

І. В. НАУМЕНКО, начальник Науково-дослідницького центру ракетних військ і артилерії Збройних Сил України, м. Суми, Україна; e-mail: ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2845-9246>

С. О. КОВАЛЕВСЬКИЙ, аспірант, Сумський державний університет, м. Суми, Україна; e-mail: Kovalevskiy@ms.sumdu.edu.ua; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1332-7913>

ІЄРАРХІЧНЕ ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНЕ МАШИННЕ НАВЧАННЯ БПЛА ДЛЯ СЕМАНТИЧНОЇ СЕГМЕНТАЦІЇ ЦИФРОВОГО ЗОБРАЖЕННЯ РЕГІОНУ ЗА ДЕКУРСИВНОЮ СТРУКТУРОЮ ДАНИХ

Метою дослідження є підвищення точності машинного навчання автономного безпілотної літального апарату для ідентифікації кадрів цифрового зображення регіону спостереження. Запропоновано функціональну категорійну модель, на основі якої розроблено і програмно реалізовано алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання за лінійною структурою даних з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Формування вхідної навчальної матриці яскравості здійснювалося шляхом оброблення в декартовій системі координат цифрових зображень об'єктів машинного навчання, які відносилися до типу "текстура". Як критерій оптимізації параметрів машинного навчання використовувалася модифікована міра Кульбака. Оскільки реалізація машинного навчання за лінійною структурою даних не дозволила отримати високу точність машинного навчання, то було реалізовано інформаційно-екстремальне машинне навчання за ієрархічною структурою у вигляді декурсивного бінарного дерева. Перехід від лінійної структури даних до ієрархічної дозволив багатокласове машинне навчання звести до двохкласового для кожної страти декурсивного бінарного дерева і підвищити усереднене за стратами декурсивного дерева значення інформаційного критерію. Для класів розпізнавання страти декурсивного дерева, де не було отримано високу точність машинного навчання, реалізовано інформаційно-екстремальне машинне навчання з послідовною оптимізацією параметрів. У результаті вдалося побудувати безпомилкові за навчальною матрицею вирішувальні правила. Крім того, експериментально доведено, що при кількості класів розпізнавання більше двох доцільно переходити на інформаційно-екстремальне машинне навчання за ієрархічною структурою даних у вигляді декурсивного бінарного дерева.

Ключові слова: інформаційно-екстремальне машинне навчання, класифікація, інформаційний критерій оптимізації, безпілотної літальний апарат, семантична сегментація, декурсивне бінарне дерево.

Вступ. Надання БПЛА властивості автономності дозволяє підвищити ймовірність виконання місії за складних умов та розширити його функціональні можливості. До теперішнього часу відсутнє узгоджене визначення поняття терміну «автономний БПЛА». У технологічному аспекті під автономністю будемо розуміти наявність інтелектуальної складової, що дозволяє БПЛА самостійно приймати запрограмовані рішення під час виконання місії. За функціональним призначенням та інформаційною спроможністю прийняття класифікаційних рішень відомо таке визначення основних послідовних рівнів автономності БПЛА:

1) перший рівень автономності забезпечує наявність на борту БПЛА автопілота, зв'язаного через інерційно-навігаційну систему з глобальними мережами позиціонування типу GPS;

2) другий рівень автономності полягає у здатності БПЛА розпізнавати наземні, повітряні, надводні та підводні об'єкти;

3) третій рівень автономності забезпечує можливість функціонування БПЛА в режимі відеонавігації без зв'язку з глобальними і локальними мережами позиціонування;

4) четвертий рівень автономності дозволяє БПЛА виконувати місію в режимі астронавігації;

5) п'ятий рівень автономності характеризується здатністю БПЛА самонавчатися з метою обрання безпечного маршруту виконання його місії.

Забезпечення автономності БПЛА, починаючи з другого рівня, можливо шляхом застосування ідей і методів машинного навчання та розпізнавання образів. При цьому надання БПЛА властивості автономності відповідного рівня в основному залежить від релевантності вхідного інформаційного опису і функціональної ефективності машинного навчання бортової системи розпізнавання (БСР). Основними стримуючими факторами розвитку автономних БПЛА є науково-методологічні ускладнення, пов'язані з довільними умовами формування зображень об'єктів інтересу, перетином класів розпізнавання у просторі ознак та багато вимірністю словника ознак і абетки класів розпізнавання.

У статті розглядається метод ієрархічного інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи БПЛА другого рівня автономності для розпізнавання наземних природних та інфраструктурних об'єктів при картографуванні регіону спостереження.

Формалізована постановка задачі. Розглянемо формалізовану постановку задачі машинного навчання автономного БПЛА для семантичної сегментації цифрового зображення регіону. Нехай сформовано абетку $\{X_m^o \mid m = 1, M\}$ класів розпізнавання, які характеризують різні наземні природні та інфраструктурні об'єкти на цифровому зображенні регіону. Для класів розпізнавання побудовано тривимірну навчальну матрицю яскравості $\|y_{m,i}^{(j)} \mid i = 1, N; j = 1, J\|$. При цьому

© Ковалевський С. О., Науменко І. В., 2025



Дослідницька стаття: Цю статтю опубліковано видавництвом **НТУ «ХПІ»** у збірнику «Вісник Національного технічного університету "ХПІ" Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології». Ця стаття поширюється за міжнародною ліцензією [Creative Commons Attribution \(CC BY 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/). **Конфлікт інтересів:** Автор/и заявив/или про відсутність конфлікту.



рядок матриці $\{y_{m,i}^{(j)} | i = \overline{1, N}\}$ є структурованим вектором ознак розпізнавання, який далі в тексті будемо називати реалізацією, а стовпчик – навчальна вибірка $\{y_{m,i}^{(j)} | j = \overline{1, J}\}$. Тут N – кількість ознак в реалізації класу розпізнавання; J – кількість реалізацій в навчальній матриці.

Нехай у бінарному просторі Геммінга задано вектор параметрів оптимізації, які далі будемо називати параметрами машинного навчання. Наприклад, для класу розпізнавання X_m^o вектор параметрів машинного навчання задано у вигляді структури

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

де x_m – усереднена двійкова реалізація класу розпізнавання X_m^o ;

d_m – поточний радіус контейнера класу розпізнавання X_m^o , який в процесі машинного навчання відновлюється в радіальному базисі бінарного простору ознак Геммінга;

δ – параметр, який дорівнює половині поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

У процесі машинного навчання автономного БПЛА необхідно:

1) оптимізувати параметри машинного навчання, задані вектором (1), шляхом пошуку максимального значення усередненого за абеткою класів розпізнавання інформаційного критерію в робочій (допустимій) області визначення його функції:

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

де $E_m^{(k)}$ – обчислене на k -му кроці машинного навчання значення інформаційного критерію;

G_E – допустима (робоча) область визначення інформаційного критерію, в якій перша і друга достовірності перевершують відповідно помилки першого та другого роду;

2) побудувати безпомилкові за навчальною матрицею вирішувальні правила за визначеними на етапі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання;

3) на етапі функціонального тестування перевірити точність машинного навчання і при необхідності збільшити його глибину шляхом оптимізації інших параметрів функціонування системи, включаючи параметри формування вхідного математичного опису.

