УДК 614.842 DOI https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2025.2.1.11

О. В. КАНІВЕЦЬ
кандидат технічних наук, доцент,
доцент кафедри механічної та електричної інженерії
Полтавський державний аграрний університет
ORCID: 0000-0003-4364-8424

І. М. КАНІВЕЦЬ
кандидат педагогічних наук, доцент,
доцент кафедри будівництва та професійної освіти
Полтавський державний аграрний університет
ORCID: 0000-0002-1670-5553

О. У. ДРОЖЧАНА
старший викладач кафедри механічної та електричної інженерії
Полтавський державний аграрний університет
ORCID: 0000-0001-8214-2624

Н. М. ОПАРА
кандидат сільськогосподарських наук, доцент,
професор кафедри механічної та електричної інженерії
Полтавський державний аграрний університет
ORCID: 0000-0002-0128-8400

В. В. ДУДНИК
кандидат технічних наук, доцент,
доцент кафедри механічної та електричної інженерії
Полтавський державний аграрний університет
ORCID: 0000-0002-6553-2951

БЕЗПЕКА ЖИТТЄДІЯЛЬНОСТІ В АГРАРНОМУ СЕКТОРІ: РЕАЛІЗАЦІЯ МАТЕМАТИЧНОЇ МОДЕЛІ МАШИННОГО ЗОРУ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ПОЖЕЖ НА ПОЛЯХ

У статті актуалізовано проблему вчасного відслідковування пожеж на сільськогосподарських полях, поширення яких завдають значних економічних втрат та впливають на безпеку життєдіяльності як працівників, так і оточуючих людей. Запропоновано удосконалити алгоритм відслідковування пожеж за допомогою розробленої математичної моделі для системи машинного зору, яку можна встановити на літальні апарати по типу БПЛА. Проведений аналіз використання засобів машинного зору у сільському господарстві для виявлення пожеж показав, що на даний час розроблено потужні нейромережі для розпізнавання лісових пожеж, які потребують стаціонарних обчислювальних потужностей. Метою дослідження є розробка легкої за обчислювальними витратами та ефективної математичної моделі системи машинного зору для виявлення пожеж на сільськогосподарських полях як інструмента безпеки життєдіяльності працівників. Запропоновано алгоритм програми машинного зору та показано результат її роботи на зображеннях із польовими пожежами. Під час експериментальних досліджень система розпізнала локації диму та вогню і обвела ці об'єкти синім та червоним кольором відповідно та проінформувала оператора БПЛА. Завдяки здатності системи оперативно виявляти пожежі в режимі реального часу можливе швидке реагування пожежних служб, що зменшує масштаб поширення вогню. Вчасне виявлення пожеж не лише мінімізує втрати сільськогосподарських угідь та знижує економічні збитки, але й істотно зменшує ризики для здоров'я та життя людей, які можуть опинитися поблизу осередків займання. Крім того, своєчасне виявлення пожеж сприяє зменшенню викидів токсичних продуктів горіння в атмосферу, що позитивно впливає на екологічну безпеку. Таким чином, інтеграція машинного зору в системи моніторингу пожеж є важливим кроком до підвищення рівня безпеки життєдіяльності в аграрному секторі.

Ключові слова: *безпека життєдіяльності, пожежа, вогонь, дим, поле, машинний зір, математична модель.*

O. V. KANIVETS
Candidate of Technical Sciences, Associate Professor,
Associate Professor at the Department of Mechanical and Electrical Engineering
Poltava State Agrarian University
ORCID: 0000-0003-4364-8424

I. M. KANIVETS
Candidate of Pedagogical Sciences, Associate Professor,
Associate Professor at the Department of Civil Engineering
and Professional Education
Poltava State Agrarian University
ORCID: 0000-0002-1670-5553

O. U. DROZHCHANA
Senior Lecturer at the Department of Mechanical and Electrical Engineering
Poltava State Agrarian University
ORCID: 0000-0001-8214-2624

N. M. OPARA
Candidate of Agricultural Sciences, Associate Professor,
Professor at the Department of Mechanical and Electrical Engineering
Poltava State Agrarian University
ORCID: 0000-0002-0128-8400

