

## МЕТОДИ СТРУКТУРНОЇ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ НА ЗАСАДАХ БАССОВСЬКОЇ ТЕОРІЇ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

**Актуальність.** Забезпечення результативності та багатофункціональності сучасних систем комп'ютерного зору вимагає створення різноманіття ефективних методів інтелектуального оброблення візуальної інформації. Розвиток систем структурного розпізнавання безпосередньо пов'язаний як із побудовою нових ефективних методів, так і з необхідністю створення дієвого механізму оцінювання результативності таких методів для довільних прикладних зразків візуальних даних. Одним із засобів, що базуються на статистичних характеристиках структурних даних, є апарат бассовської теорії прийняття рішень. Обчислення апостеріорних ймовірностей віднесення опису візуального об'єкта до множини еталонів дає можливість як безпосередньо здійснювати розпізнавання на їх підставі, так і попередньо оцінити результативність процедур порівняння чи обчислення релевантності описів стосовно конкретної прикладної бази зображень. Особливу увагу приділяють вивченню структури множини дескрипторів зображень, що безпосередньо впливає на показники функціонування систем розпізнавання.

**Мета.** Вивчення можливості та особливостей застосування статистичної теорії розпізнавання щодо механізму прийняття рішень та оцінювання ефективності у виді ймовірностей віднесення опису об'єкта до класу, а також порівняння отриманих результатів обчислень із експериментальними даними комп'ютерного моделювання.

**Метод.** Запропоновано метод розпізнавання на основі застосування кластерних характеристик бази еталонних зображень із використанням бассовської теорії прийняття рішень. Підсумком дослідження є створення механізму розпізнавання та оцінювання результативності процедур обчислення релевантності структурних описів.

**Результати.** Головним результатом статті є підтвердження фундаментального зв'язку методів порівняння з еталоном та статистичного підходу у розпізнаванні образів стосовно структурних описів у вигляді множини характерних ознак зображень, які результативно представлено кластерним виглядом. Запропонований у роботі більш простий в аспекті обчислювальних витрат статистичний підхід на підставі бассовських оцінок може застосовуватися для попередніх розрахунків ефективності розпізнавання без проведення затратних експериментів з програмного моделювання.

Засвідчено ефективність розробленого методу обчислення ймовірнісних оцінок розпізнавання для прикладних баз зображень. Результат класифікації продемонстрував універсальність та коректність застосування методу, кожний із тестових об'єктів у декількох розглянутих базах зображень розпізнаний правильно.

Здійснено порівняння отриманих кількісних результатів обчислень із експериментальними даними комп'ютерного моделювання.

**Висновки.** У проведеному дослідженні запропоновано метод структурної класифікації зображень на основі кластерного подання опису засобами бассовської теорії прийняття рішень. Основна ідея застосування належного математичного апарату полягає у віднесенні аналізованого об'єкта до еталону, що має найбільше значення апостеріорної ймовірності. Розроблений метод забезпечує достатній рівень розрізнення зображень, що підтвердили описані розрахунки та результати моделювання. Впроваджено механізм оцінювання результативності аналізованих методів структурного розпізнавання в межах прикладної бази зображень.

Наукова новизна дослідження полягає у синтезі нового методу структурного розпізнавання зображень та попереднього оцінювання ефективності шляхом застосування засобів бассовської теорії прийняття рішень і побудови класифікаційних висновків у просторі кластер-еталон.

Практична значущість роботи – отримання прикладних розрахункових моделей для застосування методів структурного розпізнавання і підтвердження їх результативності в конкретних прикладах баз зображень.

**Ключові слова:** комп'ютерний зір, структурне розпізнавання зображень, множина структурних ознак, дескриптори SURF, релевантність описів, кластерне подання опису, формула Баеса, апостеріорна ймовірність віднесення до класу, критерій близькості опису у базі еталонів.

### НОМЕНКЛАТУРА

CO – структурна ознака;  
SURF – Speeded up robust features (прискорене виділення стійких особливостей);  
ORB – Oriented FAST and Rotated BRIEF (орієнтований FAST и повернений BRIEF);  
Z – база еталонних описів;  
 $Z^j$  – еталон  $j$ -го класу;  
J – число класів об'єктів;  
M – розбиття на множині Z;  
 $M_i$  – кластер з номером  $i$ ;  
k – число класів (кластерів) CO;

$h$  – вектор подання еталону;  
H – матриця кластерного опису бази зображень;  
 $h_i^j$  – елемент вектора кластерного подання:  $i$  – номер кластеру,  $j$  – номер класу;  
m – множина центрів кластерів;  
 $s_j$  – кількість елементів в еталоні  $Z^j$ ;  
O – опис розпізнаваного візуального об'єкта;  
 $o_l$  –  $l$ -й елемент опису розпізнаваного об'єкта;  
s – кількість елементів у кластерному описі об'єкта;  
 $\rho$  – метрика на множині CO;  
 $\delta$  – поріг значущості для метрики  $\rho$ ;

$r_j$  – відстань (ступінь релевантності) між кластеризованими векторними описами об'єкту та  $j$ -го еталону;  
 $\varepsilon$  – поріг значущості для мінімуму релевантності;  
 $P(O/Z^j)$  – апіорна ймовірність належності об'єкта до  $j$ -го еталону;  
 $P(Z^j)$  – ймовірність появи еталону  $Z^j$ ;  
 $C_n^k$  – число комбінацій з  $n$  по  $k$ ;  
 $\gamma_d$  – сукупний критерій близькості опису класу з номером  $d$  у базі еталонів;  
 $\lambda_{\text{кор}}$  – коригуючий коефіцієнт.

