

ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНЕ МАШИННЕ НАВЧАННЯ БОРТОВОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ НАЗЕМНОГО ОБ'ЄКТА

Анотація. Запропоновано категорійну модель і алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи розпізнавання малогабаритних наземних транспортних засобів. Побудовані за результатами машинного навчання вирішувальні правила є інваріантними до довільного положення об'єкта розпізнавання в кадрі зони інтересу.

Ключові слова: інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія, машинне навчання, інформаційний критерій оптимізації, бортова система розпізнавання, полярна система координат, наземний об'єкт, автомобіль.

ВСТУП

Однією із складних функціональних задач бортової системи безпілотного літального апарата є автономне розпізнавання об'єктів на земній поверхні. Ця задача ускладнюється, якщо об'єкт є малогабаритним транспортним засобом, який рухається автомагістраллю. У цьому випадку основним підходом до підвищення функціональної ефективності бортової системи розпізнавання є використання ідей і методів машинного навчання та розпізнавання образів. При цьому функціональна ефективність машинного навчання бортової системи розпізнавання значною мірою залежить від методу оброблення зображення наземного об'єкта. Крім того, побудовані у процесі машинного навчання вирішувальні правила мають бути інваріантними до положення об'єкта розпізнавання в зоні кадру, що становить інтерес.

У статті запропоновано метод оброблення зображення наземного об'єкта та досліджено вплив вхідного математичного опису на функціональну ефективність машинного навчання бортової системи розпізнавання.

ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

Основним недоліком більшості відомих методів інтелектуального аналізу зображень є їхня чутливість до багатовимірності словника ознак і алфавіту класів розпізнавання [1–3]. Застосування багатозгорткових нейроподібних структур так само не надає змоги розв'язати проблему аналізу великих обсягів даних через втрату інформації під час її стиснення [4, 5]. У зв'язку з цим для формування вхідного математичного опису бортової системи розпізнавання на практиці застосовують методи, здатні виділяти контури наземних об'єктів. При цьому найбільш поширеними є методи з використанням SURF-дескрипторів [6, 7]. За цією технологією у відповідний спосіб визначають контур наземного об'єкта, який потім порівнюють із наявними у базі даних бортової системи еталонами. Основним недоліком такого підходу є недостатня інформативність ознак розпізнавання, оскільки не враховуються особливості конструкції та зовнішні характеристики наземного об'єкта. Крім того, не виключається можливість збігу контурів різних за призначенням об'єктів, наприклад, транспортних засобів.

Одним з перспективних підходів до аналізу та синтезу бортової системи розпізнавання (БСР) наземних малогабаритних об'єктів є використання ідей та методів так званої інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології

(ІЕІ-технології), яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи під час її машинного навчання [8–10]. Основна ідея методів ІЕІ-технології, як і в нейронних мережах, полягає в адаптації вхідного математичного опису до максимальної достовірності розпізнавання зображень. Проте перевагою методів інформаційно-екстремального машинного навчання перед нейронними мережами є те, що побудовані у межах геометричного підходу вирішувальні правила є практично інваріантними до збільшення потужностей словника ознак і алфавіту класів розпізнавання, які характеризують конкретні наземні об'єкти. До того ж, вони надають змогу ухвалювати класифікаційні рішення в режимі реального часу, що є важливим у випадку розпізнавання рухомого наземного об'єкта. Однак основною перевагою методів ІЕІ-технології порівняно з нейроподібними структурами є можливість моделювання когнітивних процесів, притаманних людині, в межах функціонального підходу. Завдяки цьому система розпізнавання набуває властивостей адаптивності і гнучкості до перенавчання у разі розширення словника ознак і алфавіту класів розпізнавання.

