

А. С. ДОВБИШ, Ю. В. СИМОНОВСЬКИЙ, О. В. КОРОБЧЕНКО, М. А. ЛЕТЮГА

ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНИЙ АЛГОРИТМ МАШИННОГО НАВЧАННЯ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ТРАНСПОРТНИХ ЗАСОБІВ

Розглядається в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології аналізу даних, що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи в процесі її навчання, метод інформаційного синтезу геоінформаційної системи розпізнавання об'єктів на місцевості. Метою статті є підвищення функціональної ефективності геоінформаційної системи розпізнавання транспортного засобу на автомагістралі, обладнаної стаціонарною відеокамерою. Реалізовано інформаційно-екстремальний алгоритм машинного навчання системи розпізнавання із оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Як критерій функціональної ефективності машинного навчання використано інформаційну міру Шеннона, яка є функціоналом точнісних характеристик класифікаційних рішень, що приймаються на кожному кроці навчання. Запропонований алгоритм машинного навчання реалізовано на прикладі розпізнавання автомобіля на автомагістралі.

Ключові слова: геоінформаційна система, інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія, розпізнавання, машинне навчання, навчальна матриця функціональна ефективність.

Рассматривается в рамках информационно-экстремальной интеллектуальной технологии анализ данных, основанный на максимизации информационной способности системы в процессе ее обучения, метод информационного синтеза геоинформационной системы распознавания объектов на местности. Целью статьи является повышение функциональной эффективности геоинформационной системы распознавания транспортного средства на автомагистрали, оборудованной стационарной видеокамерой. Реализовано информационно-экстремальный алгоритм машинного обучения системы распознавания с оптимизацией контрольных допусков на признаки распознавания. В качестве критерия функциональной эффективности машинного обучения использовано информационную меру Шеннона, которая является функционалом точностных характеристик классификационных решений, принимаемых на каждом шаге обучения. Предложенный алгоритм машинного обучения реализовано на примере распознавания автомобиля на автомагистрали.

Ключевые слова: геоинформационная система, информационно-экстремальная интеллектуальная технология, распознавание, транспортный засіб, навчальна матриця, машинне навчання, функціональна ефективність.

Considered in the framework of information and extreme intellectual technology of data analysis based on maximizing the ability of information systems in the process of learning, the method of synthesis of geoinformation information Object recognition systems on the terrain. The aim of the article is to improve the operational efficiency of geoinformation vehicle recognition system on the highways, equipped stationary video camera. Implemented information and extreme recognition algorithm of machine learning system with optimization of the control tolerances for recognition attributes. As a criterion for the functional efficiency of machine learning to use information measure Shannon, which is a functional classification accuracy characteristics of decisions taken at each stage of learning. The proposed algorithm of machine learning is implemented on the vehicle detection example on the motorway.

Keywords: geographic information systems, information and extreme intelligent technologies, recognition, vehicle, training matrix, machine learning, functional efficiency.

Вступ. Розпізнавання об'єктів на місцевості є актуальною задачею для багатьох галузей соціально-економічної сфери суспільства, де застосовуються геоінформаційні системи. Однією із задач геоінформаційної системи, яка має важливе практичне значення, є розпізнавання транспортного засобу на місцевості в процесі його відеоспостереження. Складність розв'язання цієї задачі обумовлена в першу чергу науково-методологічними причинами, що не дозволяють забезпечити високу функціональну ефективність існуючих методів інтелектуального аналізу даних за довільних умов формування зображень об'єктів на місцевості, суттєвого перетину класів розпізнавання в просторі ознак, впливу неконтрольованих збурюючих факторів тощо. Недосконалість існуючих класифікаторів, побудованих на відомих методах технології Data Mining, включаючи нейронні та імунні мережі [1, 2], обумовила необхідність застосування глибокого навчання, яке спрямовано на оброблення і розвідувальний аналіз вхідних зображень з метою формування інформативного словника ознак розпізнавання, що дозволяє користуватися системами розпізнавання, побудованими на дистанційних критеріях близькості [3]. Але такий підхід суттєво підвищує обчислювальну трудомісткість алгоритмів функціонування геоінформаційної системи розпізнавання і цим зменшує її надійність і оперативність прийняття рі-

шень безпосередньо в робочому режимі. Крім того, застосування дистанційних критеріїв близькості не забезпечує високої достовірності розпізнавання об'єктів через перетин класів розпізнавання, що має місце в практичних задачах.

Одним із перспективних напрямків підвищення функціональної ефективності геоінформаційних систем розпізнавання є застосування ідей і методів так званої інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології) аналізу даних, яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи в процесі її машинного навчання [4, 5]. Як відомо, основна ідея інформаційно-екстремальних методів машинного навчання полягає в адаптації вхідного математичного опису системи розпізнавання шляхом допустимих його перетворень в просторі Хеммінга до максимальної повної ймовірності прийняття правильних рішень безпосередньо в робочому режимі. При цьому оптимізація параметрів навчання здійснюється шляхом цілеспрямованого пошуку глобального максимуму інформаційного критерію в робочій (допустимій) області визначення його функції.