V. V. DUDNYK
Candidate of Technical Sciences, Associate Professor,
Associate Professor at the Department of Mechanical and Electrical Engineering
Poltava State Agrarian University
ORCID: 0000-0002-6553-2951

LIFE SAFETY IN THE AGRICULTURAL SECTOR: IMPLEMENTATION OF A MATHEMATICAL MODEL OF MACHINE VISION FOR DETECTING FIRES IN THE FIELDS

The article highlights the issue of timely detection of fires in agricultural fields, the spread of which causes significant economic losses and poses a threat to the safety of both workers and the surrounding population. An improved fire detection algorithm is proposed, based on a developed mathematical model for a computer vision system that can be installed on unmanned aerial vehicles (UAVs). An analysis of the use of computer vision tools in agriculture for fire detection has shown that, at present, powerful neural networks have been developed for recognizing forest fires, but they typically require stationary computing resources. The aim of the study is to develop a computationally lightweight and efficient mathematical model for a computer vision system capable of detecting fires in agricultural fields, serving as a tool to enhance the safety of workers. A computer vision algorithm is proposed, and its performance is demonstrated using images of field fires. During experimental tests, the system successfully identified smoke and fire locations, highlighting them in blue and red, respectively, and notifying the UAV operator. Due to the system's ability to promptly detect fires in real time, emergency services can respond quickly, thereby reducing the spread of the fire. Timely fire detection not only minimizes the loss of agricultural land and reduces economic damage, but also significantly lowers the risks to human health and life for those who may be near the ignition source. Moreover, early detection contributes to the reduction of toxic combustion emissions into the atmosphere, positively impacting environmental safety. Thus, the integration of computer vision into fire monitoring systems is a crucial step toward enhancing life safety in the agricultural sector.

Key words: *life safety, fire, fire, smoke, field, machine vision, mathematical model.*

Постановка проблеми

Пожежі на сільськогосподарських полях становлять серйозну загрозу не лише для врожаю та безпеки життєдіяльності людей, а й для економіки аграрного сектора в цілому. Зазвичай, вогонь швидко поширюється сухими полями, знищує посіви, руйнує родючий шар ґрунту, порушує екологічну рівновагу та знищує біорізноманіття, водночас створює прямі ризики для життя працівників сільського господарства, місцевих мешканців і рятувальників. Під час польових робіт, особливо в посушливий сезон, навіть невелика іскра може спричинити масштабну пожежу, тому дотримання правил пожежної безпеки набуває першочергового значення. Нехтування елементарними правилами безпеки, зокрема курінням на полі чи використанням несправної техніки, часто призводить до непоправних наслідків. Пожежі вивільняють у повітря токсичні речовини, що загрожують здоров'ю людей та

тварин, а також можуть спричиняти масові отруєння [1]. Особливо небезпечними є пожежі поблизу житлових будинків, електроліній та автошляхів, де ризик поширення полум'я надзвичайно високий.

Забезпечення належного пожежного захисту сільськогосподарських угідь, проведення регулярних інструктажів, наявність спеціальної техніки та засобів пожежогасіння є обов'язковими елементами трудової діяльності. Системна профілактика, чітка організація праці та свідоме ставлення до правил безпеки можуть зберегти життя і здоров'я людей та майбутній урожай.

