

## Інформаційно-екстремальне машинне навчання системи ідентифікації об'єктів на місцевості

В. В. Москаленко<sup>1)</sup>, А. Г. Коробов<sup>2)</sup>

<sup>1), 2)</sup> Сумський державний університет, вул. Римського-Корсакова, 2, м. Суми, Україна, 40007

### Article info:

Paper received:

20 January 2016

The final version of the paper received:

27 April 2015

Paper accepted online:

15 May 2015

### Correspondent Author's Address:

<sup>1)</sup> systemscoders@gmail.com

У статті розглядається завдання ідентифікації об'єктів на місцевості, вхідний математичний опис яких формується шляхом синтезу глобальних дескрипторів на основі ключових фрагментів, що описуються локальними SURF-дескрипторами. Запропоновано метод оптимізації вхідного математичного опису інформаційно-екстремального класифікатора, що навчається за навчальними матрицями, вектори-реалізації яких складаються з компонентів глобального дескриптора. При цьому оптимальна в інформаційному сенсі розмірність глобального дескриптора визначається шляхом ітераційної процедури, що включає кластеризацію за методом К-середніх SURF-векторів ключових фрагментів, формування навчальної матриці та інформаційно-екстремального машинного навчання класифікатора об'єктів. Запропонований алгоритм інформаційно-екстремального навчання реалізує адаптивне кодування значень первинних ознак розпізнавання і використанням багаторівневої системи контрольних допусків та побудову гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання в субпараметральному бінарному просторі вторинних ознак за послідовними процедурами оптимізації. Як критерій оптимізації запропоновано використовувати узагальнену модифікацію інформаційної міри С. Кульбака, що є функціоналом від помилки другого роду та першої достовірності прийняття рішень і дозволяє навчатися за нерівними вибірками.

**Ключові слова:** машинне навчання, дескриптор, розпізнавання, словник ознак розпізнавання, інформаційний критерій функціональної ефективності, оптимізація.

### ВСТУП

Функціональна ефективність сучасних безпілотних літальних апаратів у завданнях боротьби із несанкціонованим проникненням на територію, що охороняється, терористичними та контрабандними загрозами в першу чергу визначається якістю розпізнавання наземних об'єктів. Проблема забезпечення високої достовірності рішень за довільних умов формування зображень і застосування засобів маскуваності та відволікаючої імітації цілей є ключовою при наблизенні безпілотного літального апарата до можливостей пілотованої авіації.

У завданнях зіставлення орієнтирів та визначення орієнтації, прив'язки зображень до ортофотопланів, детектування та супроводження об'єктів, побудови панорам та інших завдань машинного зору широко використовуються локальні та глобальні дескриптори зображення, інваріантні до геометричних та фотометричних перетворень [1,2]. Найбільш популярними локальними дескрипторами вважаються SIFT (Scale-invariant feature, transform) та SURF (Speeded up robust features), оскільки вони забезпечують інваріантність до зміни масштабу, освітленості та афінних перетворень [3,4]. При цьому сформовані на їх основі глобальні дескриптори BoF (Bag-of-Features)

дозволяють застосовувати ідеї й методи машинного навчання та кластер-аналізу для формування вправильних правил системи ідентифікації об'єктів на місцевості. Однак висока розмірність простору ознак призводить до перетину класів розпізнавання і відповідно зниження ефективності машинного навчання. Відомі рішення завдання вибору структури і розмірності глобального дескриптора об'єктів інтересу мають евристичний характер, що обумовлює актуальність дослідження впливу розмірності дескриптора на функціональну ефективність системи ідентифікації об'єктів. Одним із перспективних підходів до вирішення цього завдання є використання ідей та методів інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології) аналізу даних, що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи розпізнавання образів у процесі її машинного навчання [5-7].

**Мета статті** – запропонувати інформаційно-екстремальний метод синтезу класифікатора об'єктів на місцевості з оптимальною в інформаційному сенсі розмірністю глобального дескриптора, що описує вектори-реалізації класів навчальної матриці, та достовірністю, прийнятною для практичних завдань аеророзвідки.

## ФОРМАЛІЗОВАНА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Нехай дано алфавіт  $\{X_m^o \mid m = 1, M\}$  класів розпізнавання, що характеризують об'єкти інтересу на місцевості. Як реалізації кожного класу розпізнавання розглядаються впорядковані дескрипторні вектори ознак розпізнавання  $\{y_{m,i}^{(j)} \mid m = 1, M; j = 1, n_m; i = \overline{1, N}\}$ , де  $n_m$  – кількість реалізацій класу  $X_m^o$ ;  $N$  – кількість ознак розпізнавання, що описуються дескрипторами вікна пошуку.