Аналіз проблеми. В останні роки спостерігається тенденція до збільшення публікацій щодо застосування автономних БПЛА в різних галузях соціально-економічної сфери суспільства. Наприклад, у працях [1, 2] розглянуто системи технічного зору для автономного виконання окремих функцій БПЛА. У праці [3] розглядається система машинного навчання БПЛА для розпізнавання оброблених і необроблених пестици-

дами ділянок посівів агрокультур. Машинне навчання було реалізовано за методом взаємного підпростору (MSM) для зображень, отриманих за результатами авіарозвідки. Водночас точність машинного навчання автономної БСР складала 74,4 %. У праці [4] розглядається бортова система технічного зору для автономної посадки квадрокоптера. У разі відмовлення глобальної системи позиціонування GPS передбачено реалізацію дескрипторного алгоритму комп'ютерного зору SIFT. Ідея дескрипторних методів детектування наземних об'єктів полягає в тому, щоб об'єкти, отримані за початковим зображенням, можна було розпізнати при зміні освітлення, масштабу зображення та наявності шуму. У працях [5–7] використовується дескриптор SIFT для детектування наземних об'єктів за їх контуром, який є високо контрастною ділянкою зображення. Проте досі не існує формалізованих правил щодо вибору значень порогових параметрів квантування ознак розпізнавання. Крім того, недоліком такого підходу є недостатня інформативність ознак розпізнавання, оскільки не враховуються особливості конструкції наземного об'єкту. Найбільш перспективним з точки зору інформативності ознак розпізнавання є детектування, основане на скануванні всього зображення наземного об'єкту [8–10]). У працях [11–13]) розглядається можливість використання згорток нейронних мереж (CNN) для розпізнавання наземних об'єктів. На практиці застосування традиційних методів інтелектуального аналізу даних Data Mining [14], включаючи CNN, для інформаційного синтезу автономних БСР не завжди забезпечує високу точність машинного навчання через ряд науково-методологічних обмежень, характерних для структурних методів. У праці [15] для зменшення впливу багатовимірності простору ознак розпізнавання пропонується використовувати екстрактори вхідних даних, але такий підхід неодмінно призводить до втрати інформації. Отже, відомі результати досліджень з автономного розпізнавання наземних об'єктів через науково-методологічні ускладнення носять в основному модельний характер, що обумовило на практиці використання БПЛА як ретранслятора зображень наземних об'єктів інтересу на наземну станцію керування.

Перспективним підходом до інформаційного синтезу здатної навчатися автономної БСР є використання ідей та методів так званої інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології) аналізу даних, яка базується на максимізації інформаційної спроможності системи в процесі машинного навчання [16, 17]. Ідея методів машинного навчання в рамках ІЕІ-технології як і в CNN полягає в адаптації вхідного інформаційного опису до максимальної повної ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень. Водночас основна перевага методів інформаційно-екстремального машинного навчання в тому, що вони на відміну від нейроподібних структур розробляються в рамках функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів, притаманних людині при формуванні та прийнятті класифікаційних рішень. Такий підхід дозволяє надати методам машинного навчання

гнучкість при перенавчанні системи за умови збільшення кількості класів розпізнавання. Крім того, побудовані в рамках геометричного підходу вирішувальні правила є практично інваріантні до багатовимірності простору ознак розпізнавання. Водночас варто підкреслити високий рівень автоматизації методів інформаційно-екстремального машинного навчання і, крім того, вони потребують для формування релевантної навчальної матриці на порядок менше зразків зображень у порівнянні з штучними нейронними мережами.

Мета роботи: Підвищення точності машинного навчання автономного БПЛА для семантичної сегментації цифрового зображення регіону спостереження шляхом застосування декурсивної бінарної структури даних, що дозволяє замість багатокласового машинного навчання за лінійною структурою даних здійснювати двохкласове для кожної страти декурсивного дерева.

Матеріали та методи дослідження. У рамках функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів природнього інтелекту функціональну категорійну модель (ФКМ) інформаційно-екстремального машинного навчання за лінійною структурою даних представимо у вигляді орієнтованого графа, ребрами якого є оператори відображення задіяних в процесі машинного навчання множин одна на одну. Водночас вхідний математичний опис ФКМ представимо у вигляді структури

$$I_{\text{lin}} = \langle F, T, \Omega, Z, K, Y^{[M]}, X^{[M]}; f_1, f_2 \rangle,$$

де F – множина факторів, які впливають на оптико-електронний канал спостереження БСР;

T – множина моментів часу зчитування інформації;

Ω – простір ознак розпізнавання;

Z – абетка класів розпізнавання;

K – множина кадрів цифрового зображення регіону, що спостерігається;

$Y^{[M]}$ – вхідна евклідова навчальна матриця класів розпізнавання типу «об’єкт властивість»;

$X^{[M]}$ – робоча бінарна навчальна матриця класів розпізнавання;

f_1 – оператор формування матриці $Y^{[M]}$;

f_2 – оператор формування матриці $X^{[M]}$.

На рис. 1 показано ФКМ інформаційно-екстремального машинного навчання другого рівня глибини з оптимізацією параметрів, заданих вектором (1). На ньому декартовий добуток $F \times T \times \Omega \times K \times Z$ задає джерело інформації. Терм-множина E значень інформаційного критерію (2) є загальною для всіх контурів оптимізації параметрів машинного навчання. Оператор $r: E \rightarrow \tilde{\mathfrak{N}}^{[M]}$ будує на кожному кроці машинного навчання у загальному випадку нечітке розбиття $\tilde{\mathfrak{N}}^{[M]}$ класів розпізнавання, яке за допомогою оператора ξ покриває розподіл двійкових реалізацій навчальної матриці $X^{[M]}$. Оператор $\psi: X^{[M]} \rightarrow I^{[G]}$, де G – кіль-

кість статистичних гіпотез, перевіряє основну статистичну гіпотезу $\gamma_1: x_m^{(j)} \in X_m^o$. Оператор γ формує множину $\mathfrak{Z}^{[Q]}$ точнісних характеристик класифікаційних рішень, де $Q = G^2$, а оператор ϕ обчислює множину значень E інформаційного критерію оптимізації, якій є функціоналом від точнісних характеристик. Контур оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання замикається через терм-множину D , елементами якої є значення контрольних допусків. Оператор u регламентує процес машинного навчання.

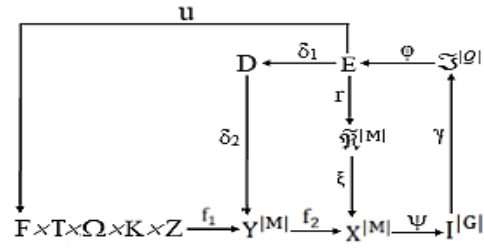


Рис. 1. Функціональна категорійна модель машинного навчання

Контрольні допуски розглядаються як рівні квантування ознак розпізнавання, що дозволяють на кожному кроці машинного навчання формувати задану у просторі Геммінга робочу бінарну навчальну матрицю. Згідно з ФКМ (рис. 1) інформаційно-екстремальне машинне навчання БСР з оптимізацією контрольних допусків реалізується за двохцикличовою ітераційною процедурою пошуку глобального максимуму усередненого за абеткою класів розпізнавання інформаційного критерію в робочій (допустимій) області визначення його функції:

$$\delta^* = \arg \max_{G_\delta} \{ \max_{G_E \cap \{k\}} \bar{E}^{(k)} \}, \quad (3)$$

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

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

Внутрішній цикл процедури (3) реалізує алгоритм машинного навчання першого рівня глибини, основними функціями якого є обчислення на кожному кроці машинного навчання інформаційного критерію, пошук глобального максимуму його функції та визначення оптимальних геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання.

