

Кисіль А.Ю.

ПрАТ «Вищий навчальний заклад «Міжрегіональна Академія управління персоналом»

МЕТОДОЛОГІЯ ВПРОВАДЖЕННЯ СИСТЕМ МАШИННОГО АНАЛІЗУ ГРАФІЧНИХ ДАНИХ ПРИ ВИКОНАННІ ВІЙСЬКОВИХ ЗАВДАНЬ

У статті проведено аналіз сучасних підходів, що використовуються при проектуванні, розробці та впровадженні нейромережових алгоритмів у системах розпізнавання і класифікації візуальних об'єктів за умов обмеження обчислювального ресурсу і перепускності інформаційних каналів. Представлено базову схему впровадження систем розпізнавання і класифікації візуальних об'єктів на лінії зіткнення, що включає у себе (i) визначення обмежень, що пов'язані з системою реєстрації графічних даних фото- і відеозйомки; (ii) оцінку складових апаратно-програмної платформи системи машинного аналізу; (iii) вибір актуальних процедур машинного аналізу, що можуть бути ефективно виконані у відповідності до обмежень апаратно-програмної платформи; (iv) виконання актуальних завдань з метою визначення ситуаційної обстановки та прийняття рішень у режимі реального часу. Розроблена схема інформаційної системи машинного аналізу масивів графічних даних для військових потреб, що включає у себе три рівні роботи з даними: (i) дані, що підлягають у обробці у режимі реального часу, що включає у себе набори інформаційних вузлів мобільних електронних пристроїв особового складу та мобільних автономних пристроїв; (ii) дані, що регулярно передаються між інформаційними вузлами, що включає у себе набори інформаційних вузлів ретрансляторів та робочих станцій, які здійснюють попередню обробку і структурування і передачу масивів потокових даних; (iii) дані, що перебувають в інформаційному сховищі, що включає у себе набори інформаційних вузлів центрів обробки даних, що безпосередньо пов'язаний з командними центрами. Зазначено, що попередня обробка графічних даних може виконуватись на основі програмних алгоритмів і включає у себе етапи: (i) відновлення графічних даних через побудову математичної моделі розподілу шуму та застосування методів просторової фільтрації; (ii) збільшення роздільної здатності графічних даних, корекція яскравості, контрастності і колірної схеми матриці зображення; (iii) сегментації графічних даних шляхом застосування, морфологічних методів, виділення границь сегментів зображень. При цьому для виділення і класифікації візуальних об'єктів, а також проведення аналізу ситуаційної обстановки було проведено аналіз наступних нейромережових архітектур: (i) автокодувальник і моделі на його основі, як то багатоярусний автокодувальник; (ii) згортоква нейромережа та моделі об'єктно-орієнтованого виявлення «Faster R-CNN» та «Mask R-CNN», модель DnCNN для видалення шумів, і моделі на основі нейромережової архітектури глибокого навчання, як то StereoNet і 3D-CNN; (iii) моделі на основі рекурентної нейромережі як то LSTM та GRU, що використовуються для обробки послідовностей зображень.

Ключові слова: машинний аналіз, візуальний об'єкт, нейромережева архітектура, програмні алгоритми, відновлення зображення, військові завдання, лінія зіткнення.

Постановка проблеми. Протягом останніх років спостерігається значний прогрес у галузі машинного аналізу масивів графічних даних фото- і відеозйомки, що включає у себе автоматизацію ряду операцій через впровадження і адаптацію програмних та нейромережових алгоритмів. Посеред найбільш актуальних процедур машинного аналізу фото- і відеоданих можна виділити наступні:

– відновлення матриці зображення через видалення шумів та компенсацію оптичних аберацій [1, 2];

– кластеризація матриці зображення з метою виділення актуальних для подальшого аналізу областей [3, 4];

– виділення та класифікація за ознаками візуальних об'єктів на площині матриці зображення [5, 6];

– відновлення тривимірної сцени у відповідності до діапазонної візуалізації через аналіз набору сполучених двовимірних зображень [7, 8];

– оцінка положення і траєкторії руху візуальних об'єктів у відповідності до простору тривимірної сцени [9, 10].