Відомий структурований вектор параметрів

$$g = \langle \delta_i, d_m \rangle, \quad (1)$$

де  $\delta_i$  – параметр, що дорівнює півширині симетричного двобічного поля контрольних допусків на значення  $i$ -ї ознаки розпізнавання в базовому класі  $X_1^o \in \{X_m^o\}$ , який характеризує об'єкт найбільшого інтересу;  $d_m$  – кодовий радіус гіперсферичного контейнера класу  $X_m^o$ , який відновлюється в радіальному базисі бінарного простору Хеммінга  $\Omega_B$  з центром, що визначається вершиною еталонного вектора  $x_{m,i} = 1, i = \overline{1, N}$ .

При цьому відомі обмеження на параметри функціонування вектора (1):  $\delta_i \in [0; \delta_{H,i}/2]$ , де  $\delta_{H,i}$  – поле нормованих (експлуатаційних) допусків на значення  $i$ -ї ознаки розпізнавання;  $d_m < d(x_m \oplus x_c)$ , де  $d(x_m \oplus x_c)$  – кодова відстань між еталонними векторами класу  $X_m^o$  та найближчого до нього сусіднього класу  $X_c^o$ .

Необхідно в процесі навчання класифікатора об'єктів інтересу визначити оптимальні значення координат вектора параметрів функціонування (1), що забезпечують максимальне значення усередненого за алфавітом класів розпізнавання критерію функціональної ефективності (КФЕ)

$$\bar{E} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_E \cap \{k\}} E_m^{(k)}, \quad (2)$$

де  $E_m^{(k)}$  – інформаційний критерій функціональної ефективності (КФЕ) навчання класифікатора розпізнавати реалізації класу  $X_m^o$ , що обчислюється на  $k$ -му кроці навчання;  $G_E$  – робоча (допустима) область значень функції інформаційного КФЕ;  $\{k\}$  – упорядкована множина кроків навчання (відновлення контейнерів класів розпізнавання).

При функціонуванні класифікатора об'єктів інтересу на місцевості безпосередньо в робочому режимі ідентифікації необхідно прийняти рішення про належність вектора-реалізації, що розпізнається у вікні пошуку, до одного з класів із заданого алфавіту  $\{X_m^o\}$ .

## 2 АЛГОРИТМ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ НА МІСЦЕВОСТІ

Класифікатор об'єктів функціонує в режимах навчання та екзамєну. Основним етапом обробки як навчальних, так і екзамєнаційних зображень є пошук ключових фрагментів, що дозволяє порівнювати об'єкти за їх окремими найбільш помітними частинами. Основні етапи обробки кадрів зображення в цих режимах показано на рис. 1.

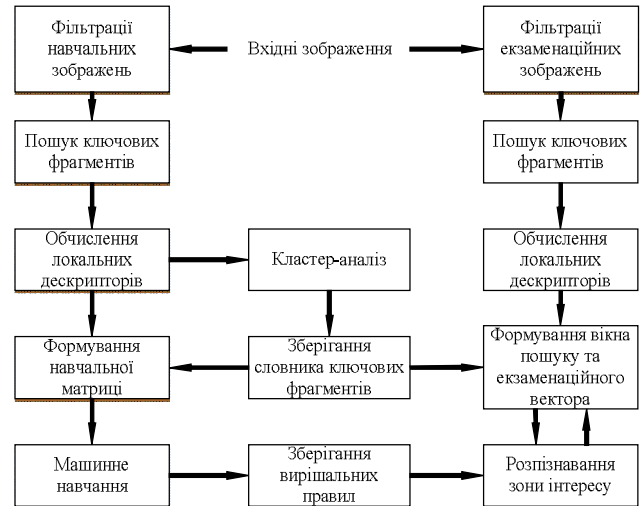


Рисунок 1 – Узагальнена блок-схема алгоритму функціонування класифікатора об'єктів на місцевості

Відмінність ділянки зображення може бути визначена за результатами обчислення за інформаційним критерієм, наприклад, ентропійним [2], кратномасштабних вейвлет-перетворень [3] або за оператором Гессе [4]. Наприклад, за алгоритмом SURF задача пошуку ключових фрагментів розв'язується за допомогою матриці Гессе:

$$H(f(x, y)) = \begin{vmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \end{vmatrix},$$

детермінант якої (гессіан) досягає екстремуму в точках максимальної зміни градієнта яскравості пікселів [1]:

$$\det(H) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} - \left[ \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \right]^2,$$

де  $f(x, y)$  – функція зміни градієнта яскравості.