Як критерій оптимізації параметрів машинного навчання для двох альтернативної системи оцінок класифікаційних рішень розглядалася модифікована міра Кульбака у вигляді:

$$E_m^{(k)} = \frac{1}{n_{\min}} \{ n_{\min} - [K_{1,m}^{(k)} + K_{2,m}^{(k)}] \} \times \log_2 \left\{ \frac{2n_{\min} - [K_{1,m}^{(k)} + K_{2,m}^{(k)}] + 10^{-\lambda}}{[K_{1,m}^{(k)} + K_{2,m}^{(k)}] + 10^{-\lambda}} \right\}, \quad (4)$$

де $K_{1,m}^{(k)}$ – кількість подій, при яких реалізації класу розпізнавання X_m^o помилково до нього не відносяться;

$K_{2,m}^{(k)}$ – кількість подій, при яких помилково відносяться до класу розпізнавання X_m^o реалізації іншого класу;

$n_{\min}$ – мінімальний обсяг репрезентативної навчальної вибірки;

$10^{-\lambda}$ – достатньо мале число, яке вводиться для уникнення поділу на нуль.

Нормалізація критерію (4) здійснювалася шляхом його поділу на максимальне значення, яке критерій приймає при підстановці $K_{1,m}^{(k)} = K_{2,m}^{(k)} = 0$.

Оскільки значення ознак розпізнавання мають однакову шкалу виміру, то було реалізовано алгоритм машинного навчання з паралельною оптимізацією контрольних допусків, за яким на кожному кроці машинного навчання контрольні допуски змінюються для всіх ознак розпізнавання одночасно із заданим кроком. Як вхідні дані розглядалися масив навчальної матриці яскравості $\{y_{m,i}^{(j)}\}$ і нормоване поле допусків δ_n , яке визначає область значень контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Алгоритм машинного навчання автономної БСР за процедурою (3) було реалізовано за схемою:

1) обнулення лічильника класів розпізнавання: $m := 0$;

2) $m := m + 1$;

3) обнулення лічильника зміни параметра δ : $\delta := 0$;

4) $\delta := \delta + 1$;

5) обчислюються нижні $A_{нк,i}$ і верхні $A_{вк,i}$ контрольні допуски на ознаки розпізнавання відповідно за правилами

$$A_{н,i} = y_{m,i} - \delta; \quad A_{в,i} = y_{m,i} + \delta, \quad (5)$$

де $y_{m,i}$ – i -та ознака розпізнавання усередненої реалізації y_m класу розпізнавання X_m^o ;

6) обнулення лічильника кроків зміни радіуса гіперсферичного контейнера класу розпізнавання: $k := 0$;

7) $k := k + 1$;

8) формується тривимірний масив бінарної навчальної матриці $\{x_{m,i}^{(j)}\}$, елементи якої обчислюються за правилом

$$x_{m,i}^{(j)}[k] = \begin{cases} 1, & \text{if } A_{нк,i}[k] < y_{m,i}^{(j)} < A_{вк,i}[k]; \\ 0, & \text{if else;} \end{cases}$$

9) формування масиву усереднених двійкових векторів-реалізацій $\{x_m\}$, елементи яких визначаються за правилом

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

10) розбиття множини векторів $\{x_m\}$ на пари найближчих сусідів;

11) обчислюється інформаційний критерій оптимізації (4);

12) якщо $k \leq N$, то виконується пункт 7, інакше – пункт 13;

13) якщо $\delta < \delta_n$, то виконується пункт 4, інакше – пункт 14;

14) визначається максимальне значення інформаційного критерію в робочій області визначення його функції;

15) якщо $m = M$, то реалізується пункт 16, інакше – пункт 2;

16) визначається глобальний максимум усередненого інформаційного критерію $\bar{E}^*$ в робочій області визначення його функції;

17) за процедурою (3) визначаються оптимальне значення параметра δ^* і за формулами (5) відповідно нижні $A_{н,i}^*$ і верхні $A_{в,i}^*$ оптимальні контрольні допуски на ознаки розпізнавання.

За отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання було побудовано типові для методів ІЕІ-технології вирішувальні правила у вигляді

$$(\forall X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|})(\forall x^{(j)} \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) \left(\text{if } [(\mu_m > 0) \& (\mu_m = \max_{\{m\}} \{\mu_m\})] \right. \\ \left. \text{then } x^{(j)} \in X_m^o \text{ else } x^{(j)} \notin X_m^o \right), \quad (6)$$

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

μ_m – функція належності.

У виразі (6) функція належності μ_m для гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_m^o визначається за формулою

$$\mu_m = 1 - \frac{d(x_m^* \oplus x^{(j)})}{d_m^*}, \quad (7)$$

де $d(x_m^* \oplus x^{(j)})$ – кодова відстань між оптимальною усередненою реалізацією x_m^* класу розпізнавання X_m^o і реалізацією, що розпізнається.

Розглянутий вище алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання за лінійною структурою даних може забезпечити високу точність машинного навчання для абетки класів розпізнавання малої потужності. При розширенні абетки при незмінному вимірі простору ознак збільшується ступінь перетину класів розпізнавання, що призводить до зменшення інформаційної спроможності системи, що навчається.

У цьому випадку виникає необхідність переходу до машинного навчання за ієрархічною структурою даних у вигляді декурсивного бінарного дерева, побудова якого здійснюється за схемою:

1) формується варіаційний ряд класів розпізнавання, впорядкований за збільшенням середньої яскравості їх вхідних навчальних матриць;

2) впорядкована абетка класів розпізнавання розбивається на дві приблизно рівні групи, які визначають відповідно дві гілки декурсивного бінарного дерева;

3) як атрибути вершин верхнього (першого за дендрографічною класифікацією) ярусу декурсивного дерева обираються навчальні матриці граничних класів розпізнавання кожної групи;

4) атрибути страти верхнього ярусу переносяться у вершини дочірніх страт нижнього ярусу;

5) страти нижніх ярусів кожної гілки дерева містять крім транспортованої з верхнього ярусу навчальної матриці також навчальну матрицю найближчого сусіднього в своїй групі класу розпізнавання;

6) побудова дерева продовжується до тих пір, поки не будуть сформовані страти для всіх класів розпізнавання.

Вхідний математичний опис ФКМ розглянемо у вигляді структури

$$I = \langle F, T, \Omega, K, Z, Y^{[M]}, H, Y_{h,s}^{[2]}, X_{h,s}^{[2]}; g_1, g_2, g_3, g_4 \rangle,$$

де H – декурсивне бінарне дерево;

h – номер ярусу декурсивного дерева;

s – номер страти ярусу декурсивного дерева;

$Y_{h,s}^{[2]}$ – навчальна матриця двох класів розпізнавання s -ї страти h -го ярусу декурсивного дерева;

$X_{h,s}^{[2]}$ – задана у просторі Геммінга робоча бінарна навчальна матриця;

g_1 – оператор формування вхідної навчальної матриці $Y^{[M]}$;

g_2 – оператор побудови декурсивного бінарного дерева H ;

g_3 – оператор формування матриці $Y_{h,s}^{[2]}$;

g_4 – оператор формування бінарної матриці $X_{h,s}^{[2]}$.

