

Хмельницький національний університет  
Факультет інформаційних технологій  
Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 126 – Інформаційні системи та технології

на тему: «Метод та інформаційна система виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях»

КВРІСТ. 240179. 24.01.08 ПЗ

Виконав: студент 2 курсу, група ІСТм-24-1

  
Підпис

Віталій П'ЯВКІН

Ініціали, прізвище

Керівник: доктор техн. наук, професор

Науковий ступінь, вчене звання

  
Підпис


Сергій ЛИСЕНКО

Ініціали, прізвище

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КІС,

Ольга ПАВЛОВА

12 12 2025 р. 

# ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Кафедра КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Освітній рівень МАГІСТР

Галузь знань 12 ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

Спеціальність 126 ІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ

Освітня програма ОСВІТНЬО-ПРОФЕСІЙНА ПРОГРАМА «ІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Зав. кафедри Ольга ПАВЛОВА

“ 25 ” 08 2025 р.

## ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА

Віталію П'ЯВКІНУ

Прізвище, ім'я, по батькові студента

1. Тема проекту (роботи) Метод та інформаційна система виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях

Керівник проекту (роботи) Сергій ЛИСЕНКО, д.т.н., проф.

Прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання

Затверджена наказом ректора університету від 25.08.2025 р. № 65

2. Строк подання студентом проекту (роботи) на кафедру 01.12.2025 р.

3. Вихідні дані до проекту (роботи) Завдання на дипломне проектування

4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) \_\_\_\_\_

Аналіз відомих методів та інформаційних систем виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях

Моделювання процесу детектування та відстеження об'єктів у відеопотоці для задачі виявлення залишених предметів

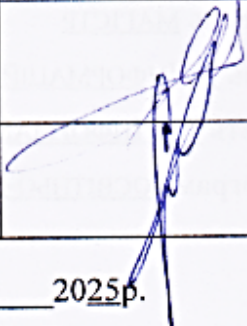
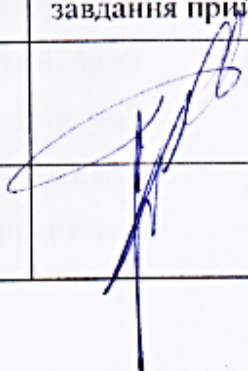
Розроблення комбінованого методу виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях

Проектування архітектури та програмної реалізації інформаційної системи автоматичного виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях

5. Перелік графічного матеріалу (із зазначенням обов'язкових креслень) \_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_  
\_\_\_\_\_  
\_\_\_\_\_

6. Консультанти розділів кваліфікаційної роботи магістра

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Нормоконтроль	Сергій ЛИСЕНКО, професор кафедри КПС		
Антиплагіат	Андрій НІЧЕПОРУК, доцент кафедри КПС		

7. Дата видачі завдання « 01 » 09 2025р.

**КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН**

№з/п	Назва етапів (розділів) дипломного проекту (роботи)	Термін виконання етапів проекту (роботи)	Примітки
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи з керівником	01.09.2025	виконан
2	Ознайомлення з предметною областю; формулювання мети та задач дослідження; визначення об'єкта та предмета дослідження	15.09.2025	виконан
3	Робота над розділом 1 – дослідження предметної області та постановка задачі	01.10.2025	виконан
4	Робота над розділом 2 – розробка моделей для вирішення поставленої задачі	15.10.2025	виконан
5	Робота над наковою публікацією	15.10.2025	виконан
6	Робота над розділом 3 – розроблення методів для вирішення поставленої задачі	01.11.2025	виконан
7	Робота над розділом 4 – проектування та розробка ПЗ для вирішення поставленої задачі	15.11.2025	
8	Оформлення пояснювальної записки згідно вимог	01.12.2025	виконан
9	Попередній захист ВКР	02.12.2025	виконан
10	Захист ВКР на засіданні ЕК	19.12.2025	

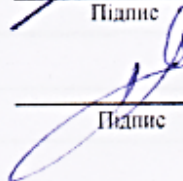
Студент

  
Підпис

Віталій П'ЯВКІН

Ініціали, прізвище

Керівник роботи

  
Підпис

Сергій ЛИСЕНКО

Ініціали, прізвище

## РЕФЕРАТ

Тема кваліфікаційної роботи магістра: Метод та інформаційна система виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях.

Автор роботи: Віталій П'ЯВКІН

Керівник роботи: доктор техн. наук, професор Сергій ЛИСЕНКО

Пояснювальна записка: 90 с., 41 рис., 9 табл., 3 дод., 134 джерел.

Перелік ключових слів: виявлення підозрілих об'єктів, залишені об'єкти у громадських місцях, інтелектуальна система відеоспостереження, глибинне навчання, детектування та трекінг об'єктів, одностадійний детектор, поведінково-контекстний аналіз, інформаційна система відеомоніторингу, архітектура систем реального часу.