Гессіан інваріантний відносно повороту, але неінваріантний до зміни масштабу, тому розрахунок гессіана для кожної точки здійснюється при застосуванні різномасштабних фільтрів.

Для кожної знайденої ключової точки розраховується її орієнтація, тобто переважаючий напрямок перепаду яскравості. Далі відбувається формування дескрипторів для кожної ключової точки. Навколо точки, як це показано на рис. 2, будуються квадратна

апертура розміром  $20 \times 20s$ , де  $s$  – масштаб, за якого було одержане максимальне значення гессіана для цієї точки. Одержана область ділиться на блоки, для кожного з яких обчислюються чотири компоненти. Дві компоненти визначають сумарний градієнт за блоком, а інші дві характеризують суму модулів точкових градієнтів. Як наслідок формується шляхом з'єднанням зважених описів градієнтів для усіх компонентів кожного з блоків навколо ключової точки вектор із 64 чисел.

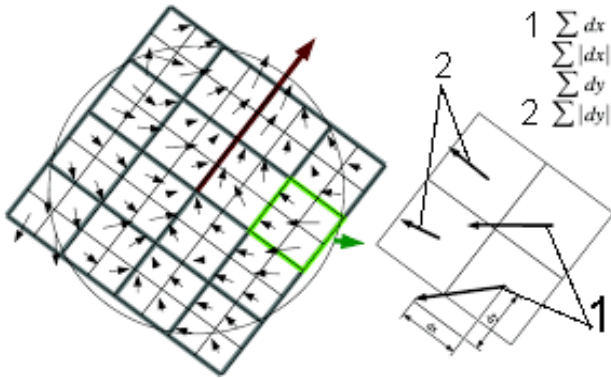


Рисунок 2 – Структура SURF-дескриптора: 1 – сумарний градієнт за блоком; 2 – сума модулів точкових градієнтів

Словник ключових фрагментів формується за результатами кластер-аналізу, в результаті якого схожі фрагменти об'єднуються в одну групу, яку представляє усереднений дескриптор. Найпростішим алгоритмом кластер-аналізу є ітераційна процедура К-середніх, реалізація якої може здійснюватися за такою схемою:

- 1) задається кількість кластерів  $K$ ;
- 2) випадковим чином із вибірки обирається  $K$  векторів-реалізацій, які на цьому кроці вважаються центрами кластерів;
- 3) кожний вектор-реалізація «приписується» до одного з  $K$  кластерів, відстань до якого найкоротша;
- 4) розраховується новий центр кожного кластера як елемент, ознаки якого розраховуються як середнє арифметичне ознак об'єктів, що входять у цей кластер;
- 5) ітераційне повторення кроків 3-4 до стабілізації складу кластерів.

Оптимальна кількість кластерів, яка одночасно є потужністю словника ознак розпізнавання, визначається в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання системи ідентифікації шляхом пошуку глобального максимуму інформаційного КФЕ.

Інформаційно-екстремальне машинне навчання, основане на адаптивному двійковому кодуванні ознак розпізнавання шляхом порівняння значення  $i$ -ї ознаки з відповідними нижнім  $A_{H,l,i}$  і верхнім  $A_{B,l,i}$  порогами  $l$ -го рівня, які розраховуються за формулами

$$A_{H,l,i} = \overline{y_{1,i}} - \frac{l w_i \delta_i}{L \delta_{\max}}, \quad A_{B,l,i} = \overline{y_{1,i}} - \frac{l w_i \delta_i}{L \delta_{\max}}, \quad l = \overline{1, L}, \quad (3)$$

де  $\overline{y_{B,i}}$  – середнє вибіркоче значення ознаки в базовому класі  $X_1^0$ ;  $L$  – кількість рівнів вкладених контрольних допусків;  $w_i$  – максимальна півширина поля контрольних допусків, що розраховується за правилом

$$w_i = \max \{ \overline{y_{1,i}} - y_{\min,i}; y_{\max,i} - \overline{y_{1,i}} \},$$

де  $y_{\min,i}$  – мінімальне значення  $i$ -ї ознаки розпізнавання;  $y_{\max,i}$  – максимальне значення  $i$ -ї ознаки розпізнавання.

