

УДК 614.894

*Є. С. Жир, аспірант (ORCID 0009-0001-3701-1710)**Д. І. Радчук, к.т.н, доцент, доц. каф. (ORCID 0000-0001-8034-541X)**Національний технічний університет «Дніпровська політехніка», Дніпро, Україна*

## УДОСКОНАЛЕННЯ АЛГОРИТМУ РОБОТИ АВТОМАТИЧНИХ СИСТЕМ ПРОТИПОЖЕЖНОГО ЗАХИСТУ

Проведено системний огляд та порівняльний аналіз архітектур комп'ютерного зору і моделей глибокого машинного навчання отримано систематизовані дані щодо функціональних обмежень існуючих рішень на базі згорткових нейронних мереж. Доведено їхню значну залежність від прямої видимості осередку займання та високу чутливість до складних змін освітленості. На основі цих недоліків розроблено теоретичну концепцію оптимізованого двоетапного алгоритму роботи системи комп'ютерного зору для раннього виявлення пожежі в замкнених промислових приміщеннях за умов прихованого полум'я. Встановлено, що ефективність локалізації вогню може бути суттєво підвищена завдяки поєднанню методів прямого розпізнавання полум'я та аналізу непрямих візуальних ознак пожежі. Підхід обґрунтовано шляхом теоретичного моделювання декомпозиції коротких відеофрагментів на кадри з фіксованою частотою для подальшого математичного обчислення часових коливань загальної яскравості, специфічних відблисків та динамічного мерехтіння світла. Зафіксовано доцільність використання різкого зниження інтенсивності освітлення внаслідок раптового задимлення як визначальної непрямой ознаки для локалізації. Обґрунтовано перспективу формування спеціальних часових рядів похідних параметрів замість традиційної обробки пікселів усього зображення з їх подальшою передачею на вхід нейромережових моделей для розпізнавання унікальних хаотично-періодичних паттернів оптичних змін. Сформовано лише теоретичні засади та технологічні параметри запропонованої архітектури, тоді як розробка програмного забезпечення, навчання моделей нейронних мереж та їх практичне тестування на базі датасетів визначено завданнями для наступних статей. Результати підтверджують можливість майбутньої модернізації наявних систем відеоспостереження без залучення значних додаткових апаратних витрат.

**Ключові слова:** пожежна безпека, штучний інтелект, машинне навчання, виявлення пожежі, комп'ютерний зір

### 1. Вступ

Через пожежі в Україні та світі кожен рік гине велика кількість людей. Застосування сигналів тривожного сповіщення про пожежу допомагає зменшити кількість загиблих та травмованих, проте досі не вирішує питання раннього виявлення та запобігання поширенню займань.

Використання штучного інтелекту (ШІ) в життєвому середовищі людини стає все більш поширеним, а використання даного терміну перестає бути просто «модним» словом. Так, системи пошуку в мережі Інтернет масово перейшли на використання ШІ, що підвищило результативність та зменшило час на обробку запитів. Однак застосування ШІ не обмежується мережею Інтернет та пошуковими системами, все більше з'являється автоматизованих систем, що виконують моніторинг навколишнього середовища та контролюють стан безпеки об'єктів уваги. Прикладом такої системи може бути «розумний будинок», в якому застосовані інтелектуальні режими контролю стану середовища та швидкого реагування на виявлені зміни.

Не оминуло таке вдосконалення й системи протипожежного захисту. Традиційно системи протипожежного захисту призначені для раннього виявлення пожежі та подавання сигналу тривоги для вживання необхідних заходів. Головним їх завданням все ж залишаються виявлення ознак пожежі на ранній стадії, передача та формування сигналу для іншого інженерного обладнання згідно встанов-

леного алгоритму. Проте такі системи не враховують швидких змін поточного стану ситуації та не здатні оперативно приймати рішення щодо виявлення джерел займання та потреби в застосуванні засобів пожежогасіння.

Системи пожежної безпеки на основі штучного інтелекту є вже досить поширеними, що використовують можливості штучного інтелекту та машинного навчання для раннього виявлення ризиків пожежі, швидшого реагування та мінімізації людських помилок. Вони адаптовані для застосування в будь-яких середовищах, здатні обробляти та зберігати великі масиви даних. ШІ може помітити ознаки пожежі або диму швидше, ніж традиційні датчики або люди. Крім того ШІ-моделі аналізують історичні дані, умови навколишнього середовища, конфігурацію будівлі, щоб передбачити, де може виникнути пожежа чи де потрібно посилити захист, що дозволяє прогнозувати появу ризикових ситуацій.

Проте використання ШІ моделей має ряд обмежень зокрема є потреба у якісних даних (відео, зображення) та частого оновлення, система може давати хибні спрацьовування або навпаки упускати деякі ситуації. Отже удосконалення концепції існуючих систем протипожежного захисту шляхом застосування елементів ШІ є актуальним напрямком досліджень.

## 2. Аналіз літературних даних та постановка проблеми

Багато науковців намагались провести аналіз існуючих систем протипожежного захисту, в яких застосовуються елементи ШІ систем. В роботі [1] автори проводили всебічний огляд існуючої літератури про дослідження пожежної сигналізації з використанням методів машинного навчання. Автори використовували три різні категорії наборів даних: зображення, дані, отримані з бездротових сенсорних мереж (WSN), або гібридне поєднання обох. Результати дослідження показують, що модель багат шарового перцептрона (MLP) демонструє найвищу загальну точність (0,997). Проте ґрунтовним недоліком цього підходу щодо заявленої проблематики є використання виключно статичних зображень. Це унеможливорює аналіз динамічної складової (наприклад, мерехтіння світла чи тіней), що є критично важливим для виявлення пожежі, яка фізично прихована за перешкодою і не потрапляє в об'єктив камери напряду.

