

О. В. Мезенцев

Інститут проблем реєстрації інформації НАН України
вул. М. Шпака, 2, 03113 Київ, Україна

Порівняльний аналіз ефективності кореляційно-екстремальних систем і систем на основі штучного інтелекту для наведення літальних апаратів

Ефективність сучасних літальних апаратів (керованих засобів ураження) істотно залежить від типу систем наведення. В умовах війни основною вимогою до цих систем є їхня автономність. Статтю присвячено аналізу ефективності застосування двох сучасних автономних систем наведення літальних апаратів — кореляційно-екстремальної системи наведення та системи на основі штучного інтелекту. Відомо, що зараз розвиток і використання систем із застосуванням штучного інтелекту переживає справжній бум, особливо у системах наведення літальних апаратів. У свою чергу кореляційно-екстремальні системи зберігають свою актуальність і в ряді випадків мають перевагу над системами зі штучним інтелектом. Метою статті є на підставі обґрунтованого апарату показників ефективності провести порівняльний аналіз ефективності кореляційно-екстремальних систем і систем на основі штучного інтелекту для наведення літальних апаратів. У дослідженні застосовано методи теорії управління, порівняльного аналізу та теорії оптимізації і нейромереж. Практичне значення результатів полягає в підвищенні ефективності та швидкодії систем наведення літальних апаратів завдяки визначенню переваг обох систем наведення в конкретних умовах обстановки.

Ключові слова: показники ефективності, кореляційно-екстремальні системи наведення, штучний інтелект, нейронні мережі, автономність, системи машинного зору.

Вступ

Доцільність розробки та впровадження автономних систем наведення літальних апаратів (ЛА) дозволить успішно долати засоби радіоелектронної боротьби (РЕБ) противника. Перехід у бік використання штучного інтелекту (ШІ), зокрема для наведення ЛА, є важливим новим фронтом у технологічній гонці, яка розвинулася після того, як Росія розпочала своє повномасштабне вторгнення. Слід зазначи-

ти, що обидві системи (кореляційно-екстремальна система наведення (КЕСН) і система на основі ШІ), що порівнюються, є автономними. До основних тактико-технічних вимог, що пред'являються до систем наведення військового призначення, відносяться: точність місцевизначення, ефективність, скритність функціонування, перешкодозахищеність, всепогодність, швидкодія, малі масогабаритні характеристики.

Постановка задачі

Незважаючи на те, що зараз розвиток і використання систем із застосуванням ШІ переживає справжній бум, особливо у системах наведення ЛА, КЕСН зберігають свою актуальність і в ряді випадків мають перевагу над системами з ШІ. Завдання полягає в обґрунтуванні цього постулату, зокрема, в проведенні порівняльного аналізу ефективності обох систем за обраними показниками ефективності.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

На сучасному етапі обом системам наведення ЛА приділено увагу у широкому колі праць: як КЕСН [1–5], так і ШІ [6–10]. На відміну від ШІ, який намагаються застосовувати майже в усіх галузях народного господарства, включаючи й оборону, КЕСН, як одна з ефективних серед існуючих систем машинного зору, впевнено займає свій сегмент застосування. Як показує аналіз сучасних публікацій, на хвилі бурного розвитку систем на базі ШІ, виникає занепокоєність, що він незаслужено замінить достатньо ефективну КЕСН, деякі переваги якої він ще не перевішив.

Мета статті — на підставі обґрунтованого апарата показників ефективності провести порівняльний аналіз ефективності кореляційно-екстремальних систем і систем на основі штучного інтелекту для наведення літальних апаратів.

Основний матеріал

Порівнюємо ефективність застосування КЕСН та систем на основі ШІ на прикладі надходження на вхід обох систем наведення одного вихідного зображення (ВЗ) (рис. 1), отриманого від супутникових розвідданих або від розвідувальних ЛА.



