

УДК 004.93'1:528.5

В. В. МОСКАЛЕНКО, А. Г. КОРОБОВ

Сумський державний університет, Україна

ОПТИМІЗАЦІЯ ПАРАМЕТРІВ ФУНКЦІОНУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ НА МІСЦЕВОСТІ

Розглядається алгоритм машинного навчання системи ідентифікації об'єктів на місцевості з оптимізацією словника ознак розпізнавання і контрольних допусків на їх значення. Запропоновано глобальний дескриптор зображення об'єкта, що є інваріантний до повороту і враховує як локальні особливості об'єкта, так і їх просторовий розподіл. Алгоритм обчислення запропонованого дескриптора полягає у знаходженні вектора частот появи характерних точок об'єкта у вікні пошуку та гістограми частот появи пар сусідніх комірок вікна пошуку, у яких одночасно містяться ключові точки з однаковими мітками. Запропоновано алгоритм формування параметризованих навчальних вибірок для адаптації до відстані спостереження при використанні об'єктива без керованого фокусу. Роботу запропонованих алгоритмів для розв'язання задачі ідентифікації наземних транспортних засобів змодельовано у віртуальному середовищі Unity 3D.

Ключові слова: машинне навчання, розпізнавання образів, навчальна матриця, глобальний дескриптор, оптимізація, інформаційний критерій.

Вступ

Ефективність систем автономного моніторингу місцевості за допомогою безпілотного літального апарату значною мірою визначається інформаційною спроможністю системи ідентифікації об'єктів інтересу. При цьому у задачах розпізнавання образів та сцен набуло поширення використання глобальних дескрипторів таких як мішок слів (Bag-of-words, BoW), що обчислюється на основі локальних дескрипторів SIFT (Scale-invariant feature transform) або SURF (Speeded Up Robust Features) для особливих точок, та гістограми орієнтованих градієнтів (Histogram of Oriented Gradients, HOG) у вікні пошуку [1, 2]. Проте BoW-дескриптор представляє собою вектор частот появи характерних точок у вікні пошуку і тому не враховує їх взаємного розміщення, що призводить до втрати важливої інформації [1]. В популярному HOG-дескрипторі зовнішній вигляд та форма об'єкту на ділянці зображення описуються об'єднанням гістограм направлених градієнтів для пікселів, що знаходяться всередині комірок, на які поділено вікно пошуку. Основним недоліком HOG-дескрипторів є відсутність інваріантності до повороту, що робить неефективним його використання в умовах апріорної невизначеності щодо орієнтації об'єктів інтересу на контрольованій місцевості [2]. У працях [3,4] з метою удосконалення BoW-дескриптора було запропоновано додавати до нього просторову інформацію, яка отримується шляхом

поділу вікна пошуку сіткою на квадратні комірки або полярною картою на комірки, що відновлюються в радіальному базисі, з наступним розрахунком гістограми частот появи пар сусідніх комірок вікна пошуку, у яких одночасно містяться ключові точки з однаковими мітками. При цьому не було розглянуто задачі оптимізації поділу вікна пошуку на комірки. Даний дескриптор інваріантний до повороту і непрямым чином враховує взаємне розміщення характерних точок, однак його висока розмірність ускладнює використання традиційних методів машинного навчання, які потребують значного обсягу навчальних зразків. Розширення як потужності алфавіту класів, так і словника ознак призводять до перетину образів в просторі ознак, що ускладнює задачу побудови безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил в умовах, як правило, обмеженого обсягу навчальної вибірки.

Ще одним фактором, який впливає на ефективність системи ідентифікації об'єктів на місцевості є умови спостереження. Адаптація до умов функціонування є важливою властивістю інтелектуальних інформаційних систем. Наприклад, при використанні об'єктива без автофокусу і значній зміні висоти польоту безпілотника існує потреба в перегляді як структури так і складу словника ознак.

Одним із перспективних напрямків досліджень в області синтезу здатних навчатися систем контролю є використання логарифмічних інформаційних мір, які, завдяки згладжуючому ефекту логарифміч-

ної функції, дозволяють працювати з вибірками невеликого обсягу [5]. При цьому застосування адаптивного двійкового кодування навчальної матриці дозволяє знизити обчислювальну складність алгоритмів як в режимі навчання так і екзамену, а використання принципів ієрархічної впорядкованості та відкладених рішень дозволяють реалізувати ітераційну процедуру адаптації до умов спостереження шляхом оптимізації параметрів функціонування системи за інформаційним критерієм [6].

У статті пропонується метод інформаційного синтезу здатної навчатися системи ідентифікації об'єктів на місцевості з оптимізацією словника ознак.