Незважаючи на комплекс протипожежних заходів, що реалізуються в аграрних господарствах, загорання виникають в силу природніх та техногенних чинників. Наявність вогню та диму визначають за допомогою датчиків на основі аналізу хімічного складу повітря. Вони якісно працюють у закритих приміщеннях, зокрема в офісах, на виробничих об'єктах, у житлових приміщеннях. Однак ефективність подібних систем значно знижується в умовах відкритих просторів, таких як сільськогосподарські поля, великі промислові цехи, прибудинкові ділянки, вуличні зони, парки й лісові масиви [2, 3]. Низьку якість вчасного виявлення загорання можна пояснити тим, що під впливом погодних умов, зокрема вітру, дощу чи снігу, продукти горіння та температура полум'я змінюються, що унеможливлює їх коректне визначення подібними датчиками. Тому вчасне виявлення диму та полум'я на полях, наприклад, за допомогою камер відеоспостереження, дає змогу запобігти втратам від загоряння.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Традиційні методи виявлення пожеж у відеопотоці значною мірою орієнтуються на аналіз візуальних ознак вогню зокрема кольору, фактури, геометричних контурів, а також просторово-часових характеристик. Так, у роботі [4] розробники зосередили увагу на відстеженні змін між кадрами в межах ряду базових візуальних параметрів, що вказують на можливу присутність пожежі таких як колір, площа ділянки та нерівність поверхні. Розпізнавання самої пожежі здійснюється за допомогою байєсівського класифікатора. У дослідженні [5] на початковому етапі обробки зображення застосовано *HSV*-перетворення кольорів та метод Харріса для виявлення кутів. Для визначення наявності чи відсутності вогню дослідники використали класифікатор, що дозволило мінімізувати кількість хибний результатів. У роботі [6] запропоновано метод розпізнавання вогню на основі кольорових ознак, що впроваджувався для моніторингу на платформах безпілотних літальних апаратів (БПЛА). Проте через складність та мінливість лісових умов часто траплялися випадки як пропуску, так і помилкового виявлення пожеж.

Останнім часом згорткові нейронні мережі (CNN) набули широкого поширення в сфері комп'ютерного зору [7]. На відміну від традиційних підходів, що вимагають ручного виділення ознак, CNN здатні самостійно навчатися характеристикам за допомогою операцій згортки, що забезпечує вищу точність розпізнавання та кращу здатність до узагальнення. Такі моделі активно застосовуються у виявленні пожеж. Наприклад, у роботі [8] представлено метод виявлення лісових пожеж із використанням нейромереж Faster-RCNN, R-FCN, SSD та Yolov3. Результати порівняння показали високу точність алгоритму на базі Yolov3, яка становила 83,7 %, що суттєво перевершувало інші підходи та відповідало вимогам для реального застосування.

У дослідженні [9] описано використання нейромережі Faster R-CNN у поєднанні з грассмановим многовидом для підвищення точності ідентифікації. Запропонований підхід передбачав проєктування можливих осередків займання, виявлених через Faster R-CNN, у грассмановий простір, після чого точки цього простору об'єднувались відповідно до критерію локальної близькості на многовиді.

У роботі [10] розробники інтегрували дві окремі навчені моделі Yolov5 і EfficientDet для генерації обмежувальних прямокутників виявлення вогню. Додатковий класифікатор перевіряв точність роботи нейромереж, що дало змогу зменшити кількість хибних виявлень.

Дослідження [11] присвячене розробці двопотокової згорткової нейромережі, що призначена для виявлення вогняних осередків. На вхід даної моделі нейромережі подається два типи зображень, а саме: звичайне зображення сцени та зображення різниці між двома кадрами. Такий принцип розпізнавання дозволив поєднати просторові статичні та часові динамічні характеристики.

Зазначені вище алгоритми нейномереж демонструють високу точність роботи на потужних обчислювальних системах. Проте, коли мова йде про граничні обчислювальні пристрої, зокрема ті, що встановлюються на БПЛА, виникають суттєві обмеження щодо доступних ресурсів та енергоспоживання. Це значно ускладнює реалізацію масштабних обчислювальних моделей на таких платформах.

Формулювання мети дослідження

Метою даного дослідження є розробка легкої за обчислювальними витратами та ефективної математичної моделі системи машинного зору для виявлення пожеж на сільськогосподарських полях як інструмента безпеки життєдіяльності працівників.

Викладення основного матеріалу дослідження

Розвиток технологій машинного зору зробило можливим автоматичне виявлення об'єктів, таких як пожежі, на цифрових зображеннях із відеопотоку. Для цього необхідно отримати інформацію про стан місцевості за допомогою відеопристроїв і оцінити ймовірність виникнення загоряння. У процесі виявлення загорання основним завданням оператора є своєчасне реагування на сигнали системи [12].