## ВСТУП

Фундаментальне завдання сучасних систем комп'ютерного зору зводиться до формування корисних висновків та реалізації результативних управляючих рішень стосовно об'єктів реального світу на основі аналізу їх зображень [1–8]. Практичними перевагами структурних методів аналізу та розпізнавання зображень в цих системах є можливість побудови інтелектуальних рішень на основі змінюваних підмножин елементів структурного опису, що забезпечує потрібну завадостійкість [1–3]. Розвиток систем структурного розпізнавання безпосередньо пов'язаний як із побудовою нових ефективних підходів, так і з необхідністю створення дієвого механізму оцінювання результативності методів для конкретних прикладних зразків даних. Одним із таких засобів є апарат баєсовської теорії прийняття рішень [4, 5].

Об'єкт дослідження – методи структурного розпізнавання зображень у системах комп'ютерного зору.

Предмет дослідження – застосування баєсовської теорії прийняття рішень для побудови методів розпізнавання та попереднього оцінювання результативності структурного розпізнавання в межах прикладної бази зображень із використанням кластерної моделі опису розпізнаваних візуальних об'єктів.

Мета роботи – вивчення можливості та особливостей застосування статистичної теорії розпізнавання щодо механізму прийняття рішень та отримання значень показників ефективності як ймовірностей віднесення опису об'єкта до класу, а також порівняння отриманих результатів обчислень із експериментальними даними комп'ютерного моделювання.

## 1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Формальною основою структурного розпізнавання є база описів зображень еталонів (алфавіт класів), що подає у вигляді сукупності СО як множини  $Z = \{Z^j\}_{j=1}^J$  [1–3].

Виконаємо на множині  $Z$  деяке розбиття  $Z = M = \{M_i\}_{i=1}^k$ ,  $M_i \cap M_d = \emptyset, M_i \neq \emptyset$ . Вважаємо  $z \in M_i$  еквівалентними між собою. Маємо дві системи класів  $\forall z \in Z$ :  $\{Z^j\}$  – для зображень еталонів та  $\{M_i\}$  – для кластерів СО. Розбиттям  $\{M_i\}_{i=1}^k$  опис  $Z^j$  еталону трансформується у вектор цілих чисел

$$h[Z^j] = (h_1^j, h_2^j, \dots, h_i^j, \dots, h_k^j),$$

$$h_i^j = \text{card}\{z | z \in Z^j \ \& \ z \in M_i\}. \quad (1)$$

Подання (1) – це образ еталону в кластерному вигляді, а множина векторів (1) бази із  $J$  зразків має вигляд матриці  $H[Z] = \{h_i^j\}_{j=1}^J \}_{i=1}^k$ . Рядок матриці  $H$  відображає кластерний опис окремого еталону, а стовпець – зміст кластера із числа рівноцінних елементів різних еталонів.

Виникає нагальна необхідність щодо побудови рішень та оцінювання ефективності методів структурного розпізнавання в аспекті кластерного подання даних. Привабливою є ідея застосування математичного апарату статистичної теорії розпізнавання, що ґрунтується на баєсовській теорії прийняття рішень для попереднього розрахунку результативності без проведення трудомістких експериментальних досліджень.

## 2 ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

Сучасні структурні методи оброблення візуальної інформації зводяться до оцінювання подібності дескрипторних описів аналізованого і еталонного зображень, що представлені у вигляді множин СО [1–3, 6–8]. Значення отриманої оцінки відображає ступінь релевантності двох інформаційних одиниць, які є описами об'єктів у побудованому просторі кількісних ознак.

Множина СО у вигляді сукупності числових векторів формується за допомогою спеціальних детекторів, найбільш поширеними серед яких на сьогодні вважають SURF і ORB [6–8]. Одним із шляхів продуктивного співставлення базової множини СО з аналізованими об'єктами є побудова описів еталонів на підставі кластеризації, що значно знижує розмірність досліджуваних даних за рахунок формування їх групованої просторової структури [2, 3, 8]. Результатом кластеризації є образ об'єкта (1), який можна розглядати як певну комбінаторну конфігурацію, організовану з елементів базової множини центрів кластерів  $m = \{m_1, m_2, \dots, m_k\}$ ,  $m_i \in M_i$ , на підставі сформованої кластерної структури.

Практичне впровадження методів структурного розпізнавання потребує застосування механізму оцінювання їх результативності для випробуваних прикладних зразків даних. Одним із таких засобів є апарат баєсовської теорії прийняття рішень, що є фундаментальним статистичним інструментарієм розпізнавання образів [4, 5]. Баєсовський класифікатор вирішує задачу дискримінантного аналізу і функціонує в термінах апостеріорної ймовірності віднесення об'єкта до класу [9, 10]. Ймовірнісний підхід також дає можливість здійснити попереднє оцінювання результативності структурного розпізнавання в межах прикладної бази зображень.

## 3 МАТЕРІАЛИ І МЕТОДИ

Під розпізнаванням розуміємо відображення множини описів об'єктів  $\{O\}$  в скінченну множину номерів еталонів  $\{1, \dots, J\}$ , що здійснюється шляхом віднесення опису  $O = \{o_l\}$  невідомого візуального об'єкта до одного з елементів еталонної множини  $Z = \{Z^j\}_{j=1}^J$  (рис. 1). Розпізнавання базуємо на теоретико-множинному описі даних, що передбачає кластерну модель на підставі статистичного подання (1).



