

ЗМІСТ

Вступ.....	3
1 Аналіз проблеми та постановка задачі.....	4
1.1 Сучасний стан розвитку бортових систем розпізнавання об’єктів на місцевості	4
1.2 Постановка задачі інформаційного синтезу бортової системи розпізнавання транспортного засобу, що навчається.....	6
2 Опис методу досліджень	8
2.1 Основні положення інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології аналізу даних.....	8
2.2 Оцінка функціональної ефективності здатної навчатися системи розпізнавання.....	10
3 Інформаційне та алгоритмічне забезпечення бортової системи розпізнавання.....	12
3.1 Вхідний математичний опис бортової системи розпізнавання транспортного засобу на місцевості.....	12
3.2 Категорійні моделі функціонування бортової системи розпізнавання об’єкту на місцевості	16
3.3 Алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання	19
3.4 Результати фізичного моделювання	25
Висновки	30
Список використаної літератури	32
Додаток А Текст статті «Геоінформаційна система ідентифікації кадрів при реконструюванні місцевості»	33
Додаток Б Матеріали доповіді «Вхідний математичний опис геоінформаційної системи розпізнавання об’єктів на місцевості»	44

ВСТУП

Однією із важливих задач бортових систем безпілотних літальних апаратів (БПЛА) є розпізнавання об'єктів на місцевості. Особливо ця задача ускладнюється, якщо об'єкт є рухомих транспортним засобом, який переміщується, наприклад, по автомагістралі або водним шляхом. Основним шляхом підвищення функціональної ефективності бортової системи є використання ідей і методів машинного навчання та розпізнавання образів. При цьому бортова система повинна виконувати такі функції, як реконструювання місцевості, на якій здійснюється пошук, розпізнавання і визначення координат транспортного засобу та утримання знайденого об'єкту в полі зору курсової відеокамери літального апарату. Це вимагає високої обчислювальної потужності бортової системи і накладає жорсткі вимоги щодо достовірності та оперативності рішень, що приймаються. При цьому важливого значення для підвищення функціональної ефективності бортової системи набуває на етапі реконструювання місцевості задача визначення зон інтересу, в яких очікується знаходження об'єкту розпізнавання, та формування вхідного математичного опису. В науково-дослідній роботі зоною інтересу розглядається автомагістраль. Щодо вхідного математичного опису, яке формується за результатами оброблення зображень об'єктів розпізнавання, основною вимогою є забезпечення достовірності розпізнавання незалежно від положення об'єкту в зоні кадру. Тобто функціональна ефективність машинного навчання бортової системи розпізнавання в значній мірі залежить від методу оброблення зображень транспортного засобу. Таким чином, тема науково-дослідної роботи є актуальною, оскільки присвячена підвищенню функціональної ефективності машинного навчання бортової системи розпізнавання об'єкту на місцевості.

В роботі розглядається задача розроблення вхідного математичного опису, алгоритмічного та програмного забезпечення бортової системи розпізнавання рухомого транспортного засобу.

1 АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

1.1 Сучасний стан розвитку бортових систем розпізнавання об'єктів на місцевості

Широке використання бортових геоінформаційних систем (ГІС) літальних апаратів за спостереженням поверхні Землі дозволяє розв'язувати багато важливих задач для соціально-економічної сфери суспільства [1 – 3]. Наприклад, такими задачами є визначення стану агрокультур, пошук транспортних засобів тощо. Використання БПЛА в логістиці дозволяє доставляти вантажі у важкодоступну місцевість на останній милі (шлях від складу до кінцевого споживача). При цьому основним недоліком існуючих бортових ГІС є те, що доставка останньої милі відбувається строго за заданим маршрутом. У випадку непередбачуваних обставин БПЛА може не знайти об'єкт доставки. Якщо ж використовувати розпізнавання об'єкту доставки вантажу, то можна підвищити точність і надійність доставки. Крім того, важливою невирішеною проблемою залишається розпізнавання транспортного засобу, який рухається автомагістраллю або водним шляхом.

Розвиток інформаційних технологій розпізнавання наземних об'єктів пов'язаний із використанням ідей і методів машинного навчання та розпізнавання образів [4]. При цьому основний недолік більшості відомих методів технології Data Mining, включаючи штучні нейронні мережі, пов'язані із їх чутливістю до багатовимірності словника ознак розпізнавання і алфавіту класів розпізнавання. Особливо актуальним усунення цього недоліку є в задачах розпізнавання нестационарних за яскравістю зображень, що має місце при розпізнаванні об'єктів на місцевості.. У зв'язку з цим для формування вхідного математичного опису бортової системи розпізнавання на практиці стали застосовуватися методи, здатні виділяти контури наземних об'єктів. При цьому найбільш поширеними є методи, які використовують SURF-дескриптори [5]. За цією технологією на електронній карті регіону визначається відповідним способом контур наземного об'єкту, який потім

порівнюється 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 транспортного засобу. Крім того, не виключається можливість співпадання контурів різних за призначенням транспортних засобів.

У праці [6] розглядалася задача розпізнавання транспортних засобів на місцевості. При цьому зображення розглядалися як текстура і оброблялися відповідно в декартовій системі координат. Це не дозволило забезпечити інваріантність сформованих в процесі машинного навчання вирішальних правил до довільно орієнтованих об'єктів в кадрах зони інтересу.

Відомо, що для зменшення впливу потужності алфавіту класів розпізнавання на функціональну ефективність машинного навчання перспективним шляхом є перехід до використання ієрархічних структур даних. Щодо великих обсягів даних, які утворюються при обробленні зображень транспортних засобів, доцільним є побудова в процесі машинного навчання системи розпізнавання вирішальних правил в рамках геометричного підходу. Такий підхід реалізовано в методах інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології) аналізу даних [7]. У методах і ІЕІ-технології на відміну від структурних методів, до яких належать і нейронні мережі, збільшення розмірності простору ознак розпізнавання не призводить до зміни структури алгоритму машинного навчання. Крім того, побудовані в рамках геометричного підходу вирішальні правила дозволяють приймати класифікаційні рішення в реальному темпі часу, що є важливим фактором при розпізнаванні бортовими системами літальних апаратів рухомих наземних транспортних засобів.

Таким чином, науково-методологічні питання створення високодостовірних і оперативних бортових систем розпізнавання об'єктів на місцевості все ще залишаються недостатньо дослідженими через багатofакторність і довільні початкові умови формування зображень та

вплив неконтрольованих факторів на процес розпізнавання.

1.2 Постановка задачі інформаційного синтезу бортової системи розпізнавання транспортного засобу, що навчається

Задачу інформаційного синтезу бортової системи розпізнавання рухомого наземного транспортного засобу будемо розв'язувати у рамках ІЕІ-технології [7]. Нехай задано алфавіт $\{x_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$ класів розпізнавання, які характеризують наземні транспортні засоби. Для кожного класу розпізнавання сформовано тривимірну навчальну матрицю $\|y_{m,i}^{(j)}\|$ яскравості пікселів рецепторного поля зображень об'єктів, в якій рядок $\{y_{m,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, N}\}$, де N – кількість ознак розпізнавання, є вектором-реалізацією образу, а стовпчик матриці – випадкова навчальна вибірка $\{y_{m,i}^{(j)} \mid j = \overline{1, n}\}$ з обсягом n . Крім того, задано структурований вектор параметрів функціонування, які впливають на функціональну ефективність машинного навчання системи:

$$g_m = \langle \delta; d_m, x_m \rangle, \quad (1.1)$$

де δ – параметр, величина якого дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання;

d_m – радіус гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_m^o , який відновлюється в радіальному базисі простору ознак;

x_m – еталонна (усереднена) реалізація класу розпізнавання X_m^o .

На області значень параметрів навчання накладаються такі обмеження:

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

2) 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 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.

Необхідно в процесі машинного навчання бортової системи розпізнавання оптимізувати координати вектора (1.1), які забезпечують максимальне значення інформаційного критерію оптимізації параметрів навчання в робочій (допустимій) області визначення його функції:

$$\bar{E}^* = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_E \cap \{k\}} E_m^{(k)}, \quad (1.2)$$

де $E_m^{(k)}$ – значення інформаційного критерію оптимізації параметрів

машинного навчання системи розпізнавати реалізації класу $X_m^{(o)}$,

обчислене на k -му кроці навчання;

G_E – область допустимих значень функції інформаційного критерію оптимізації навчання системи;

$\{k\}$ – впорядкована множина кроків навчання.

При функціонуванні бортової системи в режимі екзамену, необхідно з високою достовірністю розпізнати транспортний засіб на місцевості.

Таким чином, задача інформаційного синтезу здатної навчатися бортової системи розпізнавання транспортного засобу полягає в оптимізації параметрів машинного навчання шляхом наближення глобального максимуму інформаційного критерію (1.2) до його максимального граничного значення.

2 ОПИС МЕТОДУ ДОСЛІДЖЕНЬ

2.1 Основні положення інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології аналізу даних

Одним з перспективних підходів до аналізу та синтезу бортових ГС розпізнавання об'єктів є використання ідей та методів так званої інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технологія), яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи в процесі її машинного навчання [3]. Основна ідея інформаційно-екстремального машинного навчання полягає в адаптації вхідного математичного опису до максимальної достовірності розпізнавання зображень. За отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання будуються вирішальні правила, які дозволяють на екзамені приймати в реальному темпі часу достовірні рішення.

Оптимізація параметрів машинного навчання в рамках ІЕІ-технології здійснюється за багатоциклічною ітераційною процедурою пошуку глобального максимуму граничного усередненого за алфавітом класів розпізнавання значення інформаційного критерію [3]:

$$g_{\xi}^* = \arg \max_{G_{\xi}} \{ \max_{G_{\xi-1}} \{ \dots \{ \max_{\{k\} \cap G_E} \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_m^{(k)} \} \dots \} \}, \quad (2.1)$$

де $E_m^{(k)}$ – обчислений на k -му кроці навчання інформаційний критерій

оптимізації параметрів контейнеру класу X_m^o ;

G_{ξ} – допустима область значень ξ -ї ознаки розпізнавання;

G_E – допустима область визначення функції інформаційного критерію оптимізації параметрів навчання.

На алгоритм навчання (2.1) накладаються такі обмеження [3]:

$$\begin{aligned}
& (\forall X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) [X_m^o \neq \emptyset];) \\
& (\exists X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) (\exists X_c^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) [X_m^o \neq X_c^o \rightarrow X_m^o \cap X_c^o \neq \emptyset]; \\
& (\forall X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) (\forall X_c^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) [X_m^o \neq X_c^o \rightarrow \text{Ker} X_m^o \cap \text{Ker} X_c^o = \emptyset], \\
& (\forall X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) (\forall X_c^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) [X_m^o \neq X_c^o \rightarrow (d_m^* < d(x_m \oplus x_c)) \& (d_c^* < d(x_m \oplus x_c))]. \\
& \bigcup_{X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}} X_m^o \subseteq \Omega; \quad m \neq c; \quad m, c = \overline{1, M}, \tag{2.2}
\end{aligned}$$

де $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ – в загальному випадку нечітке розбиття простору ознак на класи розпізнавання;

$\text{Ker} X_m^o, \text{Ker} X_c^o$ – ядра найближчих сусідніх класів X_m^o і X_c^o відповідно;

$d(x_m \oplus x_c)$ – кодова відстань між еталонними (усередненими) векторами-реалізаціями $x_m \in X_m^o$ і $x_c \in X_c^o$;

Ω – простір ознак розпізнавання.

Умови (2.2) допускають перетин класів розпізнавання, але не допускають перетину їх ядер, щоб не було поглинання одним класом розпізнавання своїх найближчих сусідів.

За одержаними в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання оптимальними в інформаційному розумінні геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання будуються детерміновані вирішальні правила.

У багатоциклічній процедурі (2.1) базовий алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання реалізується у внутрішньому циклі оптимізації параметрів навчання. Основною функцією базового алгоритму є обчислення на кожному кроці навчання інформаційного критерію оптимізації і організація пошуку його глобального максимуму в робочій області визначення функції критерію. При цьому екстремальні значення параметрів

машинного навчання визначають відповідні оптимальні геометричні параметри розбиття простору ознак на класи розпізнавання.

2.2 Оцінка функціональної ефективності здатної навчатися системи розпізнавання

Центральним питанням інформаційного синтезу системи розпізнавання зображень в рамках ІЕІ- технології є оцінка функціональної ефективності процесу навчання, яка визначає максимальну достовірність рішень, що приймаються на екзамені. Як критерії оптимізації параметрів машинного навчання в ІЕІ-технології можуть використовуватися різні критерії, які задовольняють властивостям інформаційних мір.

