

## МОДЕЛІ І МЕТОДИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ АВТОНОМНОЇ НАВІГАЦІЇ ДЛЯ МАЛОГАБАРИТНИХ БЕЗПЛОТНИХ АПАРАТІВ

**Москаленко В. В.** – канд. техн. наук, доцент кафедри комп'ютерних наук, Сумський державний університет, Суми, Україна.

**Москаленко А. С.** – канд. техн. наук, асистент кафедри комп'ютерних наук, Сумський державний університет, Суми, Україна.

**Коробов А. Г.** – аспірант кафедри комп'ютерних наук, Сумський державний університет, Суми, Україна.

### АНОТАЦІЯ

**Актуальність** теми статті полягає в тому, що питання вибору оптимальних в інформаційному та вартісному сенсах моделей і методів аналізу даних в системах автономної навігації за умов апіорної невизначеності, ресурсних та інформаційних обмежень є недостатньо дослідженим і в повній мірі досі не вирішене

**Мета статті** – підвищити в інформаційному та вартісному сенсах ефективність функціонування автономної системи навігації малогабаритного безпілотного апарату на місцевості за даними від візуальних та інерційних сенсорів, що функціонує в режимах навчання та екзамону за умов обмежених обчислювальних ресурсів та обсягів навчальної вибірки.

**Методи дослідження** базуються на використанні технології згорткових нейронних мереж для формування ознакового опису візуальних спостережень, алгоритмів розріджено-кодуючого нейронного газу для навчання згорткових фільтрів, моделі опорних векторів для регресійного аналізу даних, на принципах математичної статистики та теорії інформації для побудови та оцінки функціональної ефективності класифікаційних вирішальних правил.

**Результати.** Розроблено нові моделі і методи інтелектуальної інформаційної технології автономної навігації для малогабаритних безпілотних апаратів, що дозволяє здійснювати навчання найбільш обчислювально трудомісткої складової системи, – екстрактора ознакового опису спостережень, – без учителя в процесі прямого поширення сигналу. При цьому запропоновано критерій вибору оптимальних в інформаційному і вартісному сенсах параметрів моделі аналізу даних і показано за результатами фізичного моделювання, що достовірність сформованих вирішальних правил прийнятна для практичного використання.

**Висновки.** Запропоновано архітектуру згорткової мережі і метод її навчання без вчителя для формування ознакового опису спостережень у задачі автономної навігації на основі алгоритму розріджено кодуючого нейронного газу. Розроблено критерій вибору параметрів аналізу даних і за результатами фізичного моделювання доведено придатність до практичного використання розроблених алгоритмів навігації на невідомій місцевості. Практична цінність отриманих результатів для безпілотної авіації полягає у формуванні сучасної науково-методологічної основи проектування здатних навчатися автономних систем навігації малогабаритних апаратів, що функціонують за умов ресурсних та інформаційних обмежень.

**КЛЮЧОВІ СЛОВА:** навігація, візуальна одометрія, безпілотний літальний апарат, згорткова нейронна мережа, нейронний газ, інформаційний критерій, метод опорних векторів.

### АБРЕВІАТУРИ

GPS – система глобального позиціонування;

IMU – інерційні вимірювальні одиниці (гіроскоп, акселерометр, магнітометр);

LiDaR – технологія отримання та обробки інформації про віддалені об'єкти за допомогою активних оптичних систем, що використовують явища поглинання і розсіяння світла в оптично прозорих середовищах;

NED – географічна система координат, осі якої спрямовані на Північ, Схід і вздовж місцевої вертикалі;

SLAM – система одночасної локалізації та картографування;

БЛА – безпілотний літальний апарат.

### НОМЕНКЛАТУРА

$a_i$  – команда оператора щодо реакції на перешкоду;

$b_{r,i}^{(j)}$  –  $i$ -та ознака двійкового ознакового подання  $j$ -го спостереження в  $r$ -му класі розпізнавання;

$C$  – критерій обчислювальної трудомісткості алгоритмів;

$C_{\min}$  – мінімально можливе значення критерію трудомісткості алгоритмів системи відповідно;

$D$  – множина базисних векторів (словник);

$d_m$  – базисний вектор (нейрон згорткового шару);

$\bar{E}$  – усереднений за алфавітом класів інформаційний критерій ефективності навчання розпізнавати перешкоди;

$E_{\max}$  – максимально можливе значення інформаційного критерію навчання класифікатора;

$G$  – область допустимих значень параметрів функціонування системи;

$g$  – вектор параметрів функціонування навігаційної системи;

$J$  – комплексний критерій ефективності інтелектуальної навігаційної системи;

$K_1$  – кількість послідовних кадрів зображення в сірих тонах, що інтерпретуються як канали вхідного багатоканального зображення;

$K_2$  – коефіцієнт кількості згорткових фільтрів у кожному шарі згорткової мережі;

$L$  – кількість допусків на значення кожної ознаки;  
 $N$  – кількість ознак розпізнавання;  
 $n$  – кількість спостережень;  
 $R$  – потужність алфавіту класів розпізнавання;  
 $T_{L,l,i}$  – нижній поріг  $l$ -го допуску на значення  $i$ -ї ознаки;  
 $T_{U,l,i}$  – верхній поріг  $l$ -го допуску на значення  $i$ -ї ознаки;  
 $v_t$  – зображення кадру в момент часу  $t$ ;  
 $x^{(j)}$  – ознакове подання  $j$ -го спостереження;  
 $x_t$  – локальна координата камери, отримана за даними глобальної системи позиціонування;  
 $y_t$  – локальна координата камери, отримана за даними глобальної системи позиціонування;  
 $z_t$  – локальна координата камери, отримана за даними глобальної системи позиціонування;  
 $\Delta x$  – відносні переміщення камери по осі  $x$  між кадрами зображення;  
 $\Delta y$  – відносні переміщення камери по осі  $y$  між кадрами зображення;  
 $\Delta z$  – відносні переміщення камери по осі  $z$  між кадрами зображення;  
 $\alpha_r, \beta_r$  – помилки першого та другого роду відповідно для  $r$ -го класу розпізнавання;  
 $\delta_{i,l}, \delta_{\max}$  – поточне та максимальне значення параметра  $l$ -го контрольного допуску на значення  $i$ -ї ознаки;  
 $\varepsilon$  – значення середньо-квадратичної помилки регресії при визначенні зміни координат камери в просторі;  
 $\varepsilon_{\min}$  – мінімально допустиме значення помилки регресійної моделі;  
 $\eta_t, \eta_0, \eta_{\text{final}}$  – поточне, початкове та кінцеве значення коефіцієнта швидкості навчання швидкості навчання;  
 $\lambda_t, \lambda_0, \lambda_{\text{final}}$  – поточне, початкове та кінцеве значення розміру околу сусідства нейронів;  
 $\varphi(x)$  – функцію нелінійного відображення спостереження  $x$  з вхідного простору ознак у багатовимірний простір вторинних ознак.

## ВСТУП

Безпілотна авіація знаходить широке застосування у точному землеробстві, розвідувальних та рятувальних операціях, транспорті та відео зйомці. Проте на сьогоднішній день практично відсутні малогабаритні БЛА загального призначення, здатні здійснювати в автономному режимі навігацію та ідентифікацію об'єктів інтересу на місцевості. Існуючі рішення або не здатні до переналаштування і адаптації під нову прикладну задачу і умови експлуатації, або викорис-

товують дороге програмно-апаратне забезпечення і мають порівняно високу вагу.