На відеозображеннях дим і полум'я являють собою динамічні текстури, що мають як просторові, так і часові характеристики. До часових параметрів належать рух і зміни границь об'єкта в часі. Зокрема, дим, зазвичай, поширюється повільніше, ніж полум'я. Просторові особливості диму та вогню на відео включають колір, прозорість, фрактальність (турбулентність) і мерехтіння.

Полум'я вогню зазвичай проявляється у відтінках червоного, помаранчевого і жовтого, тоді як дим змінюється від світло-сірого до темно-сірого майже чорного кольору. Незважаючи на значну варіативність кольору як між класами, так і всередині одного класу, колір залишається однією з ключових ознак для виявлення полум'я та диму.

Зазвичай, зображення із відеопотоку фіксуються у форматі *RGB*. Одним із недоліків використання колірного простору *RGB* для виявлення вогню та диму є те, що пікселі вогню та диму мають високу насиченість як у червоному, так і в зеленому каналах [13]. Це пов'язано з тим, що у форматі *RGB* яскравість і колірна складова не розділені. Для вирішення такого обмеження доцільніше перетворювати зображення із формату *RGB* у більш гнучкі колірні простори такі як: *YCbCr*, *HSV* або *CIELab*, де канали *Y*, *S* та *L* надають інформацію про яскравість вогню, а компоненти *Cb*, *Cr*, *H*, *S*, *a* та *b* видають більш виразні колірні характеристики диму та полум'я.

Колірний простір *HSV* наближено відтворює колір у режимі сприйняття людським оком: відтінок (Hue) відповідає за колір пікселя, насиченість (Saturation) вказує на ступінь змішування білого до чистого кольору, а значення (Value) визначає інтенсивність яскравості пікселя. У просторі *YCbCr* компонент *Y* відповідає за яскравість, *Cb* відображає різницю між синім і яскравістю, а *Cr* – між червоним і яскравістю. Аналогічно, у *CIELab* параметр *L* означає освітленість, а компоненти *a* та *b* передають колірні осі: *a* варіюється від зеленого до пурпурового, а *b* – від синього до жовтого. Математичні моделі для конвертації кольорового простору *RGB* у інші формати наведено у (1–10) [14].

Перехід від *RGB* до *HSV*:

$$H=\begin{cases} 0, \textit{якщо}\ \max(R,G,B)=\min(R,G,B) \\ \left(60^\circ\times\dfrac{g-b}{\max(R,G,B)-\min(R,G,B)}+0^\circ\right)\bmod 360^\circ, \textit{якщо}\ \max(R,G,B)=r \\ \left(60^\circ\times\dfrac{b-r}{\max(R,G,B)-\min(R,G,B)}+120^\circ\right)\bmod 360^\circ, \textit{якщо}\ \max(R,G,B)=g \\ \left(60^\circ\times\dfrac{r-g}{\max(R,G,B)-\min(R,G,B)}+240^\circ\right)\bmod 360^\circ, \textit{якщо}\ \max(R,G,B)=b \end{cases}; \tag{1}$$

$$S=\begin{cases} 0, \textit{якщо}\ \max(R,G,B)=0 \\ \dfrac{\max(R,G,B)-\min(R,G,B)}{\max(R,G,B)}=1-\dfrac{\min(R,G,B)}{\max(R,G,B)} \end{cases}; \tag{2}$$

$$V=\max(R,\ G,\ B). \tag{3}$$

Перехід від *RGB* до *YCbCr*:

$$Y=0{,}299R+0{,}587G+0{,}114B, \tag{4}$$

$$Cb=B-Y, \tag{5}$$

$$Cr=R-Y, \tag{6}$$

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} 0{,}412453 & 0{,}357580 & 0{,}180423 \\ 0{,}212671 & 0{,}715160 & 0{,}072169 \\ 0{,}019334 & 0{,}119193 & 0{,}950227 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}. \tag{7}$$