Рис. 1. Вихідне зображення



Рис. 2. Вихідне зображення в градаціях сірого

Відомо, що загальноприйняті показники ефективності наведення ЛА на ціль включають кілька ключових параметрів, які визначають точність і надійність системи наведення. Основними показниками є: ймовірність ураження цілі, точність наведення (кругове ймовірне відхилення (КІВ)), а також час наведення. Ймовірність ураження цілі — це узагальнюючий статистичний показник, що характеризує ймовірність того, що ракета влучить у задану ціль. З військової точки зору цей показник ефективності є кінцевим і найбільш важливим. Він залежить від точності системи наведення, характеристик цілі та умов навколишнього середовища. Так як на два останніх фактори ми ніяк впливати не зможемо, то залишимо за показник ефективності точність системи наведення.

Час наведення — це час, що необхідний для наведення ракети на ціль, починаючи з моменту виявлення цілі і до моменту влучання. Скорочення часу наведення дозволяє збільшити швидкість реакції і зменшити час, протягом якого ціль може змінити своє положення або бути захищеною. Швидкість реакції системи наведення напряму впливає на здатність перенацілювання ЛА в польоті на іншу ціль, а останній показник цілком залежить від часу на підготовку системи наведення ЛА до застосування на нову ціль (зокрема, у польоті).

Крім основних показників, існують додаткові фактори, що впливають на ефективність наведення, основним із яких є стійкість до перешкод (переважно, радіоелектронних).

Таким чином, за показники ефективності для порівняння систем наведення ЛА на базі ШІ і КЕСН оберемо час на підготовку системи наведення ЛА до застосування, точність наведення (в тому числі і по рухомих цілях), надійність наведення (відсутність зривів), здатність перенацілювання ЛА у польоті на іншу ціль, інваріантність до перешкод (вихідного (ВЗ) та поточного (ПЗ) зображень).

Відомо, що для застосування методів та алгоритмів ШІ необхідно створення нейронних мереж (НМ) під конкретну задачу, що являє собою складний процес. Розробка НМ для виконання наведення на підставі одного ВЗ передбачає [9]:

- формування бази даних вихідних зображень об'єкта наведення;
- вибір архітектури НМ;
- вибір алгоритму навчання НМ;
- навчання НМ;
- перевірку (тестування) результатів навчання НМ;
- застосування навченої НМ для наведення на об'єкт прицілювання.

Розглянемо цей алгоритм більш детально для виконання поставленої задачі.

1. Формування бази даних вихідних зображень об'єкта наведення.

Для отримання бази даних для НМ будемо створювати масив змінених (викривлених) зображень із цього ВЗ з однією умовою — щоб об'єкт прицілювання завжди був присутній на усіх зображеннях масиву. Для створення масиву застосуємо до вихідного зображення такі інструменти: масштабування ВЗ, зміна ракурсу зйомки ВЗ, спотворення зображення, врахування яскравісних викривлень зображення або викривлень типу «змаз» (для систем оптичного типу додатково — розфокусування або вплив тіні [2–4])

2. Вибір архітектури НМ.

Пакет MATLAB пропонує крім інших НМ Pattern Recognition app — це двохарова НМ прямого зв'язку із прихованим та вихідним шарами дуже добре вирі-

шує завдання розпізнавання об'єкта прицілювання [7]. При цьому функція активації у прихованому шарі має бути сигмоподібна (сигмоїда). Для цього задаємо кількість нейронів, кількість входів і виходів, а також тип функцій активації для нейронів. Наша НМ має два шари нейронів: прихований та вихідний. Отже, маємо НМ з кількістю входів 256×256 (за кількістю пікселів у ВЗ) і одним виходом. Кількість нейронів у прихованому шарі — 18.

3. Вибір алгоритму навчання НМ.

