

УДК 681.518:004.93

РОЗПІЗНАВАННЯ СТАЦІОНАРНИХ ЗА ЯСКРАВІСТЮ ЗОБРАЖЕНЬ

А.М. Скаковська

Кандидат технічних наук, старший викладач

Кафедра інформатики

Сумський державний університет

вул. Римського-Корсакова, 2, м. Суми, Україна, 40007

Контактний тел.: (542) 214-084

E-mail: sk_alla@id.sumdu.edu.ua

О.С. Радивоненко

Кандидат технічних наук, доцент

Кафедра інформатики

Національний аерокосмічний університет ім.

М.Є.Жуковського «ХАІ»

вул. Чкалова, 17, м. Харків, Україна, 610070

Контактний тел.: (572) 707-43-62

E-mail:oradivonenko@gmail.com

Розглянуто алгоритм оптимізації контейнерів класів розпізнавання зображень на прикладі класифікації двох морфологічних зображень тканин, отриманих в процесі біопсії при діагностуванні раку молочної залози

Ключові слова: алгоритм оптимізації, контейнер, клас розпізнавання

Рассмотрен алгоритм оптимизации контейнеров классов распознавания изображений на примере классификации двух морфологических изображений тканей, полученных в процессе биопсии при диагностике рака молочной железы

Ключевые слова: алгоритм оптимизации, контейнер, класс распознавания

In this paper the algorithm for optimization of container class image recognition was proposed. The classification of two morphological images of tissue, obtained during biopsy in diagnosing breast cancer, was considered as example

Key words: optimization algorithm, container, class of recognition

1. Вступ

Недоліками відомих методів розпізнавання зображень є або їх недостатньо висока достовірність розпізнавання, або висока обчислювальна трудомісткість їх алгоритмів. Так, кореляційно-екстремальні методи мають високу завадо захищеність, але характеризуються низькою оперативністю розпізнавання, що перешкоджає їх широкому застосуванню. При цьому нерозв'язаною задачею залишається вибір порогу порівняння для кореляційної функції або згортки. Проблема адаптації такого порогового значення в адаптивному методі розпізнавання зображень, який дозволяє в процесі навчання системи розпізнавання оптимізувати в інформаційному розумінні рівні квантування ознак розпізнавання в дискретному просторі.

Для широкого класу зображень можна значно зменшити обчислювальну трудомісткість алгоритму навчання за умови їх стаціонарності за яскравістю, яка робить статистичні параметри матриці яскравості інваріантними до перестановки їх рядків і стовпців. До такого класу, наприклад, відносяться зображення різних текстур. Розглянемо алгоритм навчання системи розпізнавати стаціонарні за яскравістю зображення в рамках адаптивного методу розпізнавання, що ґрунтується на

максимізації інформаційної спроможності системи в процесі її навчання [1].

2. Постановка задачі навчання системи розпізнавання

Нехай дано $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$ – алфавіт M класів, які в загальному випадку можуть перетинатися, і нестационарну матрицю яскравості $\|y_{m,i}^{(j)}\|$, $i = \overline{1, N}$, $j = \overline{1, n}$, де N, n – кількість ознак розпізнавання і реалізацій образу відповідно. Відомий вектор-кортеж параметрів навчання $g_m = \langle g_{m,1}, \dots, g_{m,\xi}, \dots, g_{m,\varepsilon} \rangle$ з обмеженнями $R_\xi(g_1, \dots, g_\varepsilon) \leq 0$. Треба на етапі навчання в рамках адаптивного методу розпізнавання побудувати в бінарному просторі ознак розпізнавання Ω_B оптимальне нечітке розбиття $\tilde{X}^{(M)}$ за умов:

$$1) (\forall X_m^o \in \tilde{X}^{(M)}) [X_m^o \neq \emptyset];$$

$$2) (\exists X_k^o \in \tilde{X}^{(M)}) (\exists X_l^o \in \tilde{X}^{(M)}) [X_k^o \neq X_l^o \rightarrow X_k^o \cap X_l^o \neq \emptyset];$$