Перехід від *RGB* до *CIELab*:

$$L=\begin{cases} 116\times\left(\dfrac{Y}{Y_n}\right)^{\frac{1}{3}}-16, & \text{якщо}\ \left(\dfrac{Y}{Y_n}\right)>0{,}008856 \\ 116\times\left(\dfrac{Y}{Y_n}\right), & \text{якщо}\ \left(\dfrac{Y}{Y_n}\right)\le 0{,}008856 \end{cases}; \tag{8}$$

$$a=500\cdot\left\{\left(\frac{X}{X_n}\right)^{\frac{1}{3}}-\left(\frac{Y}{Y_n}\right)^{\frac{1}{3}}\right\}, \tag{9}$$

$$b = 200 \cdot \left\{ \left(\frac{Y}{Y_n} \right)^{\frac{1}{3}} - \left(\frac{Z}{Z_n} \right)^{\frac{1}{3}} \right\}, \tag{10}$$

де *Xn*, *Yn*, *Zn* – триколірні значення опорних білих точок.

Для використання запропонованих математичних моделей з метою виявлення ділянок із полум'ям та димом і їх відокремлення від інших яскравих природних об'єктів із кожного блоку зображення обчислюються середні значення для компонентів колірних просторів *Cb*, *Cr*, *H*, *S*, *V*, *a* та *b*. Додатково, для виявлення незначних за розміром пікселів полум'я в межах блоку, також визначаються максимальні значення параметрів *Y*, *Cr*, *H*, *S*, *a* та *b* для кожного блоку.

Основні етапи аналізу характеристик диму і полум'я на основі наявної послідовності зображень наступні: 1. Отримання даних; 2. Загальний аналіз зображення; 3. Виявлення об'єктів на зображенні; 4. Обчислення характеристик; 5. Виведення результатів.

Перший етап виконується системою моніторингу та полягає у фіксації послідовності зображень контрольованого поля. Широкий вибір інструментів дають змогу застосовувати алгоритми цифрової обробки зображень і машинного зору для аналізу та модифікації візуальних даних. Одним із найпоширеніших інструментів є бібліотека комп'ютерного зору з відкритим вихідним кодом OpenCV [15].

На другому етапі виконується загальний аналіз характеристик зображення, зокрема яскравості, контрастності та інших параметрів, що залежать від умов зйомки та особливостей обладнання. Для зручності, зображення переводиться у колірний формат, наприклад, *HSV*, після чого визначається параметр, що відповідає об'єкту типу «вогонь» на цьому знімку. На заключних етапах послідовно обробляються всі кадри із застосуванням загальноприйнятих методів цифрової обробки зображень.

Коли загоряння відбувається на відкритих полях, то основним спостережуваним елементом стає дим (рисунок 1), а територію можна узагальнено описати як «дим». На рисунку 1, *а* наведено приклад роботи розробленої на основі математичної моделі системи машинного зору для виявлення диму. Система визначила області, що класифікуються як дим, і обвела їх синім контуром. На рисунку 1, *б* показано чорно-білу маску зображення, де білим підсвічено область, що розпізнана як дим. Такий прийом дещо спрощує процес виявлення пожежі порівняно з випадками, коли на зображенні присутні житлові будівлі, гірська місцевість або водні об'єкти.

а б

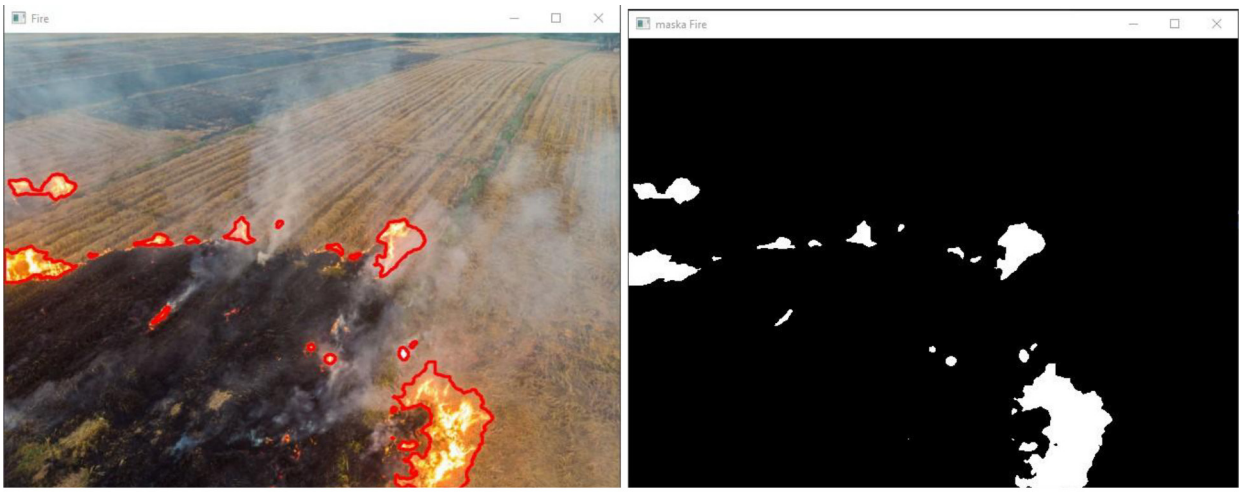
Рис. 1. Приклад роботи розробленого алгоритму із виявлення диму:
а – розпізнана область диму; б – маска зображення диму