1. Формалізована постановка задачі

Нехай для інтервалу висоти над рівнем моря τ_h , $h = \overline{1, h_{\max}}$, де h_{\max} – кількість заданих інтервалів спостереження, на які розбито висоту польоту безпілотного апарату, сформовано алфавіт параметричних класів розпізнавання $\{X_m^o(\tau_h) | m = \overline{1, M}\}$, що характеризують об'єкт інтересу на інтервалі часу τ_h , і відповідну для кожного алфавіту $\{X_m^o(\tau_h)\}$ нечітку навчальну багатовимірну (векторну) матрицю $\{y_{m,i}^j(\tau_h) | i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n_r}\}$, де N, n_m – кількість ознак розпізнавання і векторів-реалізацій образу відповідно. При цьому $N = N_1 + N_2$, де N_1 – локальні ознаки, N_2 – просторові ознаки. Нехай базовий клас $X_1^o(\tau_h)$ характеризує найбільш цінний для розпізнавання об'єкт інтересу на τ_h -му інтервалі висоти спостереження.

Дано структурований вектор просторово-часових параметрів функціонування системи ідентифікації об'єктів інтересу на місцевості, який у загальному випадку має структуру

$$g = \langle g_1, \dots, g_{\xi_1}, \dots, g_{\Xi_1}, f_1, \dots, f_{\xi_2}, \dots, f_{\Xi_2} \rangle, \quad (1)$$

$$\Xi_1 + \Xi_2 = \Xi,$$

де $\langle g_1, \dots, g_{\xi_1}, \dots, g_{\Xi_1} \rangle$ – генотипні параметри функціонування, які впливають на параметри розподілу реалізацій образу;

$\langle f_1, \dots, f_{\xi_2}, \dots, f_{\Xi_2} \rangle$ – фенотипні параметри функціонування, які впливають на геометрію контейнерів класів розпізнавання, що відновлюються в радіальному базисі простору ознак.

При цьому відомі обмеження на відповідні параметри функціонування:

$$R_{\xi_1}(g_1, \dots, g_{\xi_1}, \dots, g_{\Xi_1}) \leq 0;$$

$$R_{\xi_2}(f_1, \dots, f_{\xi_2}, \dots, f_{\Xi_2}) \leq 0.$$

Необхідно в процесі навчання визначити оптимальні значення координат вектора (1), які забезпечують на кожному інтервалі аналізу даних τ_h максимум усередненого за алфавітом класів розпізнавання КФЕ навчання системи

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

де $E_m(\tau_h)$ – інформаційний КФЕ навчання системи ідентифікації розпізнавати реалізації класу $\{X_m^o(\tau_h)\}$; $\{k\}$ – впорядкована 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 $\{X_m^o(\tau_h)\}$.

2. Опис алгоритму навчання системи ідентифікації об'єктів на місцевості

Основним етапом обробки як навчальних, так і екзаменаційних зображень є пошук ключових фрагментів, що дозволяє порівнювати об'єкти за їх окремими найбільш помітними частинам. Пропонується використовувати для пошуку ключових фрагментів та обчислення їх дескриптору метод SURF (Speeded Up Robust Features), де ключові фрагменти відповідають точкам максимальної зміни градієнту яскравості пікселів, у яких детермінант матриці Гессе (гессіан) досягає екстремуму. Для кожного знайденого ключового фрагменту метод SURF формує його дескриптор, що представляє собою набір 128 чисел. Ці числа відображають флуктуації градієнту навколо центральної точки ключового фрагменту (рис. 1).

Наявність в ключовому фрагменті ділянок з різним градієнтом забезпечує дисперсію дескрипторів для різних фрагментів і, відповідно, інваріантність дескрипторів відносно повороту [6]. Розмір фрагменту, для якого розраховується дескриптор, визначається масштабом матриці Гессе, що забезпечує інваріантність відносно масштабу.

Словник ключових фрагментів формується за результатами кластер-аналізу, в результаті якого схожі фрагменти об'єднуються в одну групу, яку представляє усереднений дескриптор. Як алгоритм кластер-аналізу можна використати один з найпрос-

тіших, наприклад алгоритм k-середніх.

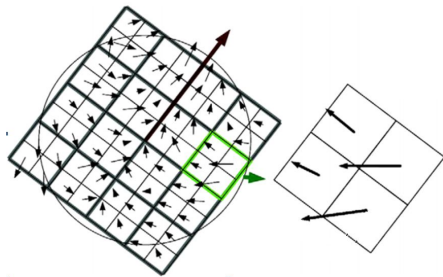


Рис. 1. Структура SURF-дескриптора

З метою удосконалення WoW-дескриптора пропонується додавати до нього просторову інформацію, яка отримується шляхом поділу вікна пошуку сіткою на квадратні комірки або полярною картою на комірки, що відновлюються в радіальному базисі, з наступним розрахунком гістограми частот появи пар сусідніх комірок вікна пошуку, у яких одночасно містяться ключові точки з однаковими мітками (рис. 2).