На рис. 2 показано ФКМ інформаційно-екстремального машинного навчання за ієрархічною структурою даних.

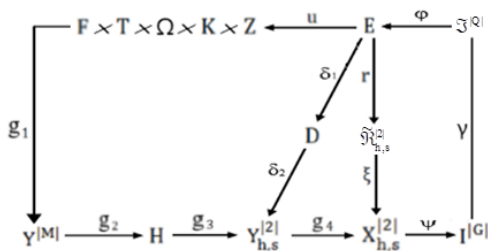


Рис. 2. Функціональна категорійна модель ієрархічного машинного навчання

Побудоване в процесі машинного навчання розбиття $\tilde{\mathcal{R}}_{h,s}^{[2]}$ класів розпізнавання кожної страти декур-

сивного дерева покриває розподіл двійкових реалізацій робочої навчальної матриці $X_{h,s}^{[2]}$. Оператор класифікації ψ перевіряє основну статистичну гіпотезу про належність реалізації $x_{m,h,s}^{(j)}$ класу розпізнавання $X_{m,h,s}^o$, і формує множину гіпотез $I^{[G]}$.

Отже, в процесі машинного навчання за ієрархічною структурою даних у вигляді декурсивного бінарного дерева автоматично визначаються пари найближчих сусідніх класів розпізнавання, що дозволяє для кожної страти застосовувати алгоритм двох класового машинного навчання за лінійною структурою даних. При цьому побудова безпомилкових за реалізаціями навчальної матриці вирішувальних правил досягається збільшенням глибини інформаційно-екстремального машинного навчання шляхом оптимізації додаткових параметрів функціонування, включаючи параметри формування вхідного математичного опису системи, що навчається.

Результати. Реалізацію алгоритму ієрархічного інформаційно-екстремального машинного навчання БСР розглянемо на прикладі семантичної сегментації зображення регіону (див. рис. 3), одержаного за результатами аерофотозйомки [18].



Рис. 3. Загальний план місцевості

Для формування абетки класів розпізнавання цифрове зображення місцевості розбивалося на кадри розміром 50×50 пікселів. Зображення кадрів характеризували чотири ділянки місцевості: ліс – клас розпізнавання X_1^o , садові ділянки – клас розпізнавання X_2^o , автомобільна дорога – клас розпізнавання X_3^o і огорожі – клас розпізнавання X_4^o .

На рис. 4 показано відповідні зображення чотирьох кадрів зон інтересу.



Рис. 4. Кадри зображення регіону: a – клас розпізнавання X_1^o ; b – клас розпізнавання X_2^o ; v – клас розпізнавання

X_3^o ; z – клас розпізнавання X_4^o

Формування вхідної навчальної матриці здійснювалося шляхом порядкового зчитування в декартовій системі координат значень яскравості пікселів кожного

кадру, що є виправданим при розгляді зображень типу «текстура». Спочатку машинне навчання здійснювалося за ітераційною процедурою (3) з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання. На рис. 5 показано графік залежності усередненого за абеткою класів розпізнавання нормованого інформаційного критерію (4) від параметра δ поля контрольних допусків, одержаний у процесі інформаційно-екстремального машинного навчання за процедурою (3).

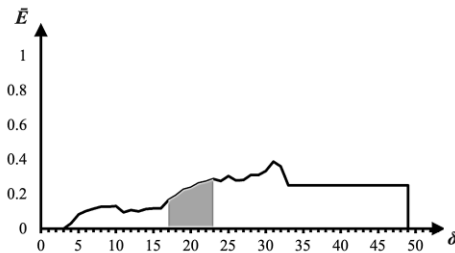


Рис. 5. Графік залежності інформаційного критерію оптимізації від параметра поля контрольних допусків

На рис. 5 і далі за текстом темна ділянка графіку позначає робочу (допустиму) область визначення функції інформаційного критерію (4), 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 недопущення «поглинання» класом розпізнавання X_c^o ядра найближчого сусіднього класу розпізнавання X_c^o :

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

Невиконання цієї умови виключає покладену в основу ІЕІ-технології можливість побудови радіально-базисних функцій роздільних гіперповерхонь.

Аналіз рис. 5 показує, що наявність робочої області свідчить про роздільність класів розпізнавання, але максимальне значення критерію є невисоким. Для підвищення точності машинного навчання було реалізовано інформаційно-екстремальне машинне навчання за ієрархічною структурою даних у вигляді декурсивного бінарного дерева (див. рис. 6).

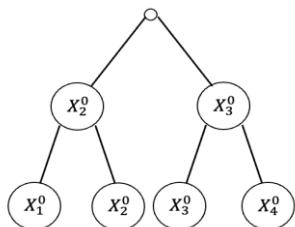


Рис. 6. Декурсивне бінарне дерево

Декурсивне бінарне дерево (див. рис. 6) будувалося за вище наведеним алгоритмом, в якому варіаційний ряд зображень впорядковувався за збільшенням середньої яскравості їх навчальних матриць як це показано на рис. 4. Далі для класів розпізнавання кожної страти декурсивного дерева здійснювалося двохкласове інформаційно-екстремальне машинне навчання за процедурою (3).

На рис. 7 показано графік залежності усередненого нормованого інформаційного критерію (4) від параметра δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, одержаний у процесі двохкласового машинного навчання класів розпізнавання X_2^o і X_3^o страти верхнього ярусу.

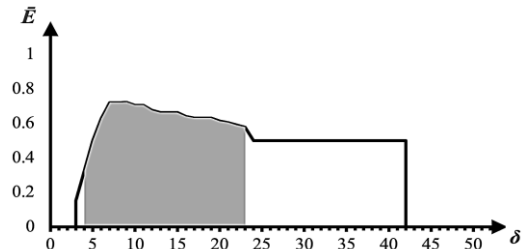


Рис. 7. Графік залежності усередненого нормованого інформаційного критерію (4) від параметра поля контрольних допусків для страти верхнього ярусу

Аналіз рис. 7 показує, що через наявність в робочій області ділянки типу «плато» визначення оптимального значення параметра δ не є однозначним. У цьому випадку слід скористатися так званим мінімально-дистанційним відношенням у вигляді

$$MD = \frac{d_m}{d(x_m \oplus x_c)} \rightarrow \min_{\{\delta_{\text{екс}}\}}, \quad (8)$$

де $\{\delta_{\text{екс}}\}$ – множина екстремальних значень параметра δ поля контрольних допусків.

За умови мінімального значення відношення (8) оптимальний параметр поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання дорівнює $\delta^* = 9$ (тут і далі в тексті в градаціях яскравості пікселів зображення). При цьому нормоване значення критерію досягає максимального граничного значення $\bar{E}^* = 0,72$, що не дозволяє побудувати безпомилкові за реалізаціями навчальної матриці вирішувальні правила. Для підвищення точності машинного навчання було збільшено глибину інформаційно-екстремального машинного навчання шляхом послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Водночас з метою підвищення оперативності машинного навчання отримані за результатами паралельної оптимізації за суттю квазіоптимальні контрольні допуски на ознаки розпізнавання приймалися як стартові для алгоритму послідовної оптимізації.