Але за несприятливих погодних умов, наприклад при хмарності (рисунок 2), пошук таких категорій як «дим» і «вогонь», може спричинити помилкові результати.

Для уникнення подібних помилок у визначенні пожежі, вводиться третій етап – виявлення заздалегідь визначеного об'єкта типу «вогонь». Перед запуском програми визначається цільовий об'єкт, після чого коригуються його параметри відповідно до загальних характеристик зображення. У межах даного дослідження було використано наступні параметри: розподіл кольорів для об'єкта «дим» та контрастність у граничній зоні «вогонь».

Для опису розподілу кольорів застосовували алгоритми виявлення границь об'єктів на зображеннях. Спочатку виділяли область, у межах якої обчислюється розподіл кольорів, потім отримані дані порівнювали із параметрами, що характерні для об'єкта «дим». На основі аналізу програма визначає належність піддослідної області до об'єкта типу «вогонь» та/або «дим». На рисунку 3 наведено приклад роботи розробленого алгоритму із виявлення полум'я. Розпізнані області вогню виділяються червоним контуром.

Рис. 2. Приклад зображення із складними погодними умовами для роботи системи



а б

Рис. 3. Приклад роботи розробленого алгоритму із виявлення вогню: а – розпізнані області вогню; б – маска зображення вогню

Перевірка на наявність загоряння проводиться паралельно для двох об'єктів: дим та вогонь. Такий підхід дозволяє виявити пожежу на ранніх стадіях, що сприяє запобіганню можливих економічних збитків та людських жертв. Додатково система дозволяє інформувати користувача про виявлені підозрілі небезпеки.

Висновки

Виявлено проблему вчасного відслідковування пожеж на сільськогосподарських полях, поширення яких завдають значних економічних втрат та впливають на безпеку життєдіяльності як працівників, так і оточуючих людей. Запропоновано удосконалити систему відслідковування пожеж за допомогою розробки математичної моделі для системи машинного зору, яку можна встановити на літальні апарати по типу БПЛА. Проведений аналіз використання засобів машинного зору у сільському господарстві та виробничих сферах показав, що на даний час розроблено потужні нейромережі для розпізнавання лісових пожеж та загорання нафтових платформ, що потребують стаціонарних обчислювальних потужностей, але відсутні легкі мобільні математичні моделі. Запропоновано алгоритм програми машинного зору та показано результат її роботи на зображеннях із польовими пожежами. Розроблена система дозволяє розпізнавати окремі об'єкти по типу «дим» та «вогонь». Під час експериментальних досліджень система розпізнала локації диму та вогню і обвела ці об'єкти синім та червоним кольором відповідно та проінформувала оператора БПЛА. Завдяки здатності системи оперативно виявляти займання в режимі

реального часу можливе швидке реагування пожежних служб, що зменшує масштаб поширення вогню. Це не лише мінімізує втрати сільськогосподарських угідь та знижує економічні збитки, але й істотно зменшує ризики для здоров'я та життя людей, які можуть опинитися поблизу осередків займання. Крім того, своєчасне виявлення пожеж сприяє зменшенню викидів токсичних продуктів горіння в атмосферу, що позитивно впливає на екологічну безпеку. Таким чином, інтеграція машинного зору в системи моніторингу пожеж є важливим кроком до підвищення рівня безпеки життєдіяльності в аграрному секторі.