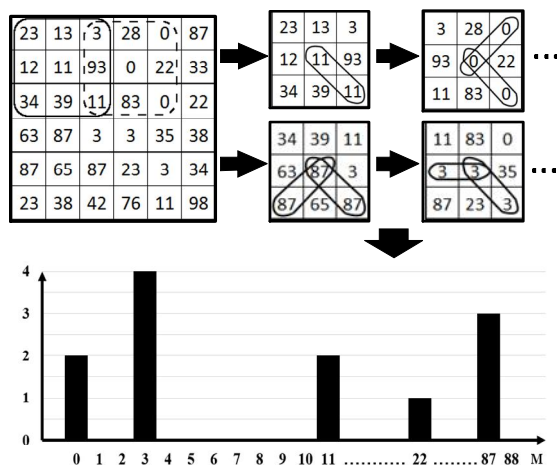


Рис. 2. Схема обчислення просторових ознак глобального дескриптора

Кодування навчальної матриці в рамках ІЕІ-технології при L-рівневій системі контрольних допусків на ознаки глобального дескриптора здійснюється за правилом

$$x_{m,L*i-L+1}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } y_{m,i}^{(j)} \geq \overline{y_{B,i}} - (L-1+1) \cdot \delta_i \\ & \text{і } y_{m,i}^{(j)} \leq \overline{y_{B,i}} + 1 \cdot \delta_i; \\ 0, & \text{інакше} \end{cases}$$

де $y_{m,i}^{(j)}$ – числове значення i-ї ознаки в j-й реалізації m-го класу розпізнавання; δ_i – параметр поля контрольних допусків на значення i-ї ознаки, який оптимізується в процесі навчання; $\overline{y_{B,i}}$ – середнє вибіркоче значення ознаки в базовому класі,

що характеризує об'єкт інтересу; 1 – номер рівня контрольного допуску, $l = \overline{1, L}$.

Побудова вирішальних правил в рамках так званої інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології [5] здійснюється згідно з принципом відкладених рішень в процесі оптимізації параметрів навчання за ієрархічною багатоцикличною ітераційною процедурою пошуку максимального граничного значення інформаційного критерію у вигляді (рис. 3)

$$g_{\xi}^* = \arg \langle \max_{G_{\Xi}} \{ \max_{G_{\Xi-1}} \{ \dots \{ \max_{G_1} \overline{E} \} \dots \} \} \rangle, \quad (3)$$

де g_{ξ}^* – ξ -й оптимальний в інформаційному розумінні параметр навчання системи ідентифікації об'єктів розпізнавати реалізації алфавіту класів $\{X_m^0\}$; G_{Ξ} – область допустимих значень Ξ -го параметру навчання; \overline{E}_m – усереднений за алфавітом класів інформаційний критерій.

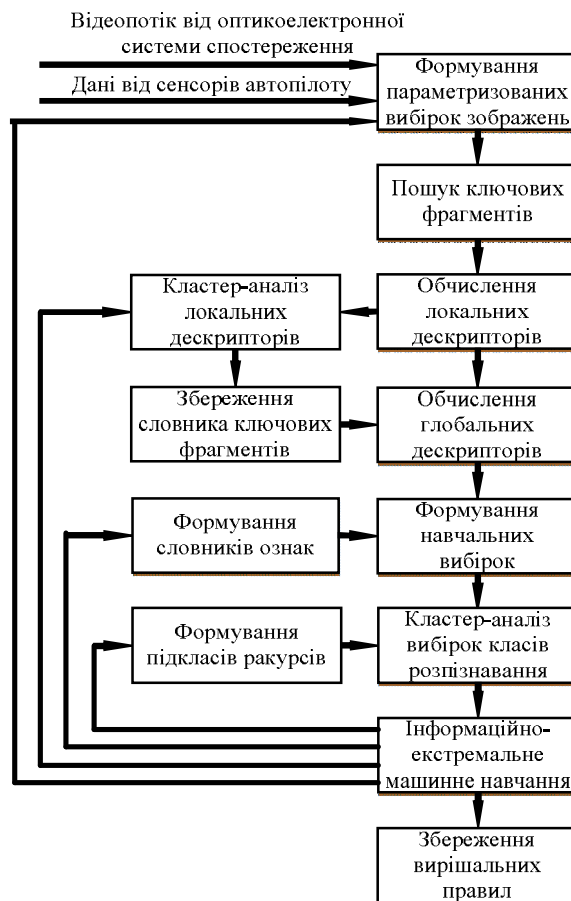


Рис. 3. Структурна схема системи ідентифікації об'єктів на місцевості в режимі навчання

Як параметри функціонування системи ідентифікації об'єктів інтересу на місцевості розглядаються кількість діапазонів відстані спостереження, потужність алфавіту словника ключових фрагментів, параметри комірок глобального дескриптора у вікні

пошуку, поля контрольних допусків на значення ознак глобального дескриптора та геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання, що відновлюються в радіальному базисі простору Хеммінга. При цьому для кожного діапазону висоти польоту літального апарату окремо формуються структура і склад словника ознак розпізнавання.