Двійкове подання ознак розпізнавання з тривірневою системою контрольних допусків у рамках ІЕІ-технології здійснюється за такими правилами:

$$x_{m,3^i-2}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } A_{H,3,i} \leq y_{m,i}^{(j)} \leq A_{B,1,i}; \\ 0, & \text{інакше} \end{cases}$$

$$x_{m,3^i-1}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } A_{H,2,i} \leq y_{m,i}^{(j)} \leq A_{B,2,i}; \\ 0, & \text{інакше} \end{cases}$$

$$x_{m,3^i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } A_{H,1,i} \leq y_{m,i}^{(j)} \leq A_{B,3,i}; \\ 0, & \text{інакше} \end{cases}$$

де  $y_{m,i}^{(j)}$  – числове значення  $i$ -ї ознаки в  $j$ -й реалізації  $m$ -го класу розпізнавання.

Квазіоптимізація параметра  $\delta = \delta_i, i = \overline{1, N}$  поля контрольних допусків призначена для визначення стартових значень, що відповідають робочій (допустимій) області визначення функції інформаційного КФЕ, і здійснюється за ітераційною процедурою [6]:

$$\delta^* = \arg \max_{G_\delta} \left\{ \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left[ \max_{G_E \cap \{k\}} E_m^{(k)} \right] \right\}, \quad (4)$$

де  $E_m^{(k)}$  – інформаційний КФЕ, значення якого обчислюється на  $k$ -му кроці навчання;  $G_\delta$  – область допустимих значень параметра поля контрольних допусків;  $G_E$  – робоча область визначення функції КФЕ;  $\{k\}$  – множина кроків навчання системи розпізнавання.

Послідовна оптимізація параметра  $\delta_i$  поля контрольних допусків на значення  $i$ -ї ознаки здійснюється за ітераційною процедурою [7]

$$\delta_i^* = \arg \max_{G_\delta} \left\{ \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left[ \max_{G_E \cap G_a} E_m^{(i)} \right] \right\}, \quad (5)$$

де  $E_m^{(L)}$  – КФЕ-навчання класифікатора при  $l$ -му прогоні послідовної процедури оптимізації;  $\otimes$  – символ операції повторення;  $L$  – кількість прогонів ітераційної процедури послідовної оптимізації

полів контрольних допусків.

Як КФЕ-навчання системи розпізнавання розглянемо модифіковану інформаційну міру Кульбака [6, 7], в якій відношення правдоподібності представлено у вигляді відношення повної ймовірності правильного прийняття рішень  $P_{true}$  до повної ймовірності помилкового прийняття рішень  $P_{false}$ . У цьому випадку для двох альтернативних гіпотез міра Кульбака має вигляд

$$E_m^{(k)} = [P_{true,m}^{(k)} - P_{false,m}^{(k)}] \log_2 \frac{P_{true,m}^{(k)}}{P_{false,m}^{(k)}} =$$

$$= \left[ \begin{array}{l} P_{true,m}^{(k)} = p_1 D_{1,m} + p_2 D_{2,m} \\ P_{false,m}^{(k)} = p_1 \alpha_m + p_2 \beta_m \\ p_1 = \frac{n_m}{n_m + n_c}; p_2 = \frac{n_c}{n_m + n_c} \\ \alpha_m = 1 - D_{1,m}; D_{2,m} = 1 - \beta_m \end{array} \right] =$$

$$= \frac{[n_c - n_m + 2 \cdot (n_m D_{1,m}^{(k)} - n_c \beta_m^{(k)})]_*}{n_m + n_c} * \log_2 \left( \frac{n_c + (n_m D_{1,m}^{(k)} - n_c \beta_m^{(k)})}{n_m - (n_m D_{1,m}^{(k)} - n_c \beta_m^{(k)})} \right), \quad (6)$$

де  $D_{1,m}^{(k)}$  – перша достовірність, обчислена на  $k$ -му кроці навчання;  $D_{2,m}^{(k)}$  – друга достовірність;  $\alpha_m^{(k)}$  – помилка першого роду;  $\beta_m^{(k)}$  – помилка другого роду;  $n_m$  – кількість реалізацій у навчальній вибірці базового класу  $X_m^o$ ;  $n_c$  – кількість сусідніх реалізацій, що належать до інших класів.

