

**EXPERIMENTAL STUDY OF THERMAL CONDITIONS OF THE FORMATION OF AEROSOL FROM GRAPHITE GRADE GV-50/12 IN THE POWER PLANT OF A T-64B TANK**

I. Tantsiura, K. Korytchenko, O. Stakhovskiy, V. Shmatkov, O. Klimov, O. Linytsev

The results of an experimental investigation of the properties of GV-50/12 graphite and the measurement of the thermal parameters of the gas outflow in the power plant of the T-64B tank on the subject of the formation of an aerosol from expandable graphite are presented in the work. The method of improving the thermal smoke apparatus is disclosed, which consists in the injection of graphite powder into the bypass gas duct of the power setup of the T-64 tank, causing the release of an aerosol cloud from the power setup of the tank. The experimental study was divided into two parts: the study of the expanding coefficient of graphite GV-50/12; study of the temperature of the exhaust gases in the area of the gas duct outlet. The coefficient of an expansion of graphite was determined based on the results of the ratio of the bulk mass of graphite before heating and after heating at a constant measuring volume. Graphite mass was measured on an ADG200C analytical scales. The change in shape of graphite as a result of thermal shock was studied on an optical microscope with an image magnification of 140 times. According to the research results, it was found that the bulk density of GV-50/12 graphite decreases by 26 times as a result of thermal shock. It was determined that graphite particles acquire a three-dimensional structure. It is this structure that leads to a decrease in the bulk density of this substance. Therefore, in the case of using expanded graphite GV-50/12 as an aerosol substance, prolonged stability of the aerosol curtain is achieved due to low hydraulic coarseness. The study of the temperature of the exhaust gases in the area of the gas duct cover of the T-64B tank was carried out while the 5TDF engine was operating on the spot, while driving in 1st, 2nd, and 3rd gears. To measure the gas temperature, a K-type thermocouple was installed in the gas duct outlet, which has a temperature measurement range from 0 °C to + 800 °C. It was determined that in order to create an aerosol from graphite, it is necessary to increase the temperature of the gas in the outlet channel from 250-330 °C to 1000 °C. The increase in gas temperature can be achieved due to the combustion of fuel in the exhaust gases, given the presence of a sufficient concentration of oxygen. A sufficient concentration of oxygen in the exhaust gases is caused by the combustion of fuel in the engine with an excess of air by 1.8-2 times and by blowing the cylinders of the 5TDF engine with air.

**Keywords:** aerosol masking, T-64B tank, thermal smoke apparatus, intumescent graphite.

УДК 623.5:004.93:629.36:528.854.4 DOI: <https://doi.org/10.33577/2312-4458.28.2023.60-68>

В. Ю. Тимчук<sup>1</sup>, В. В. Литвин<sup>1</sup>, О. М. Перегуда<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Національна академія сухопутних військ імені гетьмана Петра Сагайдачного, Львів

<sup>2</sup> Житомирський військовий інститут ім. С. П. Корольова

Article history: Received 23 March 2023; Revised 28 March 2023; Accepted 31 March 2023

**ДЕКОМПОЗИЦІЯ МАШИНИ ГЛИБИННОГО НАВЧАННЯ НА ОСНОВІ НАБОРІВ СПЕЦІАЛІЗОВАНИХ ДАТАСЕТІВ ДЛЯ ЗМЕНШЕННЯ ЧАСУ ОБРОБКИ ПРОСТОРОВОЇ ІНФОРМАЦІЇ**

Для ефективного військового управління створення комплексів засобів автоматизації, систем обробки просторової інформації, передусім консолідованих, є пріоритетною задачею в умовах постійного зростання даних і вимог до їх збирання, передачі, зберігання, обробки та використання. Системи глибинного навчання дають високу точність прогнозування, але потребують адаптації до військово-прикладних задач, у яких часові критерії, програмно-апаратні обмеження та долання невизначностей, зумовлених протидією, є критичними.

Використовуючи спеціалізовані датасети у каналах системи консолідованої обробки просторової інформації, її максимальну ефективність досягають через декомпозицію процесів обробки у системі з машиною глибинного навчання. Порівняно малі обсяги набору спеціалізованих датасетів уможливають надвисоку швидкодію процесів обробки інформації. При цьому людський фактор, необхідний для інформаційно-аналітичної роботи, залишається ключовим.

**Ключові слова:** військове управління, тактичні ситуації, комплекс засобів автоматизації, система консолідованої обробки просторової інформації, система систем, машина глибинного навчання, декомпозиція, датасет, дані зображень, прогнозування, вимоги до програмного забезпечення.

## Постановка проблеми

Традиційно військове управління є постійною, цільовою, ситуативно-залежною, організаційною, організаційно-технічною, комплексною проблемою, яка має обов'язкову технічну основу для забезпечення належного за необхідними критеріями ефективного управління. Інноваційні досягнення є об'єктом досліджень для їх впровадження у військовій сфері і у військовому управлінні насамперед, реалізуючись у конкретних зразках озброєння і військової техніки (ОВТ). При цьому це може бути як подальшим розвитком наявних зразків ОВТ, так і створенням нових зразків ОВТ, які до певного часу не мали аналогів. Яскравим прикладом є різноманітні зразки робототехніки, безоператорних бойових систем, інтелектуальних систем обробки інформації. Для українських реалій покажемо є приклад прийняття на озброєння програмно-апаратного комплексу «Кропива», в якому реалізуються спеціальні алгоритмічні методи з використанням апаратних засобів збирання, зберігання, передачі просторової інформації. Таким чином, розробка та дослідження можливостей і властивостей програмного середовища дозволяє проводити створення нових зразків ОВТ або модернізацію наявних зразків ОВТ. При цьому традиційними є етапи побудови моделей функціонування програмно-апаратних засобів, обґрунтування структурних рішень і математичних апаратів, у т.ч. із необхідною їх розробкою, вибір методів для дослідження ефективності та проєктування і наступне створення зразків ОВТ, у яких реалізується сукупність програмно-апаратних засобів.