$$3) (\forall X_k^o \in \tilde{X}^{(M)}) (\forall X_l^o \in \tilde{X}^{(M)}) [X_k^o \neq X_l^o \rightarrow \text{Ker} X_k^o \cap \text{Ker} X_l^o = \emptyset];$$

$$4) (\forall X_k^o \in \tilde{X}^{(M)}) (\forall X_c^o \in \tilde{X}^{(M)}) [X_k^o \neq X_c^o \rightarrow (d_k^* < d(x_k \oplus x_c)) \& (d_c^* < d(x_k \oplus x_c))];$$

$$5) \bigcup_{X_m^o \in \tilde{X}^{(M)}} X_m^o \subseteq \Omega, k, l, m = \overline{1, M},$$

де $\text{Ker}X_k^0, \text{Ker}X_1^0$ – ядра класів X_k^0 і X_1^0 відповідно; $d(x_k \oplus x_c), d_k, d_c^*$ – відстань між центрами класу X_k^0 і його “найближчого сусіда” – класу X_c^0 та їх оптимальні радіуси відповідно. При цьому оптимальні значення параметрів функціонування системи розпізнавання забезпечують максимум усередненого за всім алфавітом класів розпізнавання критерію функціональної ефективності навчання:

$$\bar{E}^* = \langle \max_{\{G_\xi\}} \left\{ \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_m^* \right\} \rangle,$$

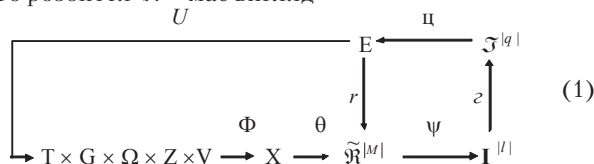
де E_m^* – максимум критерію функціональної ефективності навчання розпізнаванню реалізацій класу X_m^0 ; $\{G_\xi\}$ – області допустимих значень параметрів навчання. І на етапі екзамену визначити належність реалізацій, що розпізнаються, одному із класів заданого алфавіту $\{X_m^0\}$.

3. Математична модель

Центральною задачею навчання системи розпізнавання є побудова оптимального в інформаційному розумінні розбиття простору ознак на класи розпізнавання. При цьому математична модель процесу навчання повинна включати вхідний математичний опис системи розпізнавання у вигляді теоретико-множинної структури:

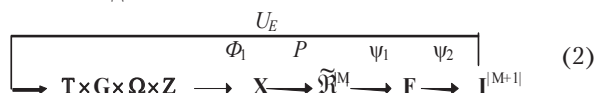
$$\Delta_B = \langle G, T, \Omega, Z, X; \Pi, \Phi \rangle,$$

де G – простір вхідних сигналів (факторів); T – множина моментів часу зняття інформації; Ω – простір ознак розпізнавання; Z – простір можливих функціональних станів; X – вибіркова множина на вході системи розпізнавання; $\Pi: G \times T \times \Omega \rightarrow Z$ – оператор переходів, $\Phi: G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow X$ – оператор формування вхідного математичного опису – множини X . Тоді математична модель процесу навчання за адаптивним методом розпізнавання зображень для випадку нечіткого розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^M$ має вигляд



У діаграмі (1) $I^{|l|}$ – множина статистичних гіпотез, $\mathfrak{Z}^{|q|}$ – множина точнісних характеристик, де $q=|l|^2$ – кількість точнісних характеристик. Оператор Φ обчислює множину значень інформаційного критерію функціональної ефективності навчання, який є функціоналом точнісних характеристик. Контур оптимізації геометричних параметрів розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^M$ шляхом пошуку максимуму критерію функціональної ефективності навчання розпізнаванню реалізацій класу X_m^0 замикається оператором $\gamma: E \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^M$. Оператор $U: E \rightarrow G \times T \times \Omega \times Z$ регламентує процес навчання.