Зазначений інструментарій є **надзвичайно актуальним** при виконанні ряду військових завдань, як то (i) відновлення і представлення даних аеро- і супутникової зйомки у картографії та розвідці для виявлення ворожих сил і розпіз-

навання військової техніки [11, 12]; (ii) виявлення та супровід рухомих об'єктів на базі керованої ракети та безпілотного літального пристрою (Unmanned Aerial Vehicle; UAV) з можливістю подальшого масштабування апаратно-програмної платформи для автономного прийняття рішень в бойових умовах [13, 14]; (iii) аналіз ситуаційної обстановки і виявлення у режимі контекстуальних ознак, таких як потенційні загрози з боку противника або можливість для здійснення контр-наступу [15, 16].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Аналіз наукових досліджень присвячених проблемам впровадження програмних і нейромережових алгоритмів при виконанні широкого кола військових завдань з машинного аналізу масивів графічних даних [11-16] показав необхідність врахування обмежень системи збору поточкових даних у режимі реального часу, як то недоліки системи збору даних фото- і відеозйомки, що є характерними для компактних камер UAV [17, 18], наявний ресурс оперативної пам'яті і розмір інформаційного сховища апаратної платформи, а також обчислювальний ресурс апаратно-програмної платформи, що використовується у польових умовах [19] і пропусковність інформаційних каналів і стабільність роботи комунікаційної мережі [20]. Проведений аналіз надав можливість визначити сфери застосування засобів машинного аналізу при автоматизації завдань ведення розвідки [11, 12], впровадження автономного режиму роботи UAV та керованих ракет [13, 14], а також проведення аналізу ситуаційної обстановки на лінії зіткнення [15, 16]. Представлений інструментарій надає можливість для побудови єдиної інформаційної системи для прийняття рішень у режимі реального часу, що розглядається як *невирішена частина загального дослідження*.

Постановка завдання. Таким чином, метою роботи стала побудова цілісної методології проектування, розробки та впровадження нейромережових алгоритмів у системах розпізнавання і класифікації візуальних об'єктів на лінії зіткнення за умов обмеження обчислювального ресурсу апаратної платформи і пропусковності інформаційних каналів мережових сервісів.

Виклад основного матеріалу дослідження.

1. Постановка задачі машинного аналізу масивів графічних даних для вирішення військових завдань.

Як показав проведений аналіз, методологія проектування системи машинного аналізу маси-

вів графічних даних для вирішення військових завдань включає у себе наступні етапи (рис. 1):

1. Визначення обмежень, що пов'язані з системою реєстрації графічних даних фото- і відеозйомки. При цьому має бути визначено параметри, що визначають розподіл шуму та наявність оптичних аберацій, що надалі можуть бути покладені у основу математичної моделі алгоритмів відновлення зображення [1, 2]. Також на зазначеному етапі необхідно провести оцінку порушення кольорного балансу у відповідності до кольорної схеми фотоматриці та співвіднесення фоточутливості окремих кольорних каналів [21].

2. Визначення складових апаратно-програмної платформи системи машинного аналізу, передачі і збереження даних, що відповідають за обмеження по впровадженню програмних і нейромережових алгоритмів за умов роботи у режимі реального часу, як то оперативна пам'ять, інформаційне сховище, центральний процесор та сопроцесори, а також інформаційні канали комунікаційної мережі [17-19].

3. Вибір актуальних процедур машинного аналізу, що можуть бути ефективно виконані у відповідності до обмежень апаратно-програмної платформи та системи реєстрації графічних даних фото- і відеозйомки, як то відновлення і кластеризація матриці зображення [1-4],

4. Виділення та класифікація за ознаками візуальних об'єктів та груп візуальних об'єктів [5, 6], що представляють інтерес у відповідності до набору завдань. Розвиток відповідного підходу включає у себе оцінку положення, траєкторії руху і взаємодії візуальних об'єктів у відповідності до простору тривимірної сцени [7-10].

5. Аналіз ситуаційної обстановки та автономне прийняття рішень у режимі реального часу у відповідності до вхідних даних [15, 16].