В статті розглядається інформаційно-екстремальний алгоритм машинного навчання геоінформаційної системи розпізнавання транспортного засобу, що рухається по автомагістралі.

Постановка задачі. Розглянемо формалізовану

постановку задачі інформаційного синтезу здатної навчатися геоінформаційної системи розпізнавання об'єктів на місцевості, які складають алфавіт класів розпізнавання $\{X_m^o | m = \overline{1, M}\}$. При цьому кожний клас розпізнавання характеризує конкретний транспортний засіб. Нехай за результатами відеоспостережень конкретно визначених об'єктів сформована навчальна матриця $\|y_{m,i}^{(j)}\|$, елементами якої є значення яскравості пікселів рецепторного поля їх зображень. У матриці рядок є реалізацією образу $\{y_{m,i}^{(j)} | i = \overline{1, N}\}$, де N – кількість ознак розпізнавання, а стовпець матриці – випадкова навчальна вибірка $\{y_{m,i}^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$ з обсягом n . Крім того, задано структурований вектор параметрів функціонування

$$g = \langle g_1, \dots, g_\xi, \dots, g_\Xi \rangle, \quad (1)$$

які впливають на функціональну ефективність системи розпізнавання, з відповідними на них обмеженнями.

Необхідно в процесі машинного навчання системи розпізнавання визначити оптимальні значення параметрів функціонування вектора (1), які забезпечують максимальне значення критерію функціональної ефективності (КФЕ) в робочій (допустимій) області визначення його функції:

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

де $E_m^{(k)}$ – значення інформаційного КФЕ навчання системи розпізнавати реалізації класу X_m^o , обчислене на k -му кроці навчання; $\{k\}$ – впорядкована множина кроків навчання; G_E – область допустимих значень функції інформаційного КФЕ навчання системи.

На етапі екзамену, тобто безпосередньо в режимі розпізнавання, необхідно прийняти з високою достовірністю рішення про належність реалізації об'єкту, що спостерігається стаціонарною відеокамерою, розташованою на автомагістралі, до одного із класів сформованого на етапі навчання алфавіту.

Таким чином, постановка задачі не передбачає проведення на етапі розвідувального аналізу процедур, пов'язаних із глибоким навчанням, основними задачами якого є стиснення інформації та формування інформативного словника ознак розпізнавання. При цьому в статті акцент зроблено на побудові вирішальних правил, здатних з високою повною ймовірністю приймати класифікаційні рішення за довільних умов формування зображень об'єктів, що розпізнаються, і суттєвого перетину в просторі ознак класів розпізнавання, що обумовлюють апріорну невизначеність вхідних даних.

Математична модель. В рамках ІЕІ-технології категорійна модель здатної навчатися системи розпізнавання як символічних образів, так і безпосередньо зображень будується у вигляді узагальненого орієнтованого графу, в якому атрибутами є множини, які застосовуються при функціонуванні системи в режимах

машинного навчання і екзамену, а ребрами – відповідні оператори відображення цих множин [4]. Як відомо побудова таких категорійних моделей є необхідною умовою функціонального програмування, що стрімко виходить на існуючий ринок інформаційних технологій, для створення інформаційного, алгоритмічного і програмного забезпечення інтелектуальних систем.

Оскільки основною задачею машинного навчання є побудова вирішальних правил, які дозволяють в режимі екзамену приймати високо достовірні класифікаційні рішення, то категорійна модель повинна бути орієнтована на конкретний тип вирішальних правил. Як відомо в рамках ІЕІ-технології вирішальні правила відносяться до класу радіально базисних в просторі ознак розпізнавання. Така їх редукція дозволяє на етапі екзамену, тобто безпосередньо в робочому режимі системи розпізнавання приймати класифікаційні рішення в реальному темпі часу. З метою спрощення далі будемо розглядати вирішальні правила, які задаються геометричними параметрами гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання, оптимізація яких за інформаційним критерієм здійснюється на етапі машинного навчання системи розпізнавання.