Діаграма відображення множин на екзамені має такий вигляд:



У діаграмі (2) оператор Φ_1 відображає універсум випробувань $T \times G \times \Omega \times Z$ на вибірку множини X , яка утворює бінарну екзаменаційну матрицю $\|x_{i,j}^{(i)}\|, i=1, N, j=1, n$. Оператор P проектує її реалізації на розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^M$, геометричні параметри якого оптимізовано на етапі навчання системи розпізнавання, а F – множина значень функції належності, за допомогою якої в режимі екзамену здійснюється процес дефазифікації даних.

4. Формування вхідного математичного опису

Приймемо зображення X_1^0 , як базовий клас, відносно якого визначено базову систему контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Нехай клас X_2^0 має мінімальну міжцентрову відстань з класом X_1^0 для заданого алфавіту класів, тобто є його “найближчим сусідом”. Сформуємо навчальну матрицю для класів X_1^0 і X_2^0 за умови, що їх зображення є стаціонарними за яскравістю.

В найбільш розповсюджених випадках, коли застосовується напівтоновий растр, зображення має 256 градацій чорно-білого. Тому обробку його доцільно здійснювати шляхом сканування рецепторного поля зображення і побудови розподілу яскравості для кожного рядка рецепторів. Квантовані в часі криві розподілів яскравості розглядаються як випадкові реалізації зображення $\{y_{i,i}^{(j)}\}, i=1, N$. З метою формування бінарної навчальної матриці $\|x_{i,i}^{(j)}\|$ здійснюється квантування іскет $y_{i,i}^{(j)}$ на два рівні за правилом:

$$x_{i,i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } A_H \leq y_{i,i}^{(j)} \leq A_B; \\ 0, & \text{if else,} \end{cases} \quad (3)$$

де A_H, A_B – нижній і верхній контрольний допуски на рецепторі.

Формування бінарного еталонного вектора базового класу X_1^0 здійснюється за правилом:

$$x_{i,i} = \begin{cases} 1, & \text{if } \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{i,i}^{(j)} \geq \rho_1; \\ 0, & \text{if else,} \end{cases} \quad (4)$$

де ρ_1 – рівень селекції координат двійкового еталонного вектора $x_1 \in X_1^0$, який за умовчанням дорівнює 0,5. Аналогічно обробляється зображення X_2^0 . Таким чином, в процесі оброблення зображень X_1^0 і X_2^0 сформовано вхідний математичний опис системи розпізнавання, який складається з еталонних векторів x_1, x_2 і відповідних випадкових реалізацій $\{x_{1,i}^{(j)}\}, \{x_{2,i}^{(j)}\}$.

5. Опис алгоритму розпізнавання зображень

Визначення оптимальної в інформаційному розумінні кодової відстані d_1^* – радіуса контейнера класу X_1^0 , здійснюється за ітераційним алгоритмом пошуку максимуму інформаційного критерію функціональної ефективності навчання розпізнаванню реалізацій $\{x_{i,i}^{(j)}\}$:

$$d_1^* = \underset{(k)}{\operatorname{argmax}} E_1,$$

де $\{k\}$ – множина кроків навчання, на яких змінюється радіус контейнера класу X_1^0 за рекурентною процедурою:

$$d_1(k) = [d_1(k-1) + h \mid d_1(k) \in G_1^d],$$

де h – крок збільшення; G_1^d – область допустимих значень радіуса $d_1 : \{d\} = \{1, 2, \dots, d(x_1 \oplus x_2) - 1\}$.