Розробка інформаційних технологій, що забезпечують зниження вимог до апаратних ресурсів БЛА та підвищення достовірності рішень, які автономно приймаються бортовою системою, за умов нестационарності середовища та мінливості об'єктів інтересу є актуальною задачею. Її вирішення дозволяє зменшити вагу, вартість та розширити функціональні можливості бортової системи, що зробить БЛА конкурентоздатним на ринку безпілотної авіації. При цьому питання вибору оптимальних в інформаційному та вартісному сенсах моделей і методів аналізу даних в системах автономної навігації за умов апріорної невизначеності, ресурсних та інформаційних обмежень є недостатньо дослідженим і в повній мірі досі не вирішене.

**Об'єкт дослідження** – слабоформалізований процес прийняття рішень бортовою системою малогабаритного безпілотної апарату під час автономної навігації за умов ресурсних та інформаційних обмежень.

**Предметом дослідження** є моделі і методи інтелектуальної інформаційної технології обробки даних, прийняття рішень та оптимізації параметрів функціонування системи автономної навігації для малогабаритних безпілотної апаратів.

**Мета статті** – підвищити в інформаційному та вартісному сенсах ефективність функціонування автономної системи навігації малогабаритного безпілотної апарату на місцевості за даними від візуальних та інерційних сенсорів, що функціонує в режимах навчання та екзамени за умов обмежених обчислювальних ресурсів та обсягів навчальної вибірки.

## 1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Нехай сформовано анотований набір відеокадрів  $\{c_t = \langle v_t, x_t, y_t, z_t, a_t \rangle | t = \overline{1, n}\}$ ,  $a_t \in \{A_r^o | r = \overline{1, R}\}$ , де  $A_r^o$  клас розпізнавання, що характеризує перешкоду.

Дано структурований вектор просторово-часових параметрів функціонування системи навігації БЛА, який у загальному випадку має структуру

$$g = \langle e_1, \dots, e_{\xi_1}, \dots, e_{\xi_1}, f_1, \dots, f_{\xi_2}, \dots, f_{\xi_2} \rangle, \quad (1)$$

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

При цьому відомі обмеження на відповідні параметри функціонування:

$$R_{\xi_1}(e_1, \dots, e_{\xi_1}, \dots, e_{\xi_1}) \leq 0; \quad R_{\xi_2}(f_1, \dots, f_{\xi_2}, \dots, f_{\xi_2}) \leq 0.$$

Необхідно в процесі машинного навчання системи навігації визначити оптимальні значення координат вектору (1), які забезпечують максимум комплексного критерію  $J$

$$J = \frac{\bar{E}}{E_{\max}} \cdot \frac{\varepsilon_{\min}}{\varepsilon} \cdot \frac{C_{\min}}{C}, \quad (2)$$

$$g^* = \arg \max_g \{J(g)\}. \quad (3)$$

## 2 ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

У працях [1, 2] досліджуються методи глобального позиціонування, оснований на комплексному аналізі даних від GPS та IMU з використанням розширеного фільтра Калмана. Даний підхід дозволив компенсувати недоліки обох сенсорних систем, однак визначення місцезнаходження всередині залізобетонних будівель чи при несприятливих погодних умовах залишається проблематичним. Крім того точність глобального позиціонування складає декілька метрів, що ускладнює реалізацію навігації в складі рою чи на місцевості з перешкодами. У зв'язку з цим багато досліджень спрямовано на підвищення ефективності і надійності GPS/IMU навігації за рахунок використання додаткових сенсорних систем, найбільш інформативною з яких є відеокамери БЛА [3].

Одним із сучасних підходів до вирішення задачі навігації на основі аналізу зображень, відзнятих з бортової відеокамери, є використання алгоритмів співставлення схожих ознак (Feature-Based Navigation) або контрольних точок місцевості [4]. Даний підхід оснований на порівнянні поточних зображень з попередніми еталонними зображеннями, як правило, отриманими, коли GPS сигнал був гарантовано коректним. Система порівнює місце схожих ознак отриманих зображень (для яких в бортовій пам'яті можуть бути записані координати), щоб з їх допомогою визначити місцезнаходження БЛА. Однак такий підхід потребує наявності бази еталонних зображень і може бути непридатним в ситуаціях необхідності оперативної реакції на зміни зовнішньої обстановки і прийняття рішень в реальному темпі часу.

У працях [3, 5] розробляються методи візуальної одометрії, де положення апарату оцінюється покроково залежно від того, як змінюються зображення, отримані з відеокамери під часу руху БЛА у навколишньому середовищі. Для того, щоб візуальна одометрія ефективно працювала потрібні достатня освітленість, статичне середовище, насичена текстура та наявність достатнього перекриття послідовних кадрів з метою відстеження спільних ознак на різних кадрах зображення. Для навігації у невідомій місцевості у працях [6, 7] розвивається технологія SLAM для одночасної локалізації та картографування, де побудована карта дозволяє обмежити помилку оцінки положення БЛА. При цьому врахування у системах візуальної одометрії чи SLAM інформації від IMU дозволяє зменшити помилку викликану нестатичними елементами середовища. Проте побудована в SLAM 3D-структура часто є неефективною в середовищах, де відсутні відстежувані ознаки (наприклад, стіни). SLAM, оснований на стереозорі для оцінки глибини, також має низьку продуктивність у регіонах без текстури та може постраждати від дзеркальних відбитків [7]. Крім того, сучасні реалізації SLAM та візуальної одометрії є досить трудомісткими і їх запуск на слабких обчислювальних пристроях може призвести до обмежених можливостей у реальному темпі часу та неадекватних результатів.

© Москаленко В. В., Москаленко А. С., Коробов А. Г., 2018  
DOI 10.15588/1607-3274-2018-3-8

Наявність накопичених відеоданих спостереження полегшує задачу розробки навігаційної системи. Отримані дані можуть бути використані для навчання багатопарових нейронних мереж вирішувати задачі визначення координат та уникнення перешкод. У працях [8, 9] використовувалися згорткові нейронні мережі для навігації за зображеннями стерео камери, однак більшість загальнодоступних безпілотних апаратів мають лише одну вбудовану камеру, а навчання згорткової мережі потребує великих обсягів розмічених зразків та обчислювальних ресурсів, що робить подібні рішення непрактичними. Проте запропоновані у праці [10] методи навчання розріджено-кодуючих згорткових фільтрів без вчителя дозволяє зменшити вимоги до обсягу розмічених зразків та зменшити обчислювальне навантаження. При цьому запропоновані у працях [11, 12] методи навчання з учителем, оснований на методі опорних векторів та інтелектуальній інформаційно-екстремальній технології дозволяють побудувати обчислювально ефективні вирішальні правила з прийнятною для практичного використання точністю за вибірками обмеженого обсягу.

Таким чином, найбільш перспективним напрямком розвитку систем навігації автономних малогабаритних БЛА є використання згорткових нейронних мереж для аналізу візуальної інформації. При цьому одним із шляхів зменшення обчислювального навантаження на бортову систему під час навчання та екзамену є реалізація методів навчання розріджено-кодуючих згорткових фільтрів без вчителя для екстракції ознакового опису спостережень та методів інтелектуальної інформаційно-екстремальній технології і опорних векторів.

## 3 МАТЕРІАЛИ ТА МЕТОДИ

Для формування вхідного математичного опису інтелектуальної інформаційної системи використовуються навчальні набори KITTI Vision Dataset [9], що містять як послідовність кадрів зображення з відеокамери, що рухається, так і дані про переміщення за трьома координатами, виміряні з використанням GPS та LiDaR [9]. Для навчання моделі дані про переміщення переводяться в локальну систему координат NED та визначаються відносні переміщення камери  $\Delta x$ ,  $\Delta y$ ,  $\Delta z$  між сусідніми кадрами відеозображення.