Розглянемо категорійну модель інформаційно-екстремального навчання системи розпізнавання зображень з оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Обов'язковою складовою категорійної моделі є вхідний математичний опис системи розпізнавання, який подамо у вигляді структури

$$\Delta_B = \langle G, T, Z, \Omega, Y, X; \Phi_1, \Phi_2, \Phi_3 \rangle,$$

де G – простір вхідних сигналів (факторів); T – множина моментів часу зняття інформації; Ω – простір ознак розпізнавання; Z – простір можливих станів; Y – вибіркова множина – вхідна навчальна матриця яскравості, елементи якої звичайно задаються в евклідовому просторі ознак розпізнавання; X – бінарна навчальна матриця; $\Phi_1 : G \times T \times Z \rightarrow \Omega$ – оператор формування словника ознак розпізнавання, потужність якого залежить від вибору рецепторного поля зображень; $\Phi_2 : \Omega \rightarrow Y$ – оператор оброблення зображень, тобто формування вхідної навчальної матриці Y ; $\Phi_3 : Y \rightarrow X$ – оператор трансформації вхідної навчальної матриці в бінарний простір Хеммінга шляхом квантування ознак розпізнавання за рівнем.

На рис. 1 показано категорійну модель інформаційно-екстремального навчання системи розпізнавання зображень з оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Перевірка основної статистичної гіпотези про належність реалізацій образу здійснюється оператором класифікації $\Psi : \mathfrak{R}^{|M|} \rightarrow I^{|l|}$, де $I^{|l|}$ – множина допустимих гіпотез; l – кількість статистичних гіпотез.

Принциповою відмінністю інформаційно-екстремального машинного навчання від відомих методів є оптимізація параметрів функціонування системи розпізнавання за інформаційним КФЕ.

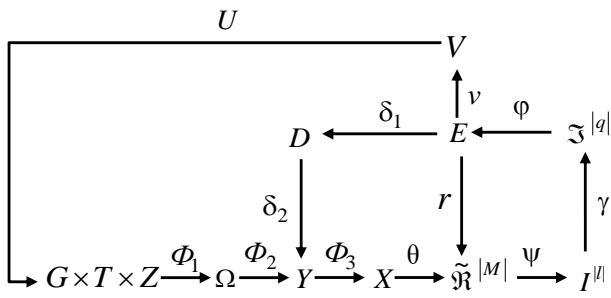


Рис. 1 – Категорійна модель машинного навчання системи розпізнавання

Для обчислення КФЕ оператор $\gamma: I^{|l|} \rightarrow \mathfrak{Z}^{|q|}$ шляхом оцінки прийнятих гіпотез формує множину точнісних характеристик $\mathfrak{Z}^{|q|}$, де $q = l^2$ – кількість точнісних характеристик, а оператор $\varphi: \mathfrak{Z}^{|q|} \rightarrow E$ обчислює на кожному кроці навчання системи терм-множину E значень інформаційного КФЕ, який є функціоналом від точнісних характеристик. Ітераційний процес оптимізації геометричних параметрів розбиття $\mathfrak{R}^{|M|}$ реалізується оператором $r: E \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$, який на кожному кроці навчання змінює за програмою радіуси гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання з метою пошуку глобального максимуму КФЕ в робочій області визначення його функції.

Контур оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання замикається через терм-множину D , елементами якої є нижні і верхні контрольні допуски на відповідні ознаки розпізнавання.

Крім того, показана на рис. 1 категорійна модель передбачає за умови отримання недостатньо високої функціональної ефективності машинного навчання перехід за допомогою оператора $v: E \rightarrow V$ до нового типу вирішальних правил, який вибирається з упорядкованої множини V . Наприклад, при недостатній функціональній ефективності гіперсферичних вирішальних правил можна перейти до відновлення в радіальному базисі бінарного простору ознак гіпереліпсоїдних або гіперциліндродних контейнерів класів розпізнавання.

Оператор $U: V \rightarrow G \times T \times Z$ регламентує процес навчання. Оскільки в цьому контурі також застосовано процедуру обчислення інформаційного критерію E , то він дозволяє розв'язувати задачу оптимізації параметрів глибокого навчання, які на етапі оброблення зображень здійснюють редукцію словника ознак, визначають потужність алфавіту класів розпізнавання, дозволяють автоматизувати формування вхідної навчальної матриці тощо

Задача вибору та обчислення КФЕ є центральною проблемою оцінки функціональної ефективності інтелектуальної системи, що навчається, для вирішення якої застосовуються два основні підходи: один з них базується на дистанційних критеріях близькості, а інший – на інформаційних. Подолання існуючої суперечності між цими підходами і усунення їх недоліків досягається шляхом застосування ідей і методів

ІЕІ-технології, в рамках якої інформаційний КФЕ машинного навчання є функціоналом від точнісних характеристик системи розпізнавання. При цьому точнісні характеристики, в свою чергу, залежать від дистанційної міри – геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання, які відновлюються в процесі навчання в радіальному базисі простору ознак розпізнавання. Таким чином, інформаційний критерій в рамках ІЕІ-технології розглядається як загальний критерій оптимізації параметрів навчання.