В роботі [2] проводили дослідження присвячені прогнозуванню пожеж зокрема її розвитку та поширенню. Враховувались ключові фактори навколишнього середовища, а саме вологість повітря, погодні умови та присутність людини. В результаті вдалось досягти точності моделі у 92 %. Критичним недоліком цього методу є його орієнтація виключно на кліматичні та погодні фактори навколишнього середовища, що робить його абсолютно неефективним для застосування у замкнених просторах промислових підприємств, де мікроклімат є штучно стабільним, а займання виникають раптово через техногенні фактори.

Запропонована в роботі [3] система аналізує зображення в реальному часі, отримані IP-камерами та збережені на хмарному сервері. В базу були включені зображення, які потенційно могли бути неправильно інтерпретовані як пожежа (червоні дерева, люди в червоному одязі). Під час оцінювання модель досягла точності 93,07 %. Попри здатність відфільтровувати візуальні перешкоди, суттєвим недоліком системи залишається її повна залежність від прямої видимості полум'я. Якщо вогнище виникає за промисловим обладнанням або стелажми, камера не зафіксує займання на початковій стадії.

У роботі [4] представлено методологію розробки ефективної системи ма-

шинного навчання для виявлення лісових пожеж за допомогою супутникових знімків на базі моделі CNN (MobileNet). Недоліком та ключовим обмеженням даного дослідження є фокус на відкритій місцевості та аерокосмічних даних. Для замкнених промислових приміщень, що мають дахи та міжповерхові перекриття, такий підхід є неможливим для застосування.

В роботі [5] використовувався набір даних теплового інфрачервоного випромінювання з реальних джерел займання, отриманих в результаті експериментів з контрольованими пожежами в приміщеннях. Хоча тепловізори ефективні в умовах задимлення, їхнім недоліком є висока вартість розгортання в масштабах великих підприємств, а також нездатність інфрачервоного випромінювання «пробивати» масивні металеві перешкоди (наприклад, промислові станки чи металеві шафи), всередині яких може знаходитись епіцентр полум'я.

Автори роботи [6] пропонують комплексну двоетапну систему, яка поєднує пасивне виявлення пожежі (через CNN) з активним її пригніченням за допомогою акустичних хвиль (звуковий тиск), що відривають полум'я від джерела палива. Слабким місцем цієї архітектури є те, що її програмний модуль вимагає прямої фіксації вогню чи диму в кадрі для активації акустичного гасіння. У разі часткового або повного перекриття полум'я перешкодою система не розпізнає загрозу і не згенерує керівний сигнал на мікроконтролер.

Ієрархічний дворівневий підхід у роботі [7] використовує DenseNet121 для визначення наявності пожежі, а EfficientNet-B0 – для класифікації її типу. Незважаючи на високу точність класифікації (понад 97 %), метод оперує виключно просторовими ознаками відкритого вогню. Його недоліком є неможливість розпізнати пожежу, якщо саме полум'я знаходиться поза зоною прямої видимості об'єкта і проявляється лише через вторинні ознаки.

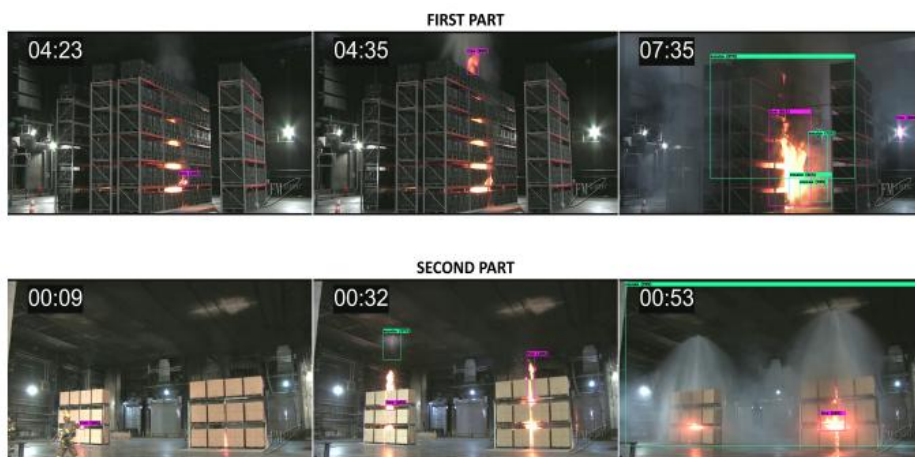


Рис. 1. Зображення використання метода під час пожежі в складському приміщенні

Окремий шар досліджень стосується використання систем з ШІ для запобігання пожеж на промислових об'єктах. В роботі [8] автори пробують вирішити специфічну проблему промислових об'єктів, а саме неефективність традиційних димових сповіщувачів у приміщеннях з високими стелями. Автори пропонували систему моніторингу в реальному часі на базі відеокамер та моделі YOLOv4. Було встановлено, що візуальна система здатна локалізувати займання на 12–23 секунди швидше (рис. 1), що є вирішальним часовим інтервалом для запобігання значним збиткам. Проте її головним недоліком залишається вразливість до оптичної оклюзії: високі стелажі можуть повністю перекривати огляд камері, роблячи

модель «сліпою» до початкової стадії пожежі на нижніх ярусах.