Схема інтелектуальної навігаційної системи малогабаритного БЛА показана на рис. 1.

Для екстракції ознакового опису візуальних спостережень пропонується використовувати згорткову нейронну мережу, на вхід якої подається багатоканальне зображення, утворене вибіркою серії послідовних відеокadrів у сірих тонах. Для формування високорівневого ознакового опису спостережень згорткова мережа має багатопарову структуру, фільтри якої навчаються без вчителя послідовно шар за шаром. Для прогнозування перешкод руху і вироблення відповідної реакції використовується інформаційно-екстремальний класи-

фікатор, що навчається з учителем за навчальними зразками, закодованими відповідним ознаковим описом. Регресійна модель в рамках методу опорних векторів використовується для відображення візуальних ознак та даних від інерційних сенсорів у відповідну оцінку переміщення камери в просторі.

На рис. 2 показана 4-х шарова архітектура згорткової нейронної мережі, на першому шарі якої знаходяться тривимірні фільтри різних масштабів :  $5 \times 5 \times K_1$ ,  $3 \times 3 \times K_1$  та  $1 \times 1 \times K_1$ . Кількість фільтрів регулюється параметром  $K_2$ . Для збереження однакового розміру карт ознак, сформованих різномасштабними фільтрами, використовується техніка доповнення нулями [9]. У другому та третьому шарах крок сканування карти ознак різномасштабними фільтрами дорівнює 3 та 2 відповідно.

На рис. 2 не показано функцію активації, що застосовується до кожної карти ознак. Для обчислення активації нейронів пропонується використовувати метод ортогонального узгодженого переслідування (Orthogonal Matching Pursuit) та функцію  $y = \max(0, x)$ , проте для уникнення втрат інформації можна подвоїти карту ознак використовуючи функцію вигляду  $y = \{\max(0, x), \max(0, -x)\}$ .

Навчання без вчителя згорткових фільтрів пропонується здійснювати за алгоритмом розріджено-кодуючого нейронного газу, що розглядався і досліджувався у праці [10]. Вхідними даними для алгорит-

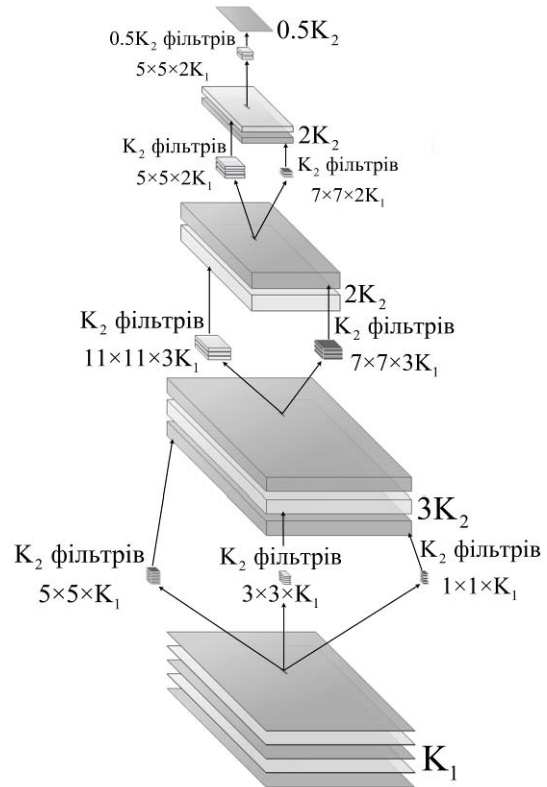


Рисунок 2 – Архітектура згорткової мережі для формування ознакового опису візуальних спостережень в навігаційній системі БЛА

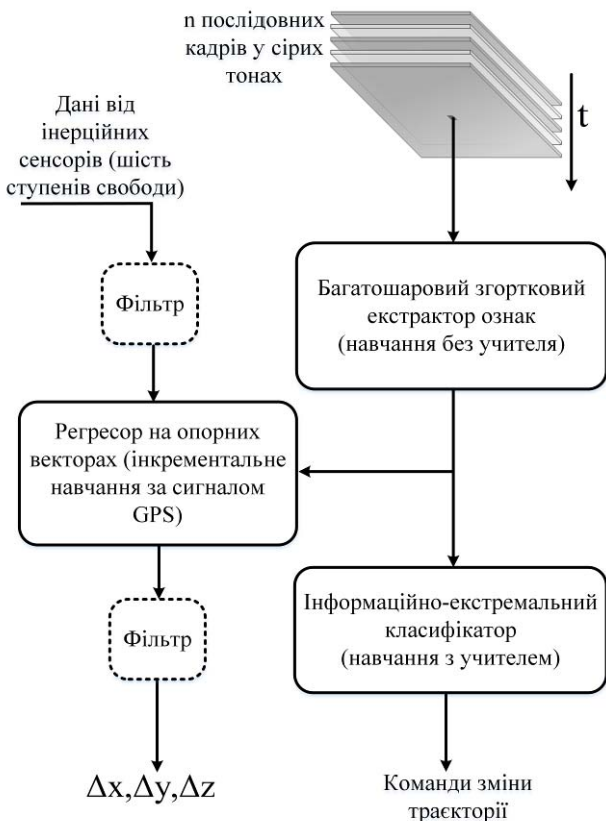


Рисунок 1 – Узагальнена схема інтелектуальної навігаційної системи малогабаритного БЛА

му розріджено-кодуючого нейронного газу є потужність словника базисних векторів  $M$ , розмірність простору ознак  $N$ ,  $\lambda_0, \lambda_{\text{final}}$  – початкове та кінцеве значення коефіцієнта розміру околу сусідів,  $\eta_0, \eta_{\text{final}}$  – початкове та кінцеве значення коефіцієнта швидкості навчання. Розглянемо основні кроки алгоритму:

- 1) Ініціалізація словника базисних векторів  $D = (d_1, \dots, d_M)$  випадковими числами з рівномірного розподілу.
- 2) Ініціалізація лічильника навчальних векторів  $t := 1$ .
- 3) Вибір випадкового вектору  $x$  з множини навчальних векторів  $X$ .
- 4) Нормалізація векторів із словника  $D = (d_1, \dots, d_M)$  шляхом приведення до одиничної довжини.
- 5) Обчислення поточних значень коефіцієнта розміру околу сусідів  $\lambda_t$  та швидкості навчання  $\eta_t$ :

$$\lambda_t := \lambda_0 (\lambda_{\text{final}} / \lambda_0)^{t/t_{\text{max}}};$$

$$\eta_t := \eta_0 (\eta_{\text{final}} / \eta_0)^{t/t_{\text{max}}}.$$

- 6) Обчислення міри схожості вхідного вектору  $x$  до базисних векторів  $d_k \in D$  для їх сортування

$$-(d_0^T x)^2 \leq \dots \leq -(d_k^T x)^2 \leq \dots \leq -(d_{M-1}^T x)^2.$$

7) Оновлення координат базисних векторів  $d_k \in D$  за правилом Ойа [10]

$$d_k := d_k + \eta_t \exp(-k / \lambda_t) y(x - y d_k),$$

$$y := c_k^T x, \quad k = \overline{0, M-1}.$$

8) Якщо  $t < t_{\max}$ , то інкремент лічильника  $t := t + 1$  та перехід до кроку 3.