Нормовану модифікацію критерію (6) подамо у вигляді

$$\hat{E}^{(k)} = \frac{E^{(k)}}{E_{\max}}, \quad (7)$$

де  $E_{\max}$  – значення критерію, обчислене за умови, що  $D_{1,m}^{(k)} = 1$  і  $\beta_m^{(k)} = 0$ .

При цьому робоча (допустима) область визначення функції інформаційного КФЕ обмежена нерівностями  $D_1 \geq 0,5$  та  $D_2 \geq 0,5$ .

У режимі екзамену класифікатора об'єктів віднесення реалізації  $x^{(j)}$  до класу розпізнавання  $X_m^o$  здійснюється для гіперсферичних вирішальних правил за функцією належності [8]

$$\mu_m = 1 - \frac{d(x_m \oplus x^{(j)})}{d_m^*},$$

де  $d(x_m \oplus x^{(j)})$  – кодова відстань між еталонним вектором  $x_m$  і реалізацією  $x^{(j)}$ , що розпізнається;  $d_m^*$  –

визначений на етапі навчання оптимальний радіус контейнера класу  $X_m^o$ .

Для забезпечення інваріантності до масштабу глобальних дескрипторів ВоF можна здійснювати ітеративну зміну розміру сканувального вікна пошуку або використовувати кратномасштабне подання зображення, що інколи називають пірамідою зображень. Піраміда зображень являє собою послідовність зображень, де кожне наступне зображення отримане із попереднього шляхом фільтрації і прорідження в два рази. Побудова піраміди зображень здійснюється за такою схемою:

- 1) завантажуються зображення на обробку;
- 2) здійснюється високочастотна фільтрація зображення з ядром, наприклад, за функцією Гауса

$$g(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/(2\sigma^2)};$$

- 3) зменшується зображення в два рази.

Таким чином, алгоритм навчання інформаційно-екстремального класифікатора об'єктів на місцевості полягає в ітераційній процедурі наближення глобального максимуму інформаційного КФЕ (2) до його граничного значення шляхом оптимізації полів контрольних допусків на значення ознак глобальних дескрипторів шуканих об'єктів та оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання. При цьому алгоритм екзамену полягає у формуванні піраміди зображень та їх скануванні ковзним вікном з метою розпізнавання глобального дескриптора в кожній із позицій.

## РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ НА МІСЦЕВОСТІ

Запропонований алгоритм машинного навчання класифікатора об'єктів на місцевості було використано для завдання розпізнавання транспортних засобів. Навчальні зображення з роздільною здатністю 100 x 100 пікселів, одержані із відеозаписів аерозйомки, є реалізаціями класу  $X_1^o$ .

Вибірка класу  $X_2^o$  складається із зображень місцевості за відсутності об'єктів інтересу.

На рис. 4 показано приклади зображень об'єктів та елементів ландшафту місцевості, що використовувалися при формуванні вхідної навчальної матриці.

Вибір оптимальної в інформаційному сенсі кількості кластерів  $N^*$  ключових фрагментів, що формують словник ознак інформаційно-екстремального класифікатора, запропоновано здійснювати в процесі ітераційної процедури максимізації усередненого за алфавітом класів інформаційного КФЕ (2) в допустимій області визначення його функції

$$N^* = \arg \max_{\{N\}} \left\{ \max_{\{G_s\}} \{ \bar{E}[N] \} \right\}.$$

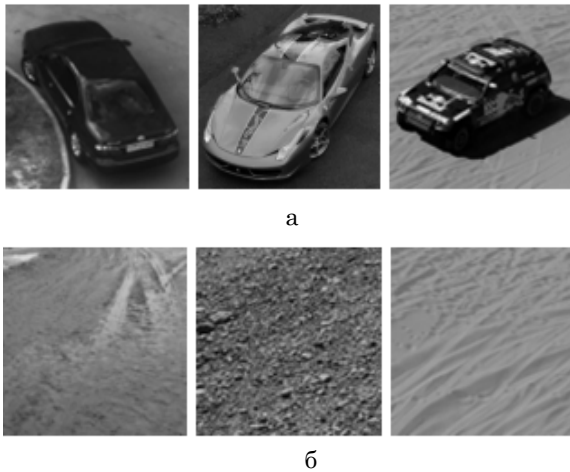


Рисунок 4 – Приклади зображень: а – об’єкти інтересу; б – елементи ландшафту місцевості

Обсяг навчальної матриці кожного класу становить  $n_m=100$ . При цьому за навчальними матрицями було сформовано набір ключових фрагментів обсягом  $n=2500$ , дескриптори яких підлягають кластер-аналізу для формування словника ознак інформаційно-екстремального класифікатора. На рис. 5 показано графік залежності усередненого значення нормованого інформаційного КФЕ (7) від кількості кластерів, що формують словник ознак, при навчанні класифікатора за процедурами (4) та (5).