Серед інформаційних мір найбільшого використання знайшли ентропійна міра Шеннона та інформаційна міра Кульбака [3]. Запропонована в праці [7] модифікована інформаційна міра Кульбака для двохальтернативних апріорно рівноймовірних гіпотез має вигляд [5]

$$E_{K,m}^{(k)} = \log_2 \left(\frac{2 - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d))}{\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \right) * [1 - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d))], \quad (2.3)$$

де $\alpha_m^{(k)}(d)$ – помилка першого роду прийняття рішення на k -му кроці навчання;

$\beta_m^{(k)}(d)$ – помилка другого роду;

$D_{1,m}^{(k)}(d)$ – перша достовірність;

$D_{2,m}^{(k)}(d)$ – друга достовірність;

d – дистанційна міра, яка визначає радіуси гіперсферичних контейнерів, побудованих в радіальному базисі простору Хеммінга.

Оскільки інформаційний критерій (2.3) є функціоналом від точнісних характеристик, то при репрезентативному обсязі навчальної вибірки необхідно користуватися їх оцінками

$$\alpha_m^{(k)}(d) = \frac{K_{1,m}^{(k)}}{n_{\min}} D_{1,m}^{(k)}(d) = \frac{K_{1,m}^{(k)}}{n_{\min}} \alpha_m^{(k)}(d) = \frac{K_{2,m}^{(k)}}{n_{\min}}; \beta_m^{(k)}(d) = \frac{K_{2,m}^{(k)}}{n_{\min}} \beta_m^{(k)}(d) = \frac{K_{3,m}^{(k)}}{n_{\min}} D_{2,m}^{(k)}(d) = \frac{K_{4,m}^{(k)}}{n_{\min}}, \quad (2.4)$$

де $K_{1,m}^{(k)}$ – кількість подій, які означають неналежність “своїх”

реалізацій класу розпізнавання X_m^o ;

$K_{2,m}^{(k)}$ – кількість подій, які означають належність “чужих” реалізацій класу X_m^o ;

n_{\min} – мінімальний обсяг репрезентативної навчальної вибірки.

Робоча модифікація критерію Кульбака після відповідної підстановки оцінок (2.4) у вираз (2.3) приймає вигляд

$$E_m^{(k)} = \frac{1}{n} \log_2 \left\{ \frac{2n + 10^{-r} - [K_1^{(k)} + K_2^{(k)}]}{[K_1^{(k)} + K_2^{(k)}] + 10^{-r}} \right\} \left[n - (K_1^{(k)} + K_2^{(k)}) \right], \quad (2.5)$$

де 10^{-r} – достатньо мале число, що вводиться для уникнення поділу на нуль, яке на практиці вибирається в інтервалі $1 < r \leq 3$.

Таким чином, вище наведений інформаційний критерій оптимізації параметрів навчання системи розпізнавання в рамках ІЕІ-технології можна розглядати як узагальнений критерій близькості об’єктів, що розпізнаються.

3 ІНФОРМАЦІЙНЕ ТА АЛГОРИТМІЧНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ БОРОВОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ

3.1 Вхідний математичний опис бортової системи розпізнавання транспортного засобу на місцевості

Вхідними даними для алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання бортової ГС є тривимірний масив навчальної матриці, елементи якого характеризують яскравість пікселів рецепторного поля зображення. На етапі формування вхідного математичного опису бортової системи розпізнавання було сформовано три класи розпізнавання, які характеризували відповідні зони інтересу: клас X_1^o – поле, клас X_2^o – ліс і клас, X_3^o – автомагістраль. Потужність словника ознак розпізнавання визначалася розміром рецепторного поля кадру електронної карти місцевості.

На рис. 3.1 показано кадри електронної карти місцевості, отриманої бортовою системою БПЛА з курсової відеокамери.



Рисунок 3.1 – Кадри зображення місцевості: *a* – поле; *б* – ліс;
в – автомагістраль

Зображення кадрів електронної карти місцевості, показані на рис. 3.1а і рис. 3.1б, відносяться до типу “текстура”, а зображення кадру автомагістралі (рис. 3.1в) є нестационарним за яскравістю. Тому з метою забезпечення інваріантності вирішальних правил до зсуву і повороту об’єктів в рамках

кадрів, які визначали відповідну зону інтересу, формування вхідної навчальної матриці здійснювалося шляхом оброблення зображень кадрів, показаних на рис. 3.1, в полярній системі координат. При цьому усереднена яскравість пікселів кожного кола зчитування, побудованого навколо геометричного центру кадру розміром 100×100 пікселів, обчислювалася за формулою (3.1) [7]:

$$\Theta_j = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} \theta_i, \quad (3.1)$$

де Θ_j – усереднене значення яскравості пікселів, що входять у коло зчитування j -го радіусу, $j = \overline{0, R}$;

θ_i – значення яскравості RGB-складової в i -му пікселі рецепторного поля зображення кадру;

N_j – загальна кількість пікселів в j -му колі зчитування;

R – радіус кола зчитування.

На рис. 3.2 показано схематично оброблення кадрів електронної карти регіону в полярних координатах за формулою (3.1).

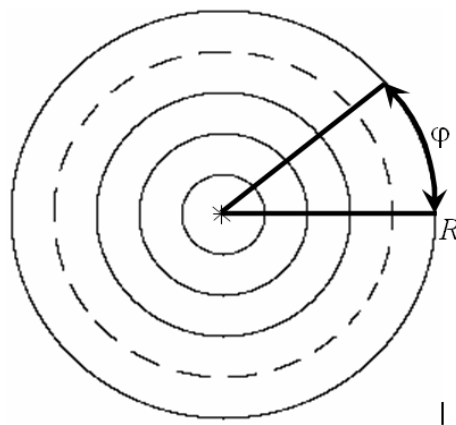


Рисунок 3.2 – Схема оброблення зображень в полярних координатах

За одержаними в процесі квантування за радіусом кола зчитування дискретами *RGB*-складових яскравості були сформовані структуровані вектори-реалізації вхідної навчальної матриці для показаних на рис. 1 кадрів зображення регіону. Як ознаки розпізнавання розглядалися дискрети квантованих *RGB*-кривих. При цьому структура вектора-реалізації складалася із послідовності ознак розпізнавання всіх *RGB*-складових зображення кадру.

При обробленні зображення об'єкту в полярній системі координат важливе значення має центрування об'єкту, який розпізнається. При цьому розуміється не визначення геометричного центру об'єкту розпізнавання, а визначення центру полярних координат для оброблення зображення об'єкту.

Спочатку розглянемо центрування кадру електронної карти місцевості.

Нехай задано кадр розміром $N \times N$ пікселів. Тоді алгоритм центрування кадру складається з таких основних етапів:

- 1) кожному пікселю присвоюється порядковий номер;
- 2) обчислення суми арифметичної прогресії для послідовності n пікселів в кадрі;
- 3) визначення геометричного центру кадру за формулою (3.2):

$$i_c = \frac{S_n}{n} = \left(\frac{a_1 + a_n}{2} \right). \quad (3.2)$$

Оскільки в нашому випадку $a_1 = 1$ і $a_n = N \times N$, то остаточно формула (3.2) набуває вигляду (див. 3.3):

$$i_c = \text{round} \left(\frac{1 + N \times N}{2} \right). \quad (3.3)$$

Центрування об'єкту в кадрі зони інтересу є більш складною задачею.

На рис. 3.3 показано транспортні засоби, які займають довільне положення в кадрі зони інтересу. Крім того, з метою перевірки функціональної ефективності бортової системи розпізнавання спеціально підібрані однотонні автомобілі і з приблизно однаковими контурами.



Рисунок 3.3 – Зображення транспортних засобів: $a - X_1^o$ автомобіль №1 (клас X_1^o); $б - X_2^o$ автомобіль №2 (клас X_2^o); $в - X_3^o$ автомобіль №3 (клас X_3^o)

Пропонується така схема алгоритму центрування автомобіля, який займає довільне положення в кадрі зони інтересу:

1) кожному пікселю в кадрі зони інтересу, який розглядається як правий квадрант декартової системи координат, присвоюється порядковий номер в діапазоні $i = \overline{1, N \times N}$;

2) квантування яскравостей пікселів за правилом

$$x_i = \begin{cases} 1 & \text{if } y_i \leq \eta, \\ 0 & \text{if } else, \end{cases}$$

де y_i – яскравість i -го пікселя кадру;

η – порогове значення яскравості, яке вибирається з урахуванням освітленості, пори доби та погодних умов;

3) обчислюється кількість пікселів $i_{\Sigma}^{(1)}$, які мають одиничне значення;

4) визначається середнє арифметичне номерів пікселів за формулою

$$\bar{i}_c = \frac{1}{i_{\Sigma}^{(1)}} \sum_{i=1}^{i_{\Sigma}^{(1)}} i^{(1)} ; \quad (3.4)$$

5) обчислене за формулою (3.4) середнє арифметичне значення приймається за центр поляризації об'єкту в кадрі зони інтересу.

3.2 Категорійні моделі функціонування бортової системи розпізнавання об'єкту на місцевості

Категорійна модель машинного навчання бортової системи включає вхідний математичний опис бортової системи розпізнавання транспортного засобу на місцевості, який має вигляд

$$\Delta_B = \langle T, G, \Omega, Z, K, Y, X; \Phi_1, \Phi_2 \rangle,$$

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 – вибіркова множина, яка утворює вхідну навчальну матрицю;

X – бінарна навчальна матриця;

$\Phi_1 : G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow Y$ – оператор формування матриці Y ;

$\Phi_2 : Y \rightarrow X$ – оператор перетворення вхідної навчальної матриці Y в бінарну матрицю X .

На рис. 3.4 показано категорійну модель інформаційно-екстремального навчання системи розпізнавання з оптимізацією геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання і системи контрольних допусків на ознаки

розпізнавання, яка є розвитком моделі базового інформаційно-екстремального алгоритму машинного навчання [7].

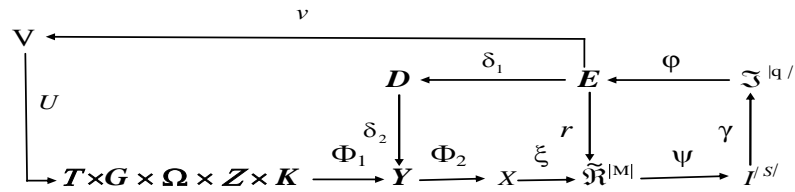


Рисунок 3.4 – Категорійна модель машинного навчання

На рис. 3.4 оператор $\xi: X \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ відображає вектори-реалізації класів розпізнавання на нечітке розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ бінарного простору ознак, а оператор класифікації Ψ перевіряє основну статистичну гіпотезу про належність навчальної реалізації класу X_m^o і таким чином формує множину гіпотез $I^{|l|}$, де l – кількість статистичних гіпотез. Оператор γ шляхом оцінки прийнятих гіпотез формує множину точнісних характеристик $\mathfrak{Z}^{|q|}$, де $q = l^2$, а оператор Φ обчислює множину значень інформаційного критерію E , який є функціоналом від точнісних характеристик. Контур моделі, який замикається оператором r , 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 (2.5) в робочій (допустимій) області визначення його функції. На рис. 3.4 контур оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання замикається через множину D – систему контрольних допусків на ознаки розпізнавання і дозволяє в процесі навчання змінювати значення робочої бінарної навчальної матриці X , адаптуючи її до максимальної функціональної ефективності класифікатора. Показана на рис. 3.4 категорійна модель передбачає згідно з принципом відкладених рішень перехід до інших типів радіально-базисних вирішальних правил. З

цією метою її зовнішній контур містить множину V типів вирішальних правил, які будуються із застосуванням більш складних радіально-базисних роздільних функцій. Процес навчання регламентується оператором $U : V \rightarrow G \times T \times \Omega \times Z \times K$.

На рис. 3.5 показано категорійну модель функціонування ГІС в режимі екзамену, тобто безпосереднього розпізнавання об'єкту на місцевості.