Розвиток інформаційної системи машинного аналізу графічних даних фото- і відеозйомки полягає у створенні алгоритмів виділення високорівневих ознак на основі нейромережевою архітектури глибокого навчання, що надає можливість як оцінити рівень небезпеки, так і сформулювати ефективні сценарії ведення бойових дій, формування укріплень, завчасної евакуації особового складу, тощо. Прямим аналогом впровадження зазначеного підходу є еволюція систем кіберзахисту, завдання проектування яких є подібними до військових завдань, але при цьому більшою мірою піддається формалізації, а тому його рішення набуло значного розвитку протягом двох останніх десятиріч [22-24]. На початковому

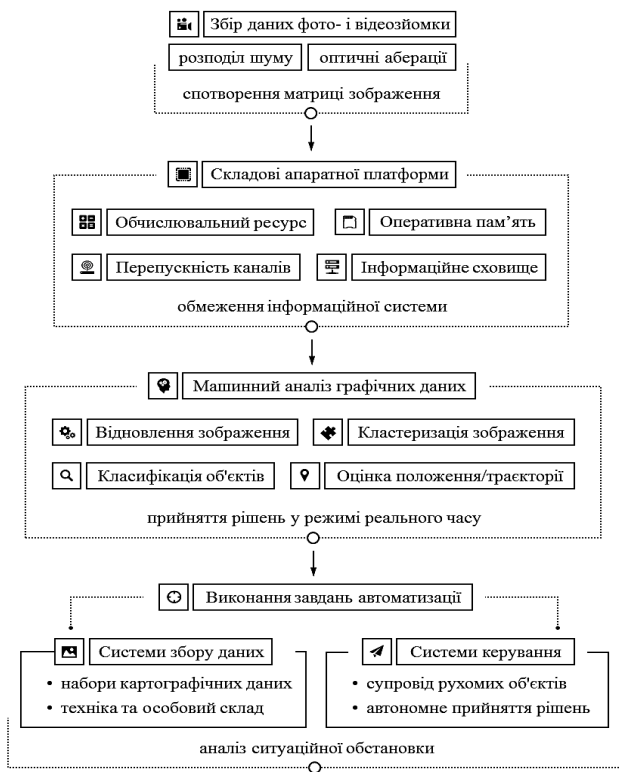


Рис. 1. Діаграма впровадження систем розпізнавання і класифікації візуальних об'єктів на лінії зіткнення

рівні автоматизація процедур, що виконуються у рамках стратегії захисту інформаційної системи, полягала у реалізації вузькоспеціалізованої задачі виділення паттернів потенційних загроз відомого типу [22]. Наступним етапом була оцінка рівня небезпеки через визначення потенційно нових паттернів, що відповідають загрозі «нульового дня» [23]. На сьогоднішній день відповідні системи базуються на нейромережових алгоритмах глибокого навчання і реалізують повну автоматизацію процедур прийняття рішень і автоматичного керування у режимі реального часу [24]. У сфері автоматизації військових завдань також можливо поступово реалізовувати повний перехід від неефективних режимів обробки даних «людина-людина» (Person-to-Person; P2P) та «людина-машина» (Person-to-Machine; P2M) до повної автоматизації та тактичному та стратегічному рівні «машина-машина» (Machine-to-Machine; M2M) з нівелюванням проблем, які пов'язані з «людським фактором», що особливо важливо за умов прийняття рішень на лінії зіткнення і прифронтовій зоні.

При цьому можна зазначити, що сучасні нейромережові алгоритми ефективно працюють в умовах неповноти даних, що пов'язані з обмеженою

перепускністю та нестабільністю забезпечення інформаційних каналів прифронтової комунікаційної мережі, недостатніх охопленням інформаційними вузлами мережі аеро- і супутникової розвідки лінії зіткнення, а також втратами масивів даних, що є типовим при веденні бойових дій. Також до неповноти даних можна віднести відсутність цілісних та масштабованих схем формалізації поточкових даних, що з достатньою повнотою характеризують динаміку бойових дій, але можна вказати, що досвід повномасштабної війни надає можливість зазначити інертність сценаріїв, що використовують військово командування противника, навіть попри їх очевидну неефективність [25]. Це надає можливість на рівні системи штучного інтелекту виділяти паттерни ведення бойових дій та супутніх операцій, що забезпечують армію, з подальшою класифікацією і наданням рекомендацій. Нарешті, проектування відповідних систем має включати у себе визначення етичних аспектів і використання штучного інтелекту у військовій сфері для мінімізації ризиків супутніх втрат при автоматизації керування летальними засобами і забезпечення належного для європейської країни рівня гуманності у прийнятті рішень.