Схематично алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання з послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання представимо у вигляді процедури:

$$\{\delta_i^* | i = \overline{1, N}\} = \arg \bigotimes_{l=1}^L \left\{ \max_{G_{\delta i}} \left[\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_E \cap \{i_k\}} E_{m,iL}^{(l)} \right] \right\}, \quad (9)$$

де $G_{\delta i}$ – допустима область значень параметра δ_i .

На рис. 8 показано графік зміни усередненого за абеткою класів розпізнавання страти верхнього ярусу нормованого інформаційного критерію (4) при послідовній оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

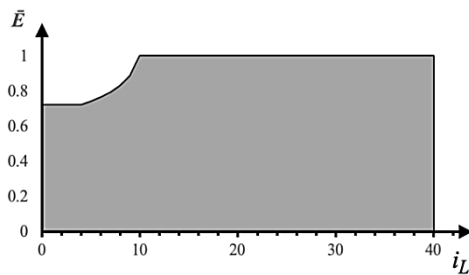


Рис. 8. Графік зміни усередненого нормованого критерію (4) в процесі машинного навчання з послідовною оптимізацією контрольних допусків

Аналіз рис. 8 показує, що інформаційний критерій досягнув свого максимального граничного значення $\bar{E}^* = 1,00$ вже на першому прогоні. Цей факт дозволяє прийняти рішення про закінчення машинного навчання для класів розпізнавання страти верхнього ярусу.

Для побудови вирішувальних правил (6) необхідно знання отриманих в процесі машинного навчання оптимальних геометричних параметрів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання верхнього ярусу декурсивного дерева.

На рис. 9 показано отримані за результатами машинного навчання з паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків графіки залежності нормованого критерію (4) від радіусів контейнерів класів розпізнавання верхнього ярусу декурсивного бінарного дерева.

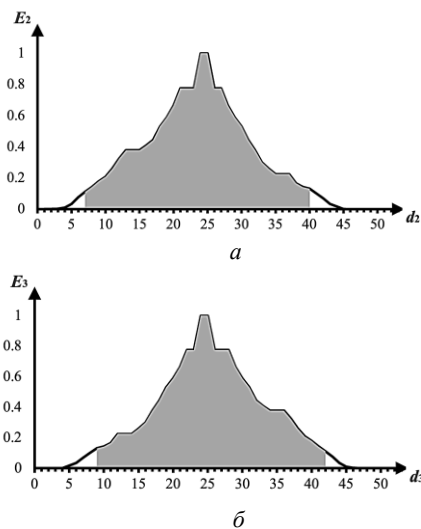


Рис. 9. Графіки залежності нормованого критерію (4) від радіусів контейнерів: а – клас розпізнавання X_2^o ; б – клас розпізнавання X_3^o

Аналіз рис. 9 показує, що оптимальні радіуси контейнерів за умови мінімального відношення (8) дорівнюють $d_2^* = 25$ (тут і далі в тексті в кодкових одиницях) для класу розпізнавання X_2^o і $d_3^* = 24$ для класу розпізнавання X_3^o .

На рис. 10 показано графік залежності усередненого нормованого інформаційного критерію (5) від параметра δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, одержаний у процесі двохкласового

машинного навчання для першої страти нижнього ярусу, яка містить класи розпізнавання X_1^o і X_2^o .

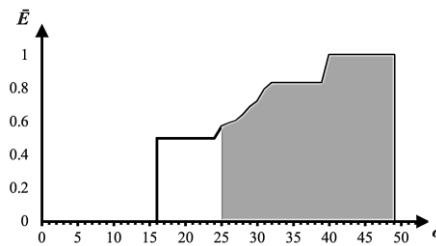


Рис. 10. Графік залежності усередненого нормованого критерію (4) від параметра поля контрольних допусків для першої страти нижнього ярусу

За умови мінімального значення відношення (8) оптимальний параметр поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання дорівнює $\delta^* = 40$. При цьому нормоване значення критерію оптимізації досягає максимального граничного значення $\bar{E}^* = 1,00$, що свідчить про побудову для класів розпізнавання цієї страти безпомилкових за реалізаціями навчальної матриці вирішувальних правил.

Для побудови вирішувальних правил (6) при значенні параметра $\delta^* = 40$ було визначено оптимальні радіуси контейнерів класів розпізнавання першої страти нижнього ярусу (див. рис. 11).

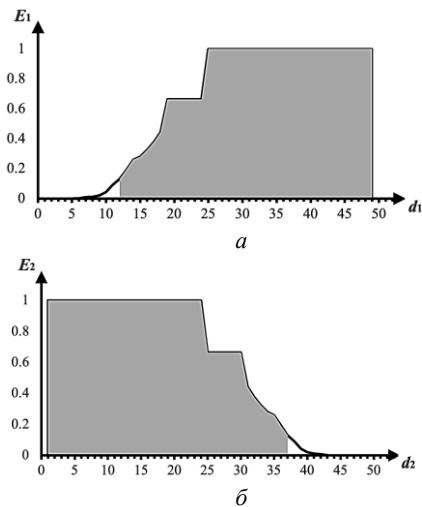


Рис. 11. Графіки залежності нормованого критерію (4) від радіусів контейнерів: а – клас розпізнавання X_1^o ; б – клас розпізнавання X_2^o

Аналіз рис. 11 показує, що за оптимальні радіуси згідно із відношенням (8) необхідно взяти їх екстремальні значення, які дорівнюють $d_1^* = 24$ для класу розпізнавання X_1^o і $d_2^* = 9$ для класу розпізнавання X_2^o . На рис. 12 показано графік залежності нормованого критерію (4) від параметра δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, одержаний для другої страти нижнього ярусу, яка містить класи розпізнавання X_3^o і X_4^o .

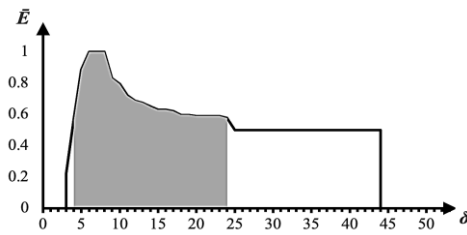


Рис. 12. Графік залежності критерію від параметра контрольних допусків для другої страти нижнього ярусу

Аналіз рис. 12 показує, що максимальне значення нормованого критерію дорівнює $\bar{E}^* = 1,00$, що свідчить про побудову для класів розпізнавання цієї страти безпомилкових за реалізаціями навчальної матриці вирішувальних правил. На рисунку 13 представлено графіки залежності критерію (4) від радіусів контейнерів класів розпізнавання першої страти нижнього ярусу декурсивного дерева.