Інформаційно-екстремальний класифікатор, що здійснює оцінку перешкоди, здійснює адаптивне квантування ознакового опису на основі алгоритму грубого двійкового кодування навчальної матриці  $\{x_{r,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, N}; j = \overline{1, n_r}; r = \overline{1, R}\}$ , що полягає у порівнянні значення  $i$ -ї ознаки з відповідним нижнім  $T_{L,l,i}$  та верхнім  $T_{U,l,i}$  межами  $l$ -го несиметричного поля контрольних допусків, які розраховуються за формулами

$$T_{L,l,i} = x_{i,\max} \left[ 1 - \frac{\delta_{i,l}}{\delta_{\max}} \right], \quad T_{U,l,i} = x_{i,\max}, \quad l = \overline{1, L}.$$

Формування бінарної навчальної матриці  $\{b_{r,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, N \cdot L}; j = \overline{1, n_r}; r = \overline{1, R}\}$  здійснюється за правилом

$$b_{r,l \cdot N + i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } T_{L,l,i} \leq x_{r,i}^{(j)} \leq T_{U,l,i}; \\ 0, & \text{else.} \end{cases}$$

Обчислення значень координат двійкового еталонного вектору  $x_m$ , відносно якого відбувається побудова в радіальному базисі контейнерів класів, здійснюється за правилом

$$b_{r,l \cdot N + i} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } \frac{1}{n_r} \sum_{j=1}^{n_r} b_{r,l \cdot N + i}^{(j)} > \frac{1}{n} \sum_{r=1}^R \sum_{j=1}^{n_r} b_{r,l \cdot N + i}^{(j)}; \\ 0, & \text{інакше.} \end{cases}$$

Як критерій ефективності машинного навчання класифікатора розглядається нормована модифікація інформаційної міри Кульбака [13]:

$$E_r = \frac{1 - (\alpha_r + \beta_r)}{\log_2(2 + \zeta) + r \log_2 10} \cdot \log_2 \left[ \frac{2 - (\alpha_r + \beta_r) + \zeta}{(\alpha_r + \beta_r) + \zeta} \right], \quad (4)$$

де  $\alpha_r, \beta_r$  – помилки першого та другого роду класифікаційних рішень щодо належності вхідних векторів до класу  $A_r^o$ ;  $\zeta$  – будь-яке мале додатне число, яке вводиться для уникнення невизначеності при діленні на нуль.

Трудомісткість інформаційно-екстремального машинного навчання збільшується швидше квадрату кількості навчальних векторів, тому для підвищення

оперативності навчання використовується зведення багатокласової класифікації до серії двохкласових за принципом «кожен проти кожного», де будується  $M \cdot (M-1)/2$  двохкласових класифікаторів [12]. У режимі екзамену рішення про належність вектору-реалізації  $x$  одному з класів алфавіту  $\{A_r^o\}$  приймається за геометричною функцією належності, описаною в праці [12].

Для навчання регресійної функції  $y = f(x)$ , вихідна змінна  $y^{(t)} \in R$  якої відповідає зміні координат камери  $\Delta x, \Delta y$ , або  $\Delta z$ , використовується набір навчальних даних  $(x^{(t)}, y^{(t)})_{t=1}^n$ , де  $x^{(t)} \in R^N$ , що складається з візуальних ознак та вимірів інерційних сенсорів. Регресійна функція є лінійною у вторинному просторі ознак і має наступний вигляд

$$f(x) = (\omega, \varphi(x)) + b, \quad (5)$$

$$\varphi: R^n \rightarrow H, \quad \omega \in H. \quad (6)$$

де  $\omega$  і  $b$  є коефіцієнтами, що знаходяться під час навчання;  $H$  – багатовимірний простір вторинних ознак.

Коефіцієнти  $\omega$  і  $b$  можуть бути знайдені шляхом мінімізації наступного виразу:

$$\min R(\omega, \xi, \xi^*) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \Psi \sum_{t=1}^n (\xi_t^* + \xi_t) \quad (7)$$

$$y^{(t)} - (\omega, \varphi(x)) - b \leq \varepsilon + \xi_t^*$$

$$(\omega, \varphi(x)) + b - y^{(t)} \leq \varepsilon + \xi_t \quad (8)$$

$$\xi_t^*, \xi_t \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad \varepsilon \geq 0.$$

де  $\Psi$  – коефіцієнт регуляризації;  $\xi, \xi^*$  – змінні нев'язки, що вимірюють похибку знизу та зверху відповідно;  $\varepsilon$ -нечутливість функції втрат, яка означає, що якщо  $f(x)$  знаходиться в діапазоні  $y^{(t)} \pm \varepsilon$ , то помилка не враховується.

Оптимізаційна задача (7) є задачею квадратичного програмування з лінійними обмеженнями, яка може бути вирішена введенням множників Лагранжа і застосуванням умов Коруша-Куна-Такера (Karush-Kuhn-Tucker) для вирішення дуальної задачі [11]:

$$\min R(v, v^*) = \sum_{t=1}^n (v_t^* - v_t)(v_j^* - v_j) K(x^{(t)}, x^{(j)}) + \quad (9)$$

$$+ \varepsilon \sum_{t=1}^n (v_t^* + v_t) - \sum_{t=1}^n y^{(t)} (v_t^* - v_t),$$

$$\sum_{t=1}^n (v_t^* + v_t) = 0, \quad (10)$$

$$0 \leq v_t, v_t \leq \frac{\Psi}{l}, \quad t = 1, 2, \dots, n,$$

де  $v_i$  і  $v_i^*$  є множниками Лагранжа, асоційовані з обмеженнями (10);  $K(x^{(t)}, x^{(j)}) = \varphi(x^{(t)}) \cdot \varphi(x^{(j)})$ .

Типовий приклад ядерної функції є поліноміальне ядро і Гаусове ядро. У загальному випадку регресійна функція має вигляд

$$f(x) = \sum_{t=1}^n (v_t^* - v_t) K(x^{(t)}, x) + b.$$

В алгоритмі навчання регресійної моделі на опорних векторах не всі навчальні зразки можуть стати опорними. Лише вектори, що знаходяться на границі мають ймовірність стати опорними. Граничний вектор не обов'язково є опорним, проте опорний вектор обов'язково повинен бути граничним. Оскільки частка опорних векторів в повному наборі зразків є досить малою, то вибір для навчання граничних векторів, що можуть стати опорними, дозволяє знизити ресурсні потреби алгоритму. Інкрементальне навчання регресійної моделі на опорних векторах можна реалізувати шляхом визначення опуклої межі дискретних точок при виборі множини граничних векторів як множини навчальних. При цьому опукла межа дискретних точок є межею, що може оточувати всі дискретні точки, які, як правило, сформовані як найвіддаленіші точки через з'єднання. Тому після обробки першої підвибірki сформовані опорні вектори порівнюються з векторами наступних підвбірок за кутом нахилу, для формування множини граничних векторів, як векторів максимального нахилу. Кожен крок такого доповнення може супроводжуватися перенавчанням.

Таким чином, запропонована модель екстрактора ознак дозволяє здійснити послідовне пошарове навчання без вчителів як на розмічених так і нерозмічених даних і сформувати високорівневий ознаковий опис спостережень, що враховує просторово-часові закономірності, а запропоновані методи машинного навчання з учителем є невибагливими до ресурсів і здатними забезпечити прийнятну для практичного застосування достовірність вирішальних правил навігаційної системи БЛА.