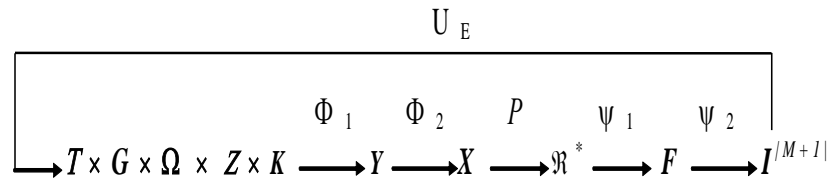


Рисунок 3.5 – Категорійна модель функціонування бортової системи розпізнавання в режимі екзамену

У категорійній моделі (рис. 3.5) оператор Φ_1 відображає універсум випробувань $G \times T \times \Omega \times Z \times K$ на вибірккову множину Y , яка утворює екзаменаційну матрицю $\|y_i^{(j)}\|$, аналогічну за структурою навчальній матриці. Оператор Φ_2 за отриманими на етапі навчання оптимальними контрольними допусками на ознаки розпізнавання формує бінарну екзаменаційну матрицю X , а оператор P відображає вектор-реалізацію об'єкту, що розпізнається, на побудоване на етапі машинного навчання оптимальне розбиття \mathbb{R}^* класів розпізнавання. Оператор Ψ_1 для кожного вектора-реалізації обчислює значення побудованих на етапі навчання вирішальних правил і формує терм-множину F , а оператор Ψ_2 за максимальним значенням вирішального правила відносить реалізацію до одного із класів заданого алфавіту $\{X_m^o\}$. Призначенням оператора U_E є регламентація екзамену.

На рис. 3.6 показано категорійну модель машинного навчання бортової ГІС з оптимізацією рівня квантування яскравості.

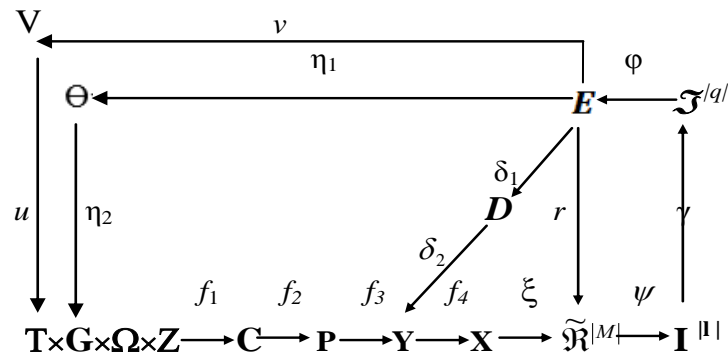


Рисунок 3.6 – Категорійна модель машинного навчання з оптимізацією рівня квантування яскравості пікселів кадру зони інтересу

Категорійна модель (рис. 3.6) машинного навчання на відміну від моделі, показаної на рис 3.4, має додатковий контур оптимізації рівня квантування яскравості пікселів кадрів зон інтересу, який містить множину Θ градацій яскравості. На рис 3.6 оператор f_1 за наведеним вище алгоритмом визначає центри C полярних координат для оброблення зображень об'єктів, Оператор f_2 перетворює координати декартової системи координат в полярну систему координат P із заданим радіусом R . Оператор f_3 за формулою (3.1) формує вхідну навчальну матрицю $\|y_{m,i}^{(j)}\|$ яскравості пікселів рецепторного поля зображень об'єктів.

Таким чином, показані на рис. 3.4 – 3.6 категорійні моделі, можна розглядати як узагальнені структурні схеми відповідних алгоритмів функціонування здатної навчатися бортової ГІС для розпізнавання об'єкту на місцевості.

3.3 Алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання

Розглянемо інформаційно-екстремальний алгоритм машинного навчання системи з гіперсферичним класифікатором, в якому відновлення

контейнерів класів розпізнавання відбувається шляхом паралельно-послідовної оптимізації системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання. При цьому спочатку реалізується двохциклічна процедура паралельної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання, при якій контрольні допуски змінюються на кожному кроці машинного навчання одночасно для всіх ознак. Двохциклічна процедура паралельної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання має вигляд (див.3.5):

$$\delta_K^* = \arg\{\max_{G_\delta} \{\max_{G_E \cap G_d} \bar{E}(d)\}\}. \quad (3.5)$$

Отримані за результатами паралельної оптимізації квазіоптимальні контрольні допуски на діагностичні ознаки розглядаються як стартові для послідовної оптимізації. Такий підхід дозволяє підвищити як достовірність прийняття рішень, так і оперативність алгоритму послідовної оптимізації, оскільки пошук глобального максимуму інформаційного критерію не виходить за межі робочої області визначення його функції.

Послідовна оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання в процесі машинного навчання здійснюється за процедурою наближення глобального максимуму інформаційного критерію оптимізації до граничного значення в робочій області визначення його функції (формула (3.6)):

$$\delta_{K,i}^* = \arg \bigotimes_{l=1}^L \left\{ \max_{G_{\delta_i}} \left[\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_{E_m} \cap G_d} E_m^{(l)}(d_m) \right] \right\}, i = \overline{1, N}. \quad (3.6)$$

Розглянемо основні етапи реалізації алгоритму (3.6) інформаційно-екстремального машинного навчання ГС. Вхідними даними є масив вхідної навчальної матриці для заданого алфавіту класів розпізнавання і параметр δ_H , який дорівнює половині симетричного нормованого поля допусків на ознаки розпізнавання. Основні етапи реалізації алгоритму:

- 1) обнуління лічильника класів розпізнавання: $m := 0$;
- 2) інкремент лічильника класів розпізнавання: $m := m + 1$;
- 3) обнуління лічильника кроків зміни параметра поля допусків: $k := 0$;
- 4) інкремент лічильника кроків зміни параметра поля допусків:
 $k := k + 1$;
- 5) обнуління лічильника кроків зміни радіуса контейнера клас розпізнавання: $d := 0$;
- 6) інкремент лічильника кроків зміни радіуса контейнера класу розпізнавання: $d := d + 1$;
- 7) обчислення нижнього $A_{KH,i}[k]$ і верхнього $A_{KB,i}[k]$ контрольних допусків для всіх ознак відповідно за формулами (див (3.7)):

$$A_{KH,i}[k] = y_{1,i} - \delta[k]; \quad A_{KB,i}[k] = y_{1,i} + \delta[k]; \quad (3.7)$$

- 8) формування бінарної навчальної матриці $\|x_{m,i}^{(j)}\|$ за правилом

$$x_{m,i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } A_{KH,i} \leq y_{m,i}^{(j)} \leq A_{KB,i}; \\ 0, & \text{if else.} \end{cases}$$

- 9) обчислення для класу X_m^o двійкового усередненого вектору x_m за правилом

$$x_{m,i} = \begin{cases} 1, & \text{if } \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{m,i}^{(j)} > \rho_m; \\ 0, & \text{if else,} \end{cases}$$

де ρ_m – рівень селекції координат усередненого двійкового вектора-реалізації класу розпізнавання X_m^o , який за замовчуванням дорівнює $\rho_m = 0,5$;

10) попарне розбиття множини усереднених векторів класів розпізнавання за методом найближчих сусідів;

11) формування для елемента парного розбиття $\mathfrak{R}_m^{[2]} = \langle x_m, x_c \rangle$ навчальної матриці;

12) обчислення інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання ГС, наприклад, у вигляді модифікації інформаційної міри Кульбака (2.5);

13) якщо $d < d(x_m \oplus x_c)$, то виконується пункт 6, інакше – пункт 14;

14) якщо $k < \delta_H / 2$, то виконується пункт 4, інакше – пункт 15;

15) якщо $m \leq M$, то виконується пункт 2, інакше – пункт 16;

16) обчислення усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію (2.5) оптимізації параметрів машинного навчання;

17) визначення квазіоптимального значення параметра $\hat{\delta}$ за формулою (3.5);

18) обчислення за формулою (3.7) оптимальних нижніх та верхніх контрольних допусків на діагностичні ознаки відповідно;

19) ЗУПИН.

Вхідними даними для алгоритму (3.6) послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання є бінарна робоча навчальна матриця, сформована за правилом, наведеним в пункті 8 при отриманих на етапі паралельної оптимізації квазіоптимальних контрольних допусків $\{\hat{A}_{HK,i} \mid i = 1, N\}$, $\{\hat{A}_{BK,i} \mid i = 1, N\}$ і нормованих допусках $\{\delta_{H,i}\}$ на діагностичні ознаки.

Відмінність реалізації алгоритму (3.6) від паралельної оптимізації полягає в послідовному визначенні для кожної діагностичної ознаки оптимальних контрольних допусків на діагностичні ознаки. Але оскільки оптимальний контрольний допуск для i -ї ознаки визначається при неоптимальних контрольних допусках для інших діагностичних ознак, то згідно з алгоритмом (3.6) здійснюється декілька прогонів послідовної

оптимізації до тих пір, поки максимальне усереднене значення інформаційного критерію не перестане змінюватися.

Згідно з категорійною моделлю (рис. 3.6) алгоритм машинного навчання з оптимізацією рівня квантування яскравості пікселів зображень кадрів зон інтересу на електронній карті місцевості подамо у вигляді трьохциклічної процедури максимізації інформаційного критерію (вираз (3.8)):

$$\eta^* = \arg \max_{G_\eta} \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{G_E \cap G_d} \bar{E}(d) \} \}, \quad (3.8)$$

де G_η – область допустимих значень рівня квантування η яскравості пікселів зображень кадрів зон інтересу.

Таким чином, процес машинного навчання бортової системи розпізнавання полягає в реалізації процедури пошуку глобального максимуму функції інформаційного критерію в робочій області її визначення та ітераційного наближення цього максимуму до його граничного максимального значення.

Аналіз структури алгоритму (3.8) показує, що у вище запропонований алгоритм машинного навчання з оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання додається зовнішній цикл, в якому рівень квантування η змінюється в діапазоні від нуля до 255 градацій яскравості.

За отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання будуються вирішальні правила, за якими при функціонуванні системи розпізнавання безпосередньо в робочому режимі перевіряється функціональна ефективність машинного навчання. Для гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання вирішальні правила мають вигляд (3.9):

$$(\forall X_m^o \in \mathfrak{R}^{|M|})(x^{(j)} \in \mathfrak{R}^{|M|})[if (\mu_m > 0) \& (\mu_m = \max\{\mu_m\}) then x^{(j)} \in X_m^o], \quad (3.9)$$

де $x^{(j)}$ – вектор-реалізація, що розпізнається; μ_m функція належності реалізації, що розпізнається, контейнеру класу розпізнавання X_m^o .

У виразі (3.9) функція належності для гіперсферичних контейнерів визначається за формулою (3.10) [3]:

$$\mu_m = 1 - \frac{d(x^{(j)} \oplus x_m)}{d_m^*}; \quad (3.10)$$

де d_m^* – отриманий в процесі машинного навчання оптимальний радіус контейнера класу розпізнавання X_m^o .

Згідно з категорійною моделлю (рис. 3.5) алгоритм функціонування ГІС в режимі екзамену має такі вхідні дані:

1) $\{x_m^* \mid m = \overline{1, M}\}$ – масив еталонних двійкових векторів-реалізацій образу, які визначають геометричні центри відповідних оптимальних контейнерів класів розпізнавання, побудованих на етапі машинного навчання;

2) $\{d_m^*\}$ – масив оптимальних радіусів, побудованих на етапі навчання відповідних контейнерів;

3) $\{x_s^{(j)} \mid s = \overline{1, SMAX}; j = \overline{1, n}\}$ – масив двійкових векторів-реалізацій кадрів, що ідентифікуються, де $SMAX$ – кількість кадрів зображення місцевості, що реконструюється;

4) $\{\delta_{k,i}^* \mid i = \overline{1, N}\}$ – оптимальна система контрольних допусків на ознаки розпізнавання, визначена на етапі навчання.

Згідно з категорійною моделлю (рис. 3.7) алгоритм екзамену у рамках ІЕІ-технології ґрунтується на аналізі значень сформованих на етапі навчання вирішальних правил (3.9), які можна розглядати як функції належності реалізації образу, що розпізнається, одному із класів розпізнавання із заданого алфавіту. При цьому вирішальні правила відрізняються від інших

методів розпізнавання малою обчислювальною трудомісткістю, що дозволяє реалізовувати їх бортовою системою в реальному темпі часу.

Програмне забезпечення бортової системи розпізнавання транспортного засобу на місцевості складається із трьох програм:

1) програма SelectedObject, яка обробляє зображення об'єкту в полярній системі координат і формує вхідну навчальну матрицю бортової системи розпізнавання транспортного засобу на місцевості;

2) програма машинного навчання бортової системи розпізнавання транспортного засобу на місцевості;

3) програма функціонування бортової системи в режимі екзамену.

Програми написано на мові Java.

3.4 Результати фізичного моделювання

На рис. 3.7 показано результати визначення за наведеним в підрозділі 3.1 алгоритмом центру полярних координат для оброблення зображення автомобіля (рис. 3.3б) при різних рівнях квантування яскравості пікселів кадру зони інтересу.