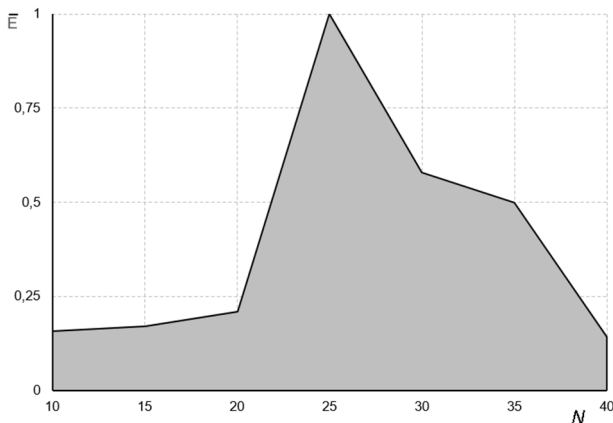


Рисунок 5 – Залежність усередненого інформаційного КФЕ від потужності словника ознак

Аналіз рис. 5 показує, що оптимальний в інформаційному сенсі словник ознак об’єктів, що розпізнаються, становить  $N=25$ , що визначає оптимальну розмірність глобальних дескрипторів.

На рис. 6 показано графік залежності усередненого значення нормованого інформаційного КФЕ (7) від кількості ітерацій оптимізації параметра поля контрольних допусків на значення ознак за процедурою (5).

Аналіз рис. 6 показує, що алгоритму послідовної оптимізації потрібно 290 викликів процедури (5) для знаходження оптимального вектору  $\{\delta_i^*, i=1, \overline{N}\}$ , що відповідає глобальному максимуму усередненого нормованого КФЕ-навчання класифікатора  $\overline{E}^*=1,0$ .

На рис. 7 наведено графіки залежності КФЕ (7) від радіусів контейнерів відповідних класів при оптимальній системі контрольних допусків на значення ознак розпізнавання.

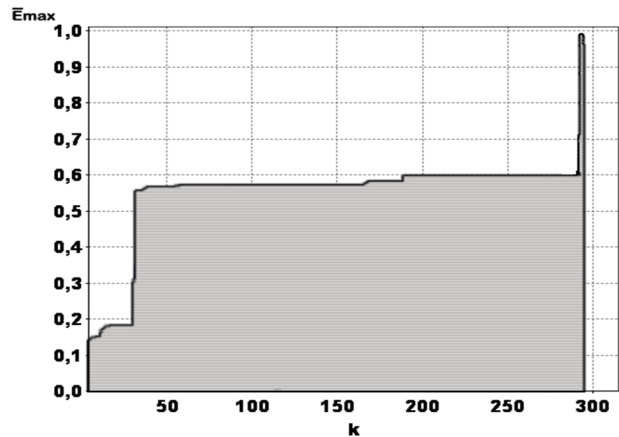


Рисунок 6 – Графік зміни максимумів усередненого за алфавітом класів значення критерію (7) в процесі послідовної оптимізації системи контрольних допусків

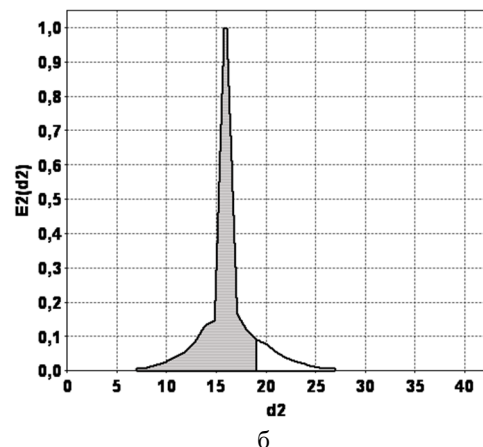
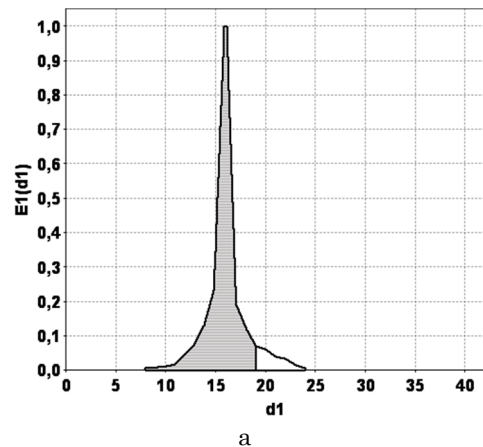