#### 4 КСПЕРИМЕНТИ

Для навчання екстрактора ознак використовуються як навчальні, так і тестові відеопослідовності набору KITTI Vision Dataset без втручання будь-яких анотацій. Для зменшення обчислювальної трудомісткості алгоритмів зображення стискають до роздільної здатності 200x200 пікселів. При цьому процедура повторюється для різних значень параметра  $K_1$  та  $K_2$ , що впливають як на інформативність ознакового опису, так і на обчислювальну трудомісткість. Трудомісткість  $C$  пропонується вимірювати кількістю операцій Mul та Add, що виконуються під час згортки фільтрів з зображенням чи картою ознак. Для архітектури мережі, показаної на рис. 2, трудомісткість може бути обчислена так

$$C = K_2(2706472K_1 + 4438784K_2). \quad (11)$$

Для класифікатора та регресора оптимальна конфігурація згорткового екстрактора може відрізнитися, оскільки вони відповідають за різні задачі. Тому компромісний варіант з точки зору точності вирішальних правил і обчислювальної трудомісткості екстрактора візуальних ознак обирається за комплексним критерієм (2).

У регресійній моделі на опорних векторах пропонується використовувати радіально-базисне ядро, формула якого має вигляд

$$K(x^{(t)}, x^{(j)}) = \exp(-\gamma \|x^{(t)} - x^{(j)}\|^2), \quad \gamma \geq 0,$$

де  $\gamma$  – коефіцієнт ядра, значення якого за замовчуванням дорівнює  $\gamma = 1/N$ .

Алфавіт класів  $\{A_r^o\}$  розпізнавання, що описують характерні перешкоди і відповідні команди реакції, має потужність рівну  $R=5$ . Перший клас розпізнавання  $A_1^o$  характеризує нормальний стан слідування вздовж заданої траєкторії. Класи  $A_2^o$  та  $A_3^o$  відповідають повороту вліво на 45 та 90 градусів відповідно. Класи  $A_4^o$  та  $A_5^o$  відповідають повороту вправо на 45 та 90 градусів відповідно. Обсяг навчальних зразків кожного класу становить  $n_r = 500$ .

Оптимізація параметрів поля контрольних допусків  $\{\delta_{m,i}\}$  та інших генотипних параметрів для інформаційно-екстремального класифікатора полягає в пошуку екстремуму функції критерію (4) в гіперпросторі рішень. При цьому як пошуковий алгоритм в даній роботі пропонується використати рій частинок (Particle Swarm Optimization, PSO), який характеризується простотою реалізації та інтерпретабельністю [12, 13].

Оптимізація словника ключових фрагментів та фенотипних параметрів вирішальних правил (радіуси контейнерів класів) може здійснюватися методом прямого перебору з заданим кроком, оскільки кількість кроків такого пошуку є відносно малою. Ефективність кожної частинки популяційного алгоритму, тобто її близькість до глобального оптимуму, вимірюється за допомогою наперед визначеної фітнес-функції, роль якої в даному випадку виконує функція критерію ефективності навчання (4). Кожна  $j$ -та частинка крім її позиції  $P_j$  зберігає наступну інформацію:  $V_j$  – поточна швидкість частинки,  $Pbest_j$  – краща персональна позиція частинки. Краща персональна позиція  $j$ -ї частинки – це позиція  $j$ -ї частинки, в якій значення фітнес функції для частинки було максимальним на поточний момент часу. Крім цього, з метою пошуку глобального екстремуму фітнес-функції найкраща частинка шукається в усьому рої, а її позиція позначається як  $Gbest$ . При цьому задано такі параметри настройки популяційного алгоритму: максимальна швидкість частинок  $V_{max,i} = 2$ , константи прискорення частинок  $c_1 = c_2 = 1$ , кількість агентів рою  $n_a = 100$ , коефіцієнт інерції  $w = 0,95$  та кількість ітерацій  $K_{ITER} = 3000$ .

## 5 РЕЗУЛЬТАТИ

Для виявлення тенденції зміни усереднених значень часткових та комплексного критерію при зростанні параметрів  $K_1$  та  $K_2$ , які впливають на розмір згорткового екстрактора (рис. 2), було здійснено фізичне моделювання для трьох фіксованих значень кожного з цих параметрів (табл. 1).

Таблиця 1 – Залежність часткових та комплексного критерію від параметрів екстрактора ознакового опису  $K_1$  та  $K_2$

$K_1$	$K_2$	$\bar{E} / E_{\max}$	$\varepsilon_{\min} / \varepsilon$	$C_{\min} / C$	$J$
3	4	0,083	0,112	1,000	0,009296
5	4	0,101	0,188	0,827	0,015703
7	4	0,098	0,200	0,705	0,013818
3	8	0,28	0,688	0,297	0,057214
5	8	0,29	0,756	0,264	0,057879
7	8	0,29	0,775	0,238	0,053491
3	16	0,39	0,968	0,082	0,030957
5	16	0,55	1,000	0,077	0,04235
7	16	0,51	1,000	0,072	0,03672

Аналіз табл. 1 показує, що збільшення значень параметрів  $K_1$  та  $K_2$  у загальному випадку призводить до зростання достовірності і обчислювальної трудомісткості вирішальних правил класифікатора та регресора. При цьому збільшення параметра  $K_1$  мало впливає на ефективність класифікатора внаслідок зниження ефективності ройового пошуку при значному зростанні розмірності простору ознак, в той час як помилка регресії в рівній мірі чутлива до значення  $K_1$  та  $K_2$ . Однак враховуючи те, що достовірність вирішальних правил росте повільніше за обчислювальну трудомісткість при зростанні  $K_1$  та  $K_2$ , то компромісний варіант обирається за значенням комплексного критерію  $J$ . Тобто оптимальними вважаємо такі значення параметрів  $K_1^* = 5$  та  $K_2^* = 8$ .

При оптимальній конфігурації екстрактора ознакового опису усереднене значення інформаційного критерію функціональної ефективності дорівнює  $\bar{E} = 0,29$ , при якій точність за навчальною матрицею становить 95,2%, а точність за тестовою матрицею становить 94%. Кількість допусків на кожну ознаку розпізнавання дорівнює  $L = 3$  і обирається як мінімальне значення, при якому інформаційний критерій (4) за тестовою матрицею перестає зростати. На рис. 3 показано графік зміни усередненого інформаційного критерію ефективності (4) від кількості ітерацій ройового пошукового алгоритму.

Аналіз рис. 3 показує, що вже з 1000-ї ітерації зростання інформаційного критерію (4) уповільнилося, а з 2500-ї ітерації майже не змінювалося. Така динаміка зміни критерію свідчить про те, що подальше зростання інформаційного критерію можливе лише при підвищенні інформативності ознакового опису шляхом збільшення  $K_1$  та  $K_2$ , або удосконалення структури екстрактора (рис. 2).

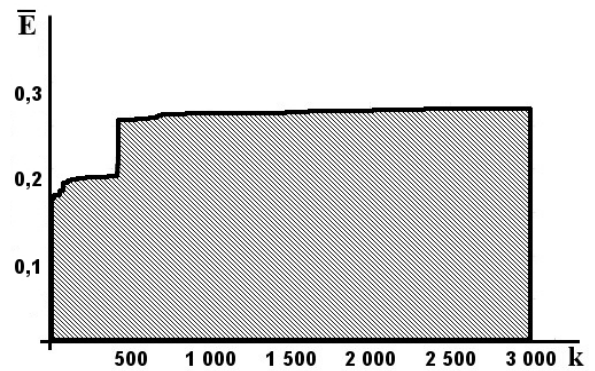


Рисунок 3 – Графік залежності інформаційного критерію (4) від кількості ітерацій ройового алгоритму оптимізації параметрів контрольних допусків на значення ознак розпізнавання

Таким чином, запропонована модифікація згорткової нейронної мережі дозволяє сформувати ознаковий опис спостережень, придатний для задач навігації.