2. Організація інформаційної системи машинного аналізу масивів графічних даних.

Розподілену інформаційну систему (Distributed Information System) машинного аналізу масивів графічних даних, що реєструються на лінії зіткнення можна розглядати як сенсорну мережу, дані якої передаються і обробляються онлайн-сервісами центрів обробки даних. Це значною мірою відповідає впровадженню таких концепцій як «інтернет речей» (Internet of Things; IoT) та «інтернет транспортних засобів» (Internet of Vehicles; IoV), що, у свою чергу надає можливість формалізувати архітектуру за рівнями обробки даних (рис. 2).

1. Дані, що підлягають у обробці у режимі реального часу (Data-in-Use, DiU). Зазначений рівень включає у себе набори інформаційних вузлів мобільних електронних пристроїв особового складу та мобільних автономних пристроїв (літальних, морських і наземних дронів), що на рівні математичної моделі формалізується як $i \in [1; I]$ та $j \in [1; J]$, відповідно.

2. Дані, що регулярно передаються між інформаційними вузлами (Data-in-Motion, DiM). Зазначений рівень включає у себе набори інформаційних вузлів ретрансляторів та робочих станцій, що здійснюють попередню обробку і структурування масивів поточкових даних, а також здійснюють передачу даних у відповідності до вхідних запи-

тів та програмованих сценаріїв. У свою чергу, на рівні математичної моделі це формалізується як множини $n \in [1; N]$ та $m \in [1; M]$, відповідно.

3. Дані, що перебувають в інформаційному сховищі (Data-at-Rest, DaR). Зазначений рівень включає у себе набори інформаційних вузлів центрів обробки даних, що безпосередньо пов'язаний з командними центрами, які представлені множиною $k \in [1; K]$ і $l \in [1; L]$, відповідно.

Обробка даних першого рівня (DiU) характеризується мінімальною затримкою і відповідні задачі мають бути виконанні у режимі реального часу. Водночас, ресурс апаратної платформи мобільних електронних пристроїв та, зокрема, авіоніки UAV є мінімальним, а отже виникає необхідність у розробці ефективних програмних алгоритмів, що на основі мінімального набору доступних даних, ресурсу пам'яті та обчислювального ресурсу здатні виконувати процедури машинного аналізу. На другому рівні (DiM), інформаційні вузли якого розташовуються у прифронтовій зоні, апаратна платформа характеризується більшим ресурсом, а набори вхідних даних є достатньо великими, а отже може необхідно розглянути впровадження нейромережевої архітектури для попередньої обробки, класифікації та кластеризації даних. На третьому рівні апаратна платформа є найбільш потужною, але передача потокових даних зазнає найбільшої затримки.

На цьому рівні проходить аналіз ситуаційної обстановки, а отже може бути застосована нейромережева архітектура глибинного навчання для виділення високорівневих ознак потокових даних, що надходять з усього набору інформаційних вузлів мережі. На рівні організації сучасної мережевої інфраструктури це відповідає переходу від хмарних обчислень (Cloud Computing) до туманних обчислень (Fog Computing; FC) та росистих обчислень (Dew Computing; DC) за схемою «DaR → DiM → DiU» [26, 27]. Таким чином розуміння набору завдань, які вирішуються інформаційною системою на кожному з етапів, дозволяє оптимізувати інфраструктуру апаратно-програмної платформи.