В роботі [9] автори сфокусовались на ранньому виявленні малих осередків вогню за допомогою моделей сімейства YOLOv5. Недоліком застосування цієї моделі в умовах промислового підприємства є те, що малі осередки вогню (наприклад, замикання проводки) найчастіше виникають у важкодоступних, прихованих місцях. Модель не здатна їх ідентифікувати без прямого візуального контакту з вогнищем.

Проблема моніторингу будівель із великою кількістю «сліпих зон» розглядається в роботі [10]. Автори пропонують систему MITA-YOLO із застосуванням непрямого бачення (indirect vision) за допомогою дзеркал. Хоча цей механізм дозволяє ізолювати область дзеркала та охопити приховані зони, його критичним недоліком є необхідність жорсткої та точної фізичної інсталяції системи дзеркал. Це рішення є абсолютно не масштабним і не адаптивним для складських та промислових приміщень, де конфігурація простору та розташування перешкод (наприклад, навантажувачів чи палет з товарами) постійно змінюється.

Невирішеною частиною проблеми залишається відсутність алгоритмів, здатних до раннього та надійного виявлення пожежі у замкнених промислових приміщеннях за умов повної або часткової оптичної оклюзії. Як показав критичний аналіз, існуючі рішення на базі комп'ютерного зору ефективні лише за умови прямої видимості вогню, або ж вимагають складної і неадаптивної фізичної інфраструктури (дзеркал, тепловізорів). Відповідно, виникає наукова задача, яка вирішується у цій статті: розробка концепції та обґрунтування удосконаленого алгоритму системи комп'ютерного зору, який базується на локалізації непрямих ознак пожежі – часових змін освітленості, мерехтіння світла та відблисків від прихованого полум'я на навколишніх поверхнях – без необхідності прямої видимості епіцентру займання.

### **3. Мета та завдання дослідження**

Метою дослідження є аналіз існуючих систем протипожежного захисту зі штучним інтелектом для умов замкнених приміщень підприємств та визначення шляхів їх вдосконалення.

Для досягнення поставленої мети у роботі необхідно вирішити такі завдання:

1. Провести аналіз сучасних методів виявлення пожежі із застосуванням технологій штучного інтелекту та визначено їхні ключові обмеження.

2. На основі результатів проведеного огляду здійснити теоретичне обґрунтування концепції оптимізованого двоетапного алгоритму протипожежного захисту, який поєднує пряму локалізацію відкритого вогню із математичним розрахунком часових послідовностей непрямих ознак займання.

### **4. Матеріали та методи дослідження**

Об'єктом дослідження є існуючі технічні рішення у сфері автоматичних систем протипожежного захисту, призначених для застосування в замкнених промислових приміщеннях.

Основна гіпотеза дослідження полягає в тому, що аналіз поєднання прямих і непрямих ознак пожежі, зокрема часових змін параметрів освітленості у відеопотоці, може бути використаний для підвищення надійності виявлення пожеж.

У межах дослідження прийнято припущення про сталість геометричних параметрів сцени та відсутність суттєвих змін умов освітлення, не пов'язаних із виникненням пожежі.

До прийнятих у дослідженні спрощень віднесено використання відеоданих, отриманих із фіксованих точок спостереження, без урахування впливу рухомих джерел світла та змін положення камер.

Для досягнення поставленої мети застосовано комплекс теоретичних методів дослідження. Методологічну основу роботи становить метод системного аналітичного огляду наукових публікацій, нормативних документів та інформаційних ресурсів у сфері цивільної безпеки. Для систематизації характеристик систем протипожежного захисту застосовано метод порівняльного аналізу, який передбачає послідовне формування мети зіставлення, визначення критеріїв ефективності та виявлення сильних і слабких сторін відомих технічних рішень. Отримання наукових результатів (концепції алгоритму) базується на теоретичних методах цифрової обробки сигналів та аналізу відеопотоків, що включають математичне моделювання декомпозиції коротких відеофрагментів на послідовні кадри з фіксованою частотою для обчислення часових ознак: параметрів інтенсивності освітлення, рівня задимленості, наявності відблисків та характеристик хаотично-періодичного мерехтіння світла.

Оскільки у цій статті розробляється виключно теоретична концепція алгоритму, програмне забезпечення безпосередньо в роботі не створювалось. Натомість визначено вимоги до перспективного програмного інструментарію (засобів створення та навчання моделей нейронних мереж, рекурентних структур для обробки часових рядів) та апаратного забезпечення (стандартні цифрові камери, серверні модулі відеоспостереження, edge-пристрої), які виступають цільовою базою для майбутньої практичної реалізації.

Аналогічно, процедури обробки експериментальних даних, умови проведення експерименту із контрольованою пожежею в замкненому приміщенні з моделюванням сценаріїв оклюзії, а також методика перевірки адекватності майбутніх моделей на базі спеціалізованих датасетів FASDD, DFS та модифікованого під умови непрямой локалізації датасету FIRESENSE, описані в роботі як теоретично обґрунтований методологічний регламент, реалізація та практичне тестування якого заплановані у наступних статтях.

## **5. Аналіз функціональних обмежень існуючих методів автоматичного виявлення пожежі**

У межах виконання першого завдання дослідження було здійснено систематизацію та порівняльний аналіз переваг та недоліків існуючих систем виявлення пожеж з використанням алгоритмів III (табл. 1).