При цьому, зростання інформаційного критерію класифікатора корелює зі зменшенням помилки регресії, тому інформаційний критерій ефективності навчання класифікатора може використовуватися для оптимізації параметра екстрактора  $K_2$ , який впливає на кількість фільтрів в кожному шарі. Однак вибір параметра  $K_1$ , що характеризує глибину ознакового опису в часі, слід здійснювати з урахуванням вимог до точності регресійної моделі для оцінки переміщення камери. Збільшення параметрів  $K_1$  та  $K_2$  обмежується зростанням обчислювальної складності, тому подальші удосконалення запропонованих моделей і методів полягають в удосконаленні архітектури згорткової мережі.

## 6 ОБГОВОРЕННЯ

Для наглядної оцінки ефективності машинного навчання навігаційної системи можна порівняти еталонну траєкторію, виміряну за допомогою GPS та LiDaR, з реконструйованою траєкторією, побудованою з використанням навченої моделі аналізу даних. На рис. 4а показано еталонну траєкторію (пунктирна лінія) та реконструйовану траєкторію (суцільна лінія), побудовану за запропонованими алгоритмами та тестовими вхідними даними з бази КІТТІ [9]. На рис. 4б показано результати аналогічного експерименту, але з використанням моделі, запропонованої у праці [9].

Аналіз рис. 4 показує, що точність реконструкції траєкторії в обох випадках є прийнятною для практичного використання і суттєво не відрізняється, однак у розробленій моделі аналізу даних набагато менше параметрів і є можливість до навчання без вчителя без використання обчислювально трудомісткого алгоритму градієнтного спуску.

Для оцінки точності класифікаційних вирішальних правил під час розпізнавання характеру перешкоди та вибору реакції на неї на рис. 5 показано графіки залежності інформаційного критерію ефективності навчання (4) від радіусу контейнера кожного з класів розпізнавання алфавіту  $\{A^o\}$ .

Аналіз рис. 5 показує, що клас  $A_1^o$  має безпомилкове за навчальною вибіркою радіально-базисне вирішальне правило, а значення інформаційного критерію вирішальних правил решти класів не досягає граничного значення, однак точність вирішальних правил кожного класу за тестовою вибіркою перевищує 90%. Тому пропуск перешкоди чи хибне спрацювання на поточному кадрі можуть бути компенсовані при правильному розпізнаванні наступних кадрів відеопотоку.

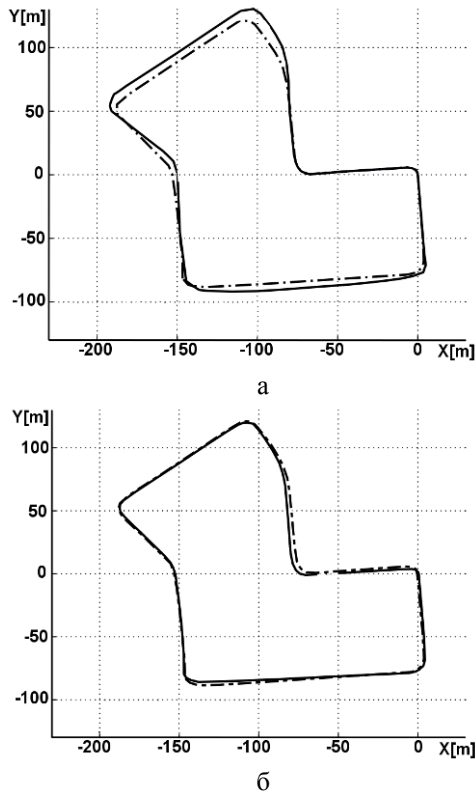


Рисунок 4 – Еталонна та реконструйована траєкторії:  
 а – розроблена модель; б – модель, запропонована у праці [9]

Таким чином, фізичне моделювання показало, що запропоновані моделі і методи інформаційної технології аналізу даних дозволяють реалізувати прийнятну для практичного використання систему автономної навігації малогабаритних БЛА на відомій місцевості, оскільки навчання і тестування відбувалося за даними однієї і тієї ж бази КІТТІ [8, 9].

### ВИСНОВКИ

#### 1. Наукова новизна одержаних результатів:

- вперше запропоновано модель автономної системи навігації малогабаритного БЛА, складовими частинами якої є згортковий екстрактор ознак, який навчається без вчителя, регресор на опорних векторах, який навчається інкрементально з вчителем за даними від візуальних та інерційних сенсорів, та інформаційно-екстремальний класифікатор перешкод, який навчається з учителем командам реакції на перешкоди, що дозволяє знизити вимоги до обчислювальних ресурсів;

- вперше запропоновано модель 4-х шарової згорткової мережі, яка приймає на вхід ряд послідовних кадрів, що інтерпретуються як канали одного зображення і ска-

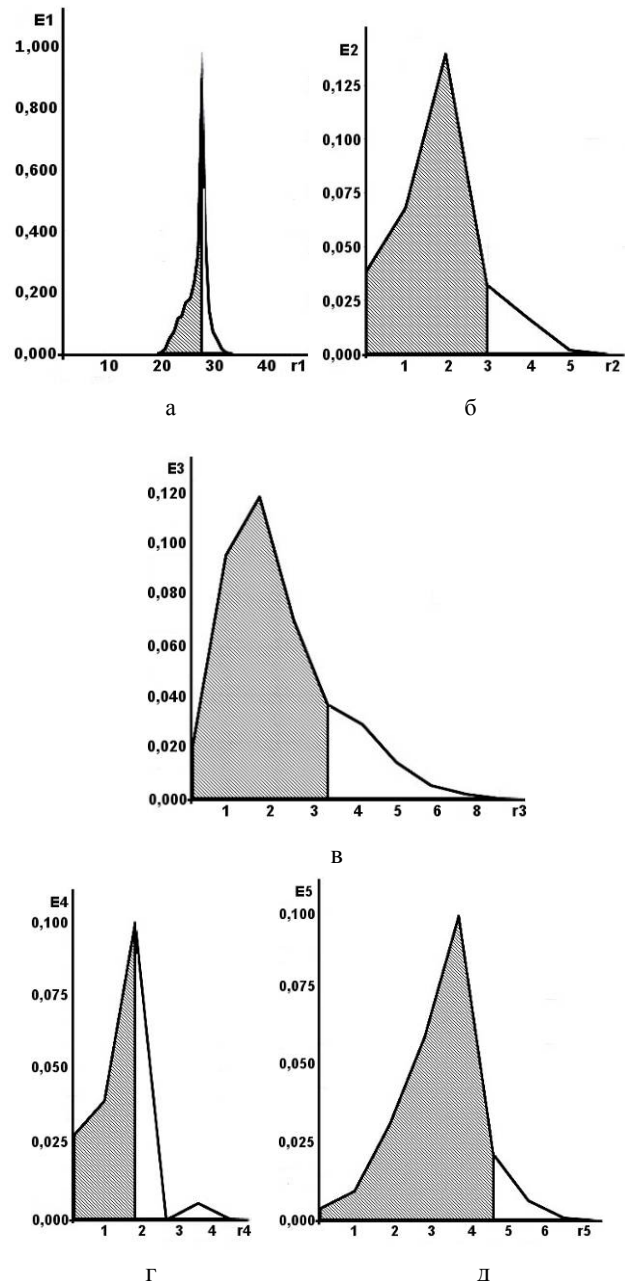


Рисунок 5 – Залежність інформаційного критерію ефективності навчання класифікатора від радіусів контейнерів

класів : а – клас  $A_1^o$  ; б – клас  $A_2^o$  ;  
 в – клас  $A_3^o$  ; г – клас  $A_4^o$  ; д – клас  $A_5^o$

нуються різномасштабними фільтрами, та метод навчання згорткових фільтрів без вчителя на основі розріджено кодуемого нейронного газу, що дозволяє здійснювати навчання в процесі прямого поширення сигналу без використання методу зворотного поширення помилки;

- удосконалено метод оцінки ефективності моделі аналізу даних у задачі навігації шляхом мультиплікативної згортки частинних критеріїв, що дозволяє обрати оптимальні в інформаційному та вартісному сенсах параметри функціонування системи.