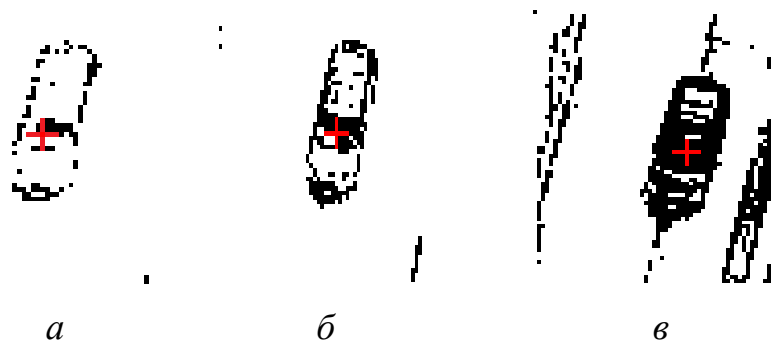


Рисунок 3.7 – Результати програми центрування автомобіля при різних квантування яскравості його зображення (в градаціях яскравості):

$$a - \eta = 25; b - \eta = 50; v - \eta = 75$$

Візуальний аналіз рис. 3.7 показує, що найбільш інформативним при відсутності побічних завад є зображення автомобіля, отримане при рівні

квантування $\eta = 50$. На рис. 3.8 показано результати програми RecognClass, яка для знайдених на автомобілях центрів полярної системи координат згідно з формулою (3.1) обчислює середню яскравість в колах зчитування.

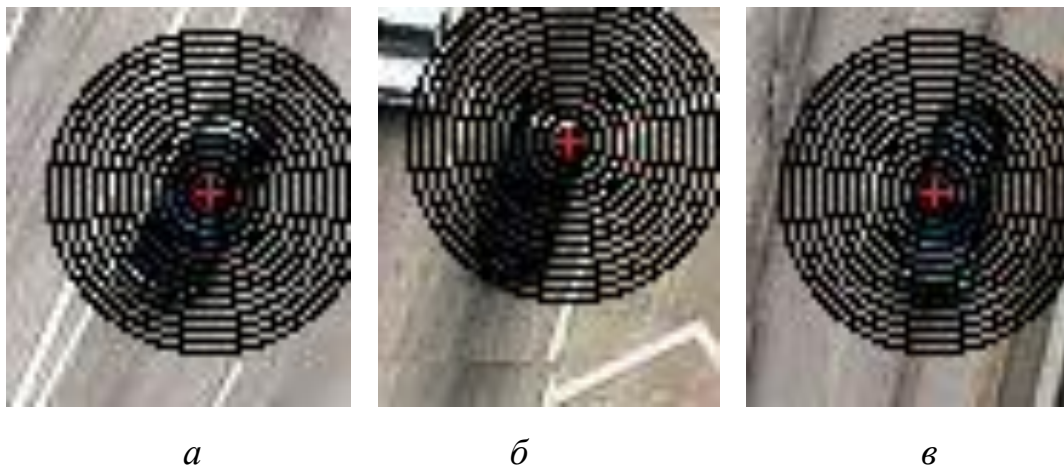


Рисунок 3.8 – Области обробки автомобілів в полярній системі координат:

A – клас X_1^o X_1^o ; $б$ – X_2^o клас X_2^o ; $в$ – X_3^o клас X_3^o

На рис. 3.9 показано графік залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію (2.5) від параметра δ поля контрольних допусків, отриманий за алгоритмом (3.5) машинного навчання з паралельною оптимізацією. На цьому рисунку і далі подвійною штриховкою позначено робочу (допустиму) область визначення функції (2.5), в якій значення помилок першого та другого роду менше першої та другої достовірностей відповідно.

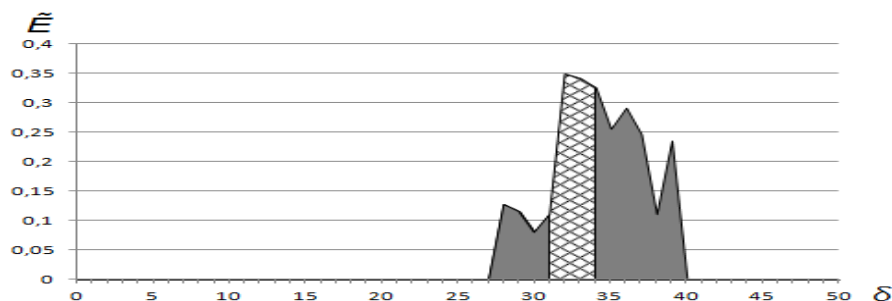


Рисунок 3.9 – Графік залежності інформаційного критерію від параметра поля контрольних допусків

Аналіз рис. 3.9 показує, що оптимальне значення параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання дорівнює $\delta = \pm 32$ градацій яскравості при максимальному значенні інформаційного критерію $\bar{E}^* = 0,35$ в робочій області визначення його функції.

Результати машинного навчання за алгоритмом (3.5) при оптимальному значенні параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання забезпечують розділимість класів розпізнавання. Але при цьому існує суттєвий перетин класів розпізнавання, що підтверджується невисоким значенням інформаційного критерію. З метою підвищення функціональної ефективності бортової системи розпізнавання було реалізовано алгоритм (3.6) навчання системи з послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання. При цьому з метою підвищення оперативності машинного навчання отримане за результатами паралельної оптимізації квазіоптимальне значення параметра поля контрольних допусків приймалося як стартове для алгоритму послідовної оптимізації.

На рис. 3.10 показано графік зміни усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію (2.5) від кількості кроків навчання при послідовній оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

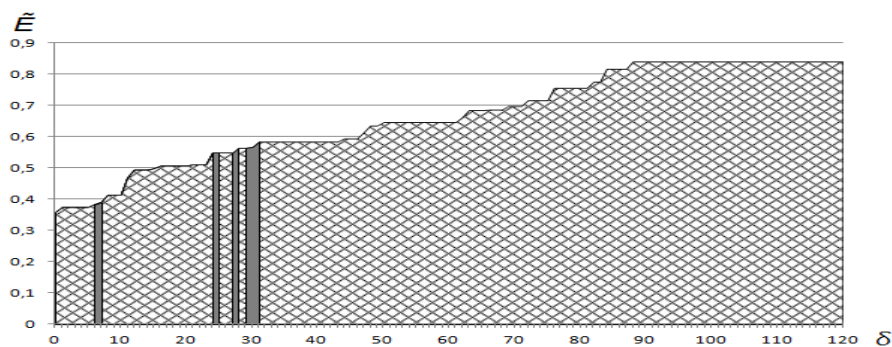


Рисунок 3.10 – Графік зміни інформаційного критерію при послідовній оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання

Аналіз рис. 3.10 показує, що на третьому прогоні алгоритму послідовної оптимізації отримано максимальне значення усередненого інформаційного критерію оптимізації $\bar{E}^* = 0,85$, яке суттєво перевершує

отримане при реалізації алгоритму (3.5) значення $\bar{E}^* = 0,35$. При цьому кожний прогін складався із 30 кроків навчання, на яких здійснювався ітераційний пошук оптимального поля контрольних допусків для кожної ознаки розпізнавання.

На рис. 3.11 показано графіки залежності інформаційного критерію (2.4) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, отримані в процесі послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

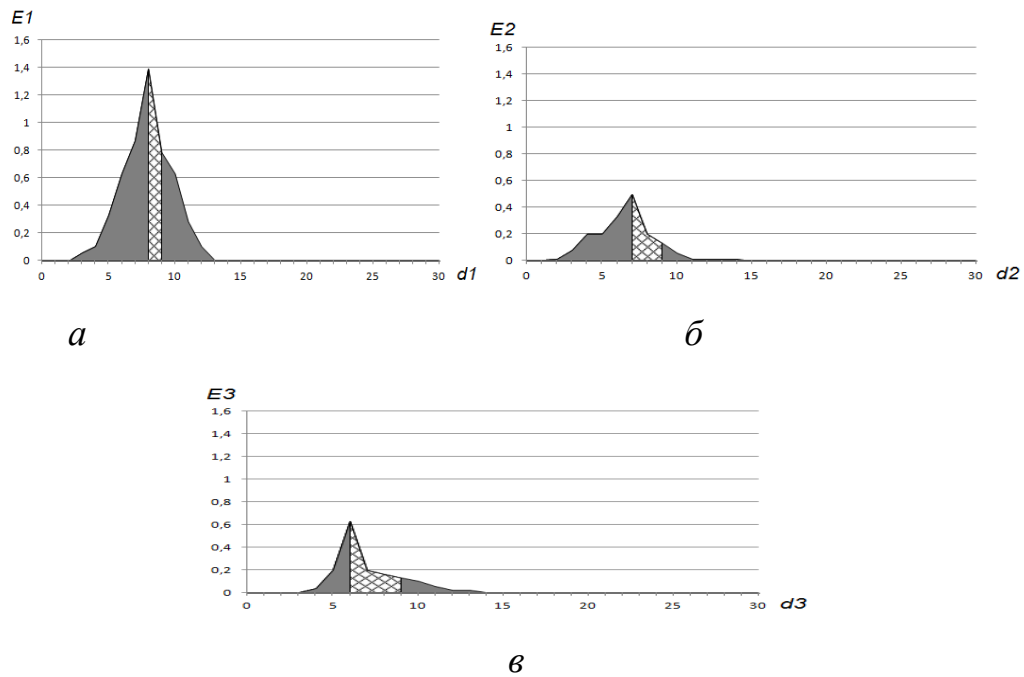


Рисунок 3.11 – Графіки залежності інформаційного критерію від радіусів контейнерів класів розпізнавання: *а* – клас X_1^o ; *б* – клас X_2 ; *в* – клас X_3^o

Аналіз рис. 3.11 показує, що оптимальне значення радіусу контейнера класу розпізнавання X_1^o дорівнює $d_1^* = 8$ (тут і далі в кодових одиницях), для класу X_2 – $d_2^* = 7$ і для класу X_3^o – $d_3^* = 6$.

Результати фізичного моделювання бортової системи розпізнавання в режимі екзамену показали, що повна ймовірність правильного розпізнавання вектору-реалізації класу X_1 дорівнює $P_t = 0,89$, класу X_2 – $P_t = 0,82$ і

класу $X_3 - P_t = 0,83$, що є достатньо високою достовірністю розпізнавання схожих малогабаритних транспортних об'єктів на місцевості.

ВИСНОВКИ

1. Аналіз використання БПЛА для спостереження за поверхнею Землі показав, що їх основними перевагами є економічність, виключення людського фактору, можливість доставки вантажу у важкодоступні місця, гнучкість обумовлена можливістю корегування курсу та екологічність.

2. Запропоновано метод інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи розпізнавання транспортного засобу на місцевості з оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання і рівня квантування яскравості пікселів кадру зони інтересу. При цьому при формуванні вхідного математичного опису оброблення зображень транспортних засобів здійснювалося в полярній системі координат, що забезпечило інваріантність вирішальних правил до зсуву та повороту об'єкту розпізнавання в кадрі електронної карти місцевості.

3. Вперше запропоновано і програмно реалізовано метод формування вхідної навчальної матриці, який полягає у визначенні на рухомому об'єкті центру полярних координат і формуванні за формулою (2.5) його вектору ознак розпізнавання.

4. Результати машинного навчання не дозволили побудувати безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила через високий ступінь перетину класів розпізнавання в просторі ознак, що в подальших дослідженнях потребує збільшення глибини машинного навчання, у тому числі оптимізації параметрів оброблення зображень об'єктів.

У перспективі підвищення функціональної ефективності бортової системи розпізнавання полягає у збільшенні глибини машинного навчання.