Саме за таким підходом діють дослідники технологій і зразків ОВТ у військовій справі, наприклад під час дослідження моделі оцінювання якості програмного забезпечення (ПЗ) для комплексів засобів автоматизації [1] або розробки ПЗ щодо збору та обробки розвідувальної інформації в автоматизованій системі управління [2].

У загальному випадку проблеми створення та дослідження систем консолідованої обробки просторової інформації (СКОП) пов'язані з різноджерельністю, з різноформатністю даних, з різнодоступністю щодо отримання та використання, з різномасштабністю обробки тощо, що передбачає надскладну організаційно-технічну структуру, своєрідну «систему систем».

Початок ХХІ століття відкрив нову еру у застосуванні штучного інтелекту, зокрема в проблемі прогнозування, яку нині вирішують за допомогою машин глибокого навчання (МГН). Так згортові мережі уже в задачі розпізнавання образів показують результати з помилками на рівні 1...2% [3].

Зі зрозумілих причин на сьогодні немає завершених зразків ОВТ, реалізованих на МГН, у Збройних Силах України, що робить напрямок досліджень вкрай потрібним і вимагає швидко та обґрунтовано імплементувати досягнення в царині штучного інтелекту у військово-прикладні розробки задля невинного підвищення ефективності оборонної спроможності України в умовах збройної агресії російської федерації і однією з цих цілей є прогнозування в усіх аспектах військового застосування.

Для МГН точність прогнозування залежить від моделей навчання і від повноти вихідних даних, тобто обсягу датасету. У той же час для військово-прикладних задач отримати повний і кваліфікований датасет для МГН не є можливо з причин тактичної невизначеності, обмежень до обчислювальних ресурсів і часових критеріїв.

Тому створення спеціалізованих датасетів і побудова МГН для зразка ОВТ відповідно до військово-прикладної задачі є актуальним і практично значущим питанням загальної проблеми створення військових МГН.

## Аналіз останніх досліджень і публікацій

Як відомо, штучний інтелект після перших спроб його впровадження в другій половині ХХ століття довгий час не давав рішень із прийнятною точністю і швидкістю, незважаючи на потужні зусилля наукових інституцій, що викликало сумнів у доцільності його практичного застосування у різних специфічних сферах, зокрема у сфері створення ОВТ. І лише коли емпіричним шляхом досягнули «порогу надмірності» даних, одного з елементів Big Data, нейромережеві технології почали показувати зростання точності результатів обробки, тим самим поновивши з початку 2010-х інтерес до МГН.

Тож нині створенню спеціалізованих машин глибокого навчання приділяється належна увага як у світі, так і в Україні, зокрема системний аналіз ліг в основу систем розпізнавання мультиспектральних образів на основі нейромережевих технологій [3], зокрема осциляторних мереж, що дозволило показати і доцільність, і потрібність розробки у зв'язку з невинним зростанням об'єму даних у таких задачах, як інтелектуальне керування, розпізнавання просторової інформації, ідентифікація нестационарних хаотичних процесів, кластеризація тощо, нових методів для розпізнавання мультиспектральних образів на основі інформаційного резонансу, для стиснення вхідних інформаційних потоків та інших даних, при цьому показано складність проблеми розпізнавання мультиспектральних образів з амплітудою сигналу, яка є порівняною з рівнем шумів.

У [4] досліджується обчислювально-часова оптимізація у проблемі фільтрації зображень з метою придушення присутніх шумів, оскільки обробка на локально-активних ділянках зображень, тобто щодо малорозмірних об'єктів і щодо їх границь – а це є надважливою для військових СКОПІ – досі не є ефективною.

У [5] ідентифікацію малорозмірних об'єктів вирішують за рахунок одночасного часткового підвищення розрізненості зображення та загрублення графічних еталонів (контрадикції), що потребує постійної оптимізації моделей МГН.

У [6] проаналізовані фреймворки за критеріями оптимізації архітектури, розподіленого виконання, відображення процесу навчання, спільної підтримки, портативності із результатами в задачі обробки зображень.

У [7] запропоновані методи діагностики для зразків ОВТ, зокрема для комплексів засобів автоматизації, для систем підтримки прийняття рішень автоматизованих систем управління, для інших технічних систем зв'язку, які завдяки впровадженню нейромережових технологій оптимізують передачу стандартизованої інформації, що опрацьовується із застосуванням онтологій.

Повноцінний опис відкритого датасету з відповідним кількісно-якісним аналізом на зразок Open Images V4 [8] показує можливості та обмеження для МГН, які визначають особливості розробки програмно-апаратних засобів зразків ОВТ.

Як вище згадано, проаналізувавши в [1] методи оцінювання ПЗ комплексів засобів автоматизації артилерійських зразків ОВТ, з метою уникнення суб'єктивності експертів пропонуються відповідні метрики вимірювання та застосування підходів до багатокритеріального аналізу, що проявляє різноманітність підходів до створення та забезпечення ефективності програмно-апаратних засобів, складових зразків ОВТ.

Отже, навіть такий побіжний огляд сучасних досліджень показує значущість невирішеного питання щодо «ефективної взаємодії» між датасетом і МГН з питань достатності даних, їх якості (розрізнення та актуальності), доборі еталонів, зменшенні використовуваного обчислювального ресурсу і часу налаштування вагових коефіцієнтів у нейронній мережі тощо.

### Формулювання мети статті

Метою статті є обґрунтування способу побудови машини глибокого навчання на основі декомпозиції виявлення та розпізнавання даних у наборах спеціалізованих датасетів для зменшення часу обробки просторової інформації.

### Виклад основного матеріалу

Побудові МГН у СКОПІ має передувати опис типів даних, з якими ця система працює. У табл. 1 подається специфіка роботи органу військового управління з позиції джерел, даних і обмежень.

Така військова прикладність дозволить висунути вимоги до спеціалізованих датасетів.