У рамках ІЕІ-технології як КФЕ знайшли широке використання модифікації двох інформаційних мір: інтегрального ентропійного критерію Шеннона і диференційної міри Кульбака. Модифікація нормованого ентропійного КФЕ для двохальтернативних рішень із апіорно рівномірними гіпотезами має вигляд [2]

$$E_m^{(k)} = 1 + \frac{1}{2} \left(\frac{\alpha_m^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \log_2 \frac{\alpha_m^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} + \frac{\beta_m^{(k)}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \log_2 \frac{\beta_m^{(k)}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} + \frac{D_{1,m}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \log_2 \frac{D_{1,m}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} + \frac{D_{2,m}^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \log_2 \frac{D_{2,m}^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \right), \quad (3)$$

де $\alpha_m^{(k)}(d)$ – помилка першого роду прийняття рішень 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.

У формулі (3) виключається загроза поділу на нуль, оскільки значення першої та другої достовірностей в робочій області визначення інформаційного критерію оптимізації дорівнюють більше 0,5.

Оскільки інформаційно-екстремальні методи машинного навчання ґрунтуються на принципі відкладених рішень Івахненка О. Г., який передбачає можливість оптимізації інших параметрів навчання з метою підвищення достовірності вирішальних правил, то категорійна модель (рис. 1) може доповнюватися контурами оптимізації цих параметрів. При цьому умовою такої композиції категорійної моделі є обов'язкова належність цим контурам множини E .

Таким чином, показана на рис. 1 категорійна модель у вигляді орієнтованого графа може розглядатися як узагальнена структурна схема алгоритму інформаційно-екстремального навчання системи розпізнавання.

Алгоритм навчання системи розпізнавання. Алгоритм навчання системи розпізнавання розгляне-

мо на прикладі оптимізації параметрів навчання, які задаються структурою

$$g = \langle \delta; y_1, \dots, y_M; d_1, \dots, d_M \rangle, \quad (4)$$

де δ – параметр, величина якого дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, якими є значення яскравості в пікселях рецепторного поля кадру;

y_1, \dots, y_M – еталонні (усереднені) вектори – реалізації кожного зображення із заданого алфавіту;

d_1, \dots, d_M – радіуси гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання, які відновлюються в радіальному базисі простору ознак розпізнавання.

При цьому на параметри навчання задаються відповідні обмеження на області їх значень: $\delta < \delta_H / 2$, де δ_H – нормоване (експлуатаційне) поле допусків для ознак розпізнавання; $d_m < d(y_m, y_c)$, де $d(y_m, y_c)$ – міжцентрова відстань між еталонною реалізацією $y_m \in X_m^o$ і найближчою еталонною реалізацією y_c сусіднього класу X_c^o .

Вхідною інформацією для навчання за інформаційно-екстремальним алгоритмом є масив векторів-реалізацій зображень $\{y_{m,i} \mid m = \overline{1, M}, i = \overline{1, n}\}$, які система повинна навчитися розпізнавати; нормоване поле допусків δ_H на ознаки розпізнавання, яке задає область значень відповідних контрольних допусків і рівні селекції $\{\rho_m\}$, які використовуються при формуванні координат двійкових еталонних векторів класів розпізнавання і які за замовчуванням дорівнюють 0,5 для всіх класів розпізнавання.

Згідно з категорійною моделлю (рис. 1) алгоритм інформаційно-екстремального навчання подається у вигляді двохциклічної процедури пошуку глобального максимуму усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію (3) в робочій області визначення його функції [4]

$$\delta^* = \arg \max_{\delta} \{ \max_{G_E \cap \{k\}} \bar{E}^{(k)} \}, \quad (5)$$

де $\bar{E}^{(k)}$ – усереднене за алфавітом класів розпізнавання значення інформаційного критерію, обчислене на k -му кроці машинного навчання;

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

G_E – робоча (допустима) область визначення функції критерію \bar{E} ;

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

Спочатку розглянемо алгоритм машинного навчання з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання, за якою на кожному кроці навчання змінюються з однаковим кроком нижні та верхні контрольні допуски для всіх ознак одночасно. Аналіз процедури (4) показує, що основна обчислювальна трудомісткість алгоритму навчання реалізується у внутрішньому циклі, основними функціями якого є:

- обчислення на кожному кроці навчання значення інформаційного критерію (3);
- пошук глобального максимуму критерію (3) в робочій області визначення його функції, в якій перша і друга достовірності перевершують відповідно помилки першого і другого роду;
- визначення оптимальних в інформаційному розумінні радіусів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання.

Функцією зовнішнього циклу є зміна із заданим кроком параметра δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання і визначення його оптимального значення при глобальному максимумі критерію (3) в робочій області визначення його функції.