Рисунок 7 – Графіки залежності нормованого КФЕ (7) від радіусів контейнерів класів: а –  $X_1^o$ ; б –  $X_2^o$

Аналіз рис. 7 показує, що максимальні значення КФЕ-навчання для класів  $X_1^o$  та  $X_2^o$  дорівнюють  $E_1^* = 1,0$  та  $E_2^* = 1,0$  відповідно, а оптимальні значення радіусів відповідних контейнерів класів розпізнавання –  $d_1^* = 16$ ,  $d_2^* = 16$  (у кодових одиницях). Граничні значення КФЕ для класів  $X_1^o$  та  $X_2^o$  свідчать про побудову для них безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил.

Таким чином, у рамках ІЕІ-технології вдалося побудувати безпомилкові за навчальною матрицею, сформованою на основі глобальних дескрипторів, вирішальні правила для розпізнавання транспортних засобів на визначеній ділянці місцевості.

## ВИСНОВКИ

Розроблений у рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології алгоритм синтезу системи розпізнавання транспортних засобів на місцевості за даними аеророзвідки дозволяє одержати безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила, що гарантує на етапі екзамену, тобто безпосередньо в робочому режимі, достовірність розпізнавання, наближену до максимального асимптотичного значення. При цьому встановлено оптимальну в інформаційному розумінні розмірність глобальних дескрипторів об'єктів інтересу, яка визначає потужність словника ознак розпізнавання.

## Information-extreme machine learning for object identification on the terrain

V. V. Moskalenko<sup>1)</sup>, A. H. Korobov<sup>2)</sup>

*1), 2) Sumy State University, 2, Rimsky Korsakov Str., 40007, Sumy, Ukraine*

The article deals with the usage of a SURF local descriptor of key fragments to create a global descriptor BoF for objects of interest on terrain within task of recognition of armored technique in the controlled territory using images of air reconnaissance. The method of optimization of the input mathematical description of the information-extreme classifier trained on dataset, which consist of global descriptors BoF, is proposed. The optimal in information understanding dimensionality of a global descriptor is determined by iterative procedure, which includes k-means clustering of key fragment's SURF-vectors, training dataset creation and information-extreme machine learning of the classifier. The offered algorithm of information-extreme machine learning implements the adaptive coding of values of primary features using multilevel system of control permits, and creation of hyperspherical containers of classes in binary space of secondary features with sequential optimization procedures. It was suggested to use the rated modification of S. Kulbak's information measure, which is a function of false omission rate and positive predictive value of decision-making and it also allows machine learning on imbalanced dataset.

**Keywords:** machine learning, descriptor, unmanned aerial vehicle, class, feature set, information criterion, optimization

## Информационно-экстремальное машинное обучение системы идентификации объектов на местности

В. В. Москаленко<sup>1)</sup>, А. Г. Коробов<sup>2)</sup>

*1), 2) Сумский государственный университет, ул. Римского-Корсакова, 2, Сумы, Украина, 40007*

В статье рассматривается задача идентификации объектов на местности, входящее математическое описание которых формируется путем синтеза глобальных дескрипторов на основе ключевых фрагментов, которые описываются локальными SURF-дескрипторами. Предложен метод оптимизации входного математического описания информационно-экстремального классификатора, учащегося по учебным матрицам, векторы-реализации которых состоят из компонентов глобального дескриптора. При этом оптимальная в информационном смысле размерность глобального дескриптора определяется путем итерационной процедуры, включая кластеризацию по методу K-средних SURF-векторов ключевых фрагментов, формирование учебной матрицы и информационно-экстремального машинного обучения классификатора объектов. Предложенный алгоритм информационно-экстремального обучения реализует адаптивное кодирование значений первичных признаков распознавания с использованием многоуровневой системы контрольных допусков и построение гиперсферических контейнеров классов распознавания в субпарацептуальном бинарном пространстве вторичных признаков по последовательным процедурам оптимизации. В качестве критерия оптимизации предложено использовать обобщенную модификацию информационной меры С. Кульбака, являющуюся функционалом от ошибки второго рода и первой достоверности принятия решений позволяющую учиться по неровным выборкам.