Для навчання НМ набір даних поділяють на три набори: 1) тренувальний; 2) перевірочний; 3) тестовий. У [9] визначено, що тренувальний набір становить 70 % даних, набір для перевірки — 15 % і тестовий набір — 15 %. Алгоритм навчання НМ вибудовує синаптичні ваги НМ для забезпечення потрібної структури взаємозв'язків між нейронами. Оберемо навчання НМ методом зворотного поширення похибки, який передбачає два проходи всіма шарами мережі: прямий і зворотний. Під час прямого проходу (forward pass) вхідний вектор подають на сенсорні вузли мережі, далі — поширюють мережею від шару до шару. У результаті генерується набір вихідних сигналів, який і є фактичною реакцією мережі на цей вхідний вектор. Крім того, всі синаптичні ваги мережі фіксовані. Під час зворотного проходу (back-ward pass) усі синаптичні ваги налаштовують відповідно до правила корекції похибок, а саме: фактичний вихід мережі віднімають від бажаного (цільового) відгуку, у результаті чого формується сигнал похибки (error signal). Цей сигнал згодом поширюється мережею в напрямку, зворотному напрямку синаптичних зв'язків.

4. Навчання НМ.

Алгоритм навчання методом зворотного поширення похибки складається з таких етапів:

- 1) ініціалізація матриць ваг випадковим чином (у циклах);
- 2) представлення НМ-образу (на вхід подається значення з навчальної вибірки (вектор Z) і береться відповідний вихід (вектор U);
- 3) прямий прохід: обчислення в циклах виходів усіх шарів та отримання вихідних значень нейронної мережі (вектор Q).

$$\begin{aligned} q_i^k &= f(\sum_{j=0}^{N_{k-1}} w_{ij}^k q_j^{k-1}), \\ q_j^0 &= z_j, \quad q_0^{k-1} = 1, \quad z_0 = 1, \end{aligned}$$

де q_i^k — вихід i -нейрона k -шару; f — функція активації; w_{ij}^k — синаптичний зв'язок між i -нейроном шару $k-1$, та i -нейроном шару k , z_j — вхідне значення.

- 4) зворотній прохід: зміна вагів у циклах за формулами:

$$w_{ij}^k(t+1) = w_{ij}^k(t) + r g_i^k q_j^{k-1},$$

де $g_i^k = (u_i - q_i)q_i(1 - q_i)$ — для останнього (вихідного) шару; $g_i^k = q_i(1 - q_i) \sum_{i=1}^{N_{k+1}} g_i^{k+1} w_i^{k+1}$ — для проміжних шарів; l — номер поточної ітерації циклу навчання (номер епохи); r — коефіцієнт навчання задається від 0 до 1; g_i^k — вихід i -нейрона k -шару; w_{ij}^k — синаптичний зв'язок між j -нейроном шару $k-1$ та i -нейроном шару k ; u_i — бажане вихідне значення на i -нейроні; q_i — реальне значення на i -нейроні вихідного шару.

5. Перевірка (тестування) результатів навчання НМ.

Для оцінювання результатів навчання НМ використовуються матриці похибок, гістограма похибок на тестовому наборі даних. Крім того, здійснюється перевірка, чи правильно обчислюється градієнт поблизу випадкової початкової точки. За допомогою пакету MATLAB і матриць похибок встановлюємо, що НМ було навчено з точністю 99,2 %, перевірено і протестовано з точністю 98,1 %, а загальна точність НМ становить 98,9 %. Це дуже високі показники навченості НМ.

Як бачимо з наведеного алгоритму підготовки НМ — процес підготовки системи наведення на основі ШІ на теперішній час є доволі тривалим (навіть із застосуванням готових програм (наприклад, на базі пакету MATLAB)), чого не можна сказати про тривалість підготовки КЕСН до застосування.

У [3, 4] розроблено сучасний програмно-технічний комплекс (ПТК) формування еталонних зображень (ЕЗ), що використовують КЕСН, а також оцінки якості ЕЗ, що отримуються. Для формування ЕЗ у ПТК реалізовані методи кореляційного аналізу зображень по яскравості, по контрасту, фрактального аналізу зображень для трьох датчиків зовнішньої інформації ЛА: радіолокаційного, інфрачервоного і телевізійного. Свій подальший розвиток ПТК отримав завдяки застосуванню методів бінарної обробки зображень, а також методу масок, що дозволяє формувати ЕЗ у реальному масштабі часу і робить цілком можливим виконання такого бойового завдання як здатність перенацілювання ЛА у польоті на іншу ціль.