Розглянемо на прикладі оптимізації радіусу контейнера класу X_m^o основні етапи реалізації алгоритму (5) у внутрішньому циклі при заданому зовнішнім циклом значенні параметра δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання:

1. Формування бінарної навчальної матриці $\|x_{m,i}^{(j)}\|$, елементи якої дорівнюють

$$x_{m,i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } y_{m,i}^{(j)} \in \delta_{K,i}; \\ 0, & \text{if } y_{m,i}^{(j)} \notin \delta_{K,i}, \end{cases}$$

де $\delta_{K,i}$ – поточне контрольне поле i -ї ознаки розпізнавання.

2. Формування масиву еталонних двійкових векторів $\{x_{m,i} \mid m = \overline{1, M}, i = \overline{1, N}\}$, елементи якого визначаються за правилом:

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

де ρ_m – рівень селекції координат вектора $x_m \in X_m^o$.

3. Розбиття множини еталонних векторів на пари найближчих «сусідів»: $\mathfrak{R}_m^{(2)} = \langle x_m, x_l \rangle$, де x_l – еталонний вектор сусіднього класу X_l^o , за таким алгоритмом:

а) структурується множина еталонних векторів, починаючи з вектора x_1 базового класу X_1^o , який характеризує найбільшу функціональну ефективність інтелектуальної системи;

б) будується матриця кодових відстаней між еталонними векторами розмірності $M \times M$;

в) для кожної строки матриці кодових відстаней знаходиться мінімальний елемент, який належить стовпчику вектора – найближчого до вектора, що визначає строку;

г) формується структурована множина елементів попарного розбиття $\{\mathfrak{R}_m^{(2)} \mid m = \overline{1, M}\}$, яка задає план навчання.

4. На кожному кроці навчання змінюється радіус d_m контейнера класу X_m^o і обчислюється критерій (3).

5. Процедура закінчується при знаходженні максимуму КФЕ в робочій області його визначення:

$$E_m^* = \max_{\{d\}} E_m,$$

де $\{d\} = \{0, 1, \dots, d < d(x_m \oplus x_c)\}$ – множина радіусів концентрованих гіперсфер, центр яких визначається вершиною вектора $x_m \in X_m^o$;

x_c – еталонний вектор класу X_c^o , найближчого до класу X_m^o .

6. Визначається оптимальне значення радіусу контейнера класу розпізнавання X_m^o :

$$d_m^* = \arg \max_{\{d\}} E_m^*.$$

Після визначення оптимальних геометричних параметрів контейнерів для всіх класів розпізнавання із заданого алфавіту обчислюється усереднене максимальне значення інформаційного КФЕ і оптимальний параметр δ^* поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Оскільки машинне навчання з паралельною оптимізацією не завжди забезпечує його високу функціональну ефективність, то отримане в процесі оптимізації значення параметра поля контрольних допусків слід вважати квазіоптимальним. Для підвищення функціональної ефективності доцільно реалізувати алгоритм машинного навчання з послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання, в якому за стартові приймаються визначенні за алгоритмом (4) квазіоптимальні контрольні допуски.

Схема алгоритму машинного навчання з послідовною оптимізацією в рамках ІЕІ-технології розглядається у вигляді процедури

$$\{\delta_i^*\} = \arg \otimes \left\{ \max_{G_\delta} \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_E \cap \{k\}} E_m^{(k)} \right\}, i = \overline{1, N}, \quad (6)$$

де \otimes – символ операції повторення ітераційних циклів пошуку глобального максимуму інформаційного КФЕ в робочій області визначення його функції;

L – кількість прогонів ітераційної процедури послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Таким чином, основною процедурою інформаційно-екстремального навчання є оптимізація параметрів, які впливають на функціональну ефективність системи розпізнавання за інформаційним КФЕ.

Результати фізичного моделювання. Вище наведений алгоритм машинного навчання було реалізовано на прикладі розпізнавання трьох автомобілів, зображення яких знаходилися в базі даних геоінформаційної системи розпізнавання, яка функціонувала стаціонарно в режимі спостереження на автомагістралі.

Вхідна навчальна матриця яскравості формувалася за зображеннями трьох різних типів автомобілів розміром 50×50 пікселів, показаних на рис. 2.

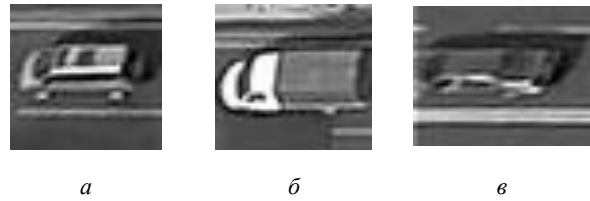


Рис. 2 – Зображення транспортних засобів: а – легкова машина міні-вен (клас X_1^o); б – вантажна машина (клас X_2^o); в – легкова машина (клас X_3^o)

Спочатку було реалізовано алгоритм машинного навчання (5) з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання. При цьому як критерій оптимізації параметрів функціонування (4) системи розпізнавання використовувався інформаційний критерій (3).