За одержаними науковими результатами опубліковано 1 стаття у фаховому виданні (див. додаток А). Результати роботи апробовані на трьох науково-технічних конференціях із публікацією матеріалів у збірках матеріалів конференцій:

23-а міжнародна наукова конференція з автоматичного керування (Автоматика–2016), 22-23 вересня 2016 р.;

Четверта міжнародна наукова конференція «Вимірювання, контроль та діагностика в технічних системах», м.Суми, 31 жовтня – 2 листопада 2017 р. (див. Додаток Б);

VI International Conference «Advanced Information Systems and Technologies – AIST-2018», Sumy, May 16 – 18, 2018.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Єпіфанов І. Н. Проблематика використання безпілотних літальних апаратів (дронів) в логістиці [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://scientificarticle.ru/images/PDF/2016/9/.pdf>.
2. Використання дронів в логістиці [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://www.microdrones.com/en/industry-experts/unmanned-cargo/>.
3. Куссуль Н. Оценка состояния растительности и прогнозирование урожайности озимых культур Украины по спутниковым данным / Н. Куссуль, Н. Ильин, С. Скакун, А. Лавренюк. – К.: Институт космических исследований НАНУ-НКАУ, 2005. – 25с.
4. Subbotin S. The neuro-fuzzy network synthesis and simplification on precedents in problems of diagnosis and pattern recognition / S. Subbotin // Optical Memory and Neural Networks (Information Optics). – 2013. – Vol. 22, № 2. – P. 97 – 103.
5. Алпатов Б. А. Методы автоматического обнаружения и сопровождения объектов. Обработка изображений и управление / Б. А. Алпатов, П. В. Бабаян, О. Е. Балашов, А. И. Степашкин – М.: Радиотехника, 2008. – 176 с.
6. Довбиш А.С. Інформаційно-екстремальний алгоритм машинного навчання системи розпізнавання транспортних засобів / А. С. Довбиш, Ю. В. Симоновський, О. В. Коробченко, М. А. Летюга // Вісник НТУ «ХП», 2016. – № 45 (1217). – С. 17–22.
7. Довбиш А. С. Основи проектування інтелектуальних систем: Навчальний посібник / А. С. Довбиш. – Суми: Видавництво СумДУ, 2009. – 171 с.

ДОДАТОК А

**Текст статті «Геоінформаційна система ідентифікації кадрів при
реконструюванні місцевості»**

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Національний технічний університет
«Харківський політехнічний інститут»

ВІСНИК
НАЦІОНАЛЬНОГО ТЕХНІЧНОГО УНІВЕРСИТЕТУ
«ХПІ»

Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології

№ 28 (1250) 2017

Збірник наукових праць

Видання засноване у 1961 р.

Харків
НТУ «ХПІ», 2017

Вісник Національного технічного університету «ХПІ». Збірник наукових праць. Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології. – X. : НТУ «ХПІ». – 2017. – № 28 (1250). – 104 с.

Державне видання
Свідчення Держкомітету з інформаційної політики України
КВ № 5256 від 2 липня 2001 року

Мова статей – українська, російська, англійська.

Вісник Національного технічного університету «ХПІ» внесено до «Переліку наукових фахових видань України, в яких можуть публікуватися результати дисертаційних робіт на здобуття наукових ступенів доктора і кандидата наук», затвердженого рішенням Атестаційної колегії МОН України щодо діяльності спеціалізованих вчених рад від 15 грудня 2015 р. та наказом МОН України № 1021 (додаток 11) від 07.10.2015 р.

Координаційна рада:

Л. Л. Товажнянський, д-р техн. наук, проф. (голова);
К. О. Горбунов, канд. техн. наук, доц. (секретар);
А. П. Марченко, д-р техн. наук, проф.; Є. І. Сокол, д-р техн. наук, чл.-кор. НАН України;
Є. Є. Александров, д-р техн. наук, проф.; А. В. Бойко, д-р техн. наук, проф.;
Ф. Ф. Гладкий, д-р техн. наук, проф.; М. Д. Годлевський, д-р техн. наук, проф.;
А. І. Грабченко, д-р техн. наук, проф.; В. Г. Данько, д-р техн. наук, проф.;
В. Д. Дмитриєнко, д-р техн. наук, проф.; І. Ф. Домнін, д-р техн. наук, проф.;
В. В. Єпіфанов, канд. техн. наук, проф.; Ю. І. Зайцев, канд. техн. наук, проф.;
П. О. Качанов, д-р техн. наук, проф.; В. Б. Клепиков, д-р техн. наук, проф.;
С. І. Кондрашов, д-р техн. наук, проф.; В. І. Кравченко, д-р техн. наук, проф.;
Г. В. Лісачук, д-р техн. наук, проф.; О. К. Морачковський, д-р техн. наук, проф.;
В. І. Ніколаєнко, канд. іст. наук, проф.; П. Г. Перерва, д-р екон. наук, проф.;
В. А. Пуляєв, д-р техн. наук, проф.; М. І. Рижченко, д-р техн. наук, проф.;
В. Б. Самородов, д-р техн. наук, проф.; Г. М. Сучков, д-р техн. наук, проф.;
Ю. В. Тимофіїв, д-р техн. наук, проф.; М. А. Ткачук, д-р техн. наук, проф.

Редакційна колегія серії:

Відповідальний редактор: М. Д. Годлевський, д-р техн. наук, проф.
Заст. відповідального редактора: О. С. Куценко, д-р техн. наук, проф.
Відповідальний секретар: М. І. Безменов, канд. техн. наук, проф.
Члени редколегії: І. П. Гамаюн, д-р техн. наук, проф.; В. Д. Дмитриєнко, д-р техн. наук, проф.;
Б. Карпушевський, д-р техн. наук, проф. (Німеччина); І. В. Кононенко, д-р техн. наук, проф.;
Л. М. Любчик, д-р техн. наук, проф.; Л. Г. Раскін, д-р техн. наук, проф.;
В. П. Северин, д-р техн. наук, проф.; М. В. Ткачук, д-р техн. наук, проф.;
Н. Ф. Хайрова, д-р техн. наук, проф.; А. Хамрол, д-р техн., проф. (Польща);
Н. В. Шаронова, д-р техн. наук, проф.; М. О. Ястребенецький, д-р техн. наук, проф.

Вісник Національного технічного університету «ХПІ», серія «Системний аналіз, управління та інформаційні технології», індексується в наукометричних базах WorldCat і Google Scholar і включений у довідник періодичних видань бази даних Ulrich's Periodicals Directory (New Jersey, USA). Повний перелік див. на сайті <http://samit.khpi.edu.ua/>

Рекомендовано до друку Вченою радою НТУ «ХПІ».
Протокол № 6 від 07 липня 2017 р.

ГЕОІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА ІДЕНТИФІКАЦІЇ КАДРІВ ПРИ РЕКОНСТРУЮВАННІ МІСЦЕВОСТІ

Запропоновано алгоритм ідентифікації кадрів зображення місцевості, отриманого в процесі аерофотозйомки. Машинне навчання геоінформаційної системи здійснювалося за інформаційно-екстремальним алгоритмом. Як критерій оптимізації параметрів машинного навчання використовувалася модифікований ентропійний критерій Шеннона, а як параметри навчання розглядалися контрольні допуски на ознаки розпізнавання та геометричні параметри гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання. Крім того, розроблено алгоритм функціонування геоінформаційної системи в режимі ідентифікації кадрів, який дозволяє за сформованими на етапі машинного навчання вирішальними правилами побудувати електронну карту місцевості із позначеними на ній зонами інтересу.

Ключові слова: геоінформаційна система, ідентифікація, машинне навчання, інформаційний критерій, вирішальні правила, зображення, електронна карта місцевості.

Предложено алгоритм идентификации кадров полученного в процессе аэрофото съемки изображения местности. Машинное обучение геоинформационной системы осуществлялось по информационно-экстремальному алгоритму. В качестве критерия оптимизации параметров машинного обучения использовалась модифицированный энтропийный критерий Шеннона, а в качестве параметров обучения рассматривались контрольные допуски на признаки распознавания и геометрические параметры гиперсферических контейнеров классов распознавания. Кроме того, разработан алгоритм функционирования геоинформационной системы в режиме идентификации кадров, который позволяет за сформированными на этапе машинного обучения решающими правилами построить электронную карту местности с обозначенными на ней зонами интереса.

Ключевые слова: геоинформационная система, идентификация, машинное обучение, информационный критерий, решающие правила, изображение, электронная карта местности.

Obtained in the process of aerial photography, the identification algorithm of the area frames is proposed. The machine learning of geo-informational system was accomplished by information-extreme algorithm. The modified entropy Shannon's criterion was used as a criterion for parameter optimization of machine learning and the control accesses for signs of recognition and geometrical parameters of hyperspherical containers classes of recognition were considered as the parameters of learning. In addition, the algorithm of geo-informational functioning system in frames identification mode, that allows generating the electronic map with areas of interest on it, is developed.

Keywords: geo-informational system, identification, machine learning, information criterion, decision rule, image, electronic map of the area.

Вступ. Широке використання бортових геоінформаційних систем (ГІС) літальних апаратів за спостереженням поверхні Землі дозволяє розв'язувати багато важливих задач для соціально-економічної сфери суспільства [1]. Наприклад, такими задачами є спостереження за впливом техногенних факторів на екологічні та кліматичні зміни як всієї планети, так і окремих регіонів, визначення стану агрокультур, пошук транспортних засобів тощо. При цьому важливим етапом розв'язання більшості геоінформаційних задач є сегментація місцевості з метою побудови її електронної карти з позначеними зонами інтересу, в яких очікується знаходження об'єкту дослідження. Як перспективний шлях інформаційного синтезу таких систем є застосування ідей і методів машинного навчання та розпізнавання образів [2, 3]. Проте науково-методологічні питання створення таких систем все ще залишаються недостатньо дослідженими через багатofакторність і довільні початкові умови формування зображень та вплив неконтрольованих факторів на процес створення електронної карти місцевості з позначеними зонами інтересу. Одним із шляхів подолання вказаних вище ускладнень науково-методологічного характеру є застосування ідей і методів інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології) аналізу даних, яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи в процесі її машинного навчання [4]. На відміну від методів, побудованих на дистанційних мірах, перевага ІЕІ-технології полягає в застосуванні як міри складності інформаційного критерію оптимізації параметрів ма-

шинного навчання. Крім того, відмінність інформаційно-екстремального машинного навчання від інших методів полягає в трансформації вхідної навчальної матриці в робочу бінарну матрицю, що дозволяє шляхом її цілеспрямованої зміни адаптувати вхідний математичний опис системи до високодостовірних вирішальних правил.

В статті розглядається задача інформаційно-екстремального машинного навчання бортової ГІС, яка здійснює ідентифікацію кадрів зображення місцевості з метою побудови електронної карти місцевості із позначеними на ній зонами інтересу.

Постановка задачі. Розглянемо формалізовану постановку задачі інформаційного синтезу здатної навчатися ГІС ідентифікації кадрів на зображенні місцевості з гіперсферичними вирішальними правилами. Нехай зображення місцевості, одержане за попередніми результатами аерофото зйомки, розбито на K кадрів, серед яких сформовано алфавіт $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$ класів розпізнавання із M різних кадрів, що представляють зони інтересу.

Для заданого алфавіту шляхом оброблення кадрів зображення місцевості сформовано навчальну матрицю $\|y_{m,i}^{(j)}\|$ яскравості пікселів рецепторного поля кадрів. В навчальній матриці рядок $\{y_{m,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, N}\}$, де N – кількість ознак розпізнавання, є вектором-реалізацією (далі в тексті просто реалізація) m -го кадру зображення, а стовпчик матриці – випадкова навчальна вибірка $\{y_{m,i}^{(j)} \mid j = \overline{1, n}\}$ з обсягом n . Крім того, для

кожного класу розпізнавання X_m^o задано структурований вектор параметрів навчання

$$g_m = \langle \bar{b}; d_m, x_m \rangle \quad (1)$$

де \bar{b} – параметр симетричного поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, величина якого дорівнює його половині;

d_m – радіус гіперсферичного контейнера класу розпізнавання, який відновлюється в радіальному базисі простору ознак;

x_m – еталонна (усереднена) реалізація образу.

На області значень параметрів навчання накладаються відповідні обмеження:

- область значень параметра \bar{b} задається нерівністю $\bar{b} < \bar{b}_H / 2$, де \bar{b}_H – нормоване поле допусків для ознак розпізнавання;
- область значень яскравості пікселів репетиторного поля зображення кадру знаходиться в інтервалі $[0; 255]$ градаций яскравості;
- область значень радіуса гіперсферичного контейнера класу розпізнавання d_m^o , який в процесі машинного навчання відновлюється в радіальному базисі бінарного простору ознак задається нерівністю

$$d_m < d(x_m \oplus x_c),$$

де $d(x_m \oplus x_c)$ – міжцентрова 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 нерівнозначності (додавання за модулем 2).

Необхідно в процесі машинного навчання ПС оптимізувати координати вектора (1), які забезпечують максимальне значення інформаційного критерію функціональної ефективності (КФЕ) в робочій (допустимій) області визначення його функції:

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

де $E_m^{(k)}$ – значення інформаційного КФЕ машинного навчання системи розпізнавати реалізації класу X_m^o , обчислене на k -му кроці навчання;

G_m – область допустимих значень функції інформаційного КФЕ навчання системи;

$\{k\}$ – впорядкована множина кроків навчання.