Список використаної літератури

1. Гуліда Е. М., Ренкас А. А. Вплив пожеж на екологічну безпеку навколишнього середовища. *Науковий вісник НГУ : Екологічна безпека, охорона праці*. 2014, № 5, С. 91–100.

2. Toreyin B. U., Dedeoglu Y., Gueduekbay U. Computer vision based method for real-time fire and flame detection. *Pattern Recognition Letters*. 2006, 27(1), pp. 49–58.

3. Kinaneva D., Hristov G., Raychev J., Zahariev P. Early forest fire detection using drones and artificial intelligence. *42nd International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics*. MIPRO. 2019, Proceedings, art. no. 8756696, pp. 1060–1065. DOI: 10.23919/MIPRO.2019.8756696

4. Borges P., Izquierdo E. A Probabilistic Approach for Vision-Based Fire Detection in Videos. *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol*. 2010, 20, pp. 721–731.

5. Ryu J., Kwak D. Flame Detection Using Appearance-Based Pre-Processing and Convolutional Neural Network. *Appl. Sci*. 2021, 11, pp. 5138.

6. Yuan C., Ghamry K. A., Liu Z., Zhang Y. Unmanned aerial vehicle based forest fire monitoring and detection using image processing technique. *In Proceedings of the 2016 IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference (CGNCC)*, Nanjing, China, 12–14 August 2016; pp. 1870–1875.

7. Jindal P., Gupta H., Pachauri N., Sharma V., Verma O.P. Real-Time Wildfire Detection via Image-Based Deep Learning Algorithm. *In Soft Computing: Theories and Applications. Springer*: Singapore. 2021, pp. 539–550.

8. Li P., Zhao W. Image fire detection algorithms based on convolutional neural networks. *Case Stud. Therm. Eng*. 2020, 19, pp. 100625.

9. Barmpoutis P., Dimitropoulos K., Kaza K., Grammalidis N. Fire Detection from Images Using Faster R-CNN and Multidimensional Texture Analysis. *In Proceedings of the ICASSP 2019–2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Brighton*, UK, 12–17 May 2019, pp. 8301–8305.

10. Xu R., Lin H., Lu K., Cao L., Liu Y. A Forest Fire Detection System Based on Ensemble Learning. *Forests*. 2021, 12, pp. 217.

11. Lu P., Zhao Y., Xu Y. A Two-Stream CNN Model with Adaptive Adjustment of Receptive Field Dedicated to Flame Region Detection. *Symmetry*. 2021, 13, pp. 397.

12. Kanivets O. V., Kanivets I. M., Gorda T. M., Burlaka O. A. Development of a machine vision program to determine the completeness of wrapping plants in the soil, *CEUR Workshop Proceedings*. 2022, Vol. 3077, pp. 27–43. URL: https://ceur-ws.org/Vol-3077/paper04.pdf

13. F. M. AnimHossain, Youmin M. Zhang, Masuda AkterTonima Forest fire flame and smoke detection from UAV-captured images using fire-specific color features and multi-color space local binary pattern. *Journal of Unmanned Vehicle Systems*. 2020, 8(4), pp. 285-309. DOI: 10.1139/juvs-2020-0009

14. Chen X., Hopkins B., Wang H., O'Neill L., Afghah F., Razi A., Fulé P., Coen J., Rowell E., Watts A. Wildland Fire Detection and Monitoring Using a Drone-Collected RGB/IR Image Dataset, *IEEE Access*. 2022, 10, pp. 121301–121317. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3222805

15. Nelson K. N., Boehmler J. M., Khlystov A. Y., Moosmüller H., Samburova V., Bhattarai C., Wilcox E. M., Watts A. C. A multipollutant smoke emissions sensing and sampling instrument package for unmanned aircraft systems: Development and testing. *Fire*. 2019, 2(2), art. no. 32, pp. 1–18. DOI: 10.3390/fire2020032

References

1. Hulida, E. M., & Renkas, A. A. (2014). Vplyv pozhezh na ekolohichnu bezpeku navkolyshnoho seredovyshcha [Fire Damage Of Environment]. Naukovyi visnyk NHU : Ekolohichna bezpeka, okhorona pratsi. № 5, pp. 91–100. [in Ukrainian].