На рис. 3 показано графік залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання критерію (3) від параметра δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, отриманий в процесі машинного навчання за алгоритмом (5).

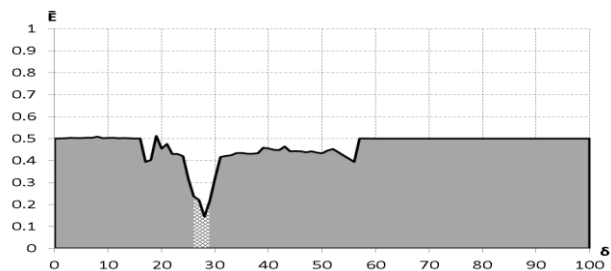


Рис. 3 – Графік залежності усередненого КФЕ від параметра поля контрольних допусків

На графіку (рис. 1) світлою ділянкою позначено робочу область визначення функції критерію (3). Аналіз графіка показує, що оптимальне значення параметра поля контрольних допусків дорівнює $\delta^* = \pm 27$ градацій яскравості пікселів рецепторного поля на зображеннях об'єктів розпізнавання. При цьому максимальне значення усередненого КФЕ в його робочій області дорівнює всього $\bar{E}_{\max} = 0,24$, що свідчить про невисоку функціональну ефективність машинного навчання.

В процесі машинного навчання з паралельною оптимізацією контрольних допусків було отримано такі значення радіусів контейнерів класів розпізнавання: для класу $X_1^o - d_1^* = 14$ (тут і далі в кодових одиницях), для класу $X_2^o - d_2^* = 15$ і для класу $X_3^o - d_3^* = 10$. Відповідно середня міжцентрова відстань для заданого алфавіту класів дорівнює $d_{\text{сер}}^* = 13$. При оптимізації контейнерів отримано максимальні значення критерію (3) і точнісних характеристик: для класу $X_1^o - E_1^* = 0,59$ ($D_{1,1}^* = 0,65, \beta_1^* = 0,03$); для класу $X_2^o - E_2^* = 0,61$ ($D_{1,2}^* = 0,60, \beta_2^* = 0$) і для класу $X_3^o - E_3^* = 0,43$ ($D_{1,3}^* = 0,53, \beta_3^* = 0,04$).

Оскільки побудовані вирішальні правила характеризуються невисокою достовірністю розпізнавання, то для підвищення функціональної ефективності машинного навчання було реалізовано алгоритм (6) з послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання. На рис. 4 показано графік зміни максимуму інформаційного усередненого критерію (3) від кількості ітерацій (кроків навчання) в процесі послідовної оптимізації контрольних допусків із стартовим параметром поля контрольних допусків

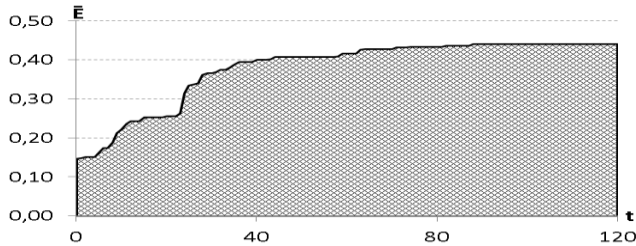


Рис. 4 – Графік зміни КФЕ в процесі послідовної оптимізації контрольних допусків

Аналіз рис. 4 показує, що процес послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання завершився на 92-й ітерації, тобто на другому прогоні процедури (6). При цьому максимальне значення усередненого критерію (3) збільшилося до $\bar{E}_{\max} = 0,44$, тобто майже в два рази у порівнянні з паралельною оптимізацією. Крім того, використання квазіоптимальних контрольних допусків як стартових при їх послідовній оптимізації забезпечує постійне знаходження КФЕ в робочій області, що суттєво підвищує оперативність алгоритму навчання.

Для побудови вирішальних правил в процесі машинного навчання з послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання було отримано графіки залежності критерію (3) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, показані на рис. 5.

Аналіз результатів оптимізації показує, що оптимальними радіусами контейнерів класів розпізнавання є: для класу $X_1^o - d_1^* = 12$, для класу $X_2^o - d_2^* = 13$, для класу $X_3^o - d_3^* = 11$. Відповідно середня міжцентрова відстань для класів розпізнавання дорівнює $d_{\text{сер}}^* = 12$. Тому згідно з мінімально-дистанційним принципом теорії розпізнавання образів можна стверджувати, що функціональна ефективність вирішальних правил, побудованих в процесі машинного навчання з послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання, є вищою у порівнянні з паралельною оптимізацією. Цим параметрам контейнерів відповідають такі значення КФЕ і точнісних характеристик системи розпізнавання: для класу $X_1^o - E_1^* = 0,60$ ($D_{1,1}^* = 0,65, \beta_1^* = 0,12$); для класу $X_2^o - E_2^* = 0,60$ ($D_{1,2}^* = 0,70, \beta_2^* = 0,09$) і для класу $X_3^o - E_3^* = 0,43$ ($D_{1,3}^* = 0,50, \beta_3^* = 0,18$). При цьому повна ймовірність прийняття правильних рішень щодо розпізнавання автомобіля класу X_1^o дорівнює 0,72, класу $X_2^o - 0,80$ і класу $X_3^o - 0,66$.