3. Проектування програмних і нейромережевих алгоритмів машинного аналізу масивів графічних даних

Програмні алгоритми машинного аналізу масивів графічних даних широко використовуються на етапі попередньої обробки матриці зображення (Preliminary Image Processing; PRIP), що дозволяє суттєво збільшити показники швидкості і точності розпізнавання об'єктів на рівні

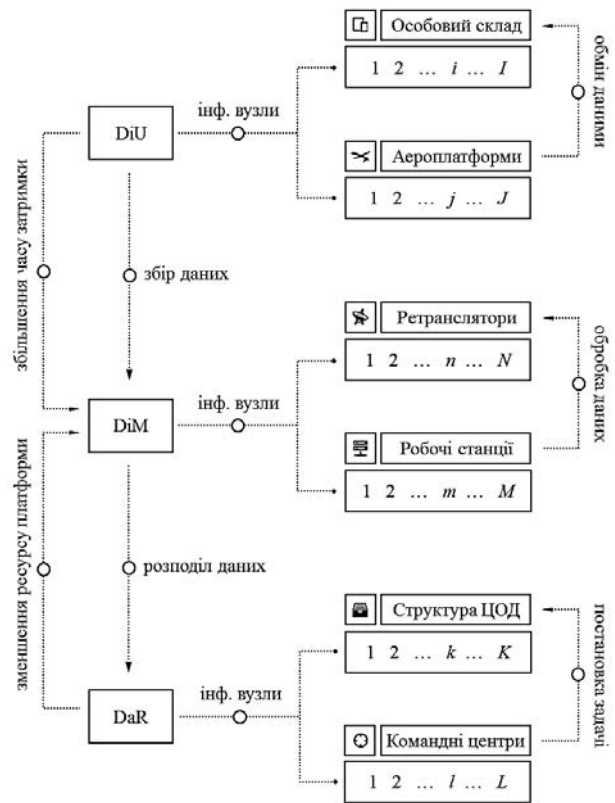


Рис. 2. Організація інформаційної системи машинного аналізу масивів графічних даних для військових потреб

нейромережевих алгоритмів. Як було показано вище, набір задач, що виконується на зазначеному етапі є надзвичайно широким, що зумовлює застосування та адаптацію відповідних математичних моделей:

1. Відновлення графічних через побудову математичної моделі розподілу шуму та застосування методів просторової фільтрації [28]. Зазначені процедури застосовуються при обробці даних аеророзвідки, що сприяє більш точному аналізу зображень для виявлення та ідентифікації військових об'єктів, як то ворожа техніка або укріплення, а також уточнення картографічних даних. Характерно, що при веденні розвідки відсутність штучного освітлення та несприятливі погодні умови можуть бути до високого рівня шумів, фільтрація яких полегшує проведення аналітики на рівні впровадження систем автоматичного розпізнавання.

2. Збільшення роздільної здатності графічних даних, корекція яскравості, контрастності і колірної схеми матриці зображення [29]. Відповідні процедури також широко використовуються при роботі з графічними даними, що отримані в умовах низької освітленості.

3. Сегментація графічних даних шляхом застосування, морфологічних методів для роботи з монохромними матрицями зображень, виділення границь сегментів зображень методом зв'язкових компонент та граничними методами [30]. Військове застосування: Сегментація допомагає виділити групи важливих об'єкти на матриці зображення, як то колони транспортних засобів, елементи забудови та особливості ландшафту, що не відображені на карті. Використання алгоритмів ерозії та дилатації для відокремлення об'єктів від фону дозволяє більш точно виявляти рухомі цілі. Відповідні операції можуть бути покладені у основу виділення границь візуальних об'єктів з застосуванням графічних примітивів.

Впровадження нейромережових алгоритмів також потребує формування системи оцінки ефективності виділення і класифікації візуальних об'єктів. Розробка математичної моделі, яка узагальнює принципи роботи нейромережової архітектури, за рахунок чого можна визначити ефективність розпізнавання у відповідності до максимумів цільових функцій точності класифікації та часу обробки фіксованого об'єму поточкових даних у відповідності до поставленого завдання та ресурсу апаратної платформи.

У рамках дослідження було виділено наступні нейромережові архітектури та моделі на їх основі, що можуть бути ефективно використані для вирішення поставленого завдання:

1. Архітектура автокодувальник [31, 32], та зокрема модель автокодувальника, що призначена для компенсації шумів (Denoising Autoencoder; DAE) у відповідності до структурних особливостей зображення незалежно від природи шумів та типу розподілу. Натомість нейромережева архітектура глибокого навчання багаторусний автокодувальник ефективно використовується для виділення високорівневих ознак.