**2. Практична цінність** отриманих результатів для безпілотної авіації полягає у формуванні сучасної науково-методологічної основи проектування здатних навчатися автономних систем навігації малогабаритних БЛА, що функціонують за умов ресурсних та інформаційних обмежень. При цьому результати імітаційного моделювання підтверджують високу ефективність отриманих вирішальних правил при визначенні переміщення в просторі та розпізнаванні перешкод за даними відеопотоку та інерційних сенсорів.

#### ПОДЯКИ

Робота виконана на базі лабораторії інтелектуальних систем кафедри комп'ютерних наук Сумського державного університету при фінансовій підтримці МОН України в рамках держбюджетної науково-дослідної роботи ДР № 0117U003934.

#### ЛІТЕРАТУРА / ЛІТЕРАТУРИ

1. Wang S. An Accurate GPS-IMU/DR Data Fusion Method for Driverless Car Based on a Set of Predictive Models and Grid Constraints. *Sensors* [Electronic resource] / S. Wang, Z. Deng, G. Yin // Basel, Switzerland : Multidisciplinary Digital Publishing Institute. – 2016. – Vol. 16(3). – P. 280–293. DOI 10.3390/s16030280.
2. Suwandi B. Low-cost IMU and GPS fusion strategy for apron vehicle positioning. / B. Suwandi, T. Kitasuka, M. Aritsugi // TENCON 2017 IEEE Region 10 Conference, 2017, Penang, Malaysia, 5–8 Nov. 2017 : proceedings. – P. 449–454. DOI: 10.1109/TENCON.2017.8227906.
3. Mary B. A. Pose Estimation of a Mobile Robot Based on Fusion of IMU Data and Vision Data Using an Extended Kalman Filter. [Electronic resource] / B. A. Mary, P. H. Gerhard // *Sensors*. – 2017. – Vol. 17(10). – P. 2164. DOI: 10.3390/s17102164.
4. A Feature Based Navigation System for an Autonomous Underwater Robot / J. Folkesson, J. Leederkerken, R. Williams, A. Patrikalakis // In: Laugier C., Siegwart R. (eds) *Field and Service Robotics*. Springer Tracts in Advanced Robotics. – Springer : Berlin, Heidelberg. – 2008. – Vol. 42. – P. 105–114. DOI 10.1007/978-3-540-75404-6\_10.
5. Predictive monocular odometry (PMO): What is possible without RANSAC and multiframe bundle adjustment? / N. Fanani, A. Stürck, M. Ochs, H. Bradler, R. Mester // *Image and Vision Computing* volume. – 2017. – Vol. 68. – P. 3–13 DOI: 10.1016/j.imavis.2017.08.002.
6. Past, Present, and Future of Simultaneous Localization And Mapping: Towards the Robust-Perception Age / C. Cadena, L. Carlone, H. Carrillo et al // *IEEE Transactions on Robotics*. – 2016. – Vol. 32. – No. 6. – P. 1309–1332. DOI: 10.1109/TRO.2016.2624754.
7. Dorian G.-L. Real-time monocular object SLAM / G.-L. Dorian, S. Marta, D. T. Juan, J.M.M. Montiel // *Robotics and Autonomous Systems*. – 2016. – Vol. 75. – I. PB. – P. 435–449. DOI: 10.1016/j.robot.2015.08.009.
8. Ayoul Th. UAV Navigation above Roads Using Convolutional Neural Networks [Electronic resource] / Th. Ayoul, T. Buckley, F. Crevier // Available from: <http://cs231n.stanford.edu/reports/2017/pdfs/553.pdf>.
9. Mohanty V. DeepVO : A Deep Learning approach for Monocular Visual Odometry [Electronic resource] / V. Mohanty // *Computer Vision and Pattern Recognition*. – 2016. Available from: <https://arxiv.org/pdf/1611.06069.pdf>.
10. Labusch K. Sparse Coding Neural Gas: Learning of Overcomplete Data Representations / K. Labusch, E. Barth, T. Martinetz // *Neurocomputing*. – 2009. – Vol. 72. – I. 7–9. – P. 1547–1555. DOI:10.1016/j.neucom.2008.11.027.
11. Xu H. A New SVR Incremental Algorithm Based on Boundary Vector [Electronic resource] / H. Xu, R. Wang, K. Wang // *International Conference on Computational Intelligence and Software Engineering (CiSE 2010)*, Wuhan, China 10 12 Dec. 2010 : proceedings. – Zürich : Springer, 2010. – P. 145 – 149. DOI: 10.1109/CiSE.2010.5676955.
12. Moskalenko V. V. Information-extreme algorithm of the system for recognition of objects on the terrain with optimization parameter feature extraction. / V. V. Moskalenko, A. G. Korobov. // *Radio Electronics, Computer Science, Control*. – 2017. – No 2. – P. 38–45. DOI 10.15588/1607-3274-2017-2-7.
13. Москаленко В. В. Інтелектуальна система підтримки прийняття рішень для функціонального діагностування на гамма-камері / В. В. Москаленко, А. С. Рижова, А. С. Довбиш // *Радіоелектроніка, інформатика, управління*. – 2015. – № 4. – С. 52–58. DOI: 10.15588/1607-3274-2015-4-8.

Article was submitted 23.03.2018.

After revision 02.04.2018.

УДК 004.032.26:007.052:629.7.072

#### МОДЕЛИ И МЕТОДЫ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ ИНФОРМАЦИОННОЙ ТЕХНОЛОГИИ АВТОНОМНОЙ НАВИГАЦИИ ДЛЯ МАЛОГАБАРИТНЫХ БЕСПИЛОТНЫХ АППАРАТОВ

**Москаленко В. В.** – канд. техн. наук, доцент кафедри комп'ютерних наук, Сумської державної університету, Суми, Україна.

**Москаленко А. С.** – канд. техн. наук, асистент кафедри комп'ютерних наук, Сумської державної університету, Суми, Україна.

**Коробов А. Г.** – аспірант кафедри комп'ютерних наук, Сумської державної університету, Суми, Україна.

#### АННОТАЦИЯ

**Актуальность** темы статьи заключается в том, что вопрос выбора оптимальных в информационном и стоимостном смыслах моделей и методов анализа данных в системах автономной навигации в условиях априорной неопределенности, ресурсных и информационных ограничений недостаточно исследованным и в полной мере до сих пор не решен. Цель статьи – повысить в информационном и стоимостном смыслах эффективность функционирования автономной системы навигации малогабаритного беспилотного аппарата на местности по данным от визуальных и инерционных сенсоров, работает в режимах обучения и экзамена в условиях ограниченных вычислительных ресурсов и объемов обучающей выборки.

**Методы исследования** базируются на использовании технологии сверточных нейронных сетей для формирования признаковового описания визуальных наблюдений, алгоритмов разреженно-кодирующего нейронного газа для обучения сверточных фильтров, модели опорных векторов для регрессионного анализа данных, на принципах математической статистики и теории информации для построения и оценки функциональной эффективности классификационных решающих правил.