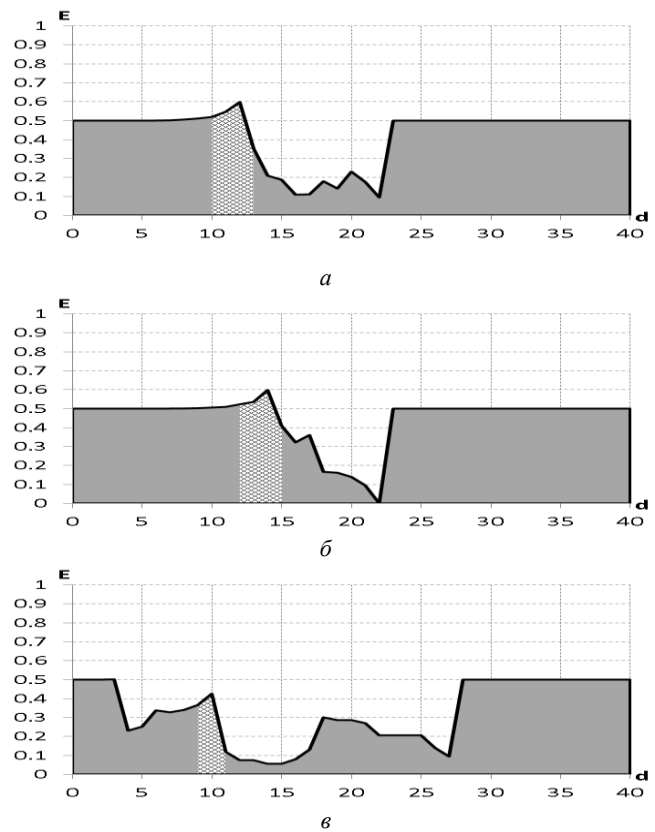


Рис. 5 – Графіки залежності КФЕ навчання системи від радіусів контейнерів класів розпізнавання:

а – клас X_1^o ; б – клас X_2^o ; в – клас X_3^o

Наведені результати машинного навчання системи розпізнавання можна вважати задовільними, але вони не дозволили побудувати безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила. Тому для підвищення функціональної ефективності машинного навчання системи відоспостереження для розпізнавання транспортного засобу на автомагістралі необхідно оптимізувати інші параметри навчання. Якщо підвищення функціональної ефективності системи у цьому випадку не відбувається, то згідно з категорійною моделлю необхідно перейти на більш складний тип вирішальних правил, наприклад, гіпереліпсоїдний або гіперциліндродійний [5].

Висновки. Розроблено інформаційно-екстремальний алгоритм машинного навчання геоінформаційної системи розпізнавання транспортних засобів, що рухаються по автомагістралі. Як параметри функціонування системи розпізнавання, що оптимізуються, розглядалися радіуси гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання, які відновлюються в процесі машинного навчання в радіальному базисі простору ознак розпізнавання, і система контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Запропоновано оптимізацію контрольних допусків на ознаки розпізнавання здійснювати за паралельно-послідовним алгоритмом. При цьому одержані в процесі паралельної оптимізації квазіоптимальні контрольні допуски розглядалися як стартові для алгоритму їх послідовної оптимізації, що забезпечує постійне знаходження значень інформаційного критерію оптимізації в робочій області визна-

чення його функції і суттєво підвищує оперативність машинного навчання. Побудовані в процесі машинного навчання вирішальні правила не є безпомилковими за навчальною матрицею, тому для підвищення

їх функціональної ефективності необхідно здійснювати оптимізацію інших параметрів навчання або переходити до більш складних радіально-базисних вирішальних правил.

Список літератури

1. *Ratner, B.* Statistical and machine-learning data mining: techniques for better predictive modeling and analysis of big data, Second edition [Text] / *B. Ratner.* – CRC Press, 2011. – 542 p.
2. *Bodyanskiy E. V.* Recurrent neural network detecting changes in the properties of nonlinear stochastic sequences / *E. V. Bodyanskiy, S. A. Vorob'ev* // Automation and Remote Control. –2000. – Vol. 1. – №7. – P. 1113–1124.
3. *Duda R. O.* Pattern Classification : second ed. / *R. O. Duda, P. E. Hart, D. G. Stork.* – New York : John Wiley & Sons, 2001. – 738 p.
4. *Довбиш А. С.* Основи проектування інтелектуальних систем : Навчальний посібник / *А. С. Довбиш.* – Суми : Вид-во СумДУ, 2009. – 171 с.
5. *Dovbysh A. S.* Information-Extreme Algorithm for Optimizing Parameters of Hyperellipsoidal Containers of Recognition Classes / *A. S. Dovbysh, N. N. Budnyk, V. V. Moskalenko* // Journal of automation and information sciences. – 2012. – Vol. 44, Is. 10. – P. 35–44.