При функціонуванні геоінформаційної системи в режимі екзамени необхідно ідентифікувати кадри зображення місцевості з метою побудови її електронної карти з позначеними зонами інтересу.

Таким чином, задача інформаційного синтезу здатної навчати системи ідентифікації кадрів полягає в оптимізації параметрів її машинного навчання шляхом наближення глобального максимуму інформаційного критерію (2) до його максимального граничного значення.

Категорійні моделі ідентифікації кадрів. Ідентифікацію кадрів зображення місцевості ПС здійснює в два етапи:

на етапі машинного навчання для заданого алфавіту кадрів за оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання, які відновлюються в радіальному базисі простору ознак, будуються вирішальні правила;

на другому етапі безпосередньої ідентифікації кадрів за побудованими на етапі машинного навчання вирішальними правилами визначається належність поточного кадру зображення місцевості до відповідної зони інтересу.

Категорійну модель машинного навчання ПС розглянемо у вигляді орієнтованого графу, в якому множини відображаються одна на одну відповідними операторами перетворення інформації, що застосовуються в процесі навчання.

Категорійна модель включає вхідний математичний опис системи ідентифікації кадрів, який подано у вигляді структури

$$\Delta_n = \langle T, G, \Omega, Z, K, Y, X; \Phi_1, \Phi_2 \rangle,$$

де T – множина моментів часу формування реалізацій відповідних кадрів;

G – простір факторів, що впливають на зображення місцевості;

Ω – простір ознак розпізнавання;

Z – простір станів системи, який визначає алфавіт класів розпізнавання;

K – множина кадрів зображення;

Y – вибіркова множина, яка утворює вхідну багатовимірну навчальну матрицю для заданого алфавіту $\{X_m^o\}$ класів розпізнавання;

X – бінарна навчальна матриця;

$\Phi_1 : G \times T \times \Omega \times Z \times K \rightarrow Y$ – оператор формування вхідної навчальної матриці Y ;

$\Phi_2 : Y \rightarrow X$ – оператор трансформації вхідної навчальної матриці Y в бінарну матрицю X .

На рис. 1 показано категорійну модель інформаційно-екстремального навчання з оптимізацією геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання і системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

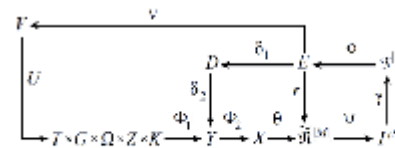


Рис. 1 – Категорійна модель машинного навчання

На рис. 1 оператор $\theta : X \rightarrow \tilde{R}^{(M)}$ будує в загальному випадку нечітке розбиття $\tilde{R}^{(M)}$ бінарного простору ознак на класи розпізнавання, а оператор класифікації ψ перевіряє основну статистичну гіпотезу про належність навчальної реалізації класу X_m^o і, таким

чином, формує множину гіпотез $L^{|L|}$, де L – кількість статистичних гіпотез. Оператор γ шляхом оцінки прийнятих гіпотез формує множину точнісних характеристик $\mathcal{Z}^{|q|}$, де $q=L^2$, а оператор ϕ обчислює множину значень інформаційного критерію E , який є функціоналом від точнісних характеристик. Контур моделі, який замикається оператором r , реалізує ітераційний процес оптимізації геометричних параметрів розбиття $\mathcal{R}^{|M|}$ шляхом пошуку глобального максимуму КФЕ в робочій області визначення його функції. Контур оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання замикається через множину D – систему контрольних допусків на ознаки розпізнавання і дозволяє в процесі навчання змінювати значення робочої бінарної навчальної матриці X , адаптуючи її до максимальної функціональної ефективності класифікатора.

Показана на рис. 1 категорійна модель передбачає згідно з принципом відкладених рішень перехід до інших типів радіально-базисних вирішальних правил. З цією метою її зовнішній контур містить множину Y типів вирішальних правил, які будуються із застосуванням більш складних радіально-базисних розділних функцій. Процес навчання регламентується оператором $U: Y \rightarrow G \times T \times \Omega \times Z \times K$.

Категорійну модель у вигляді відображень множин, що застосовуються при функціонуванні ПС в режимі екзамену, тобто безпосередньо ідентифікації кадрів, показано на рис. 2.

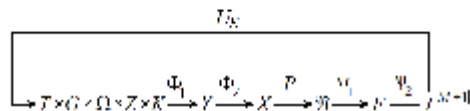


Рис. 2 – Категорійна модель функціонування системи в режимі ідентифікації кадрів

У категорійній моделі (рис. 2) оператор Φ_1 відображає універсум випробувань $G \times T \times \Omega \times Z \times K$ на вибіркву множину Y , яка утворює екзаменаційну матрицю $\|y_i^{(j)}\|$, аналогічну за структурою навчальній матриці. Оператор Φ_2 за отриманими на етапі навчання оптимальними контрольними допусками на ознаки розпізнавання формує бінарну екзаменаційну матрицю X , а оператор P відображає вектор-реалізацію кадру, що ідентифікується, на побудоване на етапі навчання оптимальне розбиття \mathcal{R}^* класів розпізнавання. Оператор Ψ_1 для кожного вектора-реалізації обчислює значення побудованих на етапі навчання вирішальних правил і формує термножину F , а оператор Ψ_2 за максимальним значенням вирішального правила відносить кадр, що ідентифікується, до одного із класів заданого алфавіту $\{X_m^*\}$. Призначенням оператора UE є регламентація екзамену.

Таким чином, показані на рис. 1 і рис. 2 категорійні моделі, можна розглядати як узагальнені структурні схеми відповідних алгоритмів функціонування здатної навчатися системи ідентифікації кадрів.

Інформаційно-екстремальний алгоритм ідентифікації кадрів. Згідно з категорійною моделлю (рис.1) алгоритм оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання полягає в реалізації двоцикличної ітераційної процедури оптимізації параметра δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання шляхом пошуку глобального максимуму інформаційного КФЕ (2) в робочій області визначення його функції [5]:

$$\delta^* = \arg \max_{\delta \in G_\delta} \{ \max_{\alpha \in \alpha(\delta)} \bar{E}^{(\alpha)} \}, \quad (3)$$

де $\bar{E}^{(\alpha)}$ – значення усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного КФЕ, обчисленого на α -му кроці навчання;

G_δ – область допустимих значень параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання;

$\{\alpha\}$ – множина кроків навчання.

Розглянемо схему алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання системи ідентифікації кадрів за процедурою (3) з паралельною оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання, за якою параметр δ поля контрольних допусків змінюється одночасно для всіх ознак. При цьому вхідними даними є: тривимірний масив вхідної навчальної матриці $\{y[m, j, i]\}$, $m=1, M, j=1, n, i=1, N$ для заданого алфавіту $\{X[m]\}$ класів розпізнавання, які характеризують відповідні зони інтересу на місцевості; нормоване поле δ_M допусків на ознаки розпізнавання, яке визначає область значень системи контрольних допусків.

Основними етапами інформаційно-екстремального алгоритму машинного навчання є:

- визначення базового класу розпізнавання X_1^0 , для якого відносно ознак розпізнавання його усередненого вектора-реалізації y_1 , на кожному кроці навчання задаються нижні та верхні контрольні допуски;
- оптимізація системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання за двоцикличною процедурою (3).

Алгоритм визначення базового класу реалізує внутрішній цикл процедури (3) при заданому параметрі поля контрольних допусків $\delta < \delta_M / 2$ за такою схемою:

- 1) обнуляється лічильник базових класів розпізнавання: $b = 0$;
- 2) ініціалізується лічильник базових класів розпізнавання: $b = b + 1$;
- 3) обнуляється лічильник класів розпізнавання: $m = 0$;

- 4) $m = m + 1$;
 5) обнулюється лічильник кроків зміни радіусів контейнерів класів розпізнавання: $d[m, s] = 0$;
 6) визначається для масиву $\{y[m, j, i]\}$ усереднений вектор $y[m]$;
 7) якщо $b = b + 1$ і $m = m + 1$, то $y[m] = y[b]$, тобто вектор $y[m]$ приймається за базовий, і виконується пункт 8, інакше – пункт 9;
 8) обчислюються для кожної i -ї ознаки вектора $y[b]$ нижній $A_{нк, j}[b]$ і верхній $A_{нк, j}[b]$ контрольні допуски за формулами

$$A_{нк, j}[b] = y[b]_i - \delta; A_{нк, j}[b] = y[b]_i + \delta, \quad (4)$$

де $y[b]_i$ – значення i -ї ознаки розпізнавання усередненого вектора $y[b]$, класу $X[m]$;

- 9) формується тривимірний масив бінарної навчальної матриці $\{x[m, j, i]\}$, елементи якої обчислюються за правилом

$$x[m, j, i] = \begin{cases} 1, & \text{якщо } A_{нк, j}[b] < y_{m, j} < A_{нк, j}[b]; \\ 0, & \text{якщо інакше;} \end{cases}$$

- 10) для масиву $\{x[m, j, i]\}$ визначається усереднений двійковий вектор $x[m]$;

- 11) якщо $m \leq M$, то виконується пункт 5, інакше – пункт 12;

- 12) для множини пари найближчих сусідів, для яких відновлюються гіперсферичні контейнери;

- 13) ініціалізується лічильник класів розпізнавання: $m = m + 1$;

- 14) ініціалізується лічильник кроків зміни радіусів контейнерів класів розпізнавання: $d[m, s] = d[m, s] + 1$;

- 15) за навчальними матрицями класу $X[m]$ і його найближчого сусіда обчислюється інформаційний КФЕ $E[m, s]$, наприклад, ентропійний критерій Шеннона [6], який подано у такому модифікованому вигляді:

$$E[m, s] = 1 + 0,5 \times \left[\frac{D1[m, s]}{D1[m, s] + \beta[m, s]} \log_2 \frac{D1[m, s]}{D1[m, s] + \beta[m, s]} + \frac{\alpha[m, s]}{\alpha[m, s] + D2[m, s]} \log_2 \frac{\alpha[m, s]}{\alpha[m, s] + D2[m, s]} + \frac{\beta[m, s]}{D1[m, s] + \beta[m, s]} \log_2 \frac{\beta[m, s]}{D1[m, s] + \beta[m, s]} + \frac{\alpha[m, s]}{\alpha[m, s] + D2[m, s]} \log_2 \frac{\alpha[m, s]}{\alpha[m, s] + D2[m, s]} \right], \quad (5)$$

де $D1[m, s]$ – перша достовірність, обчислена на s -му кроці навчання системи розпізнавати вектори-реалізації класу $X[m]$;

$\beta[m, s]$ – помилка другого роду;

$\alpha[m, s]$ – помилка першого роду;

$D2[m, s]$ – друга достовірність;

- 16) якщо $d[m, s] < N$, то виконується пункт 14, інакше – пункт 17;

- 17) в робочій області G_E визначається максимальне значення $E^*[m, s]$ інформаційного критерію [5];

- 18) якщо $b \leq M$, то виконується пункт 2, інакше – пункт 19;

- 19) згідно з формулою (2) обчислюється усереднене максимальне значення \bar{E}^* критерію (5);

- 20) за базовий приймається клас розпізнавання, для якого значення \bar{E}^* критерію (5) є максимальним;
 21) ЗУПИН.

Після визначення базового класу запускається процедура (3) машинного навчання системи ідентифікації кадрів з оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання. При цьому основними функціями внутрішнього циклу процедури (3) є:

- обчислення на кожному кроці відновлення в радіальному просторі ознак розпізнавання контейнерів класів розпізнавання інформаційного критерію (5) при заданому зовнішнім циклом значенні параметра δ поля контрольних допусків;
- пошук глобального максимуму інформаційного КФЕ навчання системи ідентифікації в робочій (допустимій) області визначення його функції;
- визначення оптимальних в інформаційному розумінні геометричних параметрів класів розпізнавання.

Процес машинного навчання згідно з умовою (2) закінчується знаходженням оптимальних значень параметра δ^* поля контрольних допусків і геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання – векторів розпізнавання $\{x_m^*\}$, вершини яких в просторі ознак розпізнавання визначають геометричні центри відповідних гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання, і радіусів $\{d_m^*\}$ цих контейнерів. За отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними правилами будуються вирішальні правила, які для гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання мають, наприклад, вигляд [5]

$$\mu_m = 1 - \frac{d(x_m^* \oplus x^{(j)})}{d_m^*}, \quad (6)$$

де $x^{(j)}$ – j -та реалізація кадру, що розпізнається;

$d(x_m^* \oplus x^{(j)})$ – кодова відстань реалізації кадру,

що розпізнається, від центру класу X_m^0 .