Застосуємо для нашого ВЗ сучасний метод оперативної підготовки ЕЗ, який відноситься до градієнтних методів і використовує оператори, що є матричними масками [1, 2]. Метод масок має такі переваги як високу якість виділення інформативних ознак — меж контрастних областей зображення і яскравих об'єктів, а також високу швидкодію.

Для наших цілей застосуємо оператор Собела, який використовує вісім відліків яскравості в області аналізованого елемента (пікселя):

$$G_{i,j} = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}.$$

Матриці оператора Собела мають вигляд [2, 5]:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} \cdot E \quad \text{і} \quad G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +2 & +1 \end{bmatrix} \cdot E,$$

де E — елемент матриці ВЗ.

У програмному представленні зображення [2]:

$$G_{i,j} = \sqrt{G_{i,j(x)}^2 + G_{i,j(y)}^2} \quad \text{або} \quad G_{i,j} = |G_{i,j(x)} + G_{i,j(y)}|,$$

де

$$G_{i,j(x)} = [E_{(i-1),(j-1)} + E_{(i-1),j} + E_{(i-1),(j+1)}] - [E_{(i+1),(j-1)} + E_{(i+1),j} + E_{(i+1),(j+1)}],$$
$$G_{i,j(y)} = [E_{(i-1),(j-1)} + E_{i,(j-1)} + E_{(i+1),(j-1)}] - [E_{(i-1),(j+1)} + E_{i,(j+1)} + E_{(i+1),(j+1)}].$$

Завдяки запропонованому ПТК отримаємо ЕЗ об'єкта наведення (рис. 3) та перевіряємо якість отриманого ЕЗ (рис. 4). На рис. 4 бачимо чітко визначений екстремум вирішальної функції.

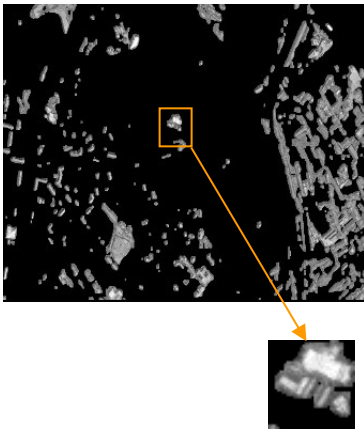


Рис. 3. ЕЗ об'єкта наведення

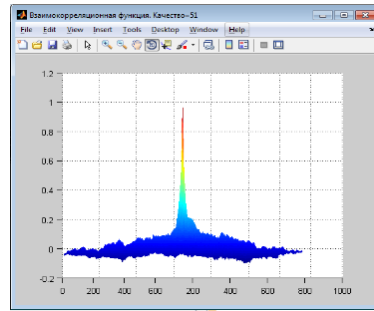


Рис. 4. Вирішальна функція (перевірка якості отриманого ЕЗ)

У [5] наведено імітаційну модель КЕСН. Зазначена модель дозволяє набирати статистику промахів (влучань) керованого ЛА в зазначену точку на поверхні Землі. Стартове значення похибки наведення (навігації) ЛА інерційною системою (яка накопичується до початку роботи КЕСН) для кожної ітерації модельного експерименту визначалося випадково і знаходилося в межах 600 м. Число точок корекції польоту ЛА дорівнювало п'яти. При цьому корекція починала здійснюватися з висоти 6000 м. Результати модельного експерименту наведені на рис. 5. Кількість ітерацій модельного експерименту складала 1100, що можна вважати репрезентативною статистичною вибіркою. В результаті отримане значення кругового імовірного відхилення ЛА від заданої точки наведення складало 0,6, при спостереженні лише двох промахів (що становить менше 0,002 % від усієї кількості ітерацій), що повністю відповідає сучасним вимогам до вирішення більшості завдань наведення чи навігації ЛА.