Окрім даних, які надходять від джерел здобування, у консолідованих системах мають циркулювати і «дружні» дані відповідно до задач, які покладаються на цю систему. Формування вимог до такої сторони системи і, заодно, до названих даних є окремою організаційно-системною задачею, які вирішують із дотриманням вимог до безпеки.

Вивчення інформації з табл. 1 дозволяє сформулювати наступне твердження.

Об'єктивні для подібної задачі консолідованої обробки просторової інформації та різноджерельності, і різноформатності даних, і різнодоступності як з погляду отримання, так і з погляду видачі (користування) у просторово-темпоральному вимірі, і різномасштабності як опрацьованих даних, так і геопросторових об'ємів наявності та актуальності цих даних, і, як наслідок цього всього, є різні підходи, методи та алгоритми опрацювання даних тощо, усе це разом визначає потребу консолідованої обробки інформації за допомогою надскладної організаційно-технічної структури, по суті за допомогою «системи систем», як це здобуло нині визнання в методології систем наук [9].

Враховуючи, з одного боку, стандартизованість процедур опрацювання даних у кожній окремій складовій «системи систем» та, з іншого боку, спрямованість реалізованої системи консолідованої обробки інформації на, по-перше, безперервне висвітлення актуальної обстановки, а, по-друге, на прогнозування її розвитку, то з огляду на наукові, технологічні та інформаційні досягнення з подібною комплексною задачею, яка постійно буде варіюватися та ускладнюватися, може впоратись і впоратиться система на основі МГН. На надточних МГН створюють цивільно-орієнтовані системи виявлення об'єктів, їх класифікації (за зображеннями або іншими ознаками), встановлення візуальних зв'язків та ін. [3].

Складовими процесу глибокого навчання є: а) датасет; б) модель; в) фреймворк; г) обладнання.

Наявність кваліфікованих датасетів для кожної окремої складової «системи систем» є першою і головною передумовою її ефективності МГН.

Створення будь-якого датасету є доволі трудомісткою, часозатратною, дорогою організаційною задачею, але без її вирішення побудова будь-якої системи консолідованої обробки інформації з функціями прогнозування в добу Big Data просто не має сенсу.

Таблиця 1

## Типи даних від різних джерел здобування для опрацювання у консолідованих системах

№ з/п	Тип	Джерело	Регулярність	Основа опрацювання та видачі даних
1.1	Зображення	БПЛА типу «Валькірія»	за запитом	визначається тривалістю польоту і кількістю польотних завдань на добу
1.2		OSINT для оптичного розпізнавання в медіа та у соціальних мережах	спорадично	визначається організаційно-часовими затратами на розпізнавання, ідентифікацію, геолокацію та контроль
2.1	Відео, зображення з відеопотоку	стаціонарні камери оптичного спостереження	постійно у світлий час доби	визначається дальністю прямої видимості для одного засобу та побудованою мережею вздовж лінії зіткнення
2.2		відеокамери з БПЛА типу «крило»	за запитом або відповідно до польотного завдання	визначається тривалістю польоту, технічними характеристиками (висота польоту БПЛА, сектор огляду, роздільна здатність) і кількістю польотних завдань на добу
2.3		відеокамери з БПЛА типу «квадрокоптер»	постійно у світлий час доби	визначається дальністю прямої видимості для піднятого в повітря БПЛА, побудованою мережею вздовж лінії зіткнення та кількістю засобів
2.4		OSINT щодо відео в медіа, в ютубі, у соціальних мережах	спорадично	визначається організаційно-часовими затратами на ідентифікацію, геолокацію та контроль
3.1	Інфрачервоні образи	наземні засоби виявлення	спорадично в умовах поганої видимості	потребує оператора
3.2		засоби виявлення багатофункціональних БПЛА	за запитом	визначається організаційно-часовими затратами на ідентифікацію та контроль
4.1	Аудіо	засоби радіомоніторингу	постійно	визначається організаційно-часовими затратами на дешифрування, ідентифікацію та контроль
5.1	Супутникові дані	оптичні, оптико-радіоелектронні, радіолокаційні та інші засоби моніторингу	за заявками або планово	визначається організаційно-часовими затратами на отримання, дешифрування, ідентифікацію та контроль на театрі воєнних дій
6.1	Радіотехнічні, у т. ч. радіолокаційні дані	бортові РЛС повітряних засобів	спорадично	визначається організаційно-часовими затратами на ідентифікацію, геолокацію та контроль
6.2		наземні РЛС виявлення повітряних цілей	постійно	визначається дальністю радіовидимості
6.3		РЛС виявлення вогневих позицій	за викликом або планово	визначається дальністю вогневих позицій противника та часом ведення ним вогню
6.4		засоби радіотехнічного моніторингу	постійно або спорадично	визначається організаційно-часовими затратами на розпізнавання, ідентифікацію, геолокацію та контроль
7.1	Текст і символічно-цифрові дані	дешифровані повідомлення з мереж радіозв'язку	постійно	визначається організаційно-часовими затратами на ідентифікацію та контроль на театрі воєнних дій або на його сегменті
7.2		OSINT щодо текстової інформації в медіа, у соціальних мережах	постійно або спорадично	визначається організаційно-часовими затратами на ідентифікацію, геолокацію та контроль
7.3		дані від інших джерел	постійно	визначається організаційно-часовими затратами на ідентифікацію та контроль на театрі воєнних дій або на його сегменті
8	Інші типи даних	нетрадиційні джерела отримання даних	додатково, наслідок розвитку науки і технологій	визначається адаптивністю консолідованої системи та організаційно-часовими затратами на впровадження нових науково-технічних рішень

Формування датасету полягає у збиранні, кваліфікації, опрацюванні та описі зразків різних типів даних (растрових, текстових, потокових тощо) для глибинного навчання відповідно до цільового призначення системи. Від задуму формування, обсягу та якості пропрацювання датасету залежить

ефективність побудованої на його основі МГН. Одним із основних показників ефективності МГН є відсоток правильних рішень/оцінок/висновків, тобто точність. Практичні МГН реалізуються з точністю не менше 85%. Досягнення точності на рівні 1...2% помилкових оцінок (прогнозів) відбувається завдяки

навчанню на масивних, підготовлених датасетах (підготовка передбачає для різних датасетів різні дії щодо присвоєння ознак, наприклад для зображень – обрешітлення, сегментацію, підписування, для відео – мітки, для тексту – смислові мітки і т.д.).