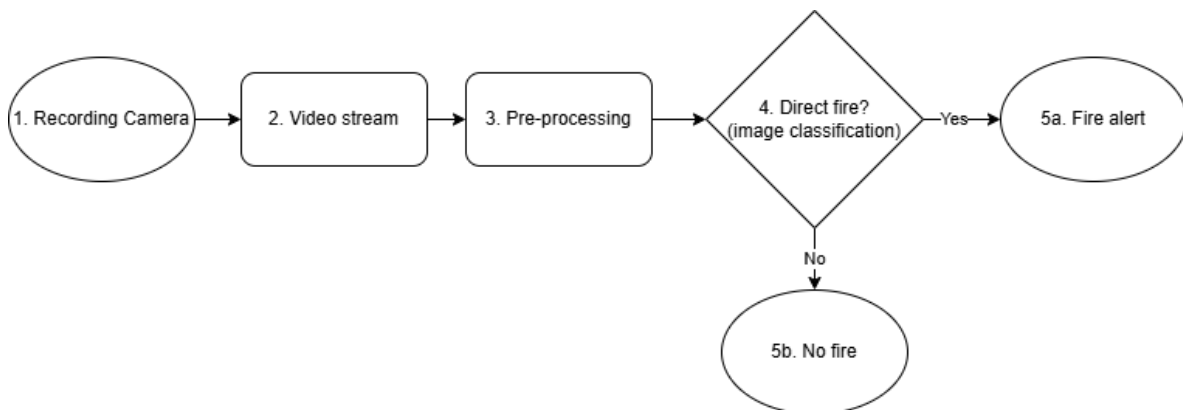
Аналіз таблиці показує, що більшість сучасних архітектур орієнтовані на пряму візуальну локалізацію полум'я або диму за просторовими ознаками в пікселях зображення. Проте в умовах реальних промислових об'єктів такі підходи стикаються із серйозними обмеженнями, оскільки будь-яке великогабаритне обладнання чи будівельні конструкції створюють зони оклюзії, повністю блокуючи пряму видимість осередку вогню для стандартних оптичних сенсорів.

Класичний «багатоступеневий» алгоритм роботи системи комп'ютерного зору для виявлення вогню має наступну структуру (рис. 2).

Відеопотік з камери (2 етап) передається до системи, де початково обробляються кадри шляхом накладання фільтрів (3 етап), що дозволяє підготувати кадри для локалізації полум'я (етап 4). Якщо система приймає рішення, що вогонь виявлено, то система сповіщає про це шляхом передачі сигналу на пульт керування (етап 5а).

**Табл. 1. Порівняння виявлення пожеж з використанням алгоритмів ШІ**

Назва системи	Переваги	Недоліки
CNN [6]	1. Можливість інтеграції в приміщення з вже встановленими камерами та динаміками; 2. Економічність та відсутність хімічних речовин	Недостатня потужність динаміків для ефективного гасіння Невідомий вплив акустичного гасіння на людей Потребує бачити полум'я безпосередньо
MobileNetV2 [7]	Надає критично важливу інформацію про тип пожежі. Висока заявлена точність	Незбалансований датасет Низькі показники класифікації типу вогню
YOLOv4 [8]	1 Швидке виявлення пожежі 2. Покриття важкодоступних зон	Чутливість до умов освітлення, тіней і відблисків Високі потреби в обчислювальних ресурсах. Потребує бачити полум'я безпосередньо
YOLOv5x та YOLOv5n [9]	Виявлення малих осередків вогню (раннє виявлення)	Недостатньо підтверджень для промислового використання Потребує бачити полум'я безпосередньо
MITA-YOLO [10]	Висока точність; Рішення підходить, де нема можливості зробити проводку; Вирішає проблему з полум'ям за перешкодою	Займання не буде виявлено, якщо воно відбувається поза цільовими зонами

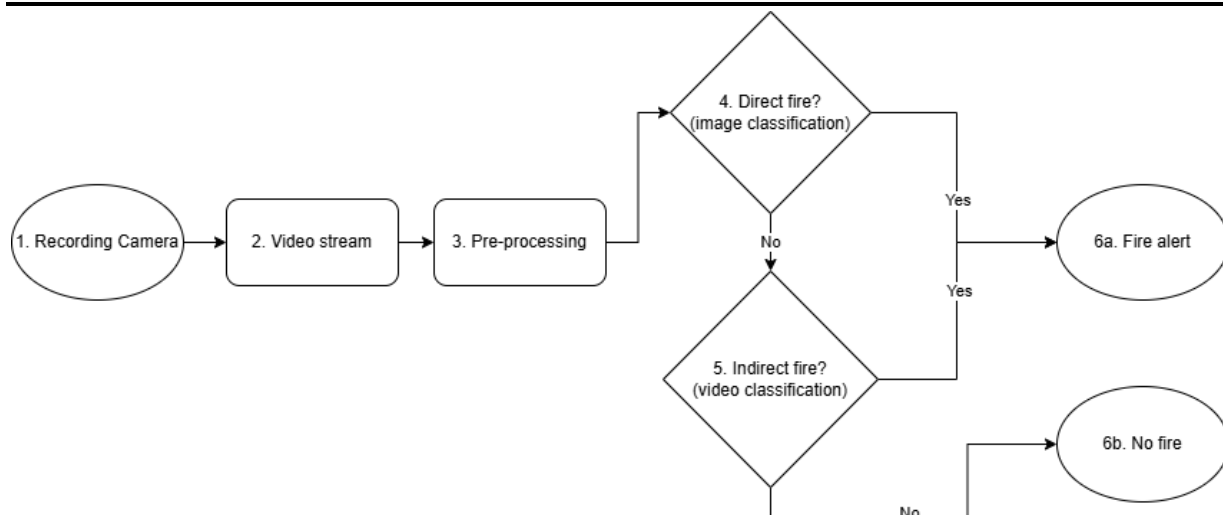
**Рис. 2. Класичний алгоритм роботи системи комп'ютерного зору для виявлення вогню**

Недоліком такої системи є висока ймовірність хибних спрацьовувань (помилкових тривог) та низька стійкість до варіацій навколишнього середовища.