Рисунок 1 – Схема структурного розпізнавання

Процес розпізнавання будемо здійснювати порівняно за двома підходами:

1) шляхом зіставлення інтегральних характеристик образу виду (1) [2, 8];

2) застосуванням баєсовського класифікатора [9, 10].

Розглянемо формально сутність обох методів класифікації більш детально.

**Метод 1.**

1. Для побудови кластерного опису для  $Z = \{Z^j\}_{j=1}^J$ , що відображає статистичний розподіл еталонів за кластерами і не залежить від кількості СО в еталоні, нормуємо матрицю  $H[Z] = \{\{h_i^j\}_{j=1}^J\}_{i=1}^k$  в рядках, отримуємо:

$$\alpha^i[Z^j] = \{\{h_i^{j*}\}_{j=1}^J\}_{i=1}^k = \{\{h_i^j / s_j\}_{j=1}^J\}_{i=1}^k. \quad (2)$$

2. Віднесемо кожний елемент  $o_l \in O$  об'єкта до кластеру  $M_i \subseteq M$  у відповідності з конкурентним правилом:

$$o_l \rightarrow M_i \mid \operatorname{argmin} \rho(o_l, m_d) = i. \quad (3)$$

Для фільтрації помилкових елементів, які можуть бути отримані в результаті реалізації (3), виконаємо верифікацію мінімуму  $m_i$ :  $\rho(o_l, m_i) \leq \delta$ . Якщо нерівність не виконується, елемент  $o_l$  не відносимо до жодного з кластерів.

3. За результатом виконання кроку 2 формуємо опис (1) об'єкта  $O = \{o_l\}$ :  $O = (h_1, h_2, \dots, h_k)^o$ .

4. Обчислюємо ступінь  $r_j$  релевантності нормованих кластерних описів як відстань  $r_j = \beta(\alpha^i[O], \alpha^i[Z^j])$  для об'єкта та рядків матриці еталонів у просторі  $R^k$ .

5. Віднесемо об'єкт  $O$  до класу  $d \in \{1, \dots, J\}$  за правилом:  $d = \operatorname{argmin}_j r_j$ . Перевіримо цінність мінімуму релевантності  $r_d$ :  $r_d \leq \varepsilon$ , де  $\varepsilon$  – встановлений поріг. У разі

порушення умови клас об'єкта вважаємо невизначеним через відсутність значущої відповідності у наявному еталонному просторі.

**Метод 2.**

1. Виходячи з кластерних описів еталонів  $Z = \{Z^j\}_{j=1}^J$  і об'єкта  $O = \{o_l\}$ , обчислимо за формулою Баєса апостеріорні ймовірності  $P(Z_j / O)$  віднесення об'єкта послідовно до кожного з описів  $h[Z^j]$ ,  $j \in \{1, \dots, J\}$  [4, 5]:

$$P(Z_j / O) = \frac{P(O / Z^j) \cdot P(Z^j)}{\sum_{j=1}^J P(O / Z^j) \cdot P(Z^j)}. \quad (4)$$

Появу еталонів для спрощення аналізу вважаємо рівномірною.

Дискретний характер проблеми віднесення об'єкта  $O = (h_1, h_2, \dots, h_k)^o$  до еталону  $Z^j$  в кластерному поданні призводить до обчислення набору ймовірностей узагальненого гіпергеометричного розподілу [11]:

$$P(O / Z^j) = \prod_{i=1}^k C_{h_i^j}^{h_i} / C_{s_j}^s. \quad (5)$$

Зауважимо, що формула (5) має сенс лише для невід'ємних цілих значень параметрів, які задовольняють умовам:

$$h_i \leq h_i^j, \quad s_j \leq s, \quad i = 1, \dots, k, \quad j = 1, \dots, J. \quad (6)$$

Обмеження (6) у практичних розрахунках можуть потребувати певного корегування вхідних даних, яке можна здійснювати, в першу чергу, шляхом пропорційного змінювання характеристик досліджуваного об'єкта. Коригування кластерного подання об'єкта при невиконанні обмежень (6) пропонуємо здійснювати з округленням результату до цілого числа за формулою:

$$h_i' = \lambda_{\text{кор}} \cdot h_i, \quad i = 1, \dots, k, \quad \lambda_{\text{кор}} = \min_i \frac{j}{h_i}.$$

Розрахунок здійснюється для  $i \in \{1, \dots, k\}$ , для яких порушена умова (6).

Вказані корегування загалом можуть вплинути на числові результати розрахунків, але принципово не змінюють рішення щодо факту найімовірнішого віднесення об'єкта до одного з еталонів. Відмітимо також, що при застосуванні формули (5) можливе виникнення складнощів при невеликих значеннях  $h_i^j$ . Це може означати надмірно дрібне розбиття на кластери, якого можна запобігти шляхом їх укрупнення.

2. Віднесемо об'єкт  $O$  до класу  $d \in \{1, \dots, J\}$  за правилом:  $d = \operatorname{argmax}_j P(Z_j / O)$ .