Алгоритм екзамону, на якому здійснюється безпосередньо ідентифікація кадрів на зображенні місцевості, має такі вхідні дані:

- $\{x_m^* | m = \overline{1, M}\}$ – масив еталонних двійкових векторів-реалізацій образу, які визначають геометричні центри оптимальних контейнерів класів розпізнавання, побудованих на етапі навчання;
 - $\{d_m^*\}$ – масив оптимальних радіусів контейнерів класів розпізнавання;
 - $\{x_k^{(j)} | k = \overline{1, K}; j = \overline{1, n}\}$ – масив двійкових векторів-реалізацій кадрів, що ідентифікуються, де K – кількість кадрів зображення місцевості, що реконструюється.
- Алгоритм ідентифікації кадрів ґрунтується на аналізі значень сформованих на етапі навчання вирішальних правил (6) і реалізується за такою схемою:
- 1) обнулення лічильника числа кадрів: $k = 0$;
 - 2) ініціалізація лічильника числа кадрів: $k = k + 1$;
 - 3) обнулення лічильника класів розпізнавання: $m = 0$;
 - 4) $m = m + 1$;
 - 5) обнулення лічильника числа реалізацій кадра: $j = 0$;
 - 6) $j = j + 1$;
 - 7) обчислення вирішального правила (6);
 - 8) порівняння: якщо $j \leq n$, то виконується пункт 6, інакше – пункт 9;
 - 9) обчислення вирішального правила (6)

$$\bar{\mu}_m = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mu_{m,j}; \quad (7)$$

- 10) порівняння: якщо $m \leq M$, то виконується пункт 4, інакше – пункт 11;
- 11) визначення максимального значення функції (7)

$$\bar{\mu}_m^* = \max_{(m)} \bar{\mu}_m; \quad (8)$$

- 12) визначення класу кадру за максимальним значенням функції (8);
- 13) якщо для всіх класів розпізнавання максимальні значення функції (8) від'ємні, то кадр не ідентифікується;
- 14) порівняння: якщо $k \leq K$, то виконується пункт 2, інакше – пункт 15;
- 15) ЗУПИН.

Таким чином, ідентифікація кадрів зображення місцевості в рамках ПЕІ-технології полягає у побудові на етапі машинного навчання вирішальних правил, за якими в режимі екзамєну.

Приклад реалізації алгоритму машинного навчання. Реалізацію запропонованого алгоритму розглянемо на прикладі ідентифікації кадрів зображення місцевості, одержаного за результатами аерофотозйомки [7]. Для формування навчальної матриці зображення місцевості розбивалося на кадри розміром 50×50 пікселів. Як зони інтересу на зображенні було обрано автомагістраль – клас розпізнавання X_1^0 , ліс – клас X_2^0 , поле – клас X_3^0 і

луки – клас X_4^0 . На рис. 3 показано зображення чотирьох кадрів, які можуть бути зонами інтересу.

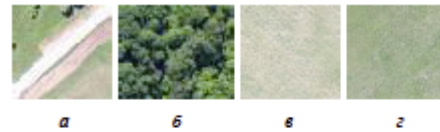


Рис. 3. Зображення кадрів зон інтересу:
а – автомагістраль (клас X_1^0); б – ліс (клас X_2^0);
в – поле (клас X_3^0); з – луки (клас X_4^0)

Формування вхідної навчальної матриці здійснювалося шляхом зчитування значень яскравості в пікселях рецепторного поля кожного кадру.

Машинне навчання ПС ідентифікації кадрів здійснювалося за алгоритмом (3) з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання. В процесі навчання системи попередньо за наведеним вище алгоритмом було визначено як базовий клас X_4^0 – луки, відносно усередненого вектора-реалізації якого задавалися система контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

На рис. 4 показано графік залежності нормованого інформаційного КФЕ (5) від параметра δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, одержаний в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання.

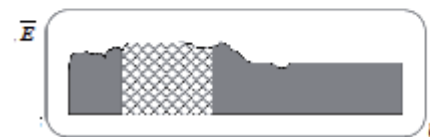


Рис. 4 – Графік залежності КФЕ від параметра поля контрольних допусків

На рис. 4 штрихована ділянка графіку позначає робочу область визначення функції інформаційного критерію (5), в якій виконуються умови: $D_{1,m} > 0,5$ і $D_{2,m} > 0,5$, тобто перша і друга достовірності перевершують відповідно помилки першого і другого роду. Крім того, права межа робочої області визначається за умови

$$d_m < d(x_m \oplus x_c).$$

Аналіз рис. 4 показує, що через наявність в робочій області графіку ділянки типу “плато” визначення максимального усередненого значення інформаційного критерію (5) не є однозначним. Оскільки вибір параметра δ поля контрольних допусків суттєво впливає на ступінь перетину класів розпізнавання, то для його визначення у цьому випадку слід скористатися запропонованим в праці [5] так званним коефіцієнтом нечіткої компактності, який має вигляд

$$I_{n,c} = \frac{d_n}{d(x_n \oplus x_c)} \quad (9)$$

За умови мінімального значення коефіцієнта (9) оптимальний параметр поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання дорівнює $\delta^* = \pm 28$ градусів яскравості пікселів репетиторного поля кадрів зображень. При цьому максимальне значення усередненого КФЕ дорівнює $\bar{E}^* = 0,88$.

На рис. 5 показано результати оптимізації радіусів контейнерів класів розпізнавання при оптимальній системі контрольних допусків.

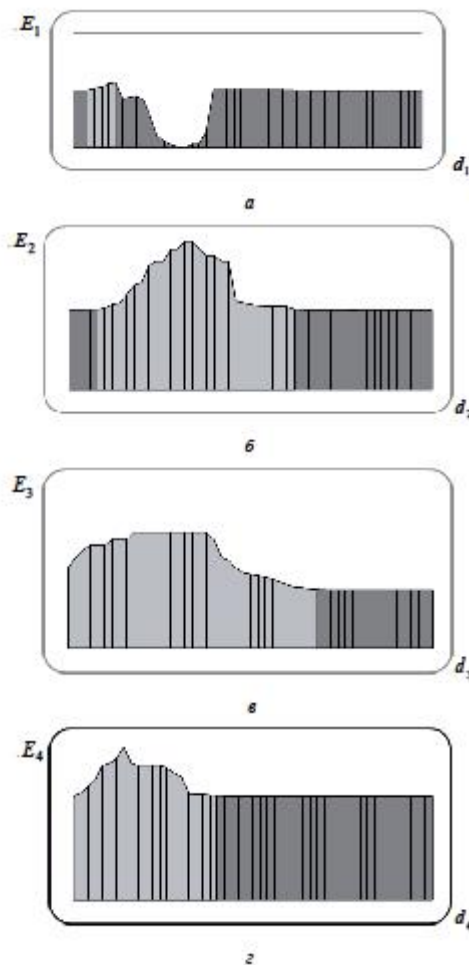


Рис. 5 – Графіки залежності критерію Кульбака від радіусів контейнерів класів розпізнавання: а – клас X_1^* ; б – клас X_2^* ; в – клас X_3^* ; г – клас X_4^* .

Аналіз рис. 5 показує, що оптимальні радіуси в кодових одиницях контейнерів класів розпізнавання дорівнюють: для класу X_1^* – $d_1^* = 7$, для класу X_2^* – $d_2^* = 17$, для класу X_3^* – $d_3^* = 10$, для класу X_4^* – $d_4^* = 8$.

Оптимальним параметрам контейнерів класів розпізнавання відповідають такі значення КФЕ і точнісних характеристик рішень, що приймаються для класу X_1^* – $E_1^* = 0,58$ (перша достовірність $D_1^* = 0,82$, помилка другого роду $\beta^* = 0,09$), для класу X_2^* – $E_2^* = 0,92$ ($D_2^* = 0,96$; $\beta^* = 0,02$), для класу X_3^* – $E_3^* = 1,00$ ($D_3^* = 1,00$; $\beta^* = 0$) і для класу X_4^* – $E_4^* = 0,73$ ($D_4^* = 0,86$; $\beta^* = 0,03$).

В режимі екзамену, тобто безпосередньої ідентифікації кадрів зображення місцевості, було застосовано побудовані на етапі машинного навчання вирішальні правила (6). На рис. 6 показано сформовану в процесі ідентифікації кадрів електронну карту місцевості з позначеними зонами інтересу, де кадри пронумеровано таким чином: 1 – автомагістраль; 2 – ліс; 3 – поле; 4 – луки.



Рис. 6 – Електронна карта місцевості

Аналіз рис. 6 показує, що з найбільшою достовірністю були ідентифіковані кадри «поле» – 0,94 і «луки» – 0,92, а достовірність ідентифікації кадрів «ліс» і «автомагістраль» дорівнює 0,86 і 0,84 відповідно. Основним шляхом підвищення точності ідентифікації кадрів слід розглядати застосування «глибокого» навчання, яке полягає в оптимізації параметрів оброблення зображень.

Висновки. На базі інформаційно-екстремального класифікатора розроблено метод інформаційного синтезу ГІС, який дозволяє на етапі машинного навчання побудувати вирішальні правила і на етапі екзамену створити в реальному темпі часу електронну карту місцевості з позначеними зонами інтересу.

Побудовані вирішальні правила не є безпомилковими за навчальною матрицею і для підвищення функціональної ефективності машинного навчання інформаційно-аналітичної системи необхідна оптимі-

зації додаткових параметрів функціонування геоінформаційної системи, включаючи параметри оброблення зображень місцевості.

Список літератури

1. Куесуль Н. Оцінка состояний растительности и прогнозирования урожайности озимых культур Украины по спутниковым данным [Текст] / Н. Куесуль, Н. Ильин, С. Скакум, А. Лаурензон. – К. : Институт космических исследований НАНУ-НКАУ, 2005. – 25с.
2. Duda R. O. Pattern Classification : second ed. / R. O. Duda, P. E. Hart, D. G. Stork. – New York : John Wiley & Sons, 2001. – 738 p.
3. Довбуш А. С. Основи проєктування інтелектуальних систем : навч. посіб. / А. С. Довбуш. – Суми : Видавництво СумДУ, 2009. – 171 с.
4. Довбуш А. С. Інтелектуальні інформаційні технології в електронному навчанні [Текст] / А. С. Довбуш. – Суми : Видавництво СумДУ, 2013. – 172 с.
5. Изображение аэрофотосъемки [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.google.com.ua/search?q=%D0%B8%D0%B7%D0%BE%D0%B1%D1%80%D0%B0%D0%B6%D0%B5%D0%BD%D0%B8%D0%B5%D0%B0%D1%8D%D1%80%D0%BE%D1%84%D0%BE%D1%82%D0%BE%D1%81%D1%8A%D0%B5%D0%BC%D0%BA%D0%B8&aspr=2&biw=1366&bih=662&fnum=isch&bo=uf&source=univ&sa=X&ved=0ahUKEwit8Y7g9TQAhVCDZoKHZPPBZcQsAQIGw&dpr=1#imgrc=lmQ1BFHim75MzM%3A> (accessed 14.05.2017).

HZPPBZcQsAQIGw&dpr=1#imgrc=lmQ1BFHim75MzM%3A –
Дата звернення : 14 травня 2017.

References (transliterated)

1. Kussul N., Il'in N., Skakun S., Lavranjuk A. Ocenka sostojanija rastitel'nosti i prognozirovanie ozimych kultur Ukrainy po sputnikovym dannym [Assessment of vegetation condition and prediction the productivity of winter crops in Ukraine using satellite data]. – Kiev, State Space Agency of Ukraine Publ., 2005. – 25 p.
2. Duda R. O., Hart P. E., Stork D. G. Pattern Classification : second ed. New York, John Wiley Publ., 2001. 738 p.
3. Dovbush A. S. Osnovy proektuvannya intelektual'nykh system [Basics of designing intelligent systems: schoolbook]. Sumy, SumDU Publ., 2009. – 171 p.
4. Dovbush A. S. Intelektual'ni informatsijni tekhnolohiji v elektronnomu navчанni [Intelligent information systems in training]. Sumy, SumDU Publ., 2013. – 172 p.
5. Izobrazhenie ajerofotosj'emki [Image of aerial photography]. Available at: <https://www.google.com.ua/search?q=%D0%B8%D0%B7%D0%BE%D0%B1%D1%80%D0%B0%D0%B6%D0%B5%D0%BD%D0%B8%D0%B5%D0%B0%D1%8D%D1%80%D0%BE%D1%84%D0%BE%D1%82%D0%BE%D1%81%D1%8A%D0%B5%D0%BC%D0%BA%D0%B8&aspr=2&biw=1366&bih=662&fnum=isch&bo=uf&source=univ&sa=X&ved=0ahUKEwit8Y7g9TQAhVCDZoKHZPPBZcQsAQIGw&dpr=1#imgrc=lmQ1BFHim75MzM%3A> (accessed 14.05.2017).