Розуміння задуму формування та обсягу датасету дозволить обґрунтувати вимоги до датасетів для МГН військового призначення.

### Приклади загальнодоступних датасетів

Чимало датасетів (Open Images V4, YouTube-8M, Google AudioSet та ін.) поширюються на умовах ліцензії Creative Commons Attribution, що передбачає їх загальнодоступність для глибинного навчання відповідних систем.

У табл. 2 зведені деякі відкриті датасети за типами даних із зазначенням їх розмірів (обсягів).

Таблиця 2

Відкриті датасети та їх обсяг

Тип даних	Кількісні характеристики датасетів
Зображення	<i>Open Images V4 (Google) [8]:</i> 9,2·10 <sup>6</sup> од. з >3·10 <sup>7</sup> міток на рівні зображень у ≈2·10 <sup>4</sup> категоріях, 1,5·10 <sup>7</sup> рамок для 600 класів об'єктів, >3,7·10 <sup>5</sup> описів візуальних зв'язків з розподілом на 57 класів; <i>DOST dataset:</i> 3,2·10 <sup>4</sup> послідовних зображень, на яких є ≈1·10 <sup>6</sup> символічних зображень; <i>FLAME dataset:</i> 2,5·10 <sup>4</sup> зображень з камер БПЛА із загораннями і 1,5·10 <sup>4</sup> без, усього 1,2 ГГб; навчання займає до 3 год. за 40 ітерацій
Відео	>6·10 <sup>6</sup> од. у ≈4·10 <sup>3</sup> категоріях тривалістю 3,5·10 <sup>5</sup> год., ≈1,5 ТБ для <i>YouTube-8M</i> [10]
Аудіо	>2·10 <sup>6</sup> од. записів тривалістю 10 с у >600 категоріях для <i>Google AudioSet</i> [11]; >7,8·10 <sup>4</sup> фрагментів (216 год.) у системі розпізнавання з точністю 85% [12]; 10 <sup>3</sup> год. говоріння (50% з доданим шумом) для <i>LibriSpeech</i>
Супутникові дані	>3·10 <sup>6</sup> од. ділянки ≈ 200 км × 200 км у восьми спектральних діапазонах з просторовим розрізненням 15...60 м для <i>Landsat Data</i> [13]
Текст	1,5·10 <sup>5</sup> матеріалів для <i>SQuAD</i> [14]; 5·10 <sup>6</sup> матеріалів для <i>Yelp Reviews</i> ; 2,8·10 <sup>4</sup> вербальних оцінок від ≈2·10 <sup>3</sup> респондентів [15]

Кількісні показники загальнодоступних датасетів дозволяють орієнтуватися у необхідних обсягах датасетів для МГН військового призначення.

Нижче сформуємо базові вимоги до датасету для кожної окремої складової «системи систем».

### Вимоги до датасету СКОПШ на прикладі датасету зображень

СКОПШ як система систем має включати системи збору та опрацювання усіх типів даних, які доступні для систем військового призначення.

Визначенню обсягу датасетів для складових («каналів») СКОПШ мають передувати узагальнення щодо описів «тактичних ситуацій» або інших ситуацій, на які передбачається реакція зі сторони уповноваженого органу військового управління.

Під «тактичною ситуацією» у статті розуміється генералізована за певними спільними ознаками диспозиція сил і засобів противника на полі бою, щодо яких реалізуються можливості СКОПШ для наступної підготовки рішень власне для військового командира або органу військового управління.

Опишемо ці «тактичні ситуації» для каналу СКОПШ, який призначений для обробки зображень в оптичному діапазоні.

1. Цілями для візуального виявлення, розпізнавання та геолокації є засоби збройної боротьби противника за всією номенклатурою: зразки бронетехніки, зразки артилерійських і ракетних систем, зразки автомобільної та спеціальної техніки, зразки авіаційної техніки тощо.

2. Об'єктами для візуального виявлення, розпізнавання та наступної обробки є органи управління військовими та спеціальними формуваннями, місця зосередження ОВТ, особового складу, бази зберігання матеріальних ресурсів, інженерні споруди та ін.

3. Ознаками для візуального виявлення та опрацювання є сліди діяльності та (або) їх відсутність, взаємне розташування різних об'єктів і цілей, різноманітні зміни (кількісні, просторові, цільові тощо) часі тощо.

4. Умови для виявлення та розпізнавання цілей і об'єктів є всебічними: добра видимість, погіршена видимість (через вплив метеорологічних факторів і залежно від часу доби, залежно від якості оптичної системи та самого зображення).

5. Цілі та окремі об'єкти мають відображатися у сукупностях обраних ракурсів і розмірів.

6. Цілі, об'єкти та ознаки мають відображатися на різноманітній топографічній основі: в забудованій місцевості (великого міста, містечка промислового району, сільської або котеджної місцевості), в забудованій місцевості, яка зазнала руйнувань та/або пожеж, на відкритій місцевості (степовій, пустельній (Олешківські піски), антропогенно-зміненій (терикони, кар'єри, залізничні вузли тощо), на місцевості з природними укриттями (лісовій, лісостеповій).

7. Цілі, об'єкти та ознаки мають відображатися на всесезонній основі: в сухих умовах, засніжених умовах, вологих умовах, у листяну та безлистяну пору.

8. Додатково цілі, об'єкти та ознаки мають відображатися з урахуванням заходів інженерного обладнання та маскування у всій різноманітності.