2. Згорткова нейромережа (Convolutional Neural Networks; CNN) призначена для виділення та класифікації візуальних об'єктів за ознаками [33, 34]. Сучасними моделями об'єктно-орієнтованого виявлення є «Faster R-CNN» та «Mask R-CNN», виділення ознак на їх основі може бути використано і для кластеризації матриці зображення, що є більш

ефективним ніж при застосуванні програмних алгоритмів. Слід зазначити, що модель DnCNN, також використовується для видалення шумів з матриці зображення, через включення у архітектуру відповідних згорткових шарів, що виявляють та усувають шуми. Моделі на основі нейромережової архітектури глибокого навчання, як то StereoNet і 3D-CNN, використовуються для відновлення глибини сцени шляхом аналізу пар стереозображень, а також аналізу просторово-часових змін, що важливо для оцінки траєкторій руху.

3. Моделі на основі рекурентної нейромережі (Recurrent Neural Networks; RNN), як то LSTM та GRU [35, 36], використовуються для обробки послідовностей зображень та виділення інформації про глибину сцени з метою прогнозування траєкторій об'єктів на основі аналізу послідовностей зображень.

Проведений аналіз надає можливість обрати окремий тип нейромережової архітектури у поєднанні з програмними алгоритмами для вирішення широкого кола завдань, що спрощує загальний комплекс апаратно-програмної платформи відповідної інформаційної системи.

Висновки. У результаті проведеного дослідження було проаналізовано особливості проектування, розробки та впровадження нейромережових алгоритмів у системах розпізнавання і класифікації візуальних об'єктів на лінії зіткнення за умов обмеження обчислювального ресурсу і перепускності інформаційних каналів відповідної апаратної платформи.

При цьому у рамках дослідження було:

- визначено принципи впровадження систем розпізнавання і класифікації візуальних об'єктів на лінії зіткнення;
- запропоновано схему організації інформаційної системи машинного аналізу масивів графічних даних для військових потреб;
- розглянуто підходи з проектування програмних і нейромережових алгоритмів машинного аналізу масивів графічних даних.

Таким чином, представлена методика може бути використана для проектування програмних і нейромережових алгоритмів на всіх рівнях інформаційної системи машинного аналізу.

Список літератури:

1. Ren Y., Tang L. A nonconvex and nonsmooth anisotropic total variation model for image noise and blur removal. *Multimedia Tools and Applications*. 2019. № 79 (1-2). P. 1445-1473. doi:10.1007/s11042-019-08179-8.
2. Seelamantula C. S., Blu T. Image denoising in multiplicative noise. *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. 2015. doi:10.1109/icip.2015.7351056.