ФОРМАЛІЗОВАНА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

Розв'яжемо задачу інформаційного синтезу БСР наземного об'єкта у межах ІЕІ-технології. Нехай задано алфавіт $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$ класів розпізнавання, які характеризують задані наземні об'єкти. Для кожного класу розпізнавання сформовано тривимірну вхідну навчальну матрицю $\|y_{m,i}^{(j)}\|$ яскравості пікселів рецепторного поля зображень об'єктів, у якій рядок $\{y_{m,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, I}\}$, де I — кількість ознак розпізнавання, є вектором-реалізацією (далі — реалізацією) образу, а стовпчик матриці — випадкова навчальна вибірка $\{y_{m,i}^{(j)} \mid j = \overline{1, J}\}$ з обсягом J . У межах ІЕІ-технології матриця $\|y_{m,i}^{(j)}\|$ трансформується в робочу бінарну навчальну матрицю $\|x_{m,i}^{(j)}\|$, яка під час машинного навчання адаптується до повної ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень. Тому задано структурований вектор параметрів, які впливають на функціональну ефективність машинного навчання БСР

$$g_m = \langle x_m, d_m, \delta, \eta \rangle, \quad (1)$$

де x_m — усереднена двійкова реалізація класу розпізнавання X_m^o ; d_m — радіус гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_m^o , який відновлюється в радіальному базисі простору ознак; δ — параметр, величина якого дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання; η — рівень квантування яскравості пікселів кадру зони інтересу.

При цьому задано такі обмеження параметрів машинного навчання:

1) область значень радіуса гіперсферичного контейнера класу розпізнавання d_m задається нерівністю $d_m < d(x_m \oplus x_c)$, де $d(x_m \oplus x_c)$ — міжцентрова кодова відстань між еталонною реалізацією x_m класу X_m^o і еталонною реалізацією x_c найближчого до нього сусіднього класу X_c^o ; \oplus — символ логічної операції додавання за модулем 2;

2) область значень параметра δ задається нерівністю $\delta < \delta_H / 2$, де δ_H — нормоване поле допусків на ознаки розпізнавання;

3) область значень рівня квантування η знаходиться в інтервалі $[0, 255]$ градацій яскравості пікселя кадру зони інтересу.

Необхідно під час машинного навчання БСР оптимізувати координати вектора (1), які забезпечують максимальне значення інформаційного критерію в робочій (допустимій) області визначення його функції:

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

де $E_m(d)$ — інформаційний критерій оптимізації параметрів навчання системи розпізнавати реалізації класу X_m^o ; d — дистанційна міра радіусів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання; G_E — робоча (допустима) область визначення функції інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання; G_d — допустима область зміни радіусів контейнерів класів розпізнавання. За функціонування бортової системи в режимі екзамену потрібно підтвердити високу функціональну ефективність машинного навчання БСР.

КАТЕГОРІЙНА МОДЕЛЬ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання містить вхідний математичний опис БСР у вигляді

$$\Delta_B = \langle T, G, \Omega, Z, K, Y, X; f_1, f_2, f_3, f_4 \rangle,$$

де T — множина моментів часу одержання інформації; G — простір вхідних сигналів (факторів); Ω — простір ознак розпізнавання; Z — простір станів системи, який визначає алфавіт класів розпізнавання; K — множина кадрів електронної карти місцевості; Y — вибірка множина, яка утворює вхідну навчальну матрицю; X — робоча бінарна навчальна матриця; f_1 — оператор визначення центрів полярних координат для оброблення зображень об'єктів; f_2 — оператор перетворення координат декартової системи координат у координати полярної системи координат P із заданим радіусом R ; f_3 — оператор, що формує вхідну навчальну матрицю Y яскравості пікселів рецепторного поля зображень об'єктів; $f_4: Y \rightarrow X$ — оператор перетворення вхідної навчальної матриці Y у робочу бінарну навчальну матрицю X .

На рис. 1 показано категорійну модель інформаційно-екстремального навчання БСР у вигляді орієнтованого графу.