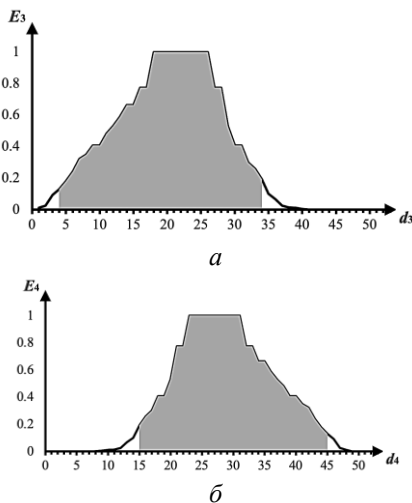


Рис. 13. Графіки залежності нормованого критерію (4) від радіусів контейнерів: а – клас розпізнавання X_3^o ; б – клас розпізнавання X_4^o

Аналіз рис. 13 показує, що за оптимальні радіуси контейнерів класів розпізнавання, які мінімізують мінімально-дистанційне відношення (8), необхідно взяти їх екстремальні значення, які дорівнюють $d_3^* = 18$ для класу розпізнавання X_3^o і $d_4^* = 24$ для класу розпізнавання X_4^o .

Отже, за результатами ієрархічного інформаційно-екстремального машинного навчання за декурсивною структурою даних для всіх класів розпізнавання із заданої абетки побудовано безпомилкові за навчальною матрицею вирішувальні правила. Якщо при інформаційно-екстремальному машинному навчанні за лінійною структурою даних середнє значення нормованого критерію дорівнювало $\bar{E}^* = 0,32$, то при ієрархічному інформаційно-екстремальному машинному навчанні воно досягнуло граничного максимального значення $\bar{E}^* = 1,00$.

Порівняння результатів, приведених на рис. 9 і рис. 13, показує, що оптимальні значення радіусів кон-

тейнера класу розпізнавання X_3^o , отримані при машинному навчанні класів розпізнавання страт верхнього та нижнього ярусів, відрізняються. Тому згідно з мінімально-дистанційним принципом при побудові вирішувальних правил (6) для класу розпізнавання X_3^o необхідно взяти менше значення радіусу, тобто $d_3^* = 18$ кодових одиниць Геммінгової відстані.

Окремо розглядалася задача визначення мінімальної кількості класів розпізнавання, для яких доцільно переходити до ієрархічного машинного навчання за декурсивною структурою даних. Оскільки через природу інформаційного критерію мінімальна кількість класів розпізнавання для машинного навчання не може бути менше двох, то варто спочатку обмежитися трьома класами розпізнавання. Якщо при абетці з трьох класів розпізнавання значення усередненого інформаційного критерію, отримане за ієрархічною структурою даних, перевершує значення, отримане за лінійною структурою, то слід зробити висновок про доцільність при кількості класів розпізнавання більше двох інформаційно-екстремальне машинне навчання БСР здійснювати за декурсивною бінарною структурою даних. Інакше повторити експеримент при додаванні нового класу розпізнавання. Для експерименту було обрано три класи розпізнавання, показані на рис. 4: клас розпізнавання X_1^o (ліс), клас розпізнавання X_2^o (садові ділянки) і клас розпізнавання X_3^o (огороди). Спочатку машинне навчання БСР здійснювалося за лінійним алгоритмом інформаційно-екстремального машинного навчання з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання. У процесі машинного навчання БСР попередньо за наведеним вище алгоритмом як базовий було визначено клас розпізнавання X_2^o (садові ділянки), відносно якого задавалася система контрольних допусків.

На рис. 14 показано графік залежності усередненого нормованого інформаційного критерію (4) від параметра δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, одержаний у процесі інформаційно-екстремального машинного навчання БСР за лінійною структурою даних.

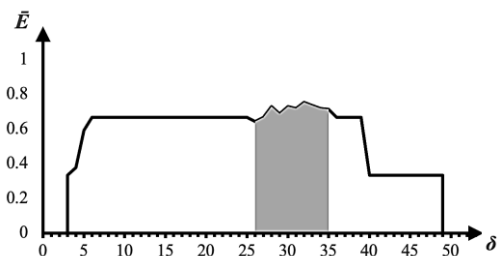


Рис. 14. Графік залежності інформаційного критерію оптимізації від параметра поля контрольних допусків

Аналіз рис. 14 показує, що максимальне значення нормованого критерію (4) при лінійному машинному навчанні, обчислене в робочій області визначення його

функції, дорівнює $\bar{E} = 0,74$ при оптимальному значенні параметра поля контрольних допусків $\delta^* = 32$.

Для реалізації ієрархічного алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання було побудовано варіаційний ряд зображень за збільшенням усередненої яскравості. У результаті для заданої абетки класів розпізнавання побудовано декурсивне бінарне дерево, показане на рис. 15.

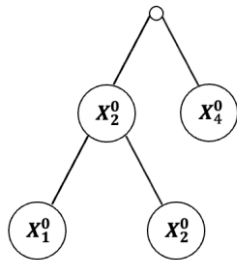


Рис. 15. Декурсивне бінарне дерево для трьох класів розпізнавання

Декурсивне дерево, показане на рис. 15, має на двох ярусах по одній страті. Водночас страта нижнього ярусу має такі самі класи розпізнавання, як і перша страта другого ярусу на рис. 6. Тому у цьому випадку достатньо розглянути результати машинного навчання класів розпізнавання верхньої страти

На рис. 16 показано графік залежності усередненого нормованого критерію (4) від параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання для класів розпізнавання страти верхнього ярусу декурсивного бінарного дерева (див. рис.15), отриманий у процесі двохкласового інформаційно-екстремального машинного навчання.

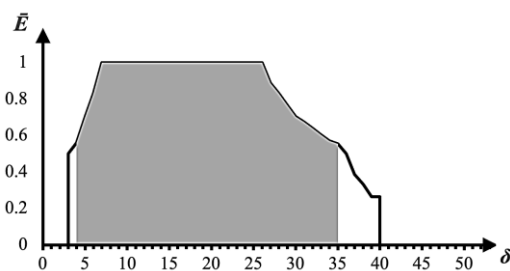


Рис. 16. Графік залежності критерію (4) від параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання для страти верхнього ярусу декурсивного дерева

Аналіз рис. 16 показує, що нормований критерій (4) досягає в процесі машинного навчання свого максимального граничного значення $\bar{E}^* = 1,00$.

Оскільки нижня страта містить такі самі класи розпізнавання, як і перша нижня страта декурсивного дерева, показаного на рис. 6, то результати машинного навчання для цієї страти збігаються з результатами, показаними на рис. 10. Тому можна зробити висновок, що при ієрархічному машинному навчанні трьох обраних класів розпізнавання усереднений за стратами нормований критерій (4) досягає свого максимального

граничного значення.

Таким чином, експериментально доведено, що вже при потужності абетки більше двох класів розпізнавання у загальному випадку доцільно машинне навчання автономного БПЛА здійснювати за ієрархічною структурою вхідних даних у вигляді декурсивного бінарного дерева.

За побудованими в результаті ієрархічного інформаційно-екстремального машинного навчання геометричними вирішувальними правилами для чотирьох класів розпізнавання здійснювалося функціональне тестування розробленого алгоритмічного та програмного забезпечення. У процесі функціонального тестування реалізації навчальної матриці розглядалися як тестові, кожна з яких класифікувалася за вирішувальними правилами (6). За результатами функціонального тестування отримано такі повні ймовірності правильного прийняття класифікаційних рішень:

$P_t = 0,96$ для класу розпізнавання X_1^o (ліс); $P_t = 0,92$

для класу розпізнавання X_2^o (садові ділянки);

$P_t = 0,88$ для класу розпізнавання X_3^o (автомобільна

дорога) і $P_t = 0,92$ для класу розпізнавання X_4^o (ого-

роди). У результаті середня повна ймовірність прийняття правильних класифікаційних рішень дорівнює $\bar{P}_t = 0,92$, що за сучасною класифікацією точності машинного навчання вважається відмінною.