## 6. Обґрунтування концепції оптимізованого двоетапного алгоритму протипожежного захисту

З метою вирішення другого завдання дослідження та усунення критичних недоліків класичних підходів, пропонується оптимізований алгоритм роботи комп'ютерного зору для виявлення вогню (рис. 3), який працює наступним чином: відеопотік з камери (етап 2) передається до системи, де початково обробляються кадри шляхом накладання фільтрів (3 етап). при цьому система спочатку намагається локалізувати пряме полум'я на зображенні (етап 4). У разі, якщо локалізувати пряме полум'я не вдається, система переходить до виявлення непрямого, тобто за перешкодою (етап 5). В результаті система сповіщає про результати оцінюванню стану ситуації на пульті керування шляхом передачі сигналу (етап 6а або 6б).

Новизною алгоритму є локалізація непрямого вогню (етап 5), цей пункт можна розбити на наступні кроки:



**Рис. 3. Новий алгоритм роботи системи комп'ютерного зору для виявлення вогню**

1. На початковому етапі система отримує короткий відеофрагмент, який слугує вхідними даними для подальшої обробки. Відео розбивається на послідовні кадри з фіксованою частотою. Алгоритм класифікації вогню за перешкодою ґрунтується на аналізі зміни освітлення у відеопотоці.

2. Для кожного кадру система обчислює ряд характеристик освітлення, які можуть сигналізувати про наявність або відсутність вогню. До таких характеристик належать динамічне мерехтіння полум'я та відблиски. Окрім цього, аналізується зменшення інтенсивності освітлення, яке може бути наслідком задимлення або часткового перекриття вогню.

3. Після обробки кожен кадр представлений набором параметрів, що описують його поточний стан: інтенсивність освітлення, рівень задимлення, наявність відблисків та інші похідні показники. Отримані дані за пунктом 2, формують часову послідовність, яка моделює зміну оптичних умов у відеофрагменті.

4. На завершальному етапі дані передаються моделі нейронних мереж набору параметрів для аналізу їх динаміки та зміни між кадрами. Якщо виявлено характерний патерн освітлення, притаманний вогню (зокрема періодичні або хаотично-періодичні коливання яскравості, що відповідають природному мерехтінню полум'я, а не іншим видам мерехтіння), модель класифікує та повертає результат, що у сцені присутній вогонь.

Основною відмінністю описаного підходу від типових систем з використанням Convolutional Neural Networks (CNN) полягає в зміні фокусу аналізу. Типові CNN-системи переважно зосереджуються на просторових ознаках (формі, кольорі, текстурі) безпосередньо у пікселях зображення для класифікації вогню (чи диму). Вони навчаються розпізнавати візуальний образ вогню, як правило, коли він видно повністю або частково, але без акценту на впливі непрямих факторів, таких як освітлення.

Даний підхід з локалізацією непрямого вогню акцентує увагу на часових ознаках та похідних параметрах освітлення (динамічні зміни мерехтіння, відблиски, зменшення інтенсивності через перешкоду/дим). Елементи CNN використовуються лише на завершальному етапі, але не для прямої обробки пікселів. Замість того, щоб подавати на вхід CNN цілий кадр, будуть подаватись спеціально виділені та оброблені часові ряди (послідовність параметрів, таких як інтенсивність освітлення, рівень задимлення тощо) з кроків 1–3. Технологічні параметри стандартної та оптимізованої систем представлено в табл. 2.

В результаті подальшого розвитку запропонованого теоретичного підходу

будуть розроблені дві окремі моделі нейронних мереж: одна для прямої локалізації вогню, а інша – для непрямой локалізації вогню.

**Табл. 2. Технологічні параметри систем**

Назва параметру	Типові системи на базі CNN	Запропонований підхід з локалізації непрямого вогню
Вхідні дані для основного алгоритму	Пікселі зображення/кадру (RGB, HSI та ін.)	Часова послідовність похідних параметрів (мерехтіння, інтенсивність освітлення, задимлення)
Фокус аналізу	Просторові ознаки (колір, форма полум'я)	Часові та динамічні ознаки (зміна освітлення, мерехтіння)
Обробка вхідних даних	Згорткові шари витягують ознаки (краї, текстури) безпосередньо з пікселів	Класичні алгоритми (кроки 1-3) витягують параметри; нейронні мережі аналізують динаміку цих параметрів
Принцип роботи	Розпізнавання візуального образу вогню	Розпізнавання непрямих ефектів (зміни освітлення) вогню за перешкодою
Роль нейронних мереж	Основний класифікатор та витягувач ознак з пікселів	Аналізатор часових рядів, який класифікує патерн динаміки світла/параметрів

Навчання та тестування цих моделей здійснюватиметься на існуючих спеціалізованих датасетах у межах майбутніх етапів дослідження.

