol. 13, № 2, pp. 161-180, 1997.

Рекомендована кафедрою програмного забезпечення ВНТУ

Стаття надійшла до редакції 12.03.2020

Повхан Ігор Федорович **—** канд. техн. наук, доцент, доцент кафедри програмного забезпечення систем, e-mail: igor.povkhan@uzhnu.edu.ua .

Державний вищий навчальний заклад «Ужгородський національний університет», Ужгород

I. F. Povkhan[1]

The Question of Synthesis of Discrete Images in the Task of Pattern Recognition

[1]Uzhgorod National University

For solving a class of pattern recognition (classification) of images generally face the following situation – currently accumulated a significant amount of algorithmic and methodological tools, which solve some particular tasks, subtasks (description or performance) images characteristics (structural elements) in images and more, however, there is no uniform methodology for their effective use, and there is no simple, universal methodology information (indicative) description of the image.

Today, there are a number of approaches, methods and algorithms for the selection of features in images and software packages for their implementation. However, there remains the problem of finding a system of optimal (in a sense, for the current task) features, that is, the search for such properties of images (definition and fixation of the feature space) in the space of which classification (recognition) would be possible and not very difficult (cost-effective) task. The use of existing algorithms and methods for this problem becomes possible only in the presence of methods that would be based on the results of different systems, allowed to allocate the system of features that are the most qualitative within the current problem. Moreover, for each practical problem of image classification, the feature systems that are relevant at this stage (important relative to a fixed problem or class of problems) are usually different and need to be redefined.

Hence, it becomes obvious the relevance of this study, in relation to the important task of finding the optimal (in a certain sense) feature systems. Often the problem of finding optimal feature systems is reduced to the problem of minimizing the original image description. However, this applies only to the case when the optimal system of features is among the sets of features that define the description of images, which is usually only an assumption.

This work offers a way to minimize the initial description of discrete images, which allows us to build a minimal description of the image of an arbitrary structure on the basis of the concept of a T-reference set. The paper also introduces the concept of a T-reference set, and based on it is proposed to use the data sets as features of discrete images.

Keywords: pattern recognition, discrete features, images, informative features, T-reference set.

Povkhan Igor F. — Cand. Sc. (Eng.), Associate Professor, Associate Professor of the Chair of Systems Software, e-mail: igor.povkhan@uzhnu.edu.ua

И. Ф. Повхан[1]

Вопросы синтеза дискретных изображений в задачах распознавания образов

[1]Государственное высшее учебное заведение «Ужгородский национальный университет»

При решении широкого класса задач распознавания (классификации) изображений, обычно сталкиваемся со следующей ситуацией — в настоящее время накоплено значительное количество алгоритмических и методических инструментов, которые решают некоторые частные задачи, подзадачи (описание или представление) изображений, выделение характерных признаков (структурных элементов) на изображениях и т. п., однако отсутствует единая методология их совместного эффективного использования, и отсутствует простая, универсальная методология информационного (признакового) описания изображения.

На сегодняшний день есть целый ряд подходов, методов и алгоритмов для выделения признаков на изображениях и пакеты инструментальных программ для их реализации. Однако, остается проблема нахождения системы оптимальных (в некотором смысле, для текущей задачи) признаков, то есть поиск таких свойств изображений (определение и фиксация признакового пространства) в пространстве которых классификация (распознавание) была бы возможной и не очень сложной (экономически выгодной) задачей. Использование существующих алгоритмов и методов для этой задачи становится возможным лишь при наличии методов, которые бы по результатам работы различных систем, позволили выделять системы признаков, наиболее качественных в пределах текущей задачи. Причем, для каждой практической задачи классификации изображений, системы признаков, актуальных на этом этапе (важные относительно фиксированной задачи или класса задач), как правило, разные и их нужно заново определять.

Отсюда, становится очевидной актуальность этого исследования, относительно важной задачи нахождения оптимальных (в определенном смысле) систем признаков. Часто задачу нахождения оптимальных систем признаков сводят к задаче минимизации исходного описания изображения. Однако, это касается лишь случая, когда оптимальная система признаков есть среди множеств признаков, задающих описание изображений, что является, как правило, только предположением.

В работе предложен способ минимизации исходного описания дискретных изображений, что позволяет построить минимальное по описаниям признаков изображения произвольной структуры на основе концепции Т-опорного множества. Введено понятие Т-опорного множества, и исходя из него предлагается использование набора этих множеств в качестве признаков дискретных изображений.

Ключевые слова: распознавание образов, дискретные признаки, изображения, информативность признаков, Т-опорное множество.

Повхан Игорь Федорович — канд. техн. наук, доцент, доцент кафедры программного обеспечения систем, e-mail: igor.povkhan@uzhnu.edu.ua