Як КФЕ навчання класифікатора використовується модифікована інформаційна міра 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} . Для двохальтернативних гіпотез міра Кульбака, виражена через точнісні характеристики рівномірних рішень, має вигляд

$$E_m^{(k)} = \left[P_{\text{true},m}^{(k)} - P_{\text{false},m}^{(k)} \right] \log_2 \frac{P_{\text{true},m}^{(k)}}{P_{\text{false},m}^{(k)}} = \left| \begin{array}{l} P_{\text{true},m}^{(k)} = 0.5 \cdot D_{1,m} + 0.5 \cdot D_{2,m} \\ P_{\text{false},m}^{(k)} = 0.5 \cdot \alpha_m + 0.5 \cdot \beta_m \\ \alpha_m = 1 - D_{1,m}; D_{2,m} = 1 - \beta_m \end{array} \right| = \left[D_{1,m}^{(k)} - \beta_m^{(k)} \right] * \log_2 \left(\frac{1 + (D_{1,m}^{(k)} - \beta_m^{(k)}) + 10^{-r}}{1 - (D_{1,m}^{(k)} - \beta_m^{(k)}) + 10^{-r}} \right), \quad (4)$$

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; 10^{-r} – будь-яке мале знаменне число, яке дозволяє уникнути появи нуля в знаменнику дробу.

Нормовану модифікацію критерію (6) представимо у вигляді

$$\hat{E}_m^{(k)} = \frac{E_m^{(k)}}{E_{\text{max}}}, \quad (5)$$

де E_{max} – значення критерію (4) при $D_{1,m}^{(k)} = 1$ і $\beta_m^{(k)} = 0$.

Згідно формули (3) ітераційна процедура оптимізації впорядкованого вектора параметрів поля контрольних допусків $\langle \delta_1, \delta_2, \dots, \delta_1, \dots, \delta_{N-1}, \delta_N \rangle$ на значення ознак та вектора ймовірностей $\langle P_1, P_2, \dots, P_1, \dots, P_{N-1}, P_N \rangle$ включення ознак до робочого словника Σ^* полягає в максимізації загального критерію (2)

$$\Sigma^* = \arg \max_{\Sigma \in \Omega} \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{\{k\}} J_k \} \}, \quad (6)$$

де G_δ – область допустимих значень поля контрольних допусків; $\{k\}$ – множина кроків оптимізації геометричних параметрів розбиття; J_k – критерій оптимізації.

Оцінка якості словника ознак може бути здійснена за спрощеною процедурою оптимізації параметра δ поля контрольних допусків [6].

$$\delta^* = \arg \max_{G_\delta} \left\{ \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left[\max_{G_E \cap G_d} E_m \right] \right\}, \quad (7)$$

де G_E – робоча область визначення функції КФЕ, в якій перша та друга достовірності перевершують відповідно помилки першого та другого роду; G_d – область допустимих значень радіусу гіперсферичного контейнера.

З метою підвищення оперативності пошуку оптимального словника ознак запропоновано використати популяційний алгоритм пошуку косяком риб (Fish School Search, FSS), який відрізняється простотою реалізації, інтерпретабельністю та високою швидкістю збіжності [8]. В цьому алгоритмі вихідна множина ознак може бути представлена у вигляді числового вектору $P^{|N|}$ довжиною N , який відповідає позиції агента в багатовимірному просторі рішень. При цьому якщо для z -го агента виконується умова $P_{z,i} > \theta$, де θ – поріг ймовірності вибору ознак, то у відповідному словнику присутня i -та ознака, в протилежному випадку – вона не використовується.

Оскільки оптимізація словника ознак спрямована як на підвищення усередненого за алфавітом класів КФЕ навчання шляхом видалення заважаючих ознак, так і на стиснення вхідного математичного опису шляхом видалення неінформативних ознак, то існує потреба в модифікації фітнес-функції популяційного алгоритму. Згідно принципу максимізації зваженої суми частинних критеріїв подамо фітнес-функцію у вигляді згортки

$$J = \alpha \bar{E} + (1 - \alpha) \left(1 - \frac{N_z}{N} \right), \quad (8)$$

де \bar{E} – усереднене за алфавітом класів значення нормованого інформаційного КФЕ (5); α – коефіцієнт пріоритету КФЕ $\alpha \in (0,1)$; N_z – кількість ознак в поточному кращому словнику.

В алгоритмі FSS косяк риб є агрегацією агентів популяції, які рухаються приблизно з однією й тією

ж швидкістю і орієнтацією, підтримуючи приблизно однакову відстань між собою. Індивідуальний успіх кожної риби в процесі пошуку рішення характеризується її вагою, що відіграє роль пам'яті. Кожна ітерація пошуку виконує дві групи операторів – оператори годування та оператори плавання.

Оператор годування формалізує успішність дослідження агентами тих чи інших областей “акваріуму” і полягає в обчисленні ваги z -го агента, яка пропорційна нормалізованій різниці значень фітнес-функції на наступній та поточній ітераціях

$$w_z[k+1] = w_z[k] + \frac{J(P_z[k+1]) - J(P_z[k])}{\max(J(P_z[k+1]), J(P_z[k]))},$$

$$z = \overline{1, Z},$$

де $P_z[k+1]$, $P_z[k]$ – позиція z -го агента в багатовимірному просторі рішень на k -й та $(k+1)$ -й ітерації алгоритму FSS.