## 7. Обговорення результатів удосконалення алгоритмів виявлення пожежі

Точне прогнозування поширення вогню є ключовим чинником мінімізації матеріальних збитків, оптимізації рішень щодо оперативних дій та раціонального розподілу персоналу в пожежонебезпечних зонах. Сучасні методи на основі нейронних мереж демонструють високу ефективність у класифікації диму та його відокремленні від схожих структур, таких як хмари, ґрунт, пил або водні поверхні.

Попри те, що штучні нейронні мережі (ШНМ), генетичні алгоритми (ГА), ймовірнісні нейронні мережі (ПНМ) та адаптивні нейронечіткі системи виведення (АНФІС) показали значний потенціал у запобіганні пожежам, їхнє практичне застосування залишається обмеженим [11]. Більшість підприємств продовжують використовувати традиційні методи, що не передбачають інтеграції сучасних технологій. Аргументація на користь ШІ ґрунтується на високій точності комп'ютерного моделювання для аналізу руху диму, оцінки ризиків та постпожежного аналізу. Крім того, ці технології можуть бути інтегровані з вогнезахисними матеріалами нового покоління. Перспективи застосування ШІ виходять за межі базової пожежної безпеки, охоплюючи концепцію «Суспільство 5.0», енергетичні системи розумних міст, моніторинг за допомогою БПЛА та децентралізовану енергетику. Водночас залишаються невирішеними проблеми, пов'язані з охороною праці, вартістю та надійністю таких систем.

Програмні комплекси на основі ШІ забезпечують прогнозування ризиків, оперативне виявлення займання, оптимізацію ресурсів під час гасіння та планування заходів контролю. Вони також дозволяють проводити аналіз наслідків пожеж і розробляти стратегії запобігання майбутнім загрозам. Їхнє застосування охоплює всі етапи роботи з пожежами від профілактики до відновлення територій. Інтеграція таких систем у вітчизняну практику сприятиме підвищенню рівня пожежної безпеки. Використання ШІ дає змогу обробляти великі обсяги даних у реальному часі, що забезпечує точність та ефективність аналізу і є критично важливим для своєчасного реагування на надзвичайні ситуації [12].

Більшість існуючих рішень здатні локалізувати пожежу, а деякі навіть визначають тип займання. Однак головним обмеженням систем, що базуються на прямому візуальному аналізі, є неможливість виявлення вогню поза полем зору камери, наприклад в умовах оклюзії.

Одним із перспективних підходів є метод непрямого виявлення пожежі, що ґрунтується на аналізі відблисків полум'я на навколишніх поверхнях (стіни, стеля, підлога) та змін освітленості приміщення. Під час пожежі освітлення набуває характерного динамічного мерехтіння з певними частотними характеристиками, які відрізняють його від стабільного штучного чи денного світла.

Основним викликом такого підходу є висока ймовірність хибних спрацювань. Система повинна надійно диференціювати мерехтіння, спричинене пожежею, від інших джерел світла, таких як відблиски від екрана телевізора, світло фар автомобіля або сонячні промені, що відбиваються від рухомих об'єктів. Запропонований алгоритм може бути реалізований як на мобільних пристроях, так і на серверних модулях систем відеоспостереження, що дозволяє використовувати наявну інфраструктуру без додаткових витрат на обладнання.

Для перевірки ефективності алгоритму в подальшому планується серія тестів на вибірці з датасету, а також експеримент із контрольованою пожежею в приміщенні за різних умов з оклюзією та без неї, а також за варіативного освітлення. Буде використано датасети FASDD, DFS, FIRESENSE [13–15], причому для непрямой локалізації вогню необхідно модифікувати FIRESENSE під нові умови.

Подальший розвиток запропонованого підходу може бути реалізованим через низку напрямів, спрямованих на підвищення точності та масштабованості алгоритму. По-перше, необхідне розширення навчальних вибірок шляхом створення синтетичних та реальних датасетів, що моделюють різні сценарії оклюзії, задимлення та варіативного освітлення. Це дозволить забезпечити репрезентативність даних для навчання моделей.

Другим важливим напрямом є інтеграція мультисенсорних даних, зокрема поєднання відеоаналізу з інформацією від тепловізійних камер, датчиків газів та систем моніторингу температури. Такий підхід сприятиме зниженню кількості хибних спрацювань та підвищенню надійності системи.

Третім перспективним кроком є розробка гібридних моделей, що поєднують можливості згорткових нейронних мереж (CNN) для просторового аналізу та рекурентних архітектур (RNN, LSTM) для обробки часових рядів. Це дозволить враховувати динаміку змін освітлення та мерехтіння, характерних для пожежі.

Четвертий напрям стосується інтеграції алгоритму в системи «розумних» міст, що забезпечить його використання у комплексних платформах безпеки для моніторингу громадських та промислових об'єктів у реальному часі.

Нарешті, важливим завданням є оптимізація алгоритму для роботи на edge-пристроях, що передбачає застосування методів компресії моделей та апаратного прискорення. Це дозволить реалізувати запропоноване рішення на обладнанні з обмеженими обчислювальними ресурсами без втрати точності.