**Ключевые слова:** машинное обучение, дескриптор, распознавания, словарь признаков распознавания, информационный критерий функциональной эффективности, оптимизация.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Alhamzi K. 3D Object Recognition Based on Image Features / A Survey, K. Alhamzi, M. Elmogy, S. Barakat // *International Journal of Computer and Information Technology*. Faizabad, India: Research and Publication Unit. – 2014. – Vol. 03, I. 03. – P. 651– 660.
2. Хуршудов, А. А. Обнаружение локальных пространственных структур для распознавания изображений / А. А. Хуршудов // *Научно-технические ведомости СПбГУ. Информатика. Телекоммуникации. Управление*. – Санкт-Петербург, Россия : СПбГУ. — 2014. — № 5(205). — С. 72–82.
3. Sahzabi V. A. Object Class Recognition Using Surf Descriptors and Shape Skeletons / V. A. Sahzabi, K. Omar // *Intelligent Robotics Systems*. Berlin: Springer Berlin Heidelberg. – 2013. – P. 255– 264.
4. Singh U. Object Detection and Localization Using SURF Supported By K-NN / U. Singh, S. S. Singh, M. K. Srivastava // *International Journal of Computer and Information Technology*. Gorakhpur, India: Research and Publication Unit. – 2015. – Vol. 3, I.02. – P. 88– 93.
5. Moskalenko V. V. Information-Extreme Algorithm for Optimizing Parameters of Hyperellipsoidal Containers of Recognition Classes / A. S. Dovbysh, N. N. Budnyk, V. V. Moskalenko // *Journal of automation and information sciences*. – 2012. – V. 44, I. 10. – P. 35– 44.
6. Moskalenko V. V. Intelligent Decision Support System for Medical Radioisotope Diagnostics with Gamma-camera / A. S. Dovbysh, V. V. Moskalenko, A. S. Rizhova, O. V. Dyomin // *Journal of Nano- and Electronic Physics*. – Sumy, Ukraine : Sumy State University. – 2015. –Vol.7, No 4. – P. 04036-1.
7. Moskalenko V. V. Information-extreme method of classification of observation with categorical attributes / A. S. Dovbysh, V. V. Moskalenko, A. S. Rizhova // *Kibernetika i sistemny analiz*. – Kyiv, Ukraine : Naukova dumka. – 2016. – Vol. 52, N 2. – P. 4–3.
8. Довбиш А. С. Основы проектування інтелектуальних систем: навч. посіб. / А. С. Довбиш // Суми: Видавництво СумДУ, 2009.

## REFERENCES

1. Alhamzi K., Elmogy M., Barakat S. (2014). 3D Object Recognition Based on Image Features: A Survey. *International Journal of Computer and Information Technology*, 03(03), 651– 660.
2. Khurshudov A. A (2014). Obnaruzhenie lokal'nyh prostranstvennyh struktur dlya raspoznavaniya izobrazhenii [Detection local spatial structures for image recognition]. *Nauchno-tehnicheskies vedomosti SpbHU. Informatika. Telekomunikatsii. Upravlenie*. — St. Petersburg State Polytechnical University Journal. Computer Science. Telecommunication and Control Systems, 5(205), 72–82 [in Russian].
3. Sahzabi V. A., Omar K. (2013). Object Class Recognition Using Surf Descriptors and Shape Skeleton. *Intelligent Robotics Systems*, 255– 264.
4. Singh U., Singh S. S., Srivastava M. K. (2015). Object Detection and Localization Using SURF Supported By K-NN. *International Journal of Computer and Information Technology*, 3 (02), 88– 93.
5. Moskalenko V. V., Dovbysh, A. S., Budnyk, N. N., (2012). Information-Extreme Algorithm for Optimizing Parameters of Hyperellipsoidal Containers of Recognition Classes. *Journal of automation and information sciences*, 44, 35– 44.
6. Dovbysh A. S., Moskalenko V. V., Rizhova A. S., Dyomin O. V. (2015). Intelligent Decision Support System for Medical Radioisotope Diagnostics with Gamma-camera. *Journal of Nano and Electronic Physics*. 7 (4), P. 04036-1.
7. Dovbysh A. S., Moskalenko V. V., Rizhova A. S. (2016) Information-extreme method of classification of observation with categorical attributes. *Kibernetika i sistemny analiz*, 52 (2), 4– 13.
8. Dovbysh A. S. (2009) *Osnovi proektuvanya intelektualnih system [Fundamentals of design Intelligent Systems]*. Sumy: SumSU [in Ukrainian].