Згідно з постановкою задачі під час машинного навчання здійснюється оптимізація геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання, системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання та рівня квантування яскравості пікселів кадру зони інтересу. На рис. 1 декартовий добуток $T \times \Omega \times G \times Z \times K$ задає універсум випробувань, який є джерелом інформації. Оператор $\xi: X \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ відображає реалізації класів розпізнавання на нечітке розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ бінарного простору ознак. Оператор класифікації Ψ перевіряє основну статистичну гіпотезу про належність навчальної

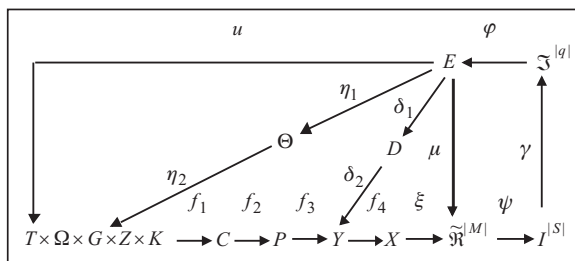


Рис. 1. Категорійна модель машинного навчання

реалізації класу X_m^o і у такий спосіб формує множину гіпотез $I^{|S|}$, де S — кількість статистичних гіпотез. Оператор γ шляхом оцінювання прийнятих гіпотез формує множину $\mathfrak{S}^{|q|}$ характеристик точності класифікаційних рішень, де

$q = S^2$, а оператор φ обчислює множину значень інформаційного критерію E , який є функціоналом від зазначених характеристик. Контур, який замикається оператором μ , відновлює на кожному кроці машинного навчання контейнери класів розпізнавання, які будуються в радіальному базисі простору ознак. При цьому ітераційний процес оптимізації геометричних параметрів розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ здійснюється шляхом пошуку глобального максимуму інформаційного критерію (2) в робочій області визначення його функції. На рис. 1 контур оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання замикається через множину D — систему контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Цей контур надає змогу під час навчання змінювати значення робочої бінарної навчальної матриці X , адаптуючи її до максимальної функціональної ефективності машинного навчання. У категорійній моделі оптимізацію рівня квантування яскравості пікселів кадрів зон інтересу реалізує контур, який містить множину Θ градацій яскравості. Процес машинного навчання регламентується оператором оператором $u: E \rightarrow T \times \Omega \times G \times Z \times K$.

ФОРМУВАННЯ ВХІДНОГО МАТЕМАТИЧНОГО ОПИСУ БОРТОВОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ

Вхідними даними алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання БСР є навчальна матриця яскравості пікселів рецепторного поля зображення наземного об'єкта. З метою забезпечення інваріантності вирішувальних правил до зсуву і повороту об'єктів у межах кадрів зони інтересу формування вхідної навчальної матриці здійснено шляхом оброблення зображень у полярній системі координат. При цьому усереднену яскравість пікселів, які входять у коло зчитування r -го радіуса, побудованого навколо центру полярної системи координат, обчислено за формулою

$$\Theta_r = \frac{1}{N_r} \sum_{k=1}^{N_r} \theta_k, \quad (3)$$

де θ_k — значення яскравості однієї RGB-складової в k -му пікселі r -го кола зчитування рецепторного поля зображення кадру; N_r — загальна кількість пікселів в r -му колі зчитування, $r = \overline{0, R}$; R — максимальний радіус кола зчитування.

На рис. 2 схематично показано оброблення зображення об'єкта розпізнавання в полярних координатах за формулою (3). Отримані за формулою (3) усереднені яскравості пікселів усіх кіл зчитування утворюють структуровану реалізацію вхідної навчальної матриці.

Оброблення зображення в полярній системі координат потребує визначення на наземному об'єкті центру полярної системи координат. Розв'язання цієї задачі розглянемо на прикладі оброблення зображень автомобілів, які знаходяться на автомагістралі та займають довільне положення в кадрі зони інтересу (рис. 3). При цьому з метою перевірки функціональної ефективності машинного навчання БСР автомобілі спеціально підібрані однотонними і з приблизно однаковими контурами.