Максимально можливе значення ваги агента w_z у алгоритмі FSS обмежується значенням $w_{\max} > 0$. При цьому під час ініціалізації популяції всім агентам присвоюється вага, що рівна $w_{\max} \cdot 0,5$.

В алгоритмі FSS розрізняють три види плавання – індивідуальне, інстинктивно-колективне та колективно-вольове. Ці види плавання здійснюються послідовно один за одним в окремі інтервали часу

$$(t, \tau], (\tau, \theta], (\theta, t'), \quad t < \tau < \theta < t', \quad t' = t + 1.$$

Під час індивідуального плавання агентів відбувається їх переміщення, що має рівномірний випадковий характер. При цьому за одну ітерацію алгоритму FSS крок індивідуального плавання виконується фіксовану кількість разів. Компоненти кроку переміщення V_z^{ind} рівномірно розподілені в заданому інтервалі v_{\max}^{ind}

$$V_z^{\text{ind}} = U(0;1)v_{\max}^{\text{ind}}, \quad z = \overline{1, Z},$$

де $U(0;1)$ – випадкове число із діапазону $(0;1)$.

В процесі інстинктивно-колективного плавання на кожного з агентів чинять вплив всі інші агенти популяції і цей вплив пропорційний індивідуальним успіхам агентів. При цьому позиції агентів обчислюються за формулою

$$P_z^\theta = P_z^\tau + \frac{\sum_j V_j^{\text{ind}}(\tau)(J(P_j^\tau) - J(P_j^t))}{\sum_j J(P_j^\tau) - J(P_j^t)}, \quad j = \overline{1, Z}.$$

Колективно-вольове плавання полягає у зміщенні всіх агентів у напрямку поточного центру тяжіння популяції за умови збільшення сумарної ваги косяка риб в результаті індивідуального та інстинктивно-колективного плавання. Якщо сумарна вага зменшилась, то зміщення відбувається в протилежному напрямку. Колективно-вольове плавання виконується за правилами

$$P_z^i = P_z^\theta \pm v^{\text{vol}}(P_z^\theta - P_c^\theta), \quad z = \overline{1, Z}, \quad (9)$$

де P_c^θ – координати центра тяжіння косяка риб, що визначаються за формулою

$$P_c^\theta = \frac{\sum_z w_z^\theta P_z^\theta}{\sum_z w_z^\theta}.$$

У формулі (6) знак плюс використовується за умов $\sum_z w_z^\theta > \sum_z w_z^{\theta-1}$, а знак мінус – в протилежному випадку. При цьому розмір кроку переміщення агентів v^{vol} є випадковою величиною

$$v^{\text{vol}} = v_{\max}^{\text{vol}} U(0;1),$$

де v_{\max}^{vol} – знакододатне значення максимально допустимої довжини кроку переміщення при колективно-вольовому плаванні.

Оптимізація радіуса контейнерів, потужності словника ключових фрагментів, кількості інтервалів відстані спостереження та щільності сітки може здійснюватися методом прямого перебору з заданим кроком, оскільки кількість кроків такого пошуку є відносно малою.

Вирішальні правила у вигляді гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання будуються в бінарному субпарацептуальному просторі ознак і їх параметри використовуються в режимі екзамену при обчисленні функції належності j -ї екзаменаційної реалізації до m -го класу розпізнавання [2]

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

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^0 .

Розмір скануючого вікна пошуку залежить від фокальної відстані об'єктива, прямо пропорційний

розміру наперед відомого об'єкта інтересу та обернено пропорційний висоті польоту.

Таким чином, алгоритм навчання системи ідентифікації об'єктів на місцевості оптимізації параметрів формування вхідного математичного опису та параметрів вирішальних правил шляхом пошуку глобального максимуму інформаційного КФЕ (2) в допустимій області його визначення.

3 Результати імітаційного моделювання системи ідентифікації об'єктів на місцевості

Результати роботи системи ідентифікації об'єктів на місцевості моделювалися у віртуальному середовищі Unity 3D. В моделі безпілотного апарату було сконфігуровано камеру без автофокусу. Тому висота польоту 400 м поділялася на інтервали спостереження, для яких формувалися окремі вирішальні правила. При цьому клас X_1^0 характеризував транспортний засіб, що розпізнається, а клас X_2^0 – контрольовану місцевість. Як було показано у праці [1] оптимальна в інформаційному сенсі кількість локальних, і відповідно просторових, ознак розпізнавання становить $N_1 = N_2 = 20$. Тому потужність словника ознак глобального дескриптора становила $N = 40$. За замовчуванням параметр щільності сітки початково дорівнював $s = 8$ і оптимізувався для кожного діапазону висоти окремо.