Обговорення. Основна ідея інформаційно-екстремального машинного навчання як і в штучних нейронних мережах полягає в адаптації вхідного математичного опису до максимальної середньої повної ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень. Принциповою відмінністю є те, що методи інформаційно-екстремального машинного навчання розробляються в рамках біонічного функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів природнього інтелекту, тобто моделюють механізм побудови та прийняття рішень.

Перевагою розробленого алгоритму ієрархічного інформаційно-екстремального машинного навчання за декурсивною структурою даних є автоматичне розбиття абетки класів розпізнавання на пари найближчих сусідів, що створює необхідні умови досягнення високої точності машинного навчання при великій кількості класів розпізнавання.

За результатами функціонального тестування підтверджено високу точність вирішувальних правил, побудованих за результатами інформаційно-екстремального машинного навчання за ієрархічною структурою даних у вигляді декурсивного бінарного дерева. Таким чином, побудовані у рамках геометричного підходу вирішувальні правила можуть бути використані при функціонуванні бортової системи розпізнавання в режимі екзамену, де перевіряються екзаменаційні (перевірочні) реалізації класів розпізнавання, сформовані за інших умов, при яких формувалася вхідна навчальна матриця.

Висновки: Розроблено і програмно реалізовано метод інформаційно-екстремального машинного на-

вчання автономного БПЛА для семантичної сегментації цифрового зображення регіону спостереження за ієрархічною структурою даних у вигляді декурсивного бінарного дерева, що дозволяє підвищити точність машинного навчання у порівнянні з використанням лінійної структури даних. Крім того, завдяки тому, що метод машинного навчання розроблено в рамках функціонального біонічного підходу до моделювання когнітивних процесів побудови та прийняття класифікаційних рішень природним інтелектом, він набуває властивості гнучкості при розширенні абетки класів розпізнавання. Використання декурсивної структури даних дозволяє перейти від багатокласового інформаційно-екстремального машинного навчання до двохкласового для кожної страти декурсивного бінарного дерева, що створює необхідні умови підвищення точності класифікаційних рішень.

За результатами комп'ютерного моделювання доведено, що вже при потужності абетки класів розпізнавання більше двох класів інформаційно-екстремальне машинне навчання доцільно здійснювати за ієрархічною структурою даних у вигляді декурсивного бінарного дерева.

Підвищення точності машинного навчання досягається збільшенням рівня його глибини шляхом оптимізації додаткових параметрів функціонування системи, що навчається, включаючи параметри формування вхідного математичного опису.

Список використаної літератури

- Kakaletsis E., Symeonidis C., Tzelepi M., Mademlis I., Tefas A., Nikolaidis N., Pitas I. Computer Vision for Autonomous UAV Flight Safety: An Overview and a Vision-based Safe Landing Pipeline Example. *ACM Computing Surveys*. Vol. 54. No. 9. P. 1–37. 2022. DOI: 10.1145/3472288.
- Lu Y., Xue Z., Xia G. S., Zhang L. A survey on vision-based UAV navigation. *Geo-Spatial Information Science*. Vol. 21. No. 1. P. 21–32. 2017. DOI: 10.1080/10095020.2017.1420509.
- Mavridou E., Vrochidou E., Papakostas G. A., Pachidis T., Kaburlasos V. G. Machine vision systems in precision agriculture for crop farming. *Journal of Imaging*. Vol. 5. No. 12. Art. 89. 2019. DOI: 10.3390/jimaging5120089.
- Liu X., Zhang S., Tian J., Liu L. An onboard vision-based system for autonomous landing of a low-cost quadrotor on a novel landing pad. *Sensors*. Vol. 19. No. 21. 2019. Art. 4703. DOI: 10.3390/s19214703.
- Chen J., Fang Y., Cho Y. K. Performance evaluation of 3D descriptors for object recognition in construction applications. *Automation in Construction*. Vol. 86. P. 1–12. 2017. DOI: 10.1016/j.autcon.2017.10.033.
- Xia T., Yang J., Chen L. Automated semantic segmentation of bridge point cloud based on local descriptor and machine learning. *Automation in Construction*. Vol. 133. Art. 103992. 2021. DOI: 10.1016/j.autcon.2021.103992.
- Karami E., Prasad S., Shehata M. *Image Matching Using SIFT, SURF, BRIEF and ORB: Performance Comparison for Distorted Images*. URL: <https://arxiv.org/abs/1710.02726> (Дата звернення: 01.03.2019).
- Shkuropat O., Shelehov I., Myronenko M. Intelligent System of Artificial Vision for Unmanned Aerial Vehicle. *Artificial Intelligence*. Vol. 4. P. 53–58. 2020. DOI: 10.15407/jai2020.04.053.
- Protsenko O., Savchenko T., Myronenko M., Prikhodchenko O. Informational and extreme machine learning for onboard recognition system of ground objects. In *Proc. IEEE 11th Int. Conf. Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT)*. 2020. pp. 213–218. DOI: 10.1109/dessert5037.2020.9125025.
- Naumenko I., Myronenko M., Savchenko T. Information-extreme machine training of on-board recognition system with optimization of RGB-component digital images. *Radioelectronic and Computer Systems*. Vol. 98. No. 4. P. 59–70. 2021. DOI: 10.32620/rebs.2021.4.05.
- Sharma A., Basnayaka C., Wijerathna M., Jayakody D. N. K. Communication and networking technologies for UAVs: A survey. *Journal of Network and Computer Applications*. Vol. 168. Art. 102739. May 2020. DOI: 10.1016/j.jnca.2020.102739.
- Kliushnikov I. M., Fesenko H. V., Kharchenko V. S. Using automated battery replacement stations for the persistent operation of UAV-enabled wireless networks during NPP post-accident monitoring. *Radioelectronic and Computer Systems*. Vol. 92. No. 4. P. 30–38. 2019. DOI: 10.32620/rebs.2019.4.03.
- Sineglazov V. M., Chumachenko O. I. Structural and Parametric Synthesis of Deep Learning Neural Networks. *Artificial Intelligence*. Vol. 4. P. 42–51. 2020. DOI: 10.15407/jai2020.04.042.
- Xu G., Zong Y. *Applied Data Mining*. Boca Raton: CRC Press. 2013. 284 p.
- Moskalenko V. V., Korobov A. G. Extreme algorithm of the system for recognition of objects on the terrain with optimization parameter feature extraction. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. No. 2. P. 38–45. 2017.
- Dovbysh A. S., Budnyk M. M., Piatachenko V. Yu., Myronenko M. I. Information-Extreme Machine Learning of On-Board Vehicle Recognition System. *Cybernetics and Systems Analysis*. Vol. 56. No. 4. P. 534–543. 2020. DOI: 10.1007/s10559-020-00269-y.
- Dovbysh A. S., Rudenko M. S. Information-extreme learning algorithm for a system of recognition of morphological images in diagnosing oncological pathologies. *Cybernetics and Systems Analysis*. Vol. 50. No. 1. P. 157–163. 2014. DOI: 10.1007/s10559-014-9603-y.
- The world's most detailed globe*. URL: <https://www.google.com.ua/intl/en/earth> (дата звернення: 16.05.2025).