Як бачимо, перший метод обчислює ступінь релевантності шляхом дефініції подібності кластерних описів зображень об'єкта і еталонів, а другий – на підставі визначення значень ймовірності віднесення опису до відповідного класу. Оцінювання результативності процедур структурного розпізнавання в межах конкретної прикладної бази зображень здійснено на підставі порівняння відповідних числових результатів – матриці відстаней між еталонами у методі 1 та ймовірностей віднесення еталону до класу у методі 2.

#### 4 ЕКСПЕРИМЕНТИ

Розглянемо приклад реалізації методу 2 за допомогою експериментальної бази з числом еталонів 4 в поданні із 10 кластерів, до якої у [8] було застосовано метод 1. Проаналізуємо особливості використання методу 2, а також проведемо порівняльний аналіз результатів, одержаних за обома методами.

Вхідне кластерне подання мало вигляд, наведений у табл. 1 [8].

Процес знаходження апостеріорних ймовірностей  $P(Z_j / O)$  віднесення об'єкта до описів  $h[Z^j], j \in \{1, \dots, J\}$  включає застосування формули (5) та передбачає виконання умов (6). Продемонструємо реалізацію підходу, взявши в якості об'єктів самі еталони.

Так, кластерне представлення об'єкта  $O^1$ , яким вибрано еталон  $Z^1$ , має перевищення кількості елементів у кластерах  $M_2, M_3, M_5, M_6, M_8, M_{10}$  у порівнянні з кластерним поданням еталонів  $Z^2, Z^3, Z^4$ . Аналізуючи співвідношення між кількостями елементів відповідних кластерів, отримуємо найменший з коефіцієнтів пропорційності, рівний 0,21, що приводить до відкорегованого кластерного опису об'єкта  $O^1$ , що задовольняє умові (6):

$$O_{кор}^1 = (2,2,2,2,3,3,1,2,2,2).$$

Таке коригування забезпечує можливість застосування традиційного підходу щодо розрахунку апостеріорних ймовірностей (5). При цьому вираз (5) обчислюється безпосередньо і, наприклад, для еталона  $Z^1$  приймає вигляд:

$$P(O_{кор}^1 / Z^1) = C_7^2 C_9^2 C_9^2 C_9^2 C_{14}^3 C_{15}^3 C_6^1 C_{11}^2 C_9^2 / C_{100}^{21}.$$

Обираючи об'єктами еталони  $Z^2, Z^3, Z^4$ , аналогічно отримуємо відкореговані кластерні описи:

$$O_{кор}^2 = (3,4,3,6,1,5,5,3,4,3), \quad O_{кор}^3 = (5,2,1,4,3,6,2,3,4,3), \\ O_{кор}^4 = (2,2,2,3,3,3,2,3,3,2).$$

Таблиця 1 – Кількість СО еталонів в кластерному представленні

Еталон	Кластер									
	$M_1$	$M_2$	$M_3$	$M_4$	$M_5$	$M_6$	$M_7$	$M_8$	$M_9$	$M_{10}$
$Z^1$	7	9	9	9	14	15	6	11	11	9
$Z^2$	8	11	8	16	3	14	13	9	11	7
$Z^3$	15	7	3	13	9	18	7	8	11	9
$Z^4$	10	8	8	13	13	12	7	11	11	7

Вважаючи еталони рівноймовірними, що у нашому випадку означає  $P(Z^j) = 0,25$ , розраховуємо за формулою (4) апостеріорні ймовірності віднесення  $O_{кор}^1, O_{кор}^2, O_{кор}^3, O_{кор}^4$  послідовно до кожного з описів  $h[Z^j], j \in \{1, \dots, 4\}$ . Результати обчислень занесемо у табл. 2.

У відповідності до методу 2 (крок 2) згідно з байєвською теорією відносимо аналізований об'єкт до еталону, який має найбільш  $O_{кор}^3$  є значення апостеріорної ймовірності. Результат класифікації підтверджує коректність роботи розробленого методу 2, оскільки кожний із тестових об'єктів розпізнаний правильно.

Зауважимо, що отримані значення ймовірностей мають суттєві відмінності: перший і четвертий еталони розпізнано не так впевнено (із значно нижчими показниками ймовірностей), ніж другий і третій. Ці ж висновки, що підкреслюють особливості розглянутої експериментальної бази даних, отримано нами у роботі [8], що підкреслює близькість обох методів. Зауважимо, що схожість теоретичного підґрунтя статистичних методів та методів порівняння з еталонами для бінарних зображень доведено у [4].

Адекватність проведених розрахунків можна також підтвердити значенням сукупного критерію близькості кожного з векторних описів у аналізованій базі еталонів [1]:

$$\gamma_d = \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^k \left| h_i^j - h_i^d \right|. \quad (7)$$

Чим менше значення  $\gamma_d$ , тим ближче цей еталон до сукупності решти еталонів. Відповідно, і класифікується він гірше. У нашому випадку за таблицею 1 критерій (7) має значення  $\gamma_1 = 82, \gamma_2 = 104, \gamma_3 = 96, \gamma_4 = 70$ . Це свідчить про значнішу наближеність першого і четвертого еталонів до сукупності еталонів загалом, ніж другого і третього, що можна вважати додатковим поясненням відмінностей значень ймовірностей у таблиці 2. Як бачимо, еталон з номером 4 різниться в базі з найменшою ефективністю. Критерій (7) аналогічно матриці відстаней [4] має універсальне призначення щодо оцінювання ефективності довільних систем кількісних ознак.