References (transliterated)

1. *Ratner B.* *Statistical and machine-learning data mining: techniques for better predictive modeling and analysis of big data.* – CRC Press, 2011. – 542 p.
2. *Bodyanskiy E. V., Vorob'ev S. A.* Recurrent neural network detecting changes in the properties of nonlinear stochastic sequences. *Automation and Remote Control.* –2000, vol 1, no. 7, pp. 1113–1124.
3. *Duda R. O., Hart P. E., Stork D. G.* Pattern Classification.– New York, John Wiley Publ., 2001, 738 p.
4. *Dovbysh A. S.* *Osnovy proektuvannya intelektualnykh system : Navchalnyy posibnyk [Fundamentals of Design Intelligent Systems: Tutorial].* Sumy, SumDU Puobl., 2009, 171 p.
5. *Dovbysh A. S., Budnyk N. N., Moskalenko V. V.* Information-Extreme Algorithm for Optimizing Parameters of Hyperellipsoidal Containers of Recognition Classes. *Journal of automation and information sciences.* 2012, vol. 44, issue 10, p. 35–44.

Надійшла (received) 25.11.2016

Бібліографічні описи / Библиографические описания / Bibliographic descriptions

Інформаційно-екстремальний алгоритм навчання геоінформаційної системи / А. С. Довбиш, Ю. В. Симоновський, О. В. Коробченко, М. А. Летюга // Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології. – X. : НТУ «ХПІ», 2016. – № 45 (1217). – С. 22–28. – Бібліогр.: 5 назв. – ISSN 2079-0023.

Информационно-экстремальный алгоритм обучения геоинформационной системы / А. С. Довбиш, Ю. В. Симоновский, Е. В. Коробченко, М. А. Летюга // Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології. – Харків : НТУ «ХПІ», 2016. – № 45 (1217). – С. 22–28. – Библиогр.: 5 назв. – ISSN 2079-0023.

Information and Extreme learning algorithm of geographic information system / А. S. Dovbysh, J. V. Simonovskiy, O. V. Korobchenko, M. A. Letuga // Bulletin of NTU "KhPI". Series: System analysis, control and information technology. – Kharkov : NTU "KhPI", 2016. – No. 45 (1217). – P. 22–28. – Bibliogr.: 5. – ISSN 2079-0023.

Відомості про авторів / Сведения об авторах / About the Authors

Довбиш Анатолій Степанович – Сумський державний університет, доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри комп'ютерних наук, науковий керівник проблемної науково-дослідницької лабораторії інтелектуальних систем; тел.: (050) 307 83 74; e mail: kras@id.sumdu.edu.ua

Довбиш Анатолій Степанович – Сумской государственной университет, доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой компьютерных наук, научный руководитель проблемной научно-исследовательской лаборатории интеллектуальных систем; тел.: (050) 307-83-74; e-mail: kras@id.sumdu.edu.ua

Dovbysh Anatoliy Stepanovich – Sumy State University, Doctor of Technical Sciences, Full Professor, Supervisor of Problem Research Laboratory of Intelligent Systems; tel.: (050) 307 83 74; e mail: kras@id.sumdu.edu.ua

Симоновский Юлий Витальевич – Сумський державний університет, провідний фахівець; тел.: (099) 099-01-90; e-mail: julius.simonovskii@gmail.com

Симоновский Юлий Витальевич – Сумской государственной университет, ведущий специалист; тел.: (099) 099-01-90; e-mail: julius.simonovskii@gmail.com

Julius Vitalievich Simonovskiy – Sumy State university, Leading Researcher; tel.: (099) 099-01-90; e-mail: julius.simonovskii@gmail.com

Коробченко Елена Владиславівна – Сумський державний університет, провідний фахівець; тел.: (095) 542-63-85; e-mail: elena9191@gmail.com

Коробченко Елена Владиславовна – Сумской государственной университет, ведущий специалист; тел.: (095) 542-63-85; e-mail: elena9191@gmail.com

Korobchenko Olena Vladislavivna – Sumy State university, Leading Researcher; tel.: (095) 542-63-85; e-mail: elena9191@gmail.com

Летюга Максим Анатолійович – Сумський державний університет, студент; e-mail: infos21@i.ua

Летюга Максим Анатолиевич – Сумской государственной университет, студент; e-mail: infos21@i.ua

Letuga Maxim Anatolievich – Sumy State University, student; e-mail: infos21@i.ua