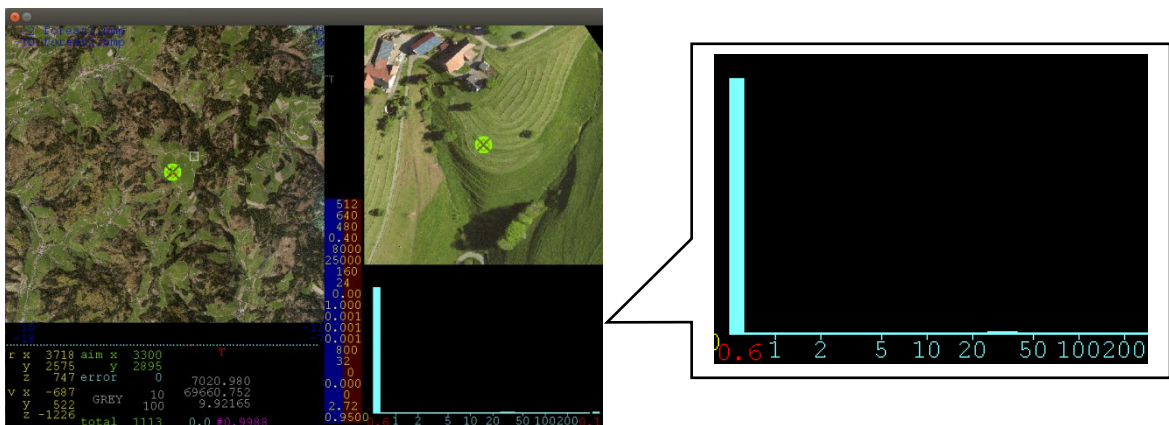


Рис. 5. Результати модельного експерименту з імітаційною моделлю КЕСН

У 2025 р. в Україні презентували програму для наведення БПЛА на основі штучного інтелекту Clarity, яка самостійно виявляє техніку та ворога [6]. Система виявляє ворожу техніку на фото і відео за лічені секунди, автоматично прив'язує

знімки до координат, а також дешифрує фото прямо під час польоту. За словами розробників цієї програми точність наведення ШІ досить висока.

Стосовно інваріантності до перешкод обох систем наведення, то в [10] наведено дуже слушну (на наш погляд) ідею застосування ШІ для боротьби з різноманітними перешкодами у КЕСН ЛА, зокрема запропоновано метод навчання нейромережі врахуванню різнотипних викривлень поточного зображення. Проте автор у висновках зізнається, що недоліком методу є навченість нейромережі до конкретного району прив'язки з типовою для нього фоно-об'єктивною обстановкою та необхідність повторного навчання нейромережі із проведенням оцінювання на нових сформованих зображеннях для застосування у нових районах прив'язки. У свою чергу, КЕСН без ШІ має у своєму арсеналі цілу низку сучасних алгоритмів подавлення перешкод, які їй дозволяють як технічно, так і програмно працювати в умовах перешкод різного походження з достатньою ефективністю.

Отже, проведений у роботі порівняльний аналіз дозволяє з певною вірогідністю зробити порівняння прийнятих показників ефективності на якісному рівні, що показано в таблиці.

	Час на підготовку до застосування	Точність наведення	Надійність наведення	Здатність перенацілювання ЛА у польоті	Інваріантність до перешкод
ШІ	–	+	+	–	+–
КЕСН	+	+	+	+	+

Примітка: системи наведення ЛА на базі ШІ є інваріантними до перешкод у разі добре навченої НМ для всіх типів перешкод, які може застосувати противник на поточний період часу у визначених районах прив'язки.

Треба зазначити, що для повного врахування ефективності обох систем наведення ЛА, необхідно враховувати характеристики самого літального апарата, такі як маневреність, швидкість польоту, динамічні обмеження та допустимі перевантаження. Саме ці параметри істотно впливають на вимоги до алгоритмів наведення та можливість їхньої практичної реалізації.

У роботі передбачалося, що ми порівнюємо ефективність обох систем наведення на базі одного ЛА або двох з ідентичними характеристиками. Проте, для коректного порівняльного аналізу у подальшому доцільним є проведення уніфікованих експериментів, що передбачають використання одного й того ж ЛА з різними системами наведення, виконання ідентичних бойових завдань за варійованих умов обстановки та подальше порівняння за сукупністю показників — точності, характеру та ступеня ураження, швидкодії і стабільності роботи системи.