Зауважимо, що кластерне подання еталонів і досліджуваного об'єкту можна розглядати як мультимножини, зважаючи, що центри кластерів виступають базовими елементами мультимножини. Отже, критерій (7) з цієї точки зору має сенс відстані між фіксованою мульти-

Таблиця 2 – Апостеріорні ймовірності віднесення коригованих описів об'єктів

Еталони	Об'єкт			
	$O_{кор}^1$	$O_{кор}^2$	$O_{кор}^3$	$O_{кор}^4$
$Z^1$	0,536	0,001	0,014	0,389
$Z^2$	0,005	0,993	0,001	0,014
$Z^3$	0,069	0,001	0,927	0,063
$Z^4$	0,389	0,005	0,058	0,533

множиною та сукупністю мультимножин бази еталонів, що може безпосередньо застосовуватися в прикладних задачах розпізнавання візуальних об'єктів [3].

Тепер зупинимось на результатах розрахунків щодо реалізації запропонованого методу 2 на прикладі експериментальної бази зображень гербів міст України (Дніпро, Київ, Харків, Кременчук), сформованої на підставі застосування детектору SURF [2]. Кластерне подання має вигляд табл. 3.

Результати обчислень, що представлені у табл. 4, свідчать про достатньо високий рівень ефективності розпізнавання, що можна пояснити апріорними суттєвими відмінностями між еталонами аналізованої бази у використуваному просторі ознак.

Суттєва відмінність між еталонами в табл. 4 підтверджується також розрахунками за критерієм (7), який у ситуації різної кількості елементів в еталонах пропонуємо застосовувати через перехід до нормованого кластерного представлення [2]. Дійсно, критерій (7) приймає значення  $\gamma_1 = 134$ ,  $\gamma_2 = 150$ ,  $\gamma_3 = 154$ ,  $\gamma_4 = 155$ , що не дає підстав стверджувати про наявність явно вираженої близькості жодного з еталонів до сукупності решти еталонів бази.

Проаналізуємо тепер результати застосування розробленого методу 2 до експериментальної бази морських ссавців [8], структурний опис якої отримано за допомогою детектора SURF, вхідне кластерне подання бази містить табл. 5. Результати обчислень наведемо в табл. 6.

Таблиця 3 – Кількість СО еталонів у кластерному представленні

Еталони	Кластери							
	$M_1$	$M_2$	$M_3$	$M_4$	$M_5$	$M_6$	$M_7$	$M_8$
$Z^1$	40	75	24	9	5	61	5	34
$Z^2$	10	91	38	27	5	66	4	63
$Z^3$	102	113	20	17	4	14	3	69
$Z^4$	83	51	57	10	5	41	5	61

Таблиця 4 – Апостеріорні ймовірності розпізнавання коригованих об'єктів

Еталони	Об'єкт			
	$O_{кор}^1$	$O_{кор}^2$	$O_{кор}^3$	$O_{кор}^4$
$Z^1$	0,9999	0,00002	0,0001	0,0026
$Z^2$	0,0000	0,99998	0,0000	0,0000
$Z^3$	0,0000	0,00000	0,9992	0,0001
$Z^4$	0,0001	0,00000	0,0007	0,9973

Таблиця 5 – Кількість СО еталонів для бази морських ссавців

Еталони	Кластери				
	$M_1$	$M_2$	$M_3$	$M_4$	$M_5$
$Z^1$	10	11	3	7	8
$Z^2$	19	14	0	20	16
$Z^3$	7	12	4	26	5
$Z^4$	8	4	3	6	7

Таблиця 6 – Апостеріорні ймовірності розпізнавання коригованих об'єктів

Еталони	Об'єкт			
	$O_{кор}^1$	$O_{кор}^2$	$O_{кор}^3$	$O_{кор}^4$
$Z^1$	0,565	0,026	0,007	0,080
$Z^2$	0,253	0,952	0,090	0,130
$Z^3$	0,008	0,000	0,900	0,000
$Z^4$	0,174	0,021	0,003	0,789

Як бачимо із розрахункової табл. 6, результат класифікації реальних зображень також підтверджує коректність роботи розробленого методу 2. Зауважимо, що відповідні обчислення для 1-го, 3-го і 4-го еталонів тут здійснювалися без урахування значень 3-го кластера, що пов'язано із необхідністю дотримання обмежень (6) для коректного застосування формули (5). Тут можна вважати, що цей кластер містить настільки незначну у порівнянні з іншими кількість елементів, що не може принципово вплинути на остаточний результат щодо правильного розпізнавання об'єкту.

Зауважимо, що обчислення зіставних значень критерію (7) в умовах різного числа СО в описах еталонів та можливих нульових значень у поданні окремих еталонів потребує додаткового коригування вхідних параметрів  $h_i^j$  для виразу (7). Таке попереднє коригування може бути виконане шляхом вирівнювання кількості СО еталонів фільтрацією чи випадковим вибором, виключенням із аналізу окремих несуттєвих за значенням кластерів чи нормуванням через приведення цих параметрів до фіксованого діапазону.

Із проведених розрахунків для змодельованих та реальних описів візуальних об'єктів можна зробити узагальнюючий умовивід про універсальні властивості запропонованого методу 2 щодо прийняття рішення про клас об'єктів на підставі їх структурного опису, трансформованого до кластерного вигляду. Ключовим критерієм, який можна застосувати для верифікації розрахунків, є значення (7).