Запропоновано такий алгоритм визначення центру полярної системи координат на автомобілі, який займає довільне положення в кадрі зони інтересу:

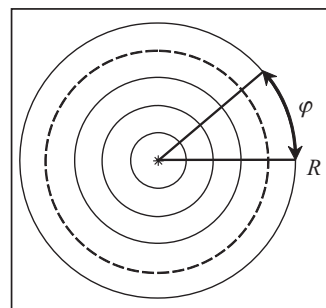


Рис. 2. Схема оброблення зображення в полярних координатах



Рис. 3. Зображення автомобілів: класу X_1^o (а), класу X_2^o (б), класу X_3^o (в)

- 1) кожному пікселю в кадрі зони інтересу, який розглядається як перший квадрант декартової системи координат розміром $N \times N$, присвоюється порядковий номер;
- 2) здійснюється квантування (бінаризація) яскравостей пікселів за правилом

$$b_n = \begin{cases} 1, & \text{якщо } \eta_n \leq \eta, \\ 0, & \text{якщо } \eta_n > \eta, \end{cases}$$

де η_n — яскравість n -го пікселя кадру; η — рівень квантування яскравості, який задається або може бути оптимізований безпосередньо під час машинного навчання з урахуванням освітленості, пори доби та погодних умов.

- 3) обчислюється кількість пікселів $b_\Sigma^{(1)}$, які мають одиничне значення;
- 4) визначається центр поляризації C об'єкта в кадрі зони інтересу шляхом обчислення середнього арифметичного номерів одиничних пікселів за формулою

$$\bar{n}_c = \frac{1}{b_\Sigma^{(1)}} \sum_{n=1}^{b_\Sigma^{(1)}} b_n^{(1)};$$

- 5) у декартовій системі визначаються координати (x_c, y_c) центру поляризації C ;
- 6) центр координат декартової системи переноситься в центр поляризації, навколо якого задається область з радіусом R ;
- 7) координати пікселів в області з радіусом R перетворюються на координати полярної системи з центром C ;
- 8) формуються масиви пікселів, координати яких мають однакові радіуси R_r , $r = 0, R$;
- 9) для кожної RGB-складової зображення об'єкта обчислюється за формулою (3) усереднена яскравість Θ_r пікселів, які входять у масив r -го радіуса;
- 10) формується структурована реалізація вхідної навчальної матриці, в якій ознаками розпізнавання є значення яскравості Θ_r , $r = 0, R$, для всіх RGB-складових зображення.

Отже, сформована вхідна навчальна матриця є інваріантною до положення транспортного засобу в кадрі зони інтересу, оскільки усереднене значення яскравості пікселів кола зчитування є постійним за довільної орієнтації автомобіля.

АЛГОРИТМ ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНОГО МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Під час інформаційно-екстремального навчання БСР відбувається відновлення гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання шляхом оптимізації координат.

нат вектора параметрів (1). Вхідними даними є масив вхідної навчальної матриці яскравості. До того ж, задано параметр δ_H , який дорівнює половині симетричного нормованого поля допусків на ознаки розпізнавання і визначає область значень параметра оптимізації δ . Згідно з категорійною моделлю (див. рис. 1) алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання БСР подамо у вигляді процедури максимізації інформаційного критерію (2)

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

де G_η — область допустимих значень рівня квантування η яскравості пікселів зображення кадру зони інтересу; G_δ — допустима область значень параметра δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Внутрішній цикл процедури (4) обчислює на кожному кроці машинного навчання критерій (2), здійснює пошук його максимального значення в робочій області G_E і визначає оптимальні геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання. Наступний цикл оптимізує систему контрольних допусків на ознаки розпізнавання, а зовнішній цикл — рівень квантування яскравості пікселів кадру зони інтересу.

З метою підвищення функціональної ефективності машинного навчання БСР було реалізовано алгоритм паралельно-послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання. При цьому для підвищення оперативності машинного навчання, отримане за результатами паралельної оптимізації квазіоптимальне значення параметра δ приймалося як стартове для алгоритму послідовної оптимізації. Схематично алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання з послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання представимо у вигляді

$$\delta_{K,i}^* = \arg \bigotimes_{l=1}^L \left\{ \max_{G_{\delta i}} \left[\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_{E_m} \cap G_d} E_m^{(l)}(d_m) \right] \right\}, \quad i = \overline{1, N}, \quad (5)$$

де $E_m^{(l)}(d)$ — обчислене на l -й ітерації процедури (5) значення інформаційного критерію (2), $l = \overline{1, L}$; \bigotimes — символ операції повторення процедури послідовної оптимізації контрольних допусків.