Об'єктом дослідження є процес автоматизованого відеомоніторингу у громадських місцях

Предметом дослідження є методи детектування й відстеження об'єктів на основі глибокого навчання та архітектура інформаційної системи для їх реалізації.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є підвищення ефективності виявлення потенційних загроз у громадських місцях шляхом розроблення методу та інформаційної системи для автоматичної ідентифікації залишених підозрілих об'єктів.

Для розв'язання поставлених задач використовувалися методи теорії розпізнавання образів і комп'ютерного зору, глибинного навчання, багатооб'єктного трекінгу, ймовірнісних моделей прийняття рішень, системного аналізу, а також методи математичного моделювання та експериментальних досліджень.

Наукова новизна отриманих результатів:

– набув подальшого розвитку метод виявлення залишених підозрілих об'єктів, який, на відміну від відомих підходів, інтегрує одностадійний детектор із трекінгом на основі візуальних ознак і поведінково-контекстною логікою аналізу, що підвищує точність у умовах часткових оклюзій та динамічних сцен;

– набула подальшого розвитку інформаційна технологія контекстно-адаптивного відеомоніторингу, що поєднує конвеєрну архітектуру з «гарячим» і «холодним» контурами, уніфікований формат міжмодульних повідомлень та пояснюване формування рішень для задачі виявлення залишених об'єктів.

На основі проведених досліджень розроблена архітектура і компоненти програмного забезпечення інформаційної системи виявлення підозрілих об'єктів, зокрема модулі приймання та попередньої обробки відеоданих, детектування об'єктів, трекінгу та асоціації «людина-предмет», обчислення поведінкових та контекстних індикаторів, ф'юзії доказів, журналювання та візуалізації рішень.

Практична значимість отриманих результатів полягає у можливості інтеграції розробленого методу та архітектури інформаційної системи до промислових систем відеоаналітики для аеропортів, вокзалів, метрополітенів та інших об'єктів критичної інфраструктури з метою підвищення рівня безпеки та зниження навантаження на оператора.

## ЗМІСТ

<b>СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ .....</b>	<b>5</b>
<b>ВСТУП.....</b>	<b>7</b>
<b>1 АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ ПРОБЛЕМИ АВТОМАТИЗОВАНОГО ВІДЕОСПОСТЕРЕЖЕННЯ.....</b>	<b>9</b>
1.1 Аналіз предметної області виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях.....	9
1.2 Класифікація та еволюція методів виявлення об'єктів для задач безпеки	15
1.3 Сучасні архітектури глибокого навчання для ідентифікації підозрілих об'єктів .....	19
1.4 Роль та методи багатооб'єктного відстеження у системах виявлення.....	22
1.5 Висновки .....	25
<b>2 МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧІ ДЕТЕКТУВАННЯ ТА ВІДСТЕЖЕННЯ ОБ'ЄКТІВ У ВІДЕОПОТОЦІ.....</b>	<b>27</b>
2.1 Концепція інформаційної технології ідентифікації залишкових дефектів у програмному забезпеченні .....	27
2.2 Математичні моделі відстеження об'єктів у відеопотоці .....	31
2.3 Ймовірнісні та логіко-статистичні моделі прийняття рішень .....	35
2.4 Аналітичні методи оцінки якості роботи моделей.....	41
2.5. Математичне моделювання процесів аналізу відеопотоку та виявлення підозрілих об'єктів.....	44
2.6. Висновки .....	48
<b>3 МЕТОД ВИЯВЛЕННЯ ПІДОЗРІЛИХ ОБ'ЄКТІВ У ГРОМАДСЬКИХ МІСЦЯХ.....</b>	<b>50</b>
3.1 Загальна концепція та принципи побудови методу.....	50

3.2 Архітектура методу виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях...	56
3.3 Поведінково-контекстна логіка і параметризація політики прийняття рішень .....	61
3.4 Просторові карти ризику, часові профілі та стратегії зменшення хибних сповіщень .....	68
3.5 Оцінювання ефективності методу.....	71
3.6 Висновки .....	75
<b>4 ІНФОРМАЙНА СИСТЕМА ВИЯВЛЕННЯ ПІДОЗРІЛИХ ОБ'ЄКТІВ У ГРОМАДСЬКИХ МІСЦЯХ.....</b>	<b>77</b>
4.1 Архітектура інформаційної системи.....	77
4.2 Реалізація програмного комплексу .....	79
4.3 Методика навчання та калібрування ймовірностей .....	83
4.4 Дослідження результатів роботи інформаційної системи.....	88
4.5 Висновки .....	94
<b>ВИСНОВКИ .....</b>	<b>96</b>
<b>ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ .....</b>	<b>98</b>
<b>ДОДАТОК А ЛІСТИНГ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ЗАЛИШКОВИХ ДЕФЕКТІВ У ПРОГРАМНОМУ ЗАБЕЗПЕЧЕННІ .....</b>	<b>110</b>
<b>ДОДАТОК Б КОПІЯ ОПУБЛІКОВАНОЇ НАУКОВОЇ СТАТТІ.....</b>	<b>117</b>
<b>ДОДАТОК В ПРЕЗЕНТАЦІЯ ДО ЗАХИСТУ МІГІСТЕРСЬКОЇ РОБОТИ.</b>	<b>121</b>

## СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

AI - Artificial Intelligence (штучний інтелект)

ML - Machine Learning (машинне навчання)

ПЗ - програмне забезпечення

ІС - інформаційна система

БД - база даних

API - Application Programming Interface (програмний інтерфейс прикладних програм)

FPS - Frames Per Second (кількість кадрів за секунду)

RTSP - Real-Time Streaming Protocol (протокол потокової передачі в реальному часі)

IP-камера - мережева відеокамера, що передає дані за IP-протоколом

CNN - Convolutional Neural Network (згортова нейронна мережа)

YOLO - You Only Look Once (однотапийний детектор об'єктів реального часу)

SORT - Simple Online and Realtime Tracking (базовий алгоритм онлайн-трекінгу об'єктів)

DeepSORT - розширений алгоритм SORT із використанням глибинних візуальних ознак

ByteTrack - алгоритм багатооб'єктного трекінгу з байтовою асоціацією детекцій

MOT - Multi-Object Tracking (багатооб'єктний трекінг)

IoU - Intersection over Union (міра перетину та об'єднання областей детекції)

mAP - mean Average Precision (середня точність детектування за множиною порогів)

GIoU - Generalized Intersection over Union (узагальнена міра IoU для рамок об'єктів)

NMS - Non-Maximum Suppression (пригнічення немаксимальних відповідей детектора)

LIME - Local Interpretable Model-agnostic Explanations (локальні інтерпретовані пояснення моделей)

SHAP - SHapley Additive exPlanations (адитивні пояснення на основі значень Шеплі)

## ВСТУП

Розробка методів та інформаційних систем для виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях є ключовим напрямом у модернізації комплексів громадської безпеки. Актуальність роботи зумовлена зростанням терористичних загроз та нездатністю традиційних систем відеоспостереження, що покладаються на людину-оператора, ефективно обробляти великі масиви візуальних даних для попередження інцидентів.

Інтелектуальні системи на основі комп'ютерного зору дозволяють перейти від пасивного моніторингу до проактивного реагування, автоматично ідентифікуючи потенційно небезпечні сценарії, такі як залишення предметів без нагляду. Це забезпечує своєчасне сповіщення служб безпеки, мінімізує вплив людського фактора та підвищує загальний рівень захищеності інфраструктурних об'єктів. Поєднання сучасних методів детектування та відстеження об'єктів дозволяє створювати надійні та ефективні рішення для вирішення цієї важливої задачі.

Метою кваліфікаційної роботи є підвищення ефективності виявлення потенційних загроз у громадських місцях шляхом розробки методу та інформаційної системи для автоматичної ідентифікації залишених підозрілих об'єктів.

Поставлена мета досягається розв'язанням таких основних задач:  
дослідити існуючі підходи та технології для виявлення об'єктів у відеопотоках;  
проаналізувати сучасні архітектури глибокого навчання та алгоритми відстеження;  
розробити комбінований метод виявлення підозрілих об'єктів залишених у громадських місцях;  
спроєктувати архітектуру відповідної інформаційної системи виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях;  
провести експериментальну перевірку ефективності розробленого методу.

Об'єктом дослідження є процес автоматизованого відеомоніторингу у громадських місцях.

Предметом дослідження є методи детектування й відстеження об'єктів на основі глибокого навчання та архітектура інформаційної системи для їх реалізації.

Наукова новизна отриманих результатів полягає в удосконаленні комбінованого методу виявлення залишених об'єктів, який, на відміну від відомих, інтегрує одностадійний детектор з алгоритмом відстеження на основі візуальних ознак та розробленою логікою аналізу, що дозволяє підвищити точність в умовах часткових оклюзій.

Практична цінність отриманих результатів полягає у розробці методу та архітектури інформаційної системи, які можуть бути інтегровані в комерційні продукти відеоаналітики для аеропортів, вокзалів, метрополітенів та інших об'єктів критичної інфраструктури з метою підвищення рівня безпеки.

У даній роботі викладено вимоги до методології проектування та впровадження інформаційної системи виявлення підозрілих об'єктів, а також підходи до побудови комбінованих методів детектування та трекінгу.

Для розв'язання поставлених задач використовуються основні положення теорії розпізнавання образів, системного аналізу, методів комп