Надійшло (received) 17.05.20

НАУКОВЕ ВИДАННЯ

**ВІСНИК
НАЦІОНАЛЬНОГО ТЕХНІЧНОГО УНІВЕРСИТЕТУ
«ХПІ»**

Збірник наукових праць

Серія:
Системний аналіз, управління
та інформаційні технології

№ 28 (1250) 2017

Наукові редактори д-р техн. наук, проф. М. Д. Годлевський,
д-р техн. наук, проф. О. С. Купенко
Технічний редактор канд. техн. наук, проф. М. І. Безменов

Відповідальний за випуск канд. техн. наук Г. Б. Обухова

АДРЕСА РЕДКОЛЕГІЇ: 61002, Харків, вул. Кирпичова, 2, НТУ «ХПІ».
Кафедра системного аналізу та інформаційно-аналітичних технологій.
Тел.: (057) 707-61-03, (057) 707-66-54; e-mail: bezmenov@kpi.kharkov.ua

Обл.-вид № 23–17.

Підп. до друку 12.07.2017 р. Формат 60×84 1/8. Папір офсетний.
Друк офсетний. Гарнітура Таймс. Умов. друк. арк. 10,0.
Тираж 100 пр. Зам. № 351–17. Ціна договірна.

Видавничий центр НТУ «ХПІ». Свідоцтво про державну реєстрацію
суб'єкта видавничої справи ДК № 3657 від 24.12.2009 р.
61002, Харків, вул. Кирпичова, 2

Друкарня «ФОП Пісня О. В.»
Свідоцтво про державну реєстрацію ВО2 № 248750 від 13.09.2007 р.
61002, Харків, вул. Гіршмана, 16а, кв. 21, тел. (057) 764-20-28

ДОДАТОК Б

**МАТЕРІАЛИ ДОПОВІДІ «ВХІДНИЙ МАТЕМАТИЧНИЙ ОПИС
ГЕОІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ НА
МІСЦЕВОСТІ»**

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ
ВІННИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ФАКУЛЬТЕТ КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМ І АВТОМАТИКИ

MEASUREMENT, CONTROL AND DIAGNOSIS
IN TECHNICAL SYSTEMS

ЧЕТВЕРТА МІЖНАРОДНА НАУКОВА КОНФЕРЕНЦІЯ

«ВИМІРЮВАННЯ, КОНТРОЛЬ ТА ДІАГНОСТИКА В ТЕХНІЧНИХ
СИСТЕМАХ (ВКДТС-2017)»

збірник тез доповідей

31 жовтня – 2 листопада 2017 р.

ВНТУ
ВІННИЦЯ
2017

УДК 066.91:005.584.1(045)

ББК 30.10я431

К 95

Друкується за рішенням Вченої ради Вінницького національного технічного університету Міністерства освіти і науки

Головний редактор: **В.В.Грабко**

Відповідальний за випуск: **Кучерук В.Ю.**

Рецензенти: **Стадник Б.І.**, доктор технічних наук, професор
Кухарчук В.В., доктор технічних наук, професор

Четверта міжнародна наукова конференція «Вимірювання, контроль та діагностика в технічних системах» (ВКДТС-2017), 31 жовтня – 2 листопада, 2017 р. Збірник тез доповідей. – Вінниця: ПП «ТД«Едельвейс і К», 2017. – 263 с.

ISBN 978-617-7237-41-8

У збірнику опубліковано матеріали конференції, присвяченої проблемам теоретичних основ вимірювань, контролю та технічної діагностики, інформаційно-вимірювальних технологій та метрології.

УДК 066.91:005.584.1(045)

ББК 30.10я431

ISBN 978-966-2462-97-5

© Вінницький національний технічний
університет, 2017

© Учбово-науковий центр «Паллада», 2017

УДК 681.518:004.93.1

ВХІДНИЙ МАТЕМАТИЧНИЙ ОПИС ГЕОІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ НА МІСЦЕВОСТІ

Ключові слова: машинне навчання, розпізнавання, інформаційний критерій, оптимізація, електронна карта, інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія.

Широке використання безпілотних літальних апаратів (БПЛА) для розв'язання пошукових і розвідувальних задач обумовило необхідність створення автономних бортових систем для розпізнавання, визначення координат і супроводження наземних об'єктів. Створення таких бортових систем є особливо актуальним через технічну складність забезпечення високої завадозахисності каналів радіозв'язку в діапазоні довгих радіохвиль, оскільки БПЛА мають невеликі радіуси дії. При цьому повідомлення про результати розпізнавання об'єкту на місцевості можуть бути надійнопередані на наземний комплекс шляхом використання завадозахищеного кодування і технічного забезпечення. Як перспективний шлях інформаційного синтезу автономних геоінформаційних систем (ГІС) розпізнавання є застосування ідей і методів машинного навчання та розпізнавання образів. Функціональна ефективність систем розпізнавання, побудованих на відомих методах інтелектуального аналізу даних, включаючи нейронні та імунні мережі, суттєво залежить від багатовимірності словника ознак і алфавіту класів розпізнавання. При цьому класи розпізнавання, які характеризують відповідні об'єкти на місцевості, можуть суттєво перетинатися в просторі ознак, що вимагає на етапі формування навчальної матриці складних перетворень вхідних даних. Крім того, складність розв'язання цієї задачі полягає в довільних початкових умовах формування зображень об'єкту, що розпізнається, обумовлених різними ракурсами аерофотозйомки, висотою БПЛА, положенням і місцезнаходженням об'єкту, погодними умовами під час пошуку тощо. Основною задачею машинного навчання є побудова високо достовірних вирішальних правил. Цю задачу доцільно розв'язувати в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології) аналізу даних, яка ґрунтується на максимізації в процесі машинного навчання інформаційної спроможності системи розпізнавання [1]. Перевагою методів в рамках ІЕІ-технології є застосування геометричного підходу до побудови вирішальних правил, що робить їх практично нечутливими до багатовимірності. Крім того, перетворення вхідної навчальної матриці в бінарну шляхом допускового кодування ознак розпізнавання дозволяє в процесі машинного навчання адаптувати вхідний математичний опис ГІС до безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил.

Розглянемо постановку задачі машинного навчання ГІС для розпізнавання транспортних засобів на місцевості в рамках ІЕІ-технології. Нехай електронну карту, одержану за результатами реконструкції місцевості в процесі аерофотозйомки розбито на K кадрів, серед яких виділено зону інтересу, наприклад, автомагістраль. За результатами аерофотозйомки для заданого алфавіту $\{X_n^k | n = \overline{1, M}\}$ класів розпізнавання, які характеризують транспортні засоби, що розпізнаються, сформовано навчальну матрицю $\|y_{n,t}^{(k)}\|$ яскравості пікселів рецензорного поля кадру. В навчальній матриці рядок $(y_{n,t}^{(k)} | t = \overline{1, N})$, де N – кількість ознак розпізнавання, є вектором-реалізацією (далі просто реалізація) n -го кадру зображення, а стовпчик матриці – випадкова навчальна вибірка $\{y_{n,t}^{(k)} | j = \overline{1, n}\}$ обсягу n . Крім того, для кожного класу розпізнавання X_n^k задано структурований вектор параметрів навчання

$$g_n = \langle \delta; d_n, x_n \rangle, \quad (1)$$

де δ – параметр симетричного поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, величина якого дорівнює його половині; d_n – радіус гіперсферичного контейнера класу розпізнавання, який відновлюється в радіальному базисі простору ознак; x_n – усереднена реалізація класу X_n^k .

На область значень параметра δ накладається обмеження $\delta < \delta_R / 2$, де δ_R – нормоване поле допусків для ознак розпізнавання, а область значень радіуса гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_n^k задається нерівністю

$$d_n < d(x_n \oplus x_p),$$

де $d(x_m \oplus x_c)$ – кодова відстань між реалізацією x_m і усередненою реалізацією x_c найближчого сусіднього класу X_c^* ; \oplus – символ логічної операції додавання за модулем 2.

Необхідно в процесі машинного навчання ГІС оптимізувати координати вектора (1), які забезпечують максимальне значення усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію в робочій (допустимій) області визначення його функції:

$$\bar{K}^* = \frac{1}{M} \sum_{c,r=0}^K \max_{x_c} K_c^{(k)}, \quad (2)$$

де $K_c^{(k)}$ – значення інформаційного критерію, обчислене на k -му кроці навчання; G_c – область допустимих значень функції інформаційного критерію; $\{k\}$ – множина кроків навчання.

При функціонуванні ГІС в режимі екзамену необхідно розпізнати транспортний засіб в рецепторному полі бортової електронної карти місцевості.

Таким чином, задача інформаційного синтезу здатної навчатися ГІС полягає в оптимізації параметрів машинного навчання шляхом наближення глобального максимуму інформаційного критерію (2) до його максимального граничного значення.

Вхідна навчальна матриця формувалася шляхом оброблення в полярних координатах на рецепторному полі кадру зони інтересу розміром 50×50 пікселів одержаних при аерофотозйомці зображень автомобілів різних типів. При цьому важливого значення для бортової ГІС набуває задача центрування об'єкту, що розпізнається. Цю задачу було запропоновано розв'язувати шляхом порогової кластеризації зображення кадру, який відносився до зони інтересу – автомагістралі. Оскільки кадри електронної карти місцевості були попередньо пронумеровані, то центр поляризації визначався шляхом поділу суми пікселів, які входять у виділений кластер, на їх кількість. Після визначення центру поляризації значення кожної ознаки розпізнавання $x_{m,i}, i = \overline{1,50}$, обчислювалося як усереднене значення яскравості пікселів, що належать колу зчитування l -го радіусу, $i = \overline{0,50}$, за формулою

$$x_{m,i} = \frac{1}{N_i} \sum_{n=1}^N \pi_n,$$

де π_n – значення яскравості в n -му пікселі кола зчитування; N_i – загальна кількість пікселів в l -му колі зчитування.

Навчальна матриця, наприклад, для класу X_m^* формувалася із структурованих векторів-реалізацій $x_m^{(j)}, j = \overline{1, N_{\text{клас}}}$, які склалися із обчислених за формулою (3) ознак розпізнавання. При цьому для обчислення кількості ознак в l -му колі зчитування була запропонована процедура, яка полягала в перетворенні рецепторного поля в декартове координатне поле, нульова координата якого збігалася з центром поляризації, та обчисленні відстаней всіх координат від їх центра. Потім визначалися пікселі з однаковими відстанями і зчитувалися їх яскравості.

Як приклад розглядалася задача розпізнавання на автомагістралі автомобілів трьох типів. Машинне навчання ГІС здійснювалося за інформаційно-екстремальним алгоритмом з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання [2]. При цьому як критерій оптимізації параметрів навчання використовувалася модифікована інформаційна міра Кульбака. Повна ймовірність правильного розпізнавання транспортного засобу дорівнювала $P_f = 0,86$. Подальшим кроком підвищення функціональної ефективності є збільшення згідно з принципом відкладених рішень Івахненка О. Г. глибини машинного навчання.

Список літературних джерел

1. Довбиш, А. С. Основи проектування інтелектуальних систем: навчальний посібник [Текст] / А. С. Довбиш // Вид-во СумДУ. - 2009. - 171 с.

Наукове видання

ЧЕТВЕРТОЇ МІЖНАРОДНОЇ НАУКОВОЇ КОНФЕРЕНЦІЇ

**«ВИМІРЮВАННЯ, КОНТРОЛЬ ТА ДІАГНОСТИКА
В ТЕХНІЧНИХ СИСТЕМАХ (ВКДТС-2017)»**

Збірник тез доповідей

Матеріали подаються в авторській редакції

Комп'ютерне оформлення: Овчинников К. В.

Підписано до друку 19.10.2017 р. Гарнітура Times New Roman.
Формат 29,7 × 42 $\frac{1}{2}$. Друк різнографічний.
Папір офсетний. Ум. друк. арк. 15,22
Наклад 160 прим. Зам № 127253

Віддруковано ПП «ТД «Едельвейс і К»
м. Вінниця, вул. 600-річчя, 17
Тел.: (0432) 550-333
Свідоцтво про внесення до Державного реєстру
ДК №3736