## 8. Висновки

У результаті виконання першого завдання проведено системний аналіз та критичне зіставлення сучасних методів автоматичного виявлення пожеж на основі штучного інтелекту, що дозволило кількісно та якісно оцінити їхні функціональні межі. Встановлено, що існуючі рішення демонструють високі показники точності за ідеальних умов: зокрема, модель багат шарового перцептрона досягає точності 0,997 ,

моделі аналізу кліматичних факторів – 92 % , а хмарні системи класифікації зображень – 93,07 %. Порівняно з традиційними димовими сповіщувачами в приміщеннях з високими стелями, візуальні системи на базі YOLOv4 здатні локалізувати займання на 12–23 секунди швидше. Проте порівняльний аналіз виявив їхній спільний критичний недолік – повну вразливість до оптичної оклюзії та залежність від прямої видимості вогню. Це підтверджує неефективність класичних згорткових нейронних мереж, які аналізують виключно просторові ознаки пікселів, в умовах замкнених промислових приміщень зі складною конфігурацією перешкод.

У межах вирішення другого завдання здійснено теоретичне обґрунтування концепції оптимізованого двоетапного алгоритму системи комп'ютерного зору. На відміну від класичних підходів, алгоритм поєднує пряму локалізацію відкритого вогню з аналізом його непрямих ознак поза зоною видимості камери. Обґрунтовано перехід від прямої обробки пікселів до математичного обчислення часових послідовностей похідних параметрів – динамічного мерехтіння, відблисків та швидкості задимлення (зниження інтенсивності освітлення). До поточних обмежень розробленої теоретичної концепції належать прийняті припущення щодо сталості геометричних параметрів сцени, використання виключно фіксованих точок спостереження та відсутність впливу сторонніх рухомих джерел світла. Оскільки робота є концептуальною, розробка відповідного програмного забезпечення, навчання двох типів моделей нейронних мереж та їх практичне тестування на базі спеціалізованих датасетів (FASDD, DFS, FIRESENSE) визначені перспективними завданнями для подальших досліджень.

### Література

1. Vasconcelos R. N., Franca Rocha W. J. S., Costa D. P., Duverger S. G., Santana M. M. M. d., Cambui E. C. B., Ferreira-Ferreira J., Oliveira M., Barbosa L. d. S., Cordeiro C. L. Fire Detection with Deep Learning: A Comprehensive Review. *Land*. 2024. Т. 13. № 10. 1696. doi: 10.3390/land13101696
2. Системи протипожежного захисту : ДБН В.2.5-56:2014. [Чинні з 2015-07-01]. Київ : Мінрегіон України, 2014. 127 с.
3. Kurasinski L., Tan J., Malekian R. Using Neural Networks to Detect Fire from Overhead Images. *Wireless Pers Commun*. 2023. Т. 130. С. 1085–1105. doi: 10.1007/s11277-023-10321-7
4. An AI-based Image Recognition System for Early Detection of Forest and Field Fires / S. Labeled et al. *European Journal of Forest Engineering*. 2023. Т. 9. № 2. С. 48–56. doi: 10.33904/ejfe.1322396
5. Automatic Flame Detection: Evaluation of Deep Learning Algorithms Using a Custom Thermal Image Dataset / M. Mozaffari et al. *Fire Technol*. 2025. Т. 61. С. 5789–5813. doi: 10.1007/s10694-025-01810-1
6. Deep Learning Based Fire Detection and Fire Extinguisher Using Sound Wave / S. Renuga et al. *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET)*. 2023. Т. 11. № VIII. С. 605–609. doi: 10.22214/ijraset.2023.55033
7. Refaee E. A., Sheneamer A., Assiri B. A Deep-Learning-Based Approach to the Classification of Fire Types. *Applied Sciences*. 2024. Т. 14. № 17. Стаття 7862. doi: 10.3390/app14177862
8. Image-Based Fire Detection in Industrial Environments with YOLOv4 / O. Zell et al. // *Proceedings of the 12th International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods – ICPRAM*. SciTePress. 2023. С. 379–386. doi: 10.5220/
9. A Flame-Detection Algorithm Using the Improved YOLOv5 / X. Xie et al. *Fire*.

2023. Т. 6. № 8. Стаття 313. doi: 10.3390/fire6080313

10. Zhang Z., Tan L., Robert T. L. K. An Improved Fire and Smoke Detection Method Based on YOLOv8n for Smart Factories. *Sensors*. 2024. Т. 24. № 15. Стаття 4786. doi: 10.3390/s24154786

11. Applications of Artificial Intelligence in Fire Safety of Agricultural Structures / C. Maraveas et al. *Applied Sciences*. 2021. Т. 11. № 16. Стаття 7716. doi: 10.3390/app11167716

12. Даник Ю. О., Кіріченко Д. О. Застосування систем штучного інтелекту для вирішення проблем пожежної безпеки. *Механіка та математичні методи*. 2025. Т. 7. Вип. 1. С. 152–172. doi: 10.31650/2618-0650-2025-7-1-152-172

13. FASDD: An Open-access 100,000-level Flame and Smoke Detection Dataset for Deep Learning in Fire Detection [Preprint] / M. Wang et al. *Earth Syst. Sci. Data Discuss*. 2022. DOI: 10.5194/essd-2022-394

14. Singh H., Ang L. M., Srivastava S. Active wildfire detection via satellite imagery and machine learning: an empirical investigation of Australian wildfires. *Nat Hazards*. 2025. Т. 121. С. 9777–9800. doi: 10.1007/s11069-025-07163-w

15. Grammalidis N., Dimitropoulos K., Cetin E. FIRESENSE database of videos for flame and smoke detection [Data set]. Zenodo, 2017. Version v1. doi: 10.5281/zenodo.836748