Логічне осмислення описаних тут умов, за яких можуть і мають отримуватися зображення, показує, що кожна позиція збільшує необхідний обсяг датасету на порядок, тобто в нашому випадку це складає  $10^5$ .

Нескладно побачити, що навіть за мінімально прийнятого розміру цільового датасету (див. табл. 2), тобто  $3 \dots 4 \cdot 10^4$  обсяг датасету для військової системи оптичного розпізнавання з надвисокою точністю (не менше 90%) перевищить  $10^9$  зображень. Це означає, що без обмежень, допущень і інших рішень ані отримати такий датасет не є можливим, ані здійснювати глибинне навчання нейронної мережі – розмір даних, які мають бути зібраними та опрацьовуватися, складе  $10^{15}$  Бт.

У таких умовах слід розв'язати декомпозиційну задачу створення достатнього датасету з урахуванням методу перенесення навчання (transfer learning), який використовується для глибинного навчання створюваних систем із використанням обраних загальнодоступних датасетів.

## Сутність глибинного навчання в СКОПІ

Практична реалізація надточних МГН у зразках ОВТ – комплексах засобів автоматизації, програмно-апаратних комплексах та інших системах консолідованої обробки просторової інформації – обмежується двома критично важливими умовами: часовими показниками (збору, обробки, передачі просторової інформації) та вимогами до обчислювальних ресурсів. Оскільки розмір датасету впливає, з одного боку, на точність та якість прогнозування МГН, з іншого боку – власне на час роботи МГН і на її архітектуру, тобто спосіб побудови МГН для реалізації прикладної задачі у програмно-апаратному виконанні, то за рахунок декомпозиції МГН за її рівнями (кожна МГН як нейронна мережа може мати довільну кількість рівнів обробки інформації, кожен із яких одночасно є рівнем глибинного навчання) можливо обґрунтувати спосіб побудови МГН на основі декомпозиції виявлення та розпізнавання даних у наборах спеціалізованих датасетів для зменшення часу обробки просторової інформації.

Реалізація одного з каналів СКОПІ – системи виявлення та розпізнавання на основі МГН – представлена на рис. 1.

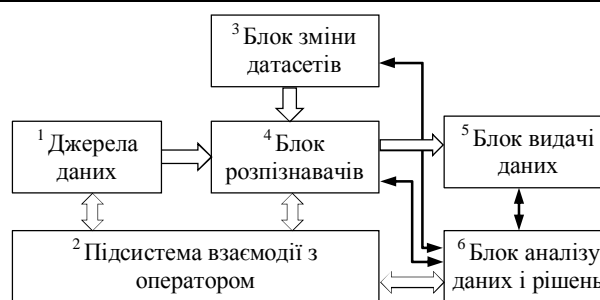


Рис. 1. Варіант реалізації системи виявлення та розпізнавання СКОПІ

Між складовими системи циркулює потокова просторова інформація з багатьох джерел, як було показано в табл. 1, та інформація управління МГН: результати обробки та «команди» глибинного навчання (умовно це показано різними видами стрілок).

По суті, ідеологією «системи систем» є узгодження системотворчого і людського ресурсів, тобто оскільки досягнути абсолютної точності МГН неможливо не через самі обмеження технологій глибинного навчання, а через, з одного боку, недостатність у потрібний момент даних, що є звичним у військовій специфіці, та, з іншого боку, об'єктивні заходи противника, спрямовані на підвищення живучості своїх об'єктів і зразків ОВТ, що, зрозуміло, знижує у необхідних нам системах моніторингу та ураження їх ефективність, різні цільові якісні характеристики. Тож підсистема взаємодії з оператором (2) покликана не лише «калібрувати» МГН, а і повноцінно функціонувати у системі виявлення та розпізнавання через необхідну інформаційно-аналітичну діяльність.

У такій системі виявлення та розпізнавання глибинне навчання реалізується у складових (3), (4), (6). І в той же час через підсистему (2) функціональні процеси для блоків (3), (4) можуть «вмикатися» або «вимикатися» вручну, що є власне сутністю інформаційно-аналітичної роботи.

За такого розуміння питання декомпозиції процесу виявлення-розпізнавання полягає у створенні послідовної варіативної обробки МГН вхідних даних від (1) через різні датасети. Результатами будуть матриці оцінок щодо виявлення-розпізнавання або від кожної такої ітерації (за кількістю датасетів), або від кількох ітерацій (за правилом обробки, який визначається моделлю МГН (це питання в статті не розглядається)), або від однієї ітерації-рішення. Ці результати видаються через блок (5) для використання за призначенням або для аналізу в (6) та відповідних змін у моделях МГН (у датасетах, алгоритмах їх застосування тощо).

У свою чергу, використання за такої декомпозиції наборів датасетів, які є спеціалізованими та

необ'ємними, дозволить оптимізувати процеси обробки за критеріями ефективність/час.

Покажемо, якими можуть бути спеціалізовані датасети, опираючись на описаний вище набір «тактичних ситуацій», наявних через заходи противника, спрямовані на протидію виявленню і розпізнаванню та на забезпечення живучості.

Власне цей набір покладено в логіку набору датасетів, необхідних для СКОПІ, та щодо яких з урахуванням даних відкритих датасетів (табл. 2) було нами визначено необхідний обсяг для кожної позиції (табл. 3).

Таблиця 3

#### Опис варіанта датасету зображень СКОПІ

Специфіка датасету	Орієнт. обсяг	Кількість ознак
1.1. Загальнодоступний датасет (або їх сукупність) $Im_0$	$10^4$	$10^2$
2.1. Датасет типових цілей із різних ракурсів $Im_1$	$10^4$	$10^2 \dots 10^3$
2.2. Датасет укритих цілей $Im_2$	$10^3$	$10^2$
2.3. Датасет замаскованих цілей $Im_3$	$10^3$	$10^2$
2.4. Датасет частково видимих цілей $Im_4$	$10^4$	$10^2$
2.5. Датасет слідів діяльності $Im_5$	$10^3$	$10^2$
2.6. Датасет топооснови $Im_6$	$10^4$	$10^2$
3. «Цільовий» датасет $Im_n$	$\approx 5 \cdot 10^4$	$\approx 1 \cdot 10^3$

Відповідно кожен датасет постійно формується з наявних і отриманих у результаті функціонування відповідно до рис. 1 каналу «системи систем». Логіку і глибинного навчання, і постійного формування датасету подаємо на рис. 2, що визначає варіант побудови МГН.