References (transliterated)

- Kakaletsis E., Symeonidis C., Tzelepi M., Mademlis I., Tefas A., Nikolaidis N., Pitas I. Computer Vision for Autonomous UAV Flight Safety: An Overview and a Vision-based Safe Landing Pipeline Example. *ACM Computing Surveys*. 2022, vol. 54, no. 9, pp. 1–37. DOI: 10.1145/3472288.
- Lu Y., Xue Z., Xia G. S., Zhang L. A survey on vision-based UAV navigation. *Geo-Spatial Information Science*. 2017, vol. 20, no. 1, pp. 21–32. DOI: 10.1080/10095020.2017.1420509.
- Mavridou E., Vrochidou E., Papakostas G. A., Pachidis T., Kaburlasos V. G. Machine vision systems in precision agriculture for crop farming. *Journal of Imaging*. 2019, vol. 5, no. 12, article 89. DOI: 10.3390/jimaging5120089.
- Liu X., Zhang S., Tian J., Liu L. An onboard vision-based system for autonomous landing of a low-cost quadrotor on a novel landing pad. *Sensors*. 2019, vol. 19, no. 21, article 4703. DOI: 10.3390/s19214703.
- Chen J., Fang Y., Cho Y. K. Performance evaluation of 3D descriptors for object recognition in construction applications. *Automation in Construction*. 2017, vol. 86, pp. 1–12. DOI: 10.1016/j.autcon.2017.10.033.
- Xia T., Yang J., Chen L. Automated semantic segmentation of bridge point cloud based on local descriptor and machine learning. *Automation in Construction*. 2021, vol. 133, article 103992. DOI: 10.1016/j.autcon.2021.103992.
- Karami E., Prasad S., Shehata M. *Image Matching Using SIFT, SURF, BRIEF and ORB: Performance Comparison for Distorted Images*. Available at: <https://arxiv.org/abs/1710.02726> (accessed 01.03.2019).
- Shkuropat O., Shelehov I., Myronenko M. Intelligent System of Artificial Vision for Unmanned Aerial Vehicle. *Artificial Intelligence*. 2020, vol. 4, pp. 53–58. DOI: 10.15407/jai2020.04.053.
- Protsenko O., Savchenko T., Myronenko M., Prikhodchenko O. Informational and extreme machine learning for onboard recognition system of ground objects. In *Proc. IEEE 11th Int. Conf. Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT)*. 2020, pp. 213–218. DOI: 10.1109/dessert5037.2020.9125025.
- Naumenko I., Myronenko M., Savchenko T. Information-extreme machine training of on-board recognition system with optimization of RGB-component digital images. *Radioelectronic and Computer Systems*. 2021, vol. 98, no. 4, pp. 59–70. DOI: 10.32620/rebs.2021.4.05.

11. Sharma A., Basnayaka C., Wijerathna M., Jayakody D. N. K. Communication and networking technologies for UAVs: A survey. *Journal of Network and Computer Applications*. 2020, vol. 168, article 102739. DOI: 10.1016/j.jnca.2020.102739.
12. Kliushnikov I. M., Fesenko H. V., Kharchenko V. S. Using automated battery replacement stations for the persistent operation of UAV-enabled wireless networks during NPP post-accident monitoring. *Radioelectronic and Computer Systems*. 2019, vol. 92, no. 4, pp. 30–38. DOI: 10.32620/reks.2019.4.03.
13. Sineglazov V. M., Chumachenko O. I. Structural and Parametric Synthesis of Deep Learning Neural Networks. *Artificial Intelligence*. 2020, vol. 4, pp. 42–51. DOI: 10.15407/jai2020.04.042.
14. Xu G., Zong Y. *Applied Data Mining*. Boca Raton, CRC Press, 2013. 284 p.
15. Moskalenko V. V., Korobov A. G. Extreme algorithm of the system for recognition of objects on the terrain with optimization parameter feature extraction. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. 2017, no. 2, pp. 38–45.
16. Dovbysh A. S., Budnyk M. M., Piatachenko V. Yu., Myronenko M. I. Information-Extreme Machine Learning of On-Board Vehicle Recognition System. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2020, vol. 56, no. 4, pp. 534–543. DOI: 10.1007/s10559-020-00269-y.
17. Dovbysh A. S., Rudenko M. S. Information-extreme learning algorithm for a system of recognition of morphological images in diagnosing oncological pathologies. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2014, vol. 50, no. 1, pp. 157–163. DOI: 10.1007/s10559-014-9603-y.
18. *The world's most detailed globe*. Available at: <https://www.google.com.ua/intl/en/earth> (accessed: 16.05.2025).

Надійшло (received) 18.05.2025

UDC 004.93

I. V. NAUMENKO, Head of the Research and Development Center of Rocket Forces and Artillery of the Armed Forces of Ukraine, Sumy State University, Sumy, Ukraine; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2845-9246>

S. O. KOVALEVSKYI, PhD Student, Sumy State University, Sumy, Ukraine; e-mail: Kovalevskiy@ms.sumdu.edu.ua; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1332-7913>

HIERARCHICAL INFORMATION-EXTREME MACHINE LEARNING OF UAV FOR SEMANTIC SEGMENTATION FOR A DIGITAL IMAGE OF THE REGION USING A DECURSIVE DATA STRUCTURE

The purpose of the study is to increase the accuracy of machine learning of an autonomous unmanned aerial vehicle (UAV) for identifying frames of a digital image of the observation region. A functional categorical model is proposed, on the basis of which an algorithm for information-extreme machine learning of an autonomous UAV by linear data structure with optimization of control tolerances for recognition features is developed and programmatically implemented. The formation of the input training brightness matrix was carried out by using the Cartesian coordinate system to process the brightness values for digital images of machine learning objects that belonged to the “texture” type. The modified Kullback measure was used as a criterion for optimizing machine learning parameters. Since the implementation of machine learning on a linear data structure did not allow to achieve high accuracy of machine learning, information-extreme machine learning was implemented on a hierarchical structure in the form of a decursive binary tree. The transition from a linear data structure to a hierarchical one allowed to reduce multi-class machine learning to the two-class learning at each stratum of a decursive binary tree, which allowed to increase the averaged value of the information criterion over the strata of the decursive tree. For the recognition classes in the stratum of decursive tree, where high accuracy of machine learning was not obtained, information-extreme machine learning was implemented with sequential optimization of parameters. As a result, it was possible to construct decision rules that are error-free according to the training matrix. In addition, it was experimentally proven that when the number of recognition classes is more than two, it is advisable to switch to information-extreme machine learning on a hierarchical data structure in the form of a decursive binary tree.

Keywords: information-extreme machine learning, classification, information optimization criterion, unmanned aerial vehicle, semantic segmentation, decursive binary tree.

Повні імена авторів / Author's full names

Автор 1 / Author 1: Науменко Ігор Вікторович / Naumenko Ihor Viktorovich.

Автор 2 / Author 2: Ковалевський Сергій Олександрович / Kovalevskiy Serhii Oleksandrovych.