Висновки та перспективи подальших досліджень

Проведено порівняльний аналіз ефективності систем наведення на базі ШІ та КЕСН. Незважаючи на те, що зараз розвиток і використання систем із застосуванням ШІ переживає справжній бум, особливо у системах наведення ЛА, КЕСН продовжує зберігати свою ефективність і перспективність. Попри те, що за системами наведення на базі ШІ майбутнє, КЕСН на сучасному етапі впевнено займає свій

сегмент застосування, має достатню ефективність і продовжує стрімко розвиватися. В умовах швидкоплинного бою, де фоно-цільова обстановка може змінюватися за лічені секунди і противник оперативно застосовує увесь спектр засобів маскування та введення в оману, оперативність підготовки ЛА до бойового застосування, оснащених ШІ, поки що значно програє ЛА, які оснащені КЕСН.

У подальшому для кількісного порівняння і аналітичних розрахунків зазначених у роботі показників ефективності обох систем наведення необхідно порівняння отриманих результатів з визначеним критеріальним апаратом, який ще треба розробити і обґрунтувати. Крім того, в подальших дослідженнях для більш глибокого порівняльного аналізу обох систем наведення ЛА, треба, безумовно, врахувати такі ключові властивості ШІ-систем як адаптивність автономного прийняття рішень, можливості самонавчання, здатність до узагальнення на невідомі сценарії та стійкість до деградації вхідної інформації. Це потребує ускладнення та розширення апарату оцінки ефективності зазначених систем наведення.

1. Gonzales R.C., Woods R.E. Digital image processing. Boston, MA Addison-Wesley, 2001. 823 p.
2. Rodrigues, Ricardo C. Bonfim. An Experimental Evaluation of Algorithms for Aerial Image Matching / Ricardo C Bonfim Rodrigues, Sergio Roberto Pellegrin. 17th International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IW63P). 2010. P. 416–419.
3. Мезенцев А.В., Буточнов А.Н., Юзефович В.В., Миронюк С.В. Оценка качества эталонных изображений, создаваемых для корреляционно-экстремальных систем навигации. *Регистрация, зберігання і оброб. даних*. 2014. Т. 16, № 4. С. 44–53. <https://doi.org/10.35681/1560-9189.2014.16.4.100289>.
4. Мезенцев А.В., Буточнов А.Н., Юзефович В.В., Миронюк С.В. Фрактальный метод формирования эталонных изображений в системах технического зрения. *Регистрация, зберігання і оброб. даних*. 2015. Т. 17, № 1. С. 28–35. <https://doi.org/10.35681/1560-9189.2015.17.1.100304>.
5. Мезенцев А.В., Буточнов А.Н., Юзефович В.В. Анализ подходов до визначення виду еталонного зображення для кореляційно-екстремальних систем навігації літальних апаратів. *Регистрация, зберігання і оброб. даних*. 2025. Т. 27, № 1. С. 28–35. <https://doi.org/10.35681/1560-9189.2025.27.1.335610>.
6. Андрусяк А. Дрон автоматично знайде ЗС РФ: як працює український ШІ-інструмент Clarity. <https://focus.ua/uk/digital/723206-programa-clarify-shi-znahodit-voroga-na-kadrah-z-bpla-video>.
7. MATLAB. The Language of Technical Computing. Using MATLAB. The Math Works, Inc. USA, 2000.
8. Peter Harrington. Machine Learning in Action. Shelter Island, 2012. С. 280. ISBN 9781617290183.
9. Гусак Ю.А., Василенко О.А. Алгоритм створення нейронної мережі для класифікації ударних безпілотних апаратів. *Сучасні інформаційні технології у сфері безпеки та оборони*. 2024. № 2(50). С. 54–68.
10. Кожушко Я.Н. Метод навчання нейромережі врахуванню різнотипних викривлень поточного зображення матричних радіометричних кореляційно-екстремальних систем навігації. *Системи обробки інформації*. 2023. Вип. 1 (172). С. 36–41.

Надійшла до редакції 21.11.2025