Центральним питанням інформаційного синтезу системи розпізнавання зображень у межах ІЕІ-технології є оцінка функціональної ефективності машинного навчання. При цьому в методах інформаційно-екстремального машинного навчання використовуються критерії оптимізації, які задовольняють властивості інформаційних мір. З-поміж інформаційних мір найчастіше використовують ентропійну міру Шеннона та інформаційну міру Кульбака. Запропонована в праці [8] модифікована інформаційна міра Кульбака для оцінки функціональної ефективності машинного навчання системи розпізнавати реалізації класу X_m^o для двохальтернативних априорно рівноймовірних гіпотез має вигляд

$$E_m^{(k)}(d) = \frac{1}{n} \{n - [K_1(d) + K_2(d)]\} \log_2 \left\{ \frac{2n + 10^{-r} - [K_1^{(k)}(d) + K_2^{(k)}(d)]}{[K_1^{(k)}(d) + K_2^{(k)}(d)] + 10^{-r}} \right\}, \quad (6)$$

де $K_{1,m}(d)$ — кількість подій, які означають неналежність «своїх» реалізацій класу розпізнавання X_m^o ; $K_{2,m}(d)$ — кількість подій, які означають належність «чужих» реалізацій класу X_m^o ; 10^{-r} — достатньо мале число, що вводиться для уникнення ділення на нуль, яке на практиці вибирається в інтервалі $1 < r \leq 3$.

Отже, машинне навчання БСР полягає в реалізації процедури пошуку глобального максимуму функції інформаційного критерію в робочій області її визначення та ітераційного наближення цього максимуму до його максимального граничного значення.

За отриманими під час машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання було побудовано вирішувальні правила у вигляді предикатного виразу

$$(\forall X_m^o \in \mathfrak{R}^{|M|})(\forall x^{(j)} \in \mathfrak{R}^{|M|})[\text{if } (\mu_m > 0) \& \& (\mu_m = \max\{\mu_m\} \text{ then } x^{(j)} \in X_m^o, \text{ else } x^{(j)} \notin X_m^o] \quad (7)$$

де $x^{(j)}$ — вектор, що розпізнається; μ_m — функція, яка визначає належності вектора $x^{(j)}$ контейнеру класу розпізнавання X_m^o .

У виразі (7) функція належності для гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_m^o визначається за формулою

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

де x_m^* , d_m^* — отримані під час машинного навчання параметри оптимального контейнера класу X_m^o — усереднена двійкова реалізація і радіус гіперсферичного контейнера відповідно.

Таким чином, алгоритм функціонування БСР в режимі екзамену у межах ІЕІ-технології ґрунтується на аналізі значень побудованих на етапі машинного навчання вирішувальних правил (7). При цьому побудовані в межах геометричного підходу вирішувальні правила характеризуються високою оперативністю і надають змогу приймати класифікаційні рішення в режимі реального часу, тобто в темпі, наближеному до темпу прийняття класифікаційних рішень людиною.

РЕЗУЛЬТАТИ ФІЗИЧНОГО МОДЕЛЮВАННЯ

У випадку фізичного моделювання формування вхідної навчальної матриці здійснювалося без урахування впливу можливих реальних факторів, оскільки його метою було доведення перспективності запропонованого методу для розв'язання надскладної проблеми: розпізнавання схожих за контурами і зовнішніми ознаками розпізнавання рухомих наземних об'єктів. При цьому варто зазначити, що практична цінність запропонованого методу залежить від рівня релевантності вхідного математичного опису БСР, який визначається функціональними можливостями симулятора і ступенем його наближення до реальних умов.