3. Lingala M. et al. Fuzzy logic color detection: Blue areas in melanoma dermoscopy images. *Computerized Medical Imaging and Graphics*. 2014. № 38 (5). P. 403-410. doi:10.1016/j.compmedimag.2014.03.007.
4. Karim T., Tasneem T. Analytical Adjustment of Image Contrast. *International Journal of Computer Applications*. 2014. № 98(20). P. 44-49. doi:10.5120/17303-7794.
5. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge / Russakovsky O., Deng J., Su H. Krause J., Satheesh S. et al. *International Journal of Computer Vision*. 2015. №115 (3). P. 211-252.
6. Heitz G. et al. Shape-based object localization for descriptive classification. *International Journal of Computer Vision*. 2009. № 84 (1). P. 40-62.
7. DePos: Accurate orientation-Free Indoor Positioning with Deep Convolutional Neural Networks / Shao W., Luo H., Zhao F., Wang C., Crivello A., Tunio M. Z. *Ubiquitous Positioning, Indoor Navigation and Location-Based Services (UPINLBS)*. 2018. doi:10.1109/upinlbs.2018.8559764.
8. Hybrid visual and inertial RANSAC for real-time motion estimation / Alibay M., Auburger S., Stanciulescu B., Fuchs P. *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. 2014. doi:10.1109/icip.2014.7025035.
9. Azawi N., Gauch J. Ransac Based Motion Compensated Restoration for Colonoscopy Images. *Signal Image Processing: An International Journal*, 2019. №10 (4). P. 9-16. doi:10.5121/sipij.2019.10402.
10. Stanciulescu B. Background to Structure from Motion. *Structure from Motion in the Geosciences*. 2016. P. 37-59. doi:10.1002/9781118895818.ch3.
11. A UAV Detection Algorithm Based on an Artificial Neural Network / Zhang H., Cao C., Xu L., Gulliver T.A. *IEEE Access*. 2018. № 6. P. 24720-24728.
12. Liming G. et al. Military Unmanned Equipment Image Target Recognition Method based on Improved Deep Learning. *Phys J.: Conf. Ser.* 2024. 2732 01200. DOI: 10.1088/1742-6596/2732/1/012004.
13. Active Perception using Neural Radiance Fields / He S., Hsu C.D., Ong D., Shao Y., Chaudhari P. *ArXiv*. 2023. *abs/2310.09892*. DOI:10.48550/arXiv.2310.09892.
14. Hsu C.D., Chaudhari P. Active Scout: Multi-Target Tracking Using Neural Radiance Fields in Dense Urban Environments. *ArXiv*. 2024. *abs/2406.07431*.
15. Evidence of elevated situational awareness for active duty soldiers during navigation of a virtual environment / Enders L. R., Gordon S. M., Roy H., Rohaly T., Dalangin B., Jeter A., Villarreal J., Boykin G. L., Touryan J. *PLoS ONE*. 2024. № 19(5). doi: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0298867>.
16. Cummings M. Artificial intelligence and the future of warfare. London: Chatham House for the Royal Institute of International Affairs, 2017.
17. Shoker S. Learning to see data: Military-age males and drone warfare. *Military-Age Males in Counterinsurgency and Drone Warfare*, 2020. P. 131-193. doi: https://doi.org/10.1007/978-3-030-52474-6_4.
18. Purwono N., Syetiawan A. Application of UAV with fish-eye lenses camera for 3D surface model reconstruction application of UAV with fish-eye lenses camera for 3D Surface Model Reconstruction. *Geoplanning: Journal of Geomatics and Planning*. 2018. № 5(1). P. 115. doi: <https://doi.org/10.14710/geoplanning.5.1.115-130>.
19. Han T. Compact military-grade PC FES6128. *Acnodes* : website. 2024. URL: <https://www.acnodes.com/fes6128.htm>.
20. Tarihi M., Noori M. M., Madani M. Improving the Performance of HALE UAV Communication Link Through MIMO Cooperative Relay Strategy. *Wireless Personal Communications*. 2020. №113 (2). P. 1051-1071. doi:10.1007/s11277-020-07267-5.
21. Беляк Є.В. Оптимізація системи фотореєстрації через застосування покриття на основі наноструктурованих люмінофорів. *Реєстрація, зберігання і обробка даних*. 2022. Т. 24. № 1. С. 1-64. DOI: 10.35681/1560-9189.2022.24.1.262657.
22. Munir K. Security model for Mobile Cloud Database as a service (DBaaS). *Cloud Security*. 2019. P. 760-769. doi: <https://doi.org/10.4018/978-1-5225-8176-5.ch038>.
23. Nguyen T.-T., Shieh C.-S., Chen C.-H., Miu D. Detection of unknown ddos attacks with deep learning and gaussian mixture model. *4th International Conference on Information and Computer Technologies (ICICT)*. 2021. <https://doi.org/10.1109/iciict52872.2021.00012>.
24. Shukla P., Krishna C. R., Patil N. V. Eiot-DDoS: Embedded Classification Approach for IOT traffic-based DDoS attacks. *Cluster Computing*. 2023. №2 (1). <https://doi.org/10.1007/s10586-023-04027-5>.
25. Shpachuk V., Chen S. *The Russian invasion of Ukraine: Business impacts, risks, and opportunities*. SAGE Publications: SAGE Business Cases Originals, 2024.
26. Metheny M. Security and Privacy in Public Cloud Computing. *Federal Cloud Computing*, 2013. P. 71-102. doi:10.1016/b978-1-59-749737-4.00004-6.
27. Cheng P., Qu H. Design and Realization Based on Cloud Stack Hybrid Cloud Computing Platform. *Advanced Materials Research*. 2014. P. 989-994, 2297-2300.
28. Zhang C., Liu W., Xing W. Color image enhancement based on local spatial homomorphic filtering and gradient domain variance guided image filtering. *Journal of Electronic Imaging*. 2018. №27(06). doi:10.1117/1.jei.27.6.063026.