*Y. Zhyr, PhD, Postgraduate*

*D. Radchuk, PhD, Associate Professor of the Department  
Dnipro University of Technology, Dnipro, Ukraine*

## IMPROVEMENT OF THE OPERATION ALGORITHM FOR AUTOMATIC FIRE PROTECTION SYSTEMS

A systematic review and comparative analysis of computer vision architectures and deep machine learning models yielded systematized data on the limitations of existing solutions based on convolutional neural networks. Their significant dependence on the direct line of sight of the fire source and high sensitivity to complex lighting changes was proven. Based on these shortcomings, the theoretical concept of an optimized two-stage algorithm for a computer vision system was developed for early fire detection in enclosed industrial premises under conditions of hidden flames. It was established that fire localization efficiency can be significantly increased by combining direct flame recognition methods and analysis of indirect visual fire signs. The approach was justified by theoretical modeling of the decomposition of short video fragments into frames with a fixed frequency for subsequent mathematical calculation of temporal fluctuations of overall brightness, specific glares, and dynamic light flickering. The expediency of using a sharp decrease in lighting intensity due to sudden smoke was recorded as a defining indirect sign for localization. The prospect of forming special time series of derived parameters instead of traditional processing of entire image pixels was justified, followed by their transmission to the input of neural network models to recognize unique chaotic-periodic patterns of optical changes. Only the theoretical foundations and technological parameters of the proposed architecture were formed, while software development, neural network model training, and their practical testing based on the datasets were defined as tasks for subsequent articles. The results confirm the possibility of future modernization of existing video surveillance systems without significant additional hardware costs.

**Keywords:** fire safety, artificial intelligence, machine learning, fire detection, computer vision

### References

1. Vasconcelos, R. N., Franca Rocha, W. J. S., Costa, D. P., Duverger, S. G., Santana, M. M. M. d., Cambui, E. C. B., Ferreira-Ferreira, J., Oliveira, M., Barbosa, L. d. S., & Cordeiro, C. L. (2024). Fire detection with deep learning: A comprehensive review. *Land*, 13(10), 1696. doi: 10.3390/land13101696

2. Ministry of Regional Development of Ukraine. (2014). Fire protection systems: DBN V.2.5-56:2014. Kyiv.

3. Kurasinski, L., Tan, J., Malekian, R. (2023). Using neural networks to detect fire from overhead images. *Wireless Personal Communications*, 130, 1085–1105. doi: 10.1007/s11277-023-10321-7
4. Labed, S., Touati, H., Herida, A., Kerbab, S. (2023). An AI-based image recognition system for early detection of forest and field fires. *European Journal of Forest Engineering*, 9(2), 48–56. doi: 10.33904/ejfe.1322396
5. Mozaffari, M., Li, Y., & Ko, Y. (2025). Automatic flame detection: Evaluation of deep learning algorithms using a custom thermal image dataset. *Fire Technology*, 61, 5789–5813. doi: 10.10694/025-01810-1
6. Renuga, S., Pailochan, N., Rajkumar, Riyaz, M. (2023). Deep learning based fire detection and fire extinguisher using sound wave. *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET)*, 11(VIII), 605–609. doi: 10.22214/ijraset.2023.55033
7. Refae, E. A., Sheneamer, A., & Assiri, B. (2024). A deep-learning-based approach to the classification of fire types. *Applied Sciences*, 14(17), 7862. doi: 10.3390/app14177862
8. Zell, O., Pålsson, J., Hernandez-Diaz, K., Alonso-Fernandez, F., Nilsson, F. (2023). Image-based fire detection in industrial environments with YOLOv4. *Proceedings of the 12th International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods – ICPRAM*, 379–386. doi: 10.5220/0011689400003411
9. Xie, X., Chen, K., Guo, Y., Tan, B., Chen, L., Huang, M. (2023). A flame-detection algorithm using the improved YOLOv5. *Fire*, 6(8), 313. doi: 10.3390/fire6080313
10. Zhang, Z., Tan, L., Robert, T. L. K. (2024). An improved fire and smoke detection method based on YOLOv8n for smart factories. *Sensors*, 24(15), 4786. doi: 10.3390/s24154786
11. Maraveas, C., Loukatos, D., Bartzanas, T., Arvanitis, K. G. (2021). Applications of artificial intelligence in fire safety of agricultural structures. *Applied Sciences*, 11(16), 7716. doi: 10.3390/app11167716
12. Danyk, Y. O., Kirichenko, D. O. (2025). Application of artificial intelligence systems to solve fire safety problems. *Mechanics and Mathematical Methods*, 7(1), 152–172. doi: 10.31650/2618-0650-2025-7-1-152-172
13. Wang, M., Jiang, L., Yue, P., Yu, D., Tuo, T. (2022). FASDD: An open-access 100,000-level flame and smoke detection dataset for deep learning in fire detection. *Earth System Science Data Discussions*. doi: 10.5194/essd-2022-394
14. Singh, H., Ang, L. M., Srivastava, S. (2025). Active wildfire detection via satellite imagery and machine learning: an empirical investigation of Australian wildfires. *Natural Hazards*, 121, 9777–9800. doi: 10.1007/s11069-025-07163-w
15. Grammalidis, N., Dimitropoulos, K., Cetin, E. (2017). FIRESENSE database of videos for flame and smoke detection (Version v1) [Data set]. Zenodo. doi: 10.5281/zenodo.836748

Надійшла до редколегії: 10.03.2026

Прийнята до друку: 14.04.2026

Дата публікації (оприлюднення): 31.05.2026