На рис. 4 наведено скріншот результатів застосування програми RecognClass, яка знаходить на автомобілях центри полярної системи координат і згідно з формулою (3) обчислює середню яскравість пікселів у колах зчитування. При цьому максимальний радіус рецепторного поля дорівнював $R = 30$ пікселів.



Рис. 4. Области оброблення зображень автомобілів: класу X_1^o (а), класу X_2^o (б), класу X_3^o (в)

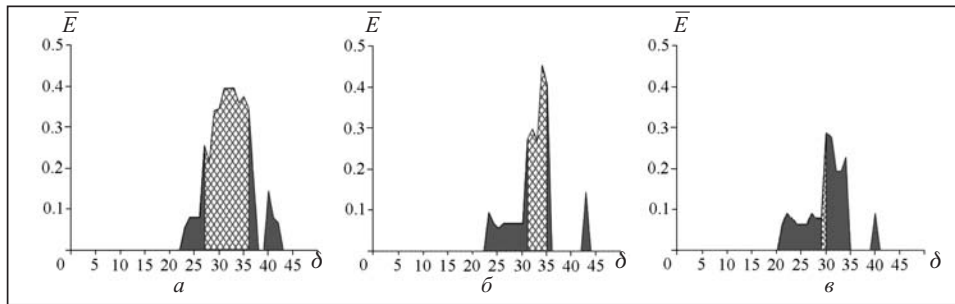


Рис. 5. Графіки залежності інформаційного критерію \bar{E} (6) від параметра δ поля контрольних допусків для рівнів квантування яскравості рецепторного поля зображення: $\eta = 25$ (а), $\eta = 50$ (б), $\eta = 75$ (в)

На рис. 5 наведено графіки залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію (6) від параметра δ поля контрольних допусків, отримані під час машинного навчання з паралельною оптимізацією контрольних допусків для різних рівнів квантування яскравості рецепторного поля зображення. Для обчислення інформаційного критерію за формулою (6) було взято такі значення параметрів: $n = 40$ і $r = 2$. На рис. 5 і далі подвійною штриховкою позначено робочу (допустиму) область визначення функції (6), в якій значення похибок першого та другого роду є меншими першої та другої достовірностей відповідно.

З рис. 5 видно, що максимальне значення інформаційного критерію (6) у робочій області визначення його функції отримано для рівня квантування яскравості рецепторного поля зображення $\eta = 50$ і дорівнює $\bar{E}^* = 0.47$. При цьому оптимальне значення параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання дорівнює $\delta^* = \pm 33$ градацій яскравості.

Результати машинного навчання за алгоритмом (4) для оптимальних значень параметра δ^* поля контрольних допусків і рівня квантування яскравості забезпечують розділимість класів розпізнавання. Але при цьому є суттєвий перетин класів розпізнавання, що підтверджується невисоким значенням інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання. Для підвищення функціональної ефективності БСР було додатково реалізовано алгоритм (5) машинного навчання з послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання. На рис. 6 показано графік зміни усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію (6) залежно від кількості кроків навчання за послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Аналіз рис. 6 свідчить про те, що на третій ітерації алгоритму послідовної оптимізації отримано максимальне значення інформаційного критерію оптимізації $\bar{E}^* = 0.85$, яке суттєво перевершує значення, отримане під час машинного навчання з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання. При цьому кожна ітерація процедури (5) містила 30 кроків навчання, на яких здійснювався пошук оптимального поля контрольних допусків для кожної ознаки розпізнавання.