На рис. 4 показано залежність усередненого за інтервалами висоти та алфавітом класів значення нормованого інформаційного КФЕ від кількості інтервалів висоти безпілотного літального апарату.

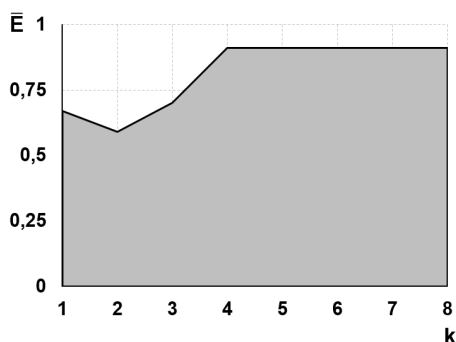


Рис. 4. Графік залежності усередненого КФЕ (5) залежно від кількості діапазонів висоти польоту

Оскільки оптимізація кількості діапазонів здійснювалася при оптимальному словнику ознак розпізнавання (6), то на рис. 4 вся область визначення функції КФЕ знаходиться в робочій (допустимій) області її визначення.

Аналіз рис. 4 показує, що мінімальна кількість інтервалів висоти польоту, яка забезпечує максима-

льне значення інформаційного КФЕ, становить $h_{max}^* = 4$. При цьому інформаційний критерій не досягає граничного значення, що свідчить про наявність перетину класів розпізнавання в просторі ознак.

На гістограмі (рис. 5) показано значення КФЕ (5) для кожного з діапазонів висоти польоту.

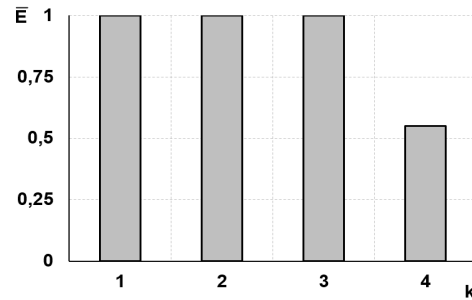


Рис. 5. Гістограма значень КФЕ (5) на кожному з діапазонів висоти польоту

Аналіз рис. 5 показує, що для трьох інтервалів діапазону висоти спостереження отримано безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила, однак на четвертому інтервалі значення усередненого КФЕ не досягає граничного значення і становить $\bar{E}^*(\tau_2) = 0,55$. Це пов'язано зі зменшенням чіткості зображення та кількості інформативних ознак.

З метою визначення на четвертому інтервалі висоти оптимального параметру s щільності сітки було досліджено залежність критерію (5) від нього (рис. 6).

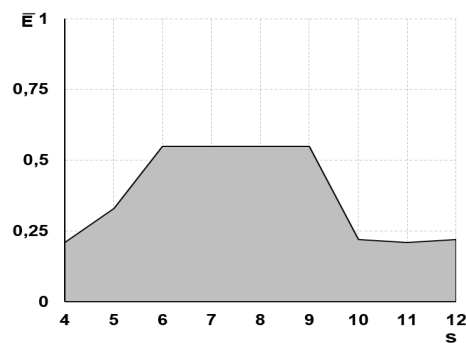


Рис. 6. Графік залежності усередненого КФЕ (5) від параметра щільності сітки вікна пошуку для обчислення просторових ознак

Аналіз рис. 6 показує, що мінімальна щільність сітки скануючого вікна, яка забезпечує максимальне значення інформаційного КФЕ, становить $s^* = 6$.

З метою підвищення достовірності вирішальних правил та зменшення обчислювальної складності вирішальних правил розглянемо процес селекції ознак для четвертого інтервалу діапазону

висоти спостереження.

На рис. 7 та рис. 8 показано результати ітераційного процесу оптимізації словника ознак за алгоритмом пошуку косяком риб при різних значеннях пріоритету інформаційного критерію у фітнес-функції пошукового алгоритму.

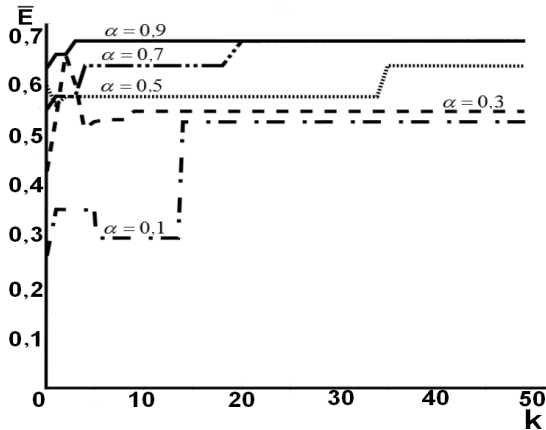


Рис. 7. Графіки зміни КФЕ (5) в процесі пошуку глобального максимуму узагальненого критерію (8) при різних значеннях пріоритету КФЕ (5)