Як критерій оптимізації параметрів навчання розглядалась модифікація критерію Кульбака для двохальтернативної системи оцінок процесу навчання розпізнаванню реалізацій класу X_1^0 при рівноймовірних апіорних гіпотезах [2]:

$$E_m = 0,5 \log_2 \left(\frac{D_1^{(k)} + D_2^{(k)}}{\alpha^{(k)} + \beta^{(k)}} \right) \cdot [(D_1^{(k)} + D_2^{(k)}) - (\alpha^{(k)} + \beta^{(k)})] = \log_2 \left(\frac{2 - (\alpha^{(k)} + \beta^{(k)})}{\alpha^{(k)} + \beta^{(k)}} \right) \cdot [1 - (\alpha^{(k)} + \beta^{(k)})], \tag{5}$$

де $D_1^{(k)}, D_2^{(k)}, \alpha^{(k)}, \beta^{(k)}$ – точнісні характеристики процесу навчання: перша та друга достовірності, помилки першого та другого роду відповідно, отримані на k -му кроці навчання.

6. Приклад реалізації алгоритму

Реалізацію алгоритму оптимізації контейнерів класів розпізнавання стаціонарних за яскравістю зображень розглянуто на прикладі класифікації двох морфологічних зображень тканин, отриманих в процесі біопсії при діагностуванні раку молочної залози. На рис. 1а наведено зображення, отримане при доброякісній пухлині – фіброаденома (клас X_1^0), а на рис. 1б – при наявності злоякісної пухлини (клас X_2^0).

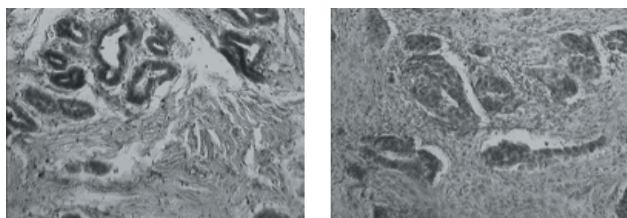


Рис. 1. Морфологічні зображення тканин: а) фіброаденома; б) злоякісна пухлина

На рис. 2 показано залежність критерію (5) від радіусу контейнера K_1^0 класу X_1^0 . Штриховкою показано робочу область визначення функції критерію Кульбака (5), в якій перша і друга достовірності перебільшують помилки першого і другого роду відповідно.

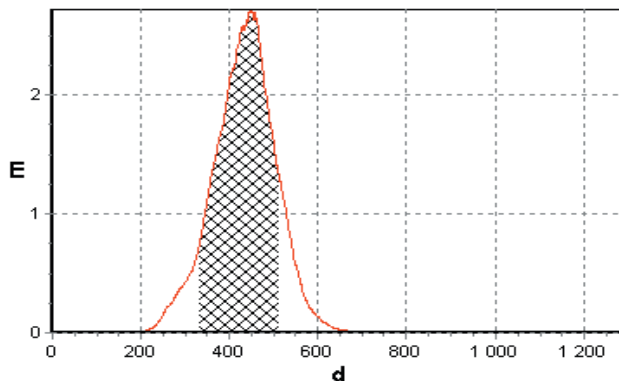


Рис. 2. Залежність інформаційного критерію від радіусу контейнера K_1^0 класу X_1^0

Висновки

Аналіз результатів імітаційного моделювання реалізації запропонованого алгоритму показав його відносно високу точність та оперативність. Як видно з рис. 2 максимум інформаційного критерію функціональної ефективності розпізнавання стаціонарних за яскравістю зображень забезпечує оптимальні значення як контрольних допусків на рецептори, так і геометричних параметрів контейнера базового класу. Це дозволяє зробити висновок про те, що статистична інформаційна міра є загальним і прямим критерієм функціональної ефективності розпізнавання. А одержані результати дозволяють підвищити достовірності виявлення онкопатологій через впровадження розробленого інформаційного та програмного забезпечення СППР.

Література

1. Соколов О.Ю., Скаковська А.М. Класифікація зображень в контейнерному просторі ознак розпізнавання // Східно-Європейський журнал передових технологій.–Харків, 2008. –№ 1(31). –С.50-52.
2. Довбиш А.С. Основи проектування інтелектуальних систем: Навчальний посібник. – Суми: Видавництво СумДУ.– 2009. – 170 с.