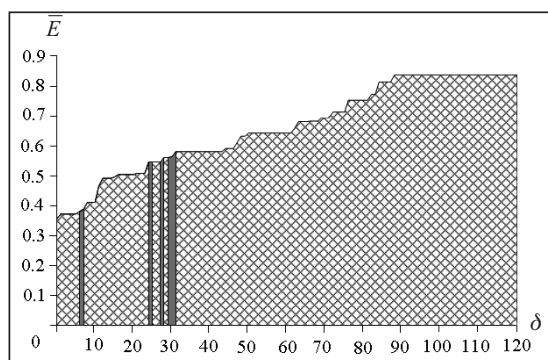


Рис. 6. Графік зміни усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію \bar{E} (6) від параметра δ поля контрольних допусків за послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання

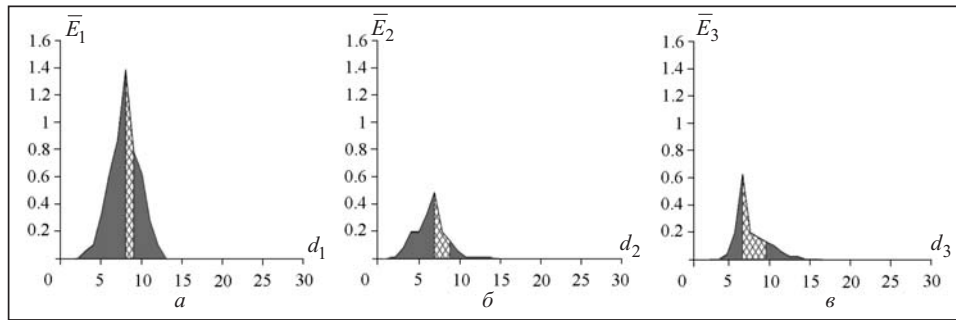


Рис. 7. Графіки залежності інформаційного критерію \bar{E} (6) від радіусів контейнерів d : класу X_1^o (а), класу X_2^o (б), класу X_3^o (в)

Для побудови вирішувальних правил (7) потрібно знати оптимальні геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання. На рис. 7 наведено графіки залежності інформаційного критерію (6) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, отримані за послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Аналіз рис. 7 показує, що оптимальне значення радіуса контейнера для класу розпізнавання X_1^o дорівнює $d_1^* = 8$ (тут і далі в кодівих одиницях), для класу X_2 — $d_2^* = 7$ і для класу X_3^o — $d_3^* = 6$. Результати фізичного моделювання БСР у режимі екзамену показали, що повна ймовірність правильного розпізнавання вектора-реалізації класу X_1 дорівнює $P_t = 0.89$, класу X_2 — $P_t = 0.82$ і класу X_3 — $P_t = 0.83$.

ВИСНОВКИ

Запропоновано метод інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи розпізнавання наземного транспортного засобу з оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання і рівня квантування яскравості пікселів кадру зони інтересу. Формування вхідного математичного опису зображень транспортних засобів здійснено в полярній системі координат, що забезпечило інваріантність вирішувальних правил до зсуву та повороту об'єкта розпізнавання в кадрі електронної карти місцевості. Запропоновано метод формування вхідної навчальної матриці, який полягає у визначенні на рухомому об'єкті центру полярних координат і утворенні за формулою (3) його вектора ознак розпізнавання. Результати машинного навчання не надали змоги побудувати безпомилкові за навчальною матрицею вирішувальні правила через високий ступінь перетину класів розпізнавання в просторі ознак. Для їхньої побудови потрібно в подальших дослідженнях збільшити глибину машинного навчання, у тому числі здійснити оптимізацію параметрів оброблення зображень наземних малогабаритних об'єктів.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Hastie T., Tibshirami R., Eridman J. The elements of statistical learning: data mining, inference and prediction. 2nd ed. New York: Springer-Verlag, 2009. 746 p.
2. Müller K.R., Mika S., Rätsch G., Tsuda K., Schölkopf B. An introduction to kernel-based learning algorithms. *IEEE Transactions on Neural Networks*. 2001. Vol. 12, N 2. P. 181–202.
3. Subbotin S. The neuro-fuzzy network synthesis and simplification on precedents in problems of diagnosis and pattern recognition. *Optical Memory and Neural Networks (Information Optics)*. 2013. Vol. 22, N 2. P. 97–103. <http://doi.org/10.3103/s1060992x13020082>.
4. Zheng H.L., Fu J.L., Mei T., Luo J.B. Learning multi-attention convolutional neural network for fine-grained image recognition. *Proc. IEEE International Conference on Computer Vision (22–29 October 2017, Venice, Italy)*. Venice, 2017. P. 5219–5227.