29. Karim T., Tasneem T. Analytical Adjustment of Image Contrast. *International Journal of Computer Applications*. 2014. №98(20). P. 44-49. doi:10.5120/17303-7794.
30. Schmitt M. On Two Inverse Problems in Mathematical Morphology. *Mathematical Morphology in Image Processing*. 2018. P. 151-169. doi:10.1201/9781482277234-5.
31. Suzuki Y., Ozaki T. Stacked Denoising Autoencoder-Based Deep Collaborative Filtering Using the Change of Similarity. *31st International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops (WAINA)*. 2017. doi:10.1109/waina.2017.72.
32. Menezes J., Poojary N. Hyperspectral image Data Classification with Refined Spectral-Spatial features based on Stacked Autoencoder approach. *Recent Patents on Engineering*. 2019. №13. doi:10.2174/187221211366619091114 1616.
33. Performance evaluation of faster R-CNN on GPU for object detection / Adam B., Zaman F., Yassin I., Abidin H., Rizman Z. *Journal of Fundamental and Applied Sciences*. 2018. №9 (3S). P. 909.
34. Mask-CNN: Localizing parts and selecting descriptors for fine-grained bird species categorization / Wei X., Xie C., Wu J., Shen C. *Pattern Recognition*. 2018. №76. P. 704-714.
35. Impact of training LSTM-RNN with Fuzzy Ground Truth / Jenckel M., Parkala S. S., Bukhari S. S., Dengel A. Proceedings of the 7th International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods. 2018. doi: <https://doi.org/10.5220/0006592703880393>.
36. Zhao B., Li X., Lu X. HSA-RNN: Hierarchical structure-adaptive RNN for video summarization. *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2018. doi: <https://doi.org/10.1109/cvpr.2018.00773>.

Kysil A. Yu. METHODOLOGY FOR IMPLEMENTING MACHINE ANALYSIS SYSTEMS OF GRAPHICAL DATA IN MILITARY OPERATIONS

An analysis of modern approaches used in the design, development, and implementation of neural network algorithms in recognition and classification systems of visual objects under conditions of limited computational resources and information channel bandwidth has been conducted. A basic scheme for implementing recognition and classification systems of visual objects on the frontline is presented, which includes: (i) identifying constraints associated with the graphical data recording system from photo and video shoots; (ii) assessing the components of the hardware-software platform of the machine analysis system; (iii) selecting relevant machine analysis procedures that can be effectively executed according to the constraints of the hardware-software platform; (iv) performing relevant tasks to determine the situational environment and make decisions in real-time. An information system scheme for machine analysis of graphical data arrays for military needs has been developed, which includes three levels of data processing: (i) real-time data processing, which includes sets of information nodes of mobile electronic devices of personnel and mobile autonomous devices; (ii) data regularly transmitted between information nodes, including sets of information nodes of relays and workstations that perform preliminary processing, structuring, and transmission of streaming data arrays; (iii) data in an information repository, including sets of information nodes of data processing centers directly connected to command centers. It is noted that preliminary processing of graphical data can be performed based on software algorithms and includes the stages: (i) restoration of graphical data through the construction of a mathematical model of noise distribution and the application of spatial filtering methods; (ii) increasing the resolution of graphical data, correction of brightness, contrast, and color scheme of the image matrix; (iii) segmentation of graphical data by applying morphological methods, highlighting image segment boundaries. For the identification and classification of visual objects, as well as situational environment analysis, the following neural network architectures were analyzed: (i) autoencoder and models based on it, such as the stacked autoencoder; (ii) convolutional neural network and object-oriented detection models "Faster R.,CNN" and "Mask R.,CNN", DnCNN model for noise removal, and models based on deep learning neural network architecture, such as StereoNet and 3D CNN; (iii) models based on recurrent neural networks such as LSTM and GRU, used for processing sequences of images.

Key words: machine analysis, visual object, neural network architecture, software algorithms, image restoration, military operations, frontline.