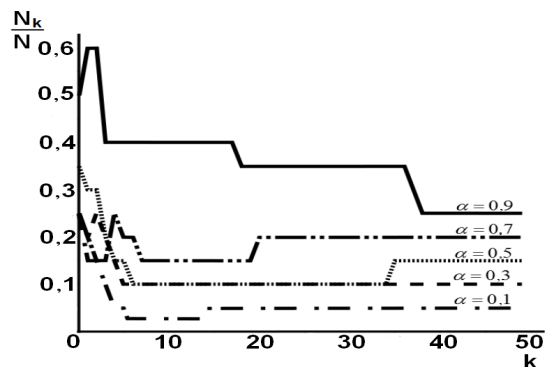


Рис. 8. Графіки зміни потужності словника ознак (5) в процесі пошуку глобального максимуму узагальненого критерію (8) при різних значеннях пріоритету КФЕ(5)

Аналіз рис. 8. показує, що в процесі селекції словника ознак за узагальненим критерієм (8) найкращі результати було отримано при значенні коефіцієнта пріоритету КФЕ $\alpha^* = 0,7$, при якому усереднене значення інформаційного КФЕ становить $\bar{E}^* = 0,701$, а словник ознак було зменшено на 79%. Аналогічне значення КФЕ було отримано і при $\alpha = 0,9$, однак при такому коефіцієнті пріоритету КФЕ словник ознак було зменшено на 74%.

Таким чином, запропонований алгоритм інформаційно-екстремального навчання дозволяє адаптувати вхідний математичний опис до умов функціонування та оптимізувати в інформаційному розумінні параметри вирішальних правил. При цьому застосування популяційного алгоритму пошуку

для селекції ознак дозволило підвищити достовірність вирішальних правил для останнього інтервалу діапазону висот польоту, скоротивши словник на 79%.

Висновки

Запропоновані в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології алгоритми оптимізації параметрів функціонування системи ідентифікації об'єктів на місцевості дозволяють при використанні об'єктиву з некерованим фокусом отримати високодостовірні вирішальні правила за умов зміни висоти польоту.

За результатами імітаційного моделювання у віртуальному середовищі Unity 3D для перших інтервалів діапазону висот отримано безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила. Для останнього інтервалу висоти спостереження достовірність вирішальних правил не досягає граничного значення внаслідок зменшення чіткості зображення та кількості інформативних ознак. При цьому застосування популяційного алгоритму пошуку косяком риб оптимального словника ознак за узагальненим критерієм у вигляді зваженої суми інформаційного критерію функціональної ефективності та ступеню стиснення словника ознак дозволяє підвищити інформаційний критерій на 21% та скоротити словник ознак на 79%.

Література

1. Москаленко В. В. Інформаційно-екстремальне машинне навчання системи ідентифікації об'єктів на місцевості [Текст] / В. В. Москаленко, А. Г. Коробов // Журнал інженерних наук. – 2016. – №1. – С. 1-7.
2. Stefanou, S. Efficient Scale and Rotation Invariant Object Detection Based on HOGs and Evolutionary Optimization Techniques [Text] / S. Stefanou, A. A. Argyros // Advances in Visual Computing: 8th International Symposium, ISVC 2012, Crete, Greece, July 16-18, 2012. – Part I. – P. 220-229.
3. Spatial orientations of visual word pairs to improve Bag-of-Visual-Words model [Text] / R. Khan, C. Barat, D. Muselet, C. Ducottet // BMVA: British Machine Vision Conference., University of Surrey – Guildford, 2012. – P. 89.1–89.11.
4. Zhang, E. Improving Bag-of-Words Model with Spatial Information [Text] / E. Zhang, M. Mayo // Image and Vision Computing : 25th International Conference., November 8-9, 2010. – Queenstown, 2010. – P. 1-8.
5. Intelligent Decision Support System for Medical Radioisotope Diagnostics with Gamma-camera [Text] / A. S. Dovbysh, V. V. Moskalenko, A. S. Rizhova, O. V. Dyomin // Journal of Nano and Electronic Physics. – 2015. – Vol. 7, No. 4. – P. 04036-1.
6. Dovbysh, A. S. Information-extreme method of classification of observation with categorical attributes [Text] / A. S. Dovbysh, V. V. Moskalenko, A. S. Rizhova // Cybernetics and Systems Analysis. – 2016. – Vol. 52, No. 2. – P. 224-231.

7. Moskalenko, V. V. *Information-Extreme Algorithm for Optimizing Parameters of Hyperellipsoidal Containers of Recognition Classes* [Text] / V. V. Moskalenko, A. S. Dovbysh, N. N. Budnyk // *Journal of automation and information sciences*. – 2012. – No. 44. – P. 35-44.

8. Карпенко, А. П. *Современные алгоритмы поисковой оптимизации. Алгоритмы вдохновлённые природой. [Текст] / А. П. Карпенко. – Москва : Издательство МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2014. – 446 с.*

References

1. Moskalenko, V. V., Korobov, A. H. *Informatsiyno-ekstremal'ne mashynne navchannya systemy identyfikatsiyi ob'yektiv na mistsevoosti* [Information-extreme machine learning for identify objects on the terrain]. *Zhurnal inzhenernykh nauk*, 2016, vol.1, pp. 1-7. (In Ukrainian).