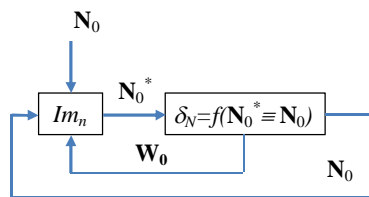


Рис. 2. Елемент МГН із доповненням цільового датасету

На рис. 2 щодо вхідних даних (зазвичай, це матриця даних, яку ми позначили як  $N_0$ ) дається машиною глибинного навчання оцінка  $N_0^*$ , яка за певним правилом (моделлю МГН або внаслідок інформаційно-аналітичної роботи) перевіряється щодо дійсної матриці даних  $N_0$ , у результаті чого отримуються вагові коефіцієнти, необхідні для МГН надвисокої точності. Самі вхідні дані після такого опрацювання доповнюють узагальнений «цільовий» датасет, стаючи складовою МГН:  $Im_n = Im_0 + \sum_{i=1}^n Im_i$  ( $n$  є кількістю датасетів для СКОПІ).

Ознаками, за якими МГН проводить виявлення та розпізнавання, є мітки, рамки та описи, які теж варіюються та доповнюються в результаті глибинного навчання у блоках (4) і (6) системи на рис. 1, що є однією з рис архітектури МГН.

Отже, сутність етапу глибинного навчання полягає в наступному: на частковий датасет «діє» вхідний сигнал – елемент потоку зображень, який підлягає аналізу щодо виявлення та наступного опрацювання привнесених надлишковостей у зображення «спокійного стану», тобто наявності в кадрі зображення цілі (фактичної, оманливої або помилкової). МГН на цьому етапі дає оцінку «збуднику», яка далі порівнюється з дійсністю з метою визначити коефіцієнт керування (вагу) в цій ланці датасету, аби рішення щодо дійсності кожного «збудника» відповідало необхідній точності в каналі МГН. У цілому за впливу максимальної різноманітності «збудників» формується матриця ваг  $W_0$ , яка відповідає за цей крок СГН.

За аналогією ця операція повторюється для іншого часткового датасету. При цьому матриці ваг каналів СГН для усіх обраних датасетів комплексуються.

Така побудова МГН дозволяє не тільки отримати прийнятний час обробки даних, а і видозмінювати МГН за рахунок уточнення спеціалізованих датасетів.

## Висновки

Аналіз підходів до створення датасетів, передусім загальнодоступних, показує тенденцію виробників зробити його якнайповнішим, що зрозуміло з точки зору досягнення максимальної точності системи глибинного навчання.

У свою чергу військова специфіка протидії створює передумови до того, що дані, які збираються та опрацьовують, мультиплікуються, оскільки противник вживає заходів щодо маскування, інженерного обладнання, введення в оману та загалом забезпечення живучості.

Враховання цих аспектів робить необхідним датасет надмірним, який практично неможливо реалізувати через обчислювальні вимоги та з позиції опрацювання даних у масштабах часу, близьких до реального.

Через об'єктивну надмірність датасету зображень, його кількісних характеристик, декомпозиція процесів виявлення та розпізнавання є і доцільною, і необхідною. В основу цього підходу покладені спеціалізовані датасети зображень, зумовлені «тактичними ситуаціями», на основі яких реалізується машина глибинного навчання. Очікувано, обсяг кожного спеціалізованого датасету міститиме  $10^4$  даних, що уможливило надвисоку швидкість процесів обробки інформації (за рахунок достатності обробки у зв'язку з точним прогнозом МГН або за рахунок розпаралелення послідовних процесів тощо).

Декомпозиція процесів виявлення та розпізнавання визначає водночас і декомпозицію МГН за її побудови у системі консолідованої обробки просторової інформації.

Зазначений спосіб побудови машини глибинного навчання на основі декомпозиції виявлення та розпізнавання даних у наборах спеціалізованих датасетів дозволить зменшувати час обробки просторової інформації у порівнянні з МГН загального призначення та видозмінювати саму МГН за рахунок уточнення спеціалізованих датасетів.

Подібні МГН очікувано знайдуть своє місце в комплексах засобів автоматизації, програмно-апаратних комплексах та інших перспективних зразках ОБТ, які реалізуються як «система систем».

Практичні результати підходу щодо формування наборів спеціалізованих датасетів у декомпонованій МГН для різних її архітектур, тобто також з урахуванням моделі нейронної мережі та обладнання, є напрямком подальших досліджень.

### Список літератури

1. Бударецький Ю., Шавінський Ю., Кузнецов В., Николаєв С. Застосування методу ієрархій для оцінювання програмного забезпечення комплексів засобів автоматизації. *Військово-технічний збірник*. Вип. № 25. Львів: НАСВ, 2021. С. 3–11. <https://doi.org/10.33577/2312-4458.25.2021.3-12> (дата звернення: 15.03.2023).

2. Ткачук П., Живчук В., Литвин В., Оборська О. Підхід до побудови програмного забезпечення збору, передачі та обробки розвідувальних даних в АСУ тактичної ланки. *Військово-технічний збірник*. Вип. № 13. Львів: НАСВ, 2015. С. 61–64. <https://doi.org/10.33577/2312-4458.13.2015.61-64> (дата звернення: 15.03.2023).

3. Peleshchak R., Peleshchak I., Vysotska V. Methods for recognizing multispectral images based on neural networks. Beau Bassin: LAP Lambert Academic Publishing, 2020. – 153 p.