## 5 РЕЗУЛЬТАТИ

Провідним результатом статті є підтвердження та перевірка розрахунком фундаментального зв'язку методів порівняння з еталонами та статистичного підходу у розпізнаванні образів стосовно структурних описів у вигляді множини характерних ознак зображень, які результативно представлено у кластерним апаратом. Ці підходи при розпізнаванні можуть бути використані одночасно або для контролю результату прийняття рішень. З іншого боку, запропонований у роботі більш простіший в аспекті обчислювальних витрат статистичний підхід на підставі баєсовських оцінок може застосовуватися для попередніх розрахунків ефективності розпізнавання без проведення затратних експериментів з програмного моделювання.

Засвідчено ефективність розробленого методу обчислення ймовірнісних оцінок якості розпізнавання для прикладних баз зображень. Результат класифікації продемонстрував коректність застосування методу, оскільки кож-

ний із тестових об'єктів у декількох розглянутих базах зображень розпізнаний правильно.

Здійснено порівняння отриманих кількісних результатів обчислень із експериментальними даними комп'ютерного моделювання.

## 6 ОБГОВОРЕННЯ

Порівнюючи результати розпізнавання за двома аналізованими підходами – шляхом визначення інтегральних характеристик для структурного опису образу та застосування баєсовського класифікатора на підставі кластерного подання – отримано порівнянні результати класифікації. Числовими результатами є матриці відстаней між еталонами у першому методі та ймовірності віднесення еталону до класу – у другому.

Дискретна природа постановки проблеми і, відповідно, обчислення набору ймовірностей узагальненого геометричного розподілу в процесі застосування формули Баєса у розробленому методі 2 призводить до накладення певних обмежень щодо значень параметрів образу, задоволення яких може потребувати додаткового коригування вхідних даних – як на етапі формування кластерної структури еталонів і аналізованого об'єкту, так і на етапі роботи із сформованими структурними описами.

Проведені розрахунки для змодельованих і реальних прикладів візуальних об'єктів показали, що баєсовський класифікатор чуттєво реагує на різновиди опису і здійснює правильне розпізнавання із різним ступенем впевненості, що пояснюємо особливостями використаних конкретних експериментальних баз даних. Для підтвердження адекватності результатів класифікації застосовано критерій близькості осібногo векторного опису у аналізованій базі еталонів.

## ВИСНОВКИ

У проведеному дослідженні з використанням баєсовського апарату прийняття рішень вирішена задача класифікації зображень на базі структурного опису як множини характерних ознак, представленого у кластерному вигляді. Для цього запропоновано модифікований метод структурної класифікації. Сенс застосування баєсовського підходу полягає у віднесенні аналізованого об'єкту до еталону, що має найбільше значення апостеріорної ймовірності. Розроблений метод забезпечує достатній рівень розрізнення зображень, що підтвердили описані розрахунки та результати моделювання. Впроваджено також механізм оцінювання результативності методів структурного розпізнавання в межах прикладної бази зображень.

Наукова новизна дослідження полягає у синтезі нового методу структурного розпізнавання зображень та попереднього оцінювання ефективності шляхом застосування засобів баєсовської теорії прийняття рішень і

побудови класифікаційних вирішень у просторі кластер-еталон.

Практична значущість роботи – отримання прикладних розрахункових моделей для застосування та оцінювання ефективності методів структурного розпізнавання і підтвердження їх результативності в конкретних прикладах баз зображень.

## ПОДЯКИ

Робота виконана в рамках держбюджетної НДР Харківського національного університету радіоелектроніки «Розробка гібридних систем і методів обчислювального інтелекту для обробки потоків нечіткої інформації в умовах нестаціонарності та невизначеності» (номер держ. реєстрації 0116U002539).

## СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Гороховатский В. А. Структурный анализ и интеллектуальная обработка данных в компьютерном зрении / В. А. Гороховатский. – Х. : Компания СМІТ, 2014. – 316 с.
2. Гороховатский В. А. Структурное распознавание изображений с применением моделей интеллектуальной обработки и самоорганизации признаков / В. А. Гороховатский, А. В. Гороховатский, А. Е. Берестовский // Радиоэлектроника, информатика, управление. – 2016. – №3 (38). – С. 39–46.
3. Гороховатский В. А. Формализм множеств в задачах структурного распознавания и поиска в базах видеоданных / В. А. Гороховатский, Ю. А. Куликов // Искусственный интеллект. – 2012. – № 1. – С. 76–85.
4. Duda R.O. Pattern classification / R. O. Duda, P. E. Hart, D. G. Stork. – 2ed., Wiley, 2000. – 738 p.
5. Шлезингер М. И. Математические средства обработки изображений / М. И. Шлезингер. – К. : Наукова думка, 1989. – 200 с.
6. Bay H. Surf: Speeded up robust features / H. Bay, T. Tuytelaars, L. Van Gool // Computer Vision: Ninth European Conference on Computer Vision, Graz, 7–13 May, 2006: proceedings. – Berlin : Springer, 2006. – P. 404–417.
7. Karami E. Image Matching Using SIFT, SURF, BRIEF and ORB: Performance Comparison for Distorted Images / E. Karami, S. Prasad, M. Shehata. – Режим доступу <https://www.researchgate.net/publication/292157133>
8. Гороховатский В. А. Классификация изображений на основе кластерного представления структурных описаний / В. А. Гороховатский, В. С. Столяров // Бионика интеллекта. – 2016. – № 2 (87). – С.83–87.
9. Вапник В. Н. Теория распознавания образов (статистические проблемы обучения) / В. Н. Вапник, А. Я. Червоненкис. – М. : Наука, 1974.– 416 с.
10. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений/ Р. Гонсалес, Р. Вудс; [пер. с англ.]. – М. : Техносфера, 2005. – 1070 с.
11. Феллер В. Введение в теорию вероятностей и ее приложения. Т. 1 / В. Феллер; [пер. с англ.]. – М. : Мир, 1984.– 528 с.
12. Shapiro, L. and Stockman, G., (2001), Computer vision, Prentice Hall. – 625 p.
13. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications / R. Szeliski. – London : Springer, 2010. – 979 p.