5. Ciresan D., Meier U., Schmidhuber J. Multi-column deep neural networks for image classification. *Proc. 25th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2012)*. (18–20 June 2012, Rhode Island, USA). Rhode Island, 2012. P. 3642–3649.
6. Jauregi E., Lazkano E., Martinez-Otzeta J.M., Sierra B. Visual approaches for handle recognition. *Proc. European Robotics Symposium 2008 (EUROS 2008)* (26–27 March 2008, Prague, Czech Republic). Prague, 2008. P. 313–322. http://doi.org/10.1007/978-3-540-78317-6_32.
7. Huang H., Lu L., Yan B., Chen J. A new scale invariant feature detector and modified SURF descriptor. *Proc. Sixth International Conference on Natural Computation (ICNC 2010)*. (10–12 August 2010, Yantai, Shandong, China). Yantai, Shandong, 2010. P. 3734–3738. <http://doi.org/10.1109/ICNC.2010.5583377>.
8. Dovbysh A.S., Rudenko M.S. Information-extreme learning algorithm for a system of recognition of morphological images in diagnosing oncological pathologies. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2014. Vol. 50, N 1. P. 157–162. <http://doi.org/10.1007/s10559-014-9603-y>.
9. Dovbysh A.S., Moskalenko V.V., Rizhova A.S. Information-extreme method for classification of observations with categorical attributes. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2016. Vol. 52, N 2. P. 224–231. <http://doi.org/10.1007/s10559-016-9818-1>.
10. Dovbysh A., Velykodnyi D., Shelehov I., Bibyk M. Information-extreme machine learning of the control system over the power unit of a thermal power main line. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2017. Vol. 5, N 4 (89). P. 17–24. <http://doi.org/10.15587/1729-4061.2017.112121>.

Надійшла до редакції 28.02.2019

А.С. Довбыш, Н.Н. Будник, В.Ю. Пятченко, Н.И. Мироненко
ИНФОРМАЦИОННО-ЭКСТРЕМАЛЬНОЕ МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ БОРТОВОЙ СИСТЕМЫ
РАСПОЗНАВАНИЯ ТРАНСПОРТНОГО СРЕДСТВА

Аннотация. Предложены категоричная модель и алгоритм информационно-экстремального машинного обучения бортовой системы распознавания малогабаритных наземных транспортных средств. Построенные в результате машинного обучения решающие правила являются инвариантными к произвольному положению объекта распознавания в кадре зоны интереса.

Ключевые слова: информационно-экстремальная интеллектуальная технология, машинное обучение, информационный критерий оптимизации, бортовая система распознавания, полярная система координат, наземный объект, автомобиль.

A.S. Dovbysh, M.M. Budnyk, V.Yu. Piatachenko, M.I. Myronenko
INFORMATION-EXTREME MACHINE LEARNING OF ON-BOARD
VEHICLE RECOGNITION SYSTEM

Abstract. The article proposes a categorical model and algorithm for information-extreme machine learning of the on-board recognition system for small ground vehicles. The decision rules constructed as a result of machine learning are invariant to an arbitrary position of the object of recognition in the frame of the region of interest.

Keywords: information and extreme intelligent technology, machine learning, information criterion of optimization, on-board recognition system, ground-based object, polar coordinate system, vehicle.

Довбыш Анатолій Степанович,
 доктор техн. наук, професор, завідувач кафедри Сумського державного університету,
 e-mail: a.dovbysh@cs.sumdu.edu.ua.

Будник Микола Миколайович,
 доктор техн. наук, старший науковий співробітник, професор кафедри Київського національного університету імені Тараса Шевченка, e-mail: budnyk@meta.ua.

П'ятченко Владислав Юрійович,
 аспірант Сумського державного університету, e-mail: bronzeghoste@gmail.com.

Мироненко Микита Ігорович,
 викладач-стажист Сумського державного університету, e-mail: nikitam1996@ukr.net.