2. Stefanou, S., Argyros, A. A. *Efficient Scale and Rotation Invariant Object Detection Based on HOGs and Evolutionary Optimization Techniques*. *Advances in Visual Computing : 8th International Symposium*, Crete, 2012. Part I, pp. 220-229

3. Rahat Khan, Cecile Barat, Damien Muselet, Christophe Ducottet. *Spatial orientations of visual word pairs to improve Bag-of-Visual Words model*. *British*

Machine Vision Conference, Guildford, 2012, pp. 89.1–89.11.

4. Edmond Zhang, Michael Mayo. *Improving Bag-of-Words Model with Spatial Information*. *Image and Vision Computing: 25th International Conference*, Queenstown, 2010, pp. 1-8.

5. Dovbysh, A. S., Moskalenko, V. V., Rizhova, A. S., Dyomin, O. V. *Intelligent Decision Support System for Medical Radioisotope Diagnostics with Gamma-camera*. *Journal of Nano and Electronic Physics*, 2015, vol. 7, no. 4, pp. 04036-1.

6. Dovbysh, A. S., Moskalenko, V. V., Rizhova, A. S. *Information-extreme method of classification of observation with categorical attributes*. *Cybernetics and Systems Analysis*, 2016, vol. 52, no. 2, pp.4-13.

7. Moskalenko, V. V., Dovbysh, A. S., Budnyk, N. N. *Information-Extreme Algorithm for Optimizing Parameters of Hyperellipsoidal Containers of Recognition Classes* *Journal of automation and information sciences*, 2012, vol. 44, pp. 224-231.

8. Карпенко, А. П. *Современные алгоритмы поисковой оптимизации. Алгоритмы вдохновлённые природой* [Modern search optimization algorithms. Algorithms inspired by nature]. Moscow, MHTU im. N. E. Bauman Pub., 2014. 446 p. (In Russian).

Поступила в редакцию 5.05.2016, рассмотрена на редколлегии 12.05.2016

ОПТИМИЗАЦИЯ ПАРАМЕТРОВ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ НА МЕСТНОСТИ

В. В. Москаленко, А. Г. Коробов

Рассматривается алгоритм функционирования системы идентификации объектов на местности с оптимизацией словаря признаков и контрольных допусков на их значение. Предложено глобальный дескриптор изображения объекта, который является инвариантным к повороту и учитывает как локальные особенности объекта, так и их пространственное распределение. Алгоритм вычисления предложенного дескриптора заключается в нахождении вектора частот появления характерных точек объекта в окне поиска и гистограммы частот появления пар соседних ячеек окна поиска, в которых одновременно содержатся ключевые точки с одинаковыми метками. Предложен алгоритм формирования параметризованных обучающих выборок для адаптации к расстоянию наблюдения при использовании объектива без управляемого фокуса. Работа предложенных алгоритмов для решения задачи идентификации наземных транспортных средств на контролируемой территории смоделирована в виртуальной среде Unity 3D.

Ключевые слова: машинное обучение, распознавание образов, обучающая выборка, глобальный дескриптор, оптимизация, информационный критерий.

PARAMETERS OPTIMIZATION OF INTELLIGENT IDENTIFICATION SYSTEM OF OBJECTS ON THE TERRAIN

V. V. Moskalenko, A. G. Korobov

Operation algorithm of object identification system on the ground with the optimization the set of features and control tolerances of their value is considered. Global descriptor for describe object image that is invariant to rotation and takes into account local features and their spatial distribution is proposed. The algorithm to calculate the proposed descriptor lies in search a vector of frequencies occurrence of characteristic points of the object in the search window and a histogram of occurrences of pairs of neighboring cell search window in which both contain cue points with the same label. The algorithm for the formation of parameterized training samples to adapt to the viewing distance when using a lens without focus-managed. The proposed algorithms to solve the problem of identification of land vehicles in the monitored area are modeled in Unity 3D virtual environment.

Key words: machine learning, pattern recognition, learning sample, the global descriptor, optimization, information criterion.

Москаленко Вячеслав Васильевич – канд. техн. наук, старший викладач каф. комп'ютерних наук, Сумський державний університет, Суми, Україна, e-mail: v.moskalenko@id.sumdu.edu.ua.

Коробов Артем Геннадійович – аспірант каф. комп'ютерних наук, Сумський державний університет, Суми, Україна, e-mail: a.korobov@ssu.edu.ua.

Moskalenko Viacheslav Vasylovych – Candidate of Technical Science, Senior Lecturer of Dept. of Computer Science, Sumy State University, Sumy, Ukraine, e-mail: v.moskalenko@id.sumdu.edu.ua.

Korobov Artem Henadiyovych – Postgraduate, Dept. of Computer Science, Sumy State University, Sumy, Ukraine, e-mail: a.korobov@ssu.edu.ua.