**Результаты.** Разработаны новые модели и методы интеллектуальной информационной технологии автономной навигации для малогабаритных беспилотных аппаратов, позволяет осуществлять обучение наиболее вычислительно трудоемкой составляющей системы, – экстрактора признаковового описания наблюдений, – без учителя в процессе прямого распространения сигнала. При этом предложен критерий выбора оптимальных в информационном и стоимостном смыслах параметров модели анализа данных и показано по результатам физического моделирования, что достоверность сформированных решающих правил приемлемая для практического использования.

© Москаленко В. В., Москаленко А. С., Коробов А. Г., 2018  
DOI 10.15588/1607-3274-2018-3-8

**Выводы.** Предложена архитектура сверточной сети и метод ее обучения без учителя для формирования признакового описания наблюдений в задаче автономной навигации на основе алгоритма разреженно кодирующего нейронного газа. Разработан критерий выбора параметров анализа данных и по результатам физического моделирования доказано пригодность к практическому использованию разработанных алгоритмов навигации на неизвестной местности. Практическая ценность полученных результатов для беспилотной авиации заключается в формировании современной научно-методологической основы проектирования обучающихся автономных систем навигации малогабаритных аппаратов, функционирующих в условиях ресурсных и информационных ограничений.

**КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА:** навигация, визуальная одометрия, беспилотный летательный аппарат, сверточная нейронная сеть, нейронный газ, информационный критерий, метод опорных векторов.

UDC 004.032.26:007.052:629.7.072

## MODELS AND METHODS OF INTELLECTUAL INFORMATION TECHNOLOGY OF AUTONOMOUS NAVIGATION FOR COMPACT DRONES

**Moskalenko V. V.** – PhD, Associate professor of Computer Science department, Sumy State University, Sumy, Ukraine.

**Moskalenko A. S.** – PhD, Teaching assistant of Computer Science department, Sumy State University, Sumy, Ukraine.

**Korobov A. G.** – postgraduate student of Computer Science department, Sumy State University, Sumy, Ukraine.

### ABSTRACT

**Context** of this article topics is that the issues of choosing the optimal in information and cost sense of models and methods of data analysis in autonomous navigation systems under a priori uncertainty, resource and information constraints are not sufficiently investigated and are still not fully resolved.

**Objective** – to increase the efficiency of the autonomous navigation system of a compact drone on the terrain, based on data from visual and inertial sensors, operating in training and exam modes in the conditions of limited computing resources and the volume of the training sample, in the information and value sense.

**Methods** of a research are based on the usage of technology of convolutional neural networks for the formation of a feature representation of visual observations, sparse-coding neural gas algorithms for the training of convolutional filters, the model of support vectors for regression analysis of data, on the principles of mathematical statistics and information theory for constructing and evaluating the functional efficiency of classification decision rules.

**Results:** new models and methods of information intelligent technology of autonomous navigation for compact drones have been developed, allowing the training of the most computationally labor-intensive component of the system, the feature extractor from observation, in unsupervised manner in the process of direct propagation of the signal. In this case, the criterion for choosing the optimal parameters in information and cost sense for model of data analysis is proposed, and it is shown by the results of physical modeling that the validity of the formed decision rules is acceptable for practical use.

**Conclusions.** The architecture of the convolutional neural network and the method of its unsupervised learning for the formation of a feature representation of observations in the autonomous navigation problem based on the algorithm of sparse coding neural gas is proposed. The criterion for choosing data analysis parameters is developed and according to the results of physical modeling, the suitability for practical use of developed algorithms of navigation on unknown terrain is proved. The practical value of the results obtained for unmanned aviation is to form a modern scientific and methodological basis for designing capable of training autonomous navigation systems for compact drones operating in the conditions of resource and information constraints.

**KEYWORDS:** navigation, visual odometry, unmanned aerial vehicle, convolutional neural network, neural gas, information criterion, support vector method.

### REFERENCES

1. Wang S., Deng Z., Yin G. An Accurate GPS-IMU/DR Data Fusion Method for Driverless Car Based on a Set of Predictive Models and Grid Constraints. *Sensors* [Electronic resource]. Basel, Switzerland, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2016, Vol. 16(3), pp. 280–293. DOI 10.3390/s16030280.
2. Suwandi B., Kitasuka T., Aritsugi M. Low-cost IMU and GPS fusion strategy for apron vehicle positioning, *TENCON 2017 IEEE Region 10 Conference*, 2017, Penang, Malaysia, 5–8 Nov. 2017 : proceedings, pp. 449–454. DOI: 10.1109/TENCON.2017.8227906.
3. Mary B., Gerhard P. H. A. Pose Estimation of a Mobile Robot Based on Fusion of IMU Data and Vision Data Using an Extended Kalman Filter. [Electronic resource], *Sensors*, 2017, Vol. 17(10), P. 2164. DOI: 10.3390/s17102164.
4. Folkesson J., Leederkerken J., Williams R., Patrikalakis A. A Feature Based Navigation System for an Autonomous Underwater Robot, In: *Laugier C., Siegwart R. (eds) Field and Service Robotics. Springer Tracts in Advanced Robotics*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2008, Vol. 42, pp. 105–114. DOI 10.1007/978-3-540-75404-6\_10.
5. Fanani N., Stürck A., Ochs M., Bradler H., Mester R. Predictive monocular odometry (PMO): What is possible without RANSAC and multiframe bundle adjustment? *Image and Vision Computing volume*, 2017, Vol. 68, pp. 3–13. DOI: 10.1016/j.imavis.2017.08.002.
6. Cadena C., Carlone L., Carrillo H. et al Past, Present, and Future of Simultaneous Localization And Mapping: Towards the Robust-Perception Age, *IEEE Transactions on Robotics*, 2016, Vol 32, No. 6, pp. 1309–1332. DOI: 10.1109/TRO.2016.2624754.
7. Dorian G.-L., Marta S., Juan D. T., Montiel J.M.M. Real-time monocular object SLAM, *Robotics and Autonomous Systems*, 2016, Vol. 75, I. PB, pp. 435–449. DOI:10.1016/j.robot.2015.08.009.
8. Ayoul Th., Buckley T., Crevier F. UAV Navigation above Roads Using Convolutional Neural Networks [Electronic resource], Available from: <http://cs231n.stanford.edu/reports/2017/pdfs/553.pdf>.
9. Mohanty V. DeepVO : A Deep Learning approach for Monocular Visual Odometry [Electronic resource], *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016, Available from: <https://arxiv.org/pdf/1611.06069.pdf>.
10. Labusch K., Barth E., Martinetz T. Sparse Coding Neural Gas: Learning of Overcomplete Data Representations, *Neurocomputing*, 2009, Vol. 72, I. 7–9, pp. 1547–1555. DOI:10.1016/j.neucom.2008.11.027.
11. Xu H., R. Wang, Wang K. A New SVR Incremental Algorithm Based on Boundary Vector [Electronic resource], *International Conference on Computational Intelligence and Software Engineering (CISE 2010), Wuhan, China 10–12 Dec. 2010, proceedings*. Zürich, Springer, 2010, pp. 145–149. DOI: 10.1109/CISE.2010.5676955.
12. Moskalenko V. V., Korobov A. G. Information-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. DOI 10.15588/1607-3274-2017-2-7.
13. Moskalenko V. V., Rizhova A. S., Dovbysh A. S. Intelektual'na systema pidtrymky pryjnjattja rishen' dlja funkcional'nogo diagnostuvannja na gamma-kameri, *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2015, No. 4, pp. 52–58. DOI: 10.15588/1607-3274-2015-4-8.