Стаття надійшла до редакції 06.11.2017.

Після доробки 18.12.2017.

Гадецкая С. В.<sup>1</sup>, Гороховатский В. А.<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Канд. физ.-мат. наук, доцент, доцент кафедры высшей математики, Национальный технический университет «Харьковский политехнический институт», Харьков, Украина

<sup>2</sup>Д-р техн. наук, профессор, профессор кафедры информатики, Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков, Украина

## МЕТОДЫ СТРУКТУРНОЙ КЛАССИФИКАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ БАЙЕСОВСКОЙ ТЕОРИИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

**Актуальность.** Обеспечение результативности и многофункциональности современных систем компьютерного зрения требует создания разнообразия эффективных методов интеллектуальной обработки визуальной информации. Развитие систем структурного

распознавания непосредственно связано как с построением новых эффективных методов, так и с необходимостью создания действенного механизма оценивания результативности таких методов для конкретных прикладных образцов визуальных данных. Одним из средств, базирующихся на статистических характеристиках структурных данных, является аппарат байесовской теории принятия решений. Вычисление апостериорных вероятностей отнесения визуального объекта к множеству эталонов дает возможность как непосредственно производить распознавание с их помощью, так и предварительно оценить результативность процедур сравнения или вычисления релевантности описаний относительно конкретной прикладной базы изображений. Особенное внимание уделяют изучению структуры множества дескрипторов изображений, что непосредственно влияет на показатели функционирования систем распознавания.

**Цель.** Изучение возможности и особенностей применения статистической теории распознавания в механизме принятия решений и оценивание эффективности в виде вероятностей отнесения описания объекта к классу, а также сравнение полученных результатов вычислений с экспериментальными данными компьютерного моделирования.

**Метод.** Предложено метод распознавания на основе применения кластерных характеристик базы эталонных изображений с использованием байесовской теории принятия решений. Итогом исследования является создание механизма распознавания и оценивания результативности процедур вычисления релевантности структурных описаний.

**Результаты.** Главным результатом статьи является подтверждение фундаментальной связи методов сравнения с эталоном и статистического подхода в распознавании образов относительно структурных описаний в виде множества характерных признаков изображений, представленных кластерным описанием. Предложенный в работе более простой в аспекте расчетных затрат статистический подход на основе байесовских оценок может применяться для предварительных расчетов эффективности распознавания без проведения затратных экспериментов по программному моделированию.

Доказана эффективность разработанного метода вычисления вероятностных оценок для прикладных баз изображений. Результат классификации продемонстрировал универсальность и корректность применения метода, каждый из тестовых объектов в нескольких рассмотренных базах изображений распознан правильно.

Выполнено сравнение полученных количественных результатов вычислений с экспериментальными данными компьютерного моделирования.

**Выводы.** В проведенном исследовании предложено метод структурной классификации изображений на основе кластерного представления описания средствами байесовской теории принятия решений. Основная идея применения соответствующего математического аппарата состоит в отнесении анализируемого объекта к эталону, который имеет наибольшее значение апостериорной вероятности. Разработанный метод обеспечивает достаточный уровень различения изображений, что подтвердили описанные расчеты и результаты моделирования. Внедрено механизм оценивания результативности анализируемых методов структурного распознавания в рамках прикладной базы изображений.

Научная новизна исследования состоит в синтезе нового метода структурного распознавания изображений и предварительного оценивания эффективности с помощью применения средств байесовской теории принятия решений и построения классификационных выводов в пространстве кластер-эталон.

Практическая ценность работы – получение прикладных расчетных моделей для применения методов структурного распознавания и подтверждение их результативности в конкретных прикладных базах изображений.

**Ключевые слова:** компьютерное зрение, структурное распознавание изображений, множество структурных признаков, дескрипторы SURF, релевантность описаний, кластерное представление описания, формула Байеса, апостериорная вероятность отнесения к классу, критерий близости описания в базе эталонов.

Gadetska S. V.<sup>1</sup>, Gorokhovatsky V. A.<sup>2</sup>

<sup>1</sup>PhD in Physics and Mathematics, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Higher Mathematics, National Technical University “Kharkiv Polytechnic Institute”, Kharkiv, Ukraine

<sup>2</sup>Dr. Sc. Sciences, Professor, Professor of the Department of Computer Science, National University of Radio Electronics, Kharkiv, Ukraine

#### STRUCTURAL CLASSIFICATION IMAGES USING BAYESIAN DECISION MAKING

**Relevance.** Ensuring the effectiveness and multifunctionality of modern computer vision systems requires the creation of a variety of effective methods for intellectual processing of visual information. The development of systems of structural recognition is directly connected with the construction of new effective methods as well as the need to create a mechanism for assessing the effectiveness of these methods for specific applications of visual data. Bayesian decision theory is one of the tools, based on the statistical characteristics of structural data. The calculation of a posteriori probabilities of assigning a description of a visual object to a set of etalons makes it possible to directly perform the process of recognition as well as preliminary evaluate the effectiveness of procedures for comparing or calculating the relevance of descriptions with respect to a specific application image database. Special attention is paid to the study of the structure of the set of descriptors, which directly affects the functioning of recognition systems.

