

*Л.М. Товстенко, М.А. Косовець, О.А. Товстенко*

## СИСТЕМИ МАШИННОГО ЗОРУ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ШВИДКІСНИХ РУХОМИХ ОБ'ЄКТІВ В УМОВАХ НИЗЬКОЇ ВИДИМОСТІ

Технологія машинного зору для виявлення швидкісних рухомих об'єктів в умовах низької видимості вимагає більш ретельного підходу до оптичної системи, засобів обробки зображень, камер на основі матриці фокальної площини з кремнію та арсеніду індію-галію в інфрачервоному діапазоні, які враховують величину та зміну яскравості атмосфери, освітлення землі і оцінку чутливості та камер терагерцевого діапазону. Оскільки основну увагу зосереджено на повітряних об'єктах, які мають низьку помітність, особливо в темряві, використання камер інфрачервоного та терагерцевого діапазонів стало стандартом. Рух об'єкта, недоліки оптичної системи створюють додаткові складності під час обробки впливу завад, теплового шуму камер, відповідно збільшується обсяг і час обчислень, які грають ключову роль в системах реального часу в процесі виявлення і супроводу рухомих цілей. Для врахування спектральних характеристик камер та впливу зовнішніх чинників застосовано нейронні мережі із глибоким навчанням та максимальним використанням пакетів обробки зображень.

Ключові слова: пропускна здатність, терагерцевий діапазон, апаратні прискорювачі, спектр, загортовка нейронна мережа, розподілена обробка інформації, тензорна обробка, вбудовані системні тести, глибоке навчання.

*L. Tovstenko, M. Kosovets, A. Tovstenko*

## MACHINE VISION SYSTEMS FOR DETECTION OF FAST-MOVING OBJECTS IN LOW VISIBILITY CONDITIONS

Machine vision technology for the detection of fast moving objects in low visibility conditions requires a more careful approach to the optical system, image processing tools, cameras based on a silicon and indium gallium arsenide focal plane matrix in the infrared range, which take into account the magnitude and variation of atmospheric brightness, ground illumination and evaluation of sensitivity and cameras in the terahertz range. Since the main focus is on aerial objects that have low visibility, especially in the dark, the use of infrared cameras has become the standard. The movement of the object, the shortcomings of the optical system create additional difficulties when processing the effects of interference, thermal noise of cameras, respectively, the volume and time of calculations increases, which play a key role in real-time systems for detecting and tracking moving targets. In order to take into account the spectral characteristics of cameras and the influence of external factors, neural networks with deep learning are applied with the maximum use of image processing packages.

Keywords: bandwidth, terahertz range, hardware accelerators, spectrum, convolutional neural network, distributed information processing, tensor processing, embedded system tests, deep learning.

### Вступ

Індустрія систем машинного зору для виявлення швидкоплинних рухомих об'єктів в умовах низької видимості переживає стрімкий сплеск зростання. В умовах поганої видимості (темрява, туман, дощ, сніг, задимленість) камери видимого діапазону стають безпорадними. Їм на заміну прийшли камери інфрачервоного та тера-

герцевого діапазонів. Їх використання має свої особливості, потребує більш складної обробки зображень, спираючись на комплекти розробки програмного забезпечення (SDK - software development kit) — та використання переваг програмам розширеного GPU (graphics processing unit) графічного процесора.

Спектральна складова об'єкта та довкілля визначають вибір інфрачервоної камери для машинного зору.

Якість зображення залежить від чутливості камери, роздільної здатності та оптичної складової - об'єктива, оптичної сили, максимальної апертури та фокусної відстані.

Для детекції повітряних цілей головними критеріями є швидкість сканування камери (виражена в fps - кадр в секунду), роздільна здатність (виражена в мегапікселях), чутливість (виражена в ISO) та тепловий шум.

### 1. Огляд тепловізійних камер

Принцип побудови камер інфрачервоного діапазону – мікроболометричний. Легкі за вагою мікроболометри мають низьке споживання енергії та надзвичайно швидко передачу даних.

Основні три параметри, які необхідно враховувати під час визначення оптимальної відстані до об'єкта: поле зору FOV (field of view); найменший видимий об'єкт IFOV<sub>geo</sub>; найменший вимірюваний об'єкт/вимірювана точка IFOV<sub>meas</sub>.

Матричні тепловізори (рис.1) мають матрицю FPA (focal plane array) у фокальній площині. Основна перевага датчиків FPA полягає в їхній високій чутливості, стабільності робочих характеристик, винятковій якості зображення за різних несприятливих робочих умов, таких як повна темрява, густий туман, сильний дощ, сніг, піщана буря тощо.

Потрібна роздільна здатність визначається рівнем якості зображень і залежить від числа пікселів матриці. Теплова чутливість пікселя є другим за важливістю параметром, що впливає на якість зображення.

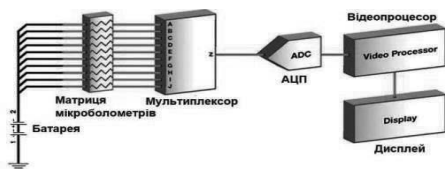


Рис. 1. Сучасна схема інфрачервоного датчика без охолодження.

Порівняно з діапазоном 3-5 мкм камери у діапазоні 8,0-14,0 мкм ефективно функціонують під час поганої погоди і запиленості атмосфери, дощу, туману і навіть густого диму. Гнучкіше реагують на природні нестабільності атмосфери, менш чутливі до відбитого сонячного та інших видів випромінювання [9-11]. Короткохвильове інфрачервоне випромінювання (SWIR) визначається в діапазоні довжин хвиль 0.9–1.7 мкм, але його також можна класифікувати від 0.7–2.5 мкм. Оскільки кремнієві датчики мають верхню межу приблизно на рівні 1.0 мкм, SWIR-зображення вимагає унікальних оптичних та електронних компонентів, здатних працювати в певному діапазоні SWIR. Сенсори з арсеніду індію-галію (InGaAs) є основними датчиками, які використовуються для SWIR-зображення [9–10]. При отриманні зображень у SWIR діапазоні водяна пара, туман і деякі матеріали, як-от, кремній є прозорими. Близькій інфрачервоній (NIR) і короткохвильовий інфрачервоній діапазоні (SWIR) тепловізорів розпізнають відбите світло, що полегшує отримання зображень для інтерпретації, а також зменшує схильність до впливу дифракції [10].

Світіння повітря є основним джерелом природного освітлення у ясні безмісячні ночі [11–13]. Крім того, астрономи надали інформацію про спектральний склад світіння повітря, і ці спектри були об'єднані для створення моделі освітлення землі.

Емісія світіння повітря на довжинах хвиль від 0,5 до 2,7 мікрметра (μm) [14-15]. Енергія розподіляється за спектром NIR та SWIR. Смути NIR та SWIR залишаються практично постійними [15–16]. Значення цього полягає в тому, що як NIR, так і SWIR-сканери однаково схильні до впливу великих змін інтенсивності світіння повітря. Однак опромінення землі залежить від інтеграції випромінювання світіння повітря на відкритому повітрі. Це світіння повітря має постійний широкосмуговий спектр.

### 2. Огляд терагерцових камер

Терагерцові хвилі мають спрямованість, подібну до лазерного світла і створюють зображення з роздільною здатністю,

подібною до зображень у видимому світлі. Так плазмонна фотопровідна терагерцова решітка фокальної площини (THz-FPA) вирішує давню проблему швидкості зображення та забезпечує насичене високоякісне терагерцеве зображення.

В лабораторії Квантор (Київ) розроблено терагерцову камеру 3D-радару. Показано, що на точність вимірювань впливають ширина діаграми спрямованості, кількість циклів вимірювання в одній точці, точність позиціонування та переміщення антени під час вимірювань, інтервал часу між калібруваннями.



Рис.2. Пристрій тестування терагерцового радару зображення. (за згодою НВП «Квантор»)

У реалізації 3D-сканування малих об'єктів використовується FMCW радар на робочій частоті 100 ГГц і 600 ГГц та смузі частот близько 10-70 ГГц. Одною великою перешкодою, яка заважає масштабувати звичайні терагерцові фотопровідні антени у двовимірні (2D) масиви, є їхній низький коефіцієнт оптичного заповнення, який безпосередньо впливає на ефективність виявлення терагерцових сигналів [1-3].

Для вирішення цієї проблеми, звернемося до THz-FPA камери з розподіленою архітектурою плазмонних наноантен із багато вищим оптичним коефіцієнтом для отримання терагерцових піксельних зображень із надвисокою роздільною здатністю.

### 3. Апаратно-програмні засоби

Розглянемо піксель  $I(x, y, t)$ , який рухається зі швидкістю  $(dx, dy)$  за відрізок часу  $dt$ . Оскільки пікселі однакові, тобто інтенсивність не змінилася, то

$$I(x, y, t) = I(x + dx, y + dy, t + dt), \quad (1)$$

Якщо розкласти в ряд Тейлора праву частину та спростити, то отримаємо рівняння оптичного потоку:

$$f_x u - f_y v = f_t = 0, \quad (2)$$

$$\text{де } f_x = \frac{df}{dx}; \quad f_y = \frac{df}{dy};$$

$$u = \frac{dx}{dt}; \quad v = \frac{dy}{dt};$$

Частинні похідні є градієнтами зображення,  $(u, v)$  – невідомі. Є доволі багато алгоритмів та методів визначення оптичного потоку за послідовністю зображень. Зі всіх існуючих алгоритмів виділимо два – метод Лукаса – Канаде (розріджений), та метод Фарнебека (щільний). Метод Лукаса – Канаде є широко вживаним диференціальним методом оцінювання оптичного потоку. Він спирається на припущення, що зміщення вмісту зображення між двома сусідніми моментами (кадрами) є малим і більш-менш сталим у межах околу точки  $p$ , яку розглядають.

Розв'язання методом найменших квадратів надає однакової важливості всім  $n$  пікселям околу точки  $p$ . На практиці зазвичай краще надавати більшої ваги пікселям, ближчим до центрального пікселя. Для цього використовують зважену версію рівняння найменших квадратів:

$$A^T W A v = A^T W b$$

Тут  $W$  – це діагональна матриця, що містить ваги  $W_{ij} = w_i$ . Даний метод спирається на невиродженість матриці  $A^T A$ . Це означає, що точка перебуває на ребрі, тому доцільно застосовувати метод Лукаса – Канаде на кутах зображення, наприклад визначених методом Сі – Томазі.

Видалення фону є важливим етапом попередньої обробки на основі машинного зору, коли камера отримує інформацію про повітряні цілі. В усіх цих випадках перш за все потрібно виділити окремо повітряні цілі і завади. Технічно відділяємо рухомий перенесений план від статичного фону.

Для розв'язання цієї задачі використовуємо декілька алгоритмів. Алгоритм сегментації переднього/ фонового плану на основі суміші гаусівських розподілів, запропонований у статті авторів Р. Kadew та R. Bowden. Алгоритм використовує метод моделювання кожного пікселя фону за допомогою суміші  $k$  гаусівських розподілів ( $k = 3-5$ ). Ваги суміші пропорційні часу перебування кольорів фону на сцені. Ймовірними

кольорами фону є ті, які залишаються на екрані довше та більш статичні.

Розробка методів машинного навчання для взаємодії в реальному часі з просторовими обчислювальними системами вимагає поєднання програмних і апаратних технологій. Було використано бібліотеку Keras як ключовий механізм побудови та тренування моделей нейронної мережі в середовищі розробки Google Colab з використанням бібліотек Python, таких як Keras та OpenCV.

Keras – це одна з популярних бібліотек глибокого навчання, яка надає простий та інтуїтивно зрозумілий інтерфейс для створення та навчання глибоких нейронних мереж [17]. Keras створено на основі TensorFlow, потужного фреймворку машинного навчання, розробленого Google, і надає високорівневий API для створення складних моделей лише за допомогою кількох рядків коду. Keras також містить широкий спектр попередньо створених шарів і моделей, які можна використовувати як будівельні блоки для користувацьких моделей, а також інструменти для попередньої обробки даних і візуалізації. Крім того, Keras підтримує кілька серверних модулів, включаючи TensorFlow, Microsoft Cognitive Toolkit і Theano, що дозволило вибрати структуру, яка найкраще відповідає нашим потребам. Загалом Keras є потужним інструментом для створення моделей машинного навчання для різноманітних додатків технічного зору повітряних об'єктів та просторових обчислювачів для системи роїв дронів.

Для обробки послідовних даних використано рекурентні нейронні мережі (Recurrent Neural Networks, RNN) для детекції та трекінгу повітряних цілей. RNN мають перевагу в тому, що узагальнюють послідовності, а не вивчають окремі шаблони. Вони роблять це, фіксуючи динаміку послідовності через з'єднання циклів і спільні параметри. RNN також не обмежені фіксованим розміром послідовності і теоретично можуть враховувати всі попередні кроки послідовності. Це робить їх дуже придатними для аналізу траєкторії повітряної цілі. Технічно RNN можна розглядати

як ланцюг із кількох копій однієї статичної мережі  $A$ , причому кожна копія працює на одному часовому кроці вхідної послідовності. Копії мережі підключаються через їхні приховані стани. Це означає, що кожна з мережевих копій має кілька входів: точне значення  $x(t)$  та приховані стани  $h(t - 1)$  як результат попередньої копії.

Архітектура нейронної мережі описує загальну структуру мережі, яка складається з різних шарів різних типів, розташованих у певному порядку. Правильно розроблена архітектура значно підвищує продуктивність нейронної мережі під час виконання певного завдання. Для навчання використали рекурентну нейронну мережу, яка складається з комбінації щільних шарів та шарів довгої короткочасної пам'яті. Вона показала гарні результати для задачі класифікації послідовностей даних двовимірних позицій. Наша модель складається з чотирьох шарів – два щільних шари та два LSTM шари. Перший щільний шар слугує початковим екстрактором ознак для послідовностей даних. Далі йдуть два LSTM шари, які виводять один результуючий вектор.

Процес тренування нейронної мережі є ключовим етапом у розробленні моделі машинного навчання детекції повітряних цілей. Процес тренування нейронної мережі починається з випадкової ініціалізації ваг та зсувів нейронів. Після цього відбувається пряме поширення даних через мережу, під час якого вихідні значення обчислюються для кожного шару нейронів. Потім обчислюється значення функції витрат, яка оцінює різницю між прогнозованими та фактичними значеннями вихідних даних. Далі відбувається зворотнє поширення помилки (backpropagation), під час якого похідні функції витрат обчислюються за вагами та зсувами мережі. Значення похідних використовуються для коригування ваг та зсувів таким чином, щоб мінімізувати значення функції витрат. Цей процес повторюється доти, доки значення функції витрат не буде мінімізовано.

Розподілена обробка інформації реалізується через просторовий нейромережевий мультипроцесор із глибоким навчан-

ням. Центральні процесори є ядром обчислювальної платформи, які відповідають за виконання програмних інструкцій, роботу операційної системи та керування системними входами та виходами (I/O).

Крім того, процесори з двома різними типами ядер на одному пристрої стають доступнішими. Перевага цих ядер продуктивності (P-ядра) та ядер ефективності (E-ядра) полягає в тому, що робоче навантаження розподіляється на основі потреб у ресурсах. Наприклад, фонові та легші завдання обробки призначаються E-core, які є меншими, ефективнішими та придатними для базових завдань. P-ядра, з іншого боку, схожі на традиційні ядра та орієнтовані на продуктивність. Вони використовуються за потреби для виконання інтенсивних завдань обробки зображень.

Тоді, як центральний процесор є головним процесором, графічний процесор перетворився на технологію переходу до графічної та обчислювальної обробки. Сучасні пристрої графічного процесора містять тисячі ядер, здатних виконувати кілька процесів паралельно, й ідеально підходять для виконання багатьох невеликих завдань одночасно. Як і центральні процесори, технологія графічних процесорів розвивається одночасно в двох напрямках — із більшими та потужнішими пристроями в центрі обробки даних, системами редагування відео та навчанням моделей штучного інтелекту, а також із меншими й ефективнішими пристроями, які дозволяють розгортати потужну обробку на периферійних пристроях та в мобільних системах.

Враховуючи, що детекція і супровід повітряних цілей потребує глибокого навчання, виникла потреба в застосуванні тензорного процесора (TPU). Вони спеціально розроблені та адаптовані для виконання тензорних операцій для підтримки обчислень нейронної мережі. TPU ефективніші за GPU, і завдяки їх спеціальному дизайну можуть виконувати завдання навчання та логічного висновку швидше, ніж їхні аналоги

GPU. Крім того, TPU інтегровані в структуру машинного навчання TensorFlow, що знижує бар'єри для розробників. TPU представляє собою багатообіцяючу мультипроцесорну технологію, яка ще більше підвищує продуктивність обчислювальної системи, що використовуються в програмах ШІ для задач відеолокації.

Нами використано системну шину даних Peripheral Component Interconnect Express (PCIe) PCIe 6.0 для збору інформації від зовнішніх пристроїв різної швидкодії і забезпечення обробки процесорами необхідної потужності.

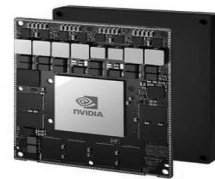


Рис.3. Jetson AGX Xavier для задач відеолокації.

Використання бібліотеки Open eVision компанії Euresys для вбудованих систем дозволило розгорнути обробку на етапі отримання зображень.

Технічна реалізація виконана на модулі Jetson AGX Xavier, розробленого спеціально для вбудованих додатків у важких середовищах, забезпечуючи захист від ударів 50G і вібрації 340G, а також робочу температуру від -40 до 85°C. (Компоненти включають 512-ядерний графічний процесор NVIDIA Volta з 64 тензорними ядрами, два прискорювачі глибокого навчання NVIDIA, восьмиядерний процесор NVIDIA Carmel Arm, а також кодер і декодер). Механізм кластера безпеки (SGE) включає подвійний Arm Cortex-процесори R5 для механізмів виявлення неполадок і вбудованих системних тестів.



Рис.4. Вбудований комп'ютер Edge AI.

Також використали продукт Estone Technology одноплатний комп'ютер EMB-

2239 лінійки комп'ютерів Pico-ITX, орієнтований для використання у програмах машинного зору, Edge AI, людино-машинного інтерфейсу (HMI), розширених програмах для роботи з відео та машинного навчання. Плата оснащена виділеним блоком нейронної обробки (NPU), гігабітним Ethernet-портом з підтримкою PoE, двома інтерфейсами MIPI CSI та двома процесорами сигналів зображення (ISP), які підтримують дві камери з роздільною здатністю до 12 Мп та можуть підтримувати модуль NXP eIQ для навчання розробці програмного забезпечення. Він оснащений двоядерним апаратним інтелектуальним кодеком DSP, вбудованими роз'ємами FPC з двоканальним LVDS, 4-смуговим MIPI DSI та вбудованою сенсорною панеллю I2C. Має 40-контактний роз'єм розширення, який може підтримувати PCIe, GPIO, I2C, USB, послідовний зв'язок та до двох додаткових портів Gigabit Ethernet. Підтримка BSP включає Yocto Embedded Linux, Android, Qt, Wayland, Amazon AVS, Device SDK, Sensory Truly Handsfree Wake Word Engine, NXP eIQ Toolkit.

Прогресу технологій виявлення швидкісних малопомітних рухомих цілей в умовах недостатньої видимості посприяв також розвиток GPU 3D-графіки та вбудованих датчиків камер і штучного інтелекту. Використано відкриті стандарти API, такі як OpenGL і Vulkan, які забезпечують перенесення програмного коду між багатьма поколіннями апаратного забезпечення графічних процесорів від різних постачальників. OpenGL надає абстрактну модель графічного конвеєра та API для доступу до будь-якого графічного процесора, який надає драйвер, котрий відображає цей API на власну апаратну архітектуру.

Новий стандарт API Kamaros буде вписуватися в сімейство активних стандартів Khronos, забезпечуючи програмування вбудованого апаратного процесу обробки декількох етапів. Це включає в себе OpenGL і OpenVX для прискорення бачення та операцій аналізу, які доповнюють запропоновану Kamaros функціональність, розроблену для забезпечення портативного доступу до камер, датчиків і прискорення ISP.

Стандарти API для доступу до апаратних прискорювачів або графічних процесорів на ринку вбудованих пристроїв можуть забезпечити численні переваги, зокрема:

- Міжплатформенна переносність програмного забезпечення;
- Відокремлене розроблення програмного та апаратного забезпечення для полегшення розгортання та інтеграції нових компонентів;
- Можливість модернізації на місцях.

Прикладний API Kamaros, призначений для користувачів. Підтримується різноманітними операційними системами і базовими апаратними архітектурами, а також для використання програмами, фреймворками та бібліотеками. Kamaros працює з мовами програмування C, C++ і Python. Як і інші сучасні API Khronos, Kamaros використовуватиме систему відправки команд через завантажувані рівні, щоб дозволити розробникам використовувати встановлені рівні для перевірки, профілювання та налагодження. Очікується також, що Kamaros використовуватиме керування ресурсами, синхронізацію та черги команд у стилі Vulkan, зосереджуючись на мінімалізмі та ефективності, щоб відповідати вимогам високочутливої затримки та пропускну здатності робочих навантажень вбудованого бачення. Kamaros API дозволить додаткам ідентифікувати та вибирати доступні камери в системі, відкривати властивості камери та налаштовувати конвеєри обробки та параметри за допомогою шаблонів конвеєрів, які дозволяють додаткам повною мірою використовувати апаратні можливості, включаючи численні вхідні та вихідні потоки.

## Висновки

В статті «Системи машинного зору для виявлення швидкісних рухомих об'єктів в умовах низької видимості» основну увагу приділено побудові постійної імовірності хибних тривог ([англ. constant false alarm rate, CFAR](#)), термін запозичений з радіолокації, оскільки в нашому випадку оптична система виконує функції оптичного радара. Тому радарні напрацювання з врахуванням іншого діапазону хвиль (видимий, інфрачервоний, терагерцовий) можна переносити

на оптичний радар (звичайно не копіювання).

Саме поняття CFAR свідомо не використовувалось для зосередження уваги на причини, які спотворюють сигнал, відбитий від цілі: зовнішнє середовище, вплив направлених перешкод, теплові шуми, недоліки конструювання камер, вибір спектрального діапазону, інтерференції, розмаїття та швидкість цілей і інші.

CFAR – це адаптивний алгоритм, який використовуємо для детекції (виявлення) цілі. Реалізація алгоритму полягає у визначенні мінімального порогу потужності, понад якого сигнал інтерпретується як відбитий від цілі. У більшості реальних систем рівень перешкод змінюється, відповідно змінюється граничне значення, підтримуючи постійну ймовірність помилкової тривоги. При складних погодних умовах, генерованих завад ситуація з виявленням цілей суттєво погіршується і для формування CFAR використовується нейронна мережа з глибоким навчанням.

Ми представили модель глибокого навчання для двовимірного розпізнавання швидкісного об'єкта, яка базується на фреймворку Keras. Ми описали архітектуру моделі, набір даних, який використовується для навчання та тестування, а також показники оцінки, які використовуються для вимірювання її продуктивності. Ми також обговорили результати наших експериментів, які показали, що наша модель досягла високої точності в розпізнаванні різних видів літальних об'єктів в режимі реального часу.

Глибоке навчання може виконувати багато з тих самих операцій, що й традиційна обробка зображень. Виявлення повідомляє нам, де міститься об'єкт на зображенні, маючи рамку навколо розташування кожного об'єкта. Сегментація йде далі, маркуючи кожен піксель зображення, що належить об'єкту.

Індустрія 3D-графіки отримала додаткові можливості від відкритих стандартних API, таких як OpenGL і Vulkan, які дозволяють програмам отримувати доступ до апаратного прискорювача графічного процесора. Поява Kamaros API для вбудованих

систем камер пришвидшило розроблення технологій виявлення швидкісних малопомітних рухомих цілей в умовах недостатньої видимості.

## Література:

1. Kosovets. Preliminary Tests Terahertz 3D Imaging Radar. Журнал «Зв'язок», №2, 2017. Березень-Квітень. 54-61стр. <http://www.dut.edu.ua>
2. M.Kosovets, L. Tovstenko. Smart-Handled THz 3D Radar with Cloud Intelligent technology and artificial intelligence algorithms by level of abstraction. X Міжнародна науково-технічна конференція: “Інформаційно-комп'ютерні технології – 2019 (ІКТ-2019)”, 18-20 квітня 2019 р.ІІ Всеукраїнська науково-технічна конференція. М. Житомир. Стр.106-107. <http://ikt.ztu.edu.ua>.
3. Kosovets M., Tovstenko L. The Practical Aspect of using the Artificial intellectual Technology for Building a multidimensional Function CFAR for SMART-HANDLED LPI Radar. Журнал «Проблеми програмування». ISSN 1727-4907. 2020. №2-3. Спеціальний випуск. Матеріали тринадцятої міжнародної науково-практичної конференції з ПРОГРАМУВАННЯ. УкрПРОГ'2020. 16-17 вересня 2020р. Київ, Україна. Стр.202 - 2012. <http://www.pp.isoftware.kiev.ua>
4. M. Kosovets, L. Tovstenko. Deep Learning of Convolution Neural Networks **IN IoT**. Тези доповідей III Всеукраїнської науково-технічної конференції «Комп'ютерні технології: інновації, проблеми, рішення», м. Житомир, 26 – 27 листопада 2020 р. – Житомир: Житомирська полі-техніка, 2020. Стр. 63–64.
5. Kosovets M., Tovstenko L. Specific Features of the use of Artificial Intelligence in the Development of the Architecture of Intelligent Fault-Tolerant Radar Systems. Журнал «Проблеми програмування». ISSN 1727-4907. 2021. №2-3. Спеціальний випуск. Матеріали тринадцятої міжнародної науково-практичної конференції з ПРОГРАМУВАННЯ. УкрПРОГ'2021. 16-17 вересня 2021р. Київ, Україна. Стр.63 – 75. <http://www.pp.isoftware.kiev.ua>.
6. Kosovets M., Tovstenko L. The Problem of Development the Architecture of modern cognitive Radar System. ISSN 1727-4907. Проблеми програмування. 2023. № 4

7. Kosovets M., Tovstenko L. Neural Network Component of modern information System on Mobile Platforms: Cognitive Radar System. *Cybernetics and Computer Technologies* 2023. ISSN 1727-4907. Проблеми програмування 2023. № 1.
8. Kosovets M., Tovstenko L. Artificial Intelligence in Cloud Based Mobile Radar Computing Журнал «Кібернетика та комп'ютерні технології». 2023. №1.
9. Van A. Hodgkin U.S. Army Research and Development Command Night Vision and electronic Sensors Directorate Fort Belvoir, Virginia. (2011)
10. E. Bender, "Present Image Intensifier Tube Structures," Chapter 5 in *Electro-Optical Imaging: System Performance and Modeling*, Lucien (2002).
11. X. C. Liu et al., "CCD/CMOS hybrid FPA for low light level imaging," *Proc. SPIE* 5881, 58810C (2005).
12. B. M. Onat et al., "Ultra-low dark current In GaAs technology for focal plane arrays for low-light level visible-shortwave infrared imaging," *Proc. SPIE* 6542, 65420L (2007).
13. M. MacDougal et al., "Short-wavelength infrared imaging using low dark current InGaAs detector arrays and vertical-cavity surface-emitting laser illuminators." *Opt. Eng.* 50(6), 061011 (2011).
14. C. Leinert et al., "The 1997 reference of diffuse night sky brightness," *Astron. Astrophys. Suppl. Ser.* 127(1), 14–30 (1998).
15. L. Broadfoot and K. R. Kendall, "The airglow spectrum, 3100–10,000 Å," *J. Geophys. Res.* 73(1), 426–428 (1968).
16. C. Leinert et al., "The 1997 reference of diffuse night sky brightness," *Astron. Astrophys. Suppl. Ser.* 127(1), 14–30 (1998).
17. F. a. o. Chollet, «Keras» GitHub, 27 03 2015. <https://github.com/keras-team/keras>

Отримано: 14.03.2024

Внутрішня рецензія отримана: 08.04.2024

Зовнішня рецензія отримана: 21.04.2024

### Про авторів:

<sup>1</sup>Товстенко Лілія Миколаївна,  
Провідний інженер-програміст  
ORCID (0000-0002-3348-6065)  
Scopus Author ID: 56439972800

<sup>2</sup>Косовець Микола Андрійович,  
Системний аналітик  
ORCID (0000-0002-3348-6065)  
Scopus Author ID: 56439972800

<sup>3</sup>Товстенко Олександр Миколайович,  
Студент

### Місце роботи авторів:

<sup>1</sup>Інституту кібернетики ім. В.М. Глушкова  
НАН України

<sup>2</sup>UNIT  
+38(066) 255-41-43,  
[quantor.nik@gmail.com](mailto:quantor.nik@gmail.com)

<sup>3</sup>Технічний університет  
м.Грац, Австрія