4. Рубель А.С. Методи сервісно-орієнтованої обробки багатоканальних зображень дистанційного зондування : автореф. дис. ... доктора філософії за спеціальністю 172 «Телекомунікації та радіотехніка»: Нац. аерокосм. ун-т ім. М. Жуковського «Харківський авіаційний інститут», 2020. 20 с.

5. Станкевич С.А., Масленко О.В., Андронов В.В. Адаптація нейромережових технологій до ідентифікації малорозмірних об'єктів на супутникових зображеннях недостатньої розрізненості в базі графічних еталонів. *Український журнал дистанційного зондування Землі*. Київ, 2020. № 27. С. 13–17. DOI: <https://doi.org/10.36023/ujz.2020.27.175> (дата звернення: 15.03.2023).

6. Романчук М.П. Обґрунтування типу фреймворків глибокого навчання для оброблення даних дистанційного зондування Землі. *Проблеми створення, випробування, застосування та експлуатації складних інформаційних систем*. Житомир, 2019. № 16. С. 70–79. DOI: <https://doi.org/10.46972/2076-1546.2019.16.07> (дата звернення: 15.03.2023).

7. Klymovych O., Hrabchak V., Lavrut O., Lavrut T., Lytvyn V., Vysotska V. The diagnostics methods for modern communication tools in the Armed Forces of Ukraine based on neural network approach. *CEUR Workshop Proceedings*. 2020. Vol. 2631 С. 198–208.

8. Kuznetsova A., Rom H., Alldrin N. et al. The Open Images Dataset V4. *Int J Comput Vis* 128, 1956–1981 (2020). <https://doi.org/10.1007/s11263-020-01316-z> (дата звернення: 15.03.2023).

9. Wang Y. Erratum to: Towards the abstract system theory of system science for cognitive and intelligent systems. *Complex Intell. Syst.* 1. № 23. 2015. DOI: <https://doi.org/10.1007/s40747-016-0007-7> (дата звернення: 15.03.2023).

10. Lee J., Natsev A., Reade W. et al. The 2nd YouTube-8M Large-Scale Video Understanding Challenge. In: *Leal-Taixé, L., Roth, S. (eds) Computer Vision – ECCV 2018 Workshops. ECCV 2018. Lecture Notes in Computer Science*, № 11132. Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-11018-5\\_18](https://doi.org/10.1007/978-3-030-11018-5_18) (дата звернення: 15.03.2023).

11. De Benito-Gorron D., Lozano-Diez A., Toledano D. et al. Exploring convolutional, recurrent, and hybrid deep neural networks for speech and music detection in a large audio dataset. *J AUDIO SPEECH MUSIC PROC.* 2019, № 9. <https://doi.org/10.1186/s13636-019-0152-1> (дата звернення: 15.03.2023).

12. Godambe T., Rallabandi S., Gangashetty S.V. et al. Developing a unit selection voice given audio without corresponding text. *J AUDIO SPEECH MUSIC PROC.* 2016, № 6. DOI: <https://doi.org/10.1186/s13636-016-0084-y> (дата звернення: 15.03.2023).

13. Mei J., Zheng Y., Cheng M. D2ANet: Difference-aware attention network for multi-level change detection from satellite imagery. *Comp. Visual Media*. 2023. DOI: <https://doi.org/10.1007/s41095-022-0325-1> (дата звернення: 15.03.2023).

14. Rajpurkar P., Zhang J., Lopyrev K., Liang P. SQuAD: 100,000+ Questions for Machine Comprehension of Text. *Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, p. 2383–2392, Austin, Texas. DOI: 10.18653/v1/D16-1264 (дата звернення: 15.03.2023).

15. Ramírez J., Baez M., Casati F. et al. Crowdsourced dataset to study the generation and impact of text highlighting in classification tasks. *BMC Res Notes* № 12. 2019. <https://doi.org/10.1186/s13104-019-4858-z> (дата звернення: 15.03.2023).

### References

1. Budaretskiy Yu., Shchavinskiy Yu., Kuznetsov V. and Nikolayev S. (2021), "Zastosuvannya metodu ierarhiy dlya otsinyuvannya prohramnoho zabezpechennya kompleksiv zasobiv avtomatyzatsiyi" [Application of the method of analysis of hierarchies to assess the software of complexes of automation means]. *Military technical collection*. Hetman Petro Sahaidachnyi National Army Academy, № 25. pp. 3–11. <https://doi.org/10.33577/2312-4458.25.2021.3-12> (Accessed 15 March 2023). [in Ukrainian]

2. Tkachuk P.P., Zhyvchuk V.L., Lytvyn V.V. and Oborska O.V. (2015), "Pidkhid do pobudovy prohramnoho zabezpechennya zboru, peredachi ta obrobky rozvidual'nykh danykh v ASU taktychnoyi lanky" [Approach to building software collection, transmission and processing military intelligence in command control system]. *Military technical collection*. Hetman Petro Sahaidachnyi National Army Academy, № 13. pp. 61–64. DOI: <https://doi.org/10.33577/2312-4458.13.2015.61-64> (Accessed 15 March 2023). [in Ukrainian]

3. Peleshchak R., Peleshchak I. and Vysotska V. (2020), Methods for recognizing multispectral images based on neural networks. Beau Bassin: LAP Lambert Academic Publishing, 153 p.



4. Rubel' A. S. (2020), "Metody servisno-orientovanoi obrobky bahatokanal'nykh zobrazhen' dystantsiynoho zonduvannya" [Methods of service-oriented processing of multi-channel remote sensing images]: Abstract of Ph.D. dissertation. : Natsionalnyi aerokosmichnyi universytet im. M. Zhukovsk'oho, Kharkiv. 20 p. [in Ukrainian].
5. Stankevych S.A., Maslenko O.V. and Andronov V.V. (2020), "Adaptatsiya neyromerezhevykh tekhnolohiy do identyfikatsiyi malorozmirnykh ob'yektiv na suputnykovykh zobrazhennyakh nedostatn'oyi rozriznennosti v bazi hrafichnykh etaloniv" [Adaptation of neural network technologies to the identification of small objects on satellite images of insufficient resolution in the base of graphic standards]. *Ukrainian Journal of Earth Remote Sensing*. Kyiv. Is. 27. pp. 13–17. DOI: <https://doi.org/10.36023/ujrs.2020.27.175> (Accessed 15 March 2023). [in Ukrainian].
6. Romanchuk, M.P. (2019), "Obgruntuvannya typu freymvorkiv hlybokoho navchannya dlya obroblynnia danykh dystantsiynoho zonduvannya Zemli" [The base of the type of deep learning frameworks for remote monitoring system processing]. *Problems of construction, testing, application and operation of complex information systems*. Zhytomyr. Issue № 16, pp. 70–79. DOI: <https://doi.org/10.46972/2076-1546.2019.16.07> (Accessed 15 March 2023). [in Ukrainian].
7. Klymovych O., Hrabchak V., Lavrut O., Lavrut T., Lytvyn V. and Vysotska V. (2020), The diagnostics methods for modern communication tools in the Armed Forces of Ukraine based on neural network Approach. *CEUR Workshop Proceedings*. № 2631. pp. 198–208.
8. Kuznetsova A., Rom H., Alldrin N. et al. (2020), The Open Images Dataset V4. *Int J Comput Vis* 128, pp. 1956–1981. <https://doi.org/10.1007/s11263-020-01316-z> (Accessed 15 March 2023).
9. Wang Y. (2015), Erratum to: Towards the abstract system theory of system science for cognitive and intelligent systems. *Complex Intell. Syst.* 1, № 23. DOI: <https://doi.org/10.1007/s40747-016-0007-7> (Accessed 15 March 2023).
10. Lee J., Natsev A., Reade W., Sukthankar R., Toderici G. (2019), The 2nd YouTube-8M Large-Scale Video Understanding Challenge. In: Leal-Taixé, L., Roth, S. (eds) *Computer Vision – ECCV 2018 Workshops. ECCV 2018. Lecture Notes in Computer Science*, Vol 11132. Springer, Cham. DOI: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-11018-5\\_18](https://doi.org/10.1007/978-3-030-11018-5_18) (Accessed 15 March 2023).
11. De Benito-Gorron D., Lozano-Diez A., Toledano D.T. et al. (2019), Exploring convolutional, recurrent, and hybrid deep neural networks for speech and music detection in a large audio dataset. *J AUDIO SPEECH MUSIC PROC. 2019*, Is. 9. <https://doi.org/10.1186/s13636-019-0152-1> (Accessed 15 March 2023).
12. Godambe T., Rallabandi S., Gangashetty S.V. et al. (2016), Developing a unit selection voice given audio without corresponding text. *J AUDIO SPEECH MUSIC PROC. 2016*, (6). <https://doi.org/10.1186/s13636-016-0084-y> (Accessed 15 March 2023).
13. Mei J., Zheng Y.B. and Cheng M.M. (2023), D2ANet: Difference-aware attention network for multi-level change detection from satellite imagery. *Comp. Visual Media*. <https://doi.org/10.1007/s41095-022-0325-1> (Accessed 15 March 2023).
14. Rajpurkar P., Zhang J., Lopyrev K. and Liang P. (2016), SQuAD: 100,000+ Questions for Machine Comprehension of Text. In *Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pages 2383–2392, Austin, Texas. Association for Computational Linguistics. <https://doi.org/10.18653/v1/D16-1264> (Accessed 15 March 2023).
15. Ramírez J., Baez M., Casati F. et al. (2019), Crowdsourced dataset to study the generation and impact of text highlighting in classification tasks. *BMC Res Notes* 12, 820. <https://doi.org/10.1186/s13104-019-4858-z> (Accessed 15 March 2023).

#### THE DECOMPOSITION OF THE DEEP LEARNING MACHINE FOR SPECIALIZED DATASETS FOR TIME MINIMIZING OF SPATIAL INFORMATION PROCESSING

Tymchuk V., Lytvyn V., Perehuda O.

*For effective military management, the creation of complexes of automation tools, spatial information processing systems, primarily consolidated, is a priority task in the conditions of constant growth of data and requirements for their collection, transmission, storage, processing and use.*

*The problem of consolidated processing of spatial information is related to the diversity of sources, the diversity of data formats, the diversity of acquisition and use, the diversity of processing etc. All that imply an extremely complex organizational and technical structure, a kind of 'system of systems'.*

*Deep Learning Machine (DLM) ensure the high accuracy of prediction. But such DLM should be matched for the military conditions of the usage where time restrictions and space lack are present.*

*So, the effort to create a dataset for the maximum accuracy of the Deep Learning Machine rests on computing resources (in common research it is possible to overcome but in military sphere it isn't). In military applied tasks, the criterion of time and overcoming uncertainties due to confrontation are critical. This allows us to put forward the hypothesis that it is impossible to achieve absolute accuracy in deep learning machine. Therefore, for variable tactical situations, it is advisable to create specialized datasets and achieve maximum efficiency from each iteration step (or their combination) using the decomposition method of the consolidated spatial information processing system. It is analysed the methods of scientific and technical solutions in the deep learning machine and the method of systematizing data types in existing tactical situations. In the end the detection and recognition system with a deep learning machine and a set of specialized datasets is proposed in the paper.*

*The volume of each specialized dataset at the level of 103 enables ultra-high speed of information processing processes and allows a person to set up such a system of consolidated processing of spatial information without excessive organizational and time demands. The dataset itself is revealed.*

*This principle of forming a dataset, or their sets, allows obtaining high-accurate and high-fast detection and recognition systems.*

**Keywords:** *command control, system of consolidated processing of spatial information, system of systems, deep learning machine, neural network, software of complexes of automation, dataset, decomposition, image, prediction.*