**Goal.** Investigation of the possibility and peculiarities of the application of the statistical recognition theory in the decision-making mechanism and the evaluation of effectiveness in the form of the probabilities of classifying an object description as class. Comparison of the results of computations with experimental computer modeling data.

**Method.** A method of recognition based on the application of cluster characteristics of the image base using the Bayesian decision theory is proposed. The result of investigation is the creation of a mechanism for evaluating the effectiveness of procedures for calculating the relevance of descriptions with respect to the application image database.

**Results.** The main result of the paper is the confirmation of the fundamental relationship between methods of comparison with etalons and the statistical approach in pattern recognition with respect to structural descriptions in the form of a set of characteristic features of images represented by a cluster description. The statistical approach based on Bayesian estimates, which is simpler in sense of estimated costs, can be used for preliminary calculations of recognition efficiency without costly experiments on software modeling.

The effectiveness of the developed method for calculating probabilistic estimates for applied image bases is proved. The result of the classification demonstrated the universality and correctness of the application of the method, each of the test objects in several of the examined image bases was correctly recognized.

The obtained numerical results of the computations are compared with the experimental data of computer modeling.

**Conclusions.** In the conducted research the method of structural classification of images on the basis of a cluster representation of the description by means of Bayesian decision theory is proposed. The basic idea of applying the corresponding mathematical approach is in assigning the analyzed object to an etalon that has the greatest value of a posteriori probability. The developed method provides a sufficient level of discrimination of images, which was confirmed by the described calculations and simulation results, is offered. Mechanism for evaluating the effectiveness of the analyzed methods of structural recognition within the framework of the applied image database has been introduced.

The scientific novelty of the research consists in the synthesis of a new method of structural recognition of images and preliminary estimation of efficiency by using the means of Bayesian decision theory and constructing classificatory solutions in the space of a cluster-etalon.

The practical significance of the work is the obtaining of applied computational models for the application of the methods of structural recognition and confirmation of their effectiveness in specific applied image bases.

**Keywords:** computer vision, structural image recognition, set of structural attributes, SURF descriptors, relevance of descriptions, cluster representation of description, Bayesian formula, posteriori probability of classifying, proximity criterion of description in the base of etalons.

## REFERENCES

1. Gorokhovatskiy V. A. Strukturnyy analiz i intellektual'naya obrabotka dannykh v komp'yuternom zrenii. Moscow, Kompaniya SMIT, 2014, 316 p.
2. Gorokhovatskiy V. A., Gorokhovatskiy A. V., Berestovskiy A. Ye. Strukturnoye raspoznavaniye izobrazheniy s primeneniyyem modeley intellektual'noy obrabotki i samoorganizatsii priznakov, *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2016, No. 3 (38), pp. 39–46.
3. Gorokhovatskiy V. A., Kulikov YU. A. Formalizm mul'timnozhestv v zadachakh strukturnogo raspoznavaniya i poiska v bazakh videodannykh, *Iskusstvennyy intellekt*, 2012, No. 1, pp. 76–85.
4. Duda R. O., Hart P. E., Stork D. G. Pattern classification. 2ed., Wiley, 2000, 738 p.
5. Shlezinger M. I. Matematicheskiye sredstva obrabotki izobrazheniy. Kiev, Naukova dumka, 1989, 200 p.
6. Bay H., Tuytelaars T., Van Gool L. Surf: Speeded up robust features, *Computer Vision: Ninth European Conference on Computer Vision, Graz, 7–13 May, 2006: proceedings*. Berlin, Springer, 2006, pp. 404–417.
7. Karami E., Prasad S., Shehata M. Image Matching Using SIFT, SURF, BRIEF and ORB: Performance Comparison for Distorted Images. Rezhim dostupa [https://www.researchgate.net/publication/292157133\\_](https://www.researchgate.net/publication/292157133_)
8. Gorokhovatskiy V. A., Stolyarov V. S. Klassifikatsiya izobrazheniy na osnove klasterного predstavleniya strukturnykh opisan, *Bionika intellekta*, 2016, No. 2 (87), pp. 83–87.
9. Vapnik V. N., Chervonenkis A. YA. Teoriya raspoznavaniya obrazov (statisticheskiye problemy obucheniya). Moscow, Nauka, 1974, 416 p.
10. Gonsales R., Vuds R.; [Per. s angl.]. Tsifrovaya obrabotka izobrazheniy. Moscow, Tekhnosfera, 2005, 1070 p.
11. Feller V. [Per. s angl.]. Vvedeniye v teoriyu veroyatnostey i yeye prilozheniya. T. 1. Moscow, Mir, 1984, 528 p.
12. Shapiro L. and Stockman G. Computer vision, Prentice Hall, 2001, 625 p.
13. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications. London: Springer, 2010, 979 p.