2. Toreyin, B. U., Dedeoglu, Y., & Gueduekbay, U. (2006). Computer vision based method for real-time fire and flame detection. Pattern Recognition Letters. 27(1), pp. 49–58.

3. Kinaneva, D., Hristov, G., Raychev, J., & Zahariev, P. (2019). Early forest fire detection using drones and artificial intelligence. 42nd International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics. MIPRO. Proceedings, art. no. 8756696, pp. 1060–1065. DOI: 10.23919/MIPRO.2019.8756696.

4. Borges, P., & Izquierdo, E. A (2010). Probabilistic Approach for Vision-Based Fire Detection in Videos. IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol. 20, pp. 721–731.

5. Ryu, J., & Kwak, D. (2021). Flame Detection Using Appearance-Based Pre-Processing and Convolutional Neural Network. Appl. Sci. 11, pp. 5138.

6. Yuan, C., Ghamry, K.A., Liu, Z., & Zhang, Y. (2016). Unmanned aerial vehicle based forest fire monitoring and detection using image processing technique. In Proceedings of the 2016 IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference (CGNCC), Nanjing, China, 12–14 August 2016; pp. 1870–1875.

7. Jindal, P., Gupta, H., Pachauri, N., Sharma, V., & Verma, O. P. (2021). Real-Time Wildfire Detection via Image-Based Deep Learning Algorithm. In Soft Computing: Theories and Applications; Springer: Singapore. pp. 539–550.

8. Li, P., & Zhao, W. (2020). Image fire detection algorithms based on convolutional neural networks. Case Stud. Therm. Eng. 19, pp. 100625.

9. Barmpoutis, P., Dimitropoulos, K., Kaza, K., & Grammalidis, N. (2019). Fire Detection from Images Using Faster R-CNN and Multidimensional Texture Analysis. In Proceedings of the ICASSP 2019–2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Brighton, UK, 12–17 May 2019, pp. 8301–8305.

10. Xu, R., Lin, H., Lu, K., Cao, L., & Liu, Y. (2021). A Forest Fire Detection System Based on Ensemble Learning. Forests. 12, pp. 217.

11. Lu, P., Zhao, Y., & Xu, Y. (2021). A Two-Stream CNN Model with Adaptive Adjustment of Receptive Field Dedicated to Flame Region Detection. Symmetry. 13, pp. 397.

12. Kanivets, O. V., Kanivets, I. M., Gorda, T. M., & Burlaka, O. A. (2022). Development of a machine vision program to determine the completeness of wrapping plants in the soil, CEUR Workshop Proceedings. Vol. 3077, pp. 27–43. URL: https://ceur-ws.org/Vol-3077/paper04.pdf

13. F. M., AnimHossain, Youmin, M. Zhang, & Masuda, AkterTonima. (2020). Forest fire flame and smoke detection from UAV-captured images using fire-specific color features and multi-color space local binary pattern. Journal of Unmanned Vehicle Systems. 8(4), pp. 285–309. DOI: 10.1139/juvs-2020-0009

14. Chen, X., Hopkins, B., Wang, H., O'Neill, L., Afghah, F., Razi, A., Fulé, P., Coen, J., Rowell, E., & Watts, A. (2022). Wildland Fire Detection and Monitoring Using a Drone-Collected RGB/IR Image Dataset, IEEE Access. 10, pp. 121301–121317. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3222805

15. Nelson, K. N., Boehmler J. M., Khlystov A. Y., Moosmüller H., Samburova V., Bhattarai C., Wilcox E. M., & Watts A. C. (2019). A multipollutant smoke emissions sensing and sampling instrument package for unmanned aircraft systems: Development and testing. Fire. 2(2), art. no. 32, pp. 1–18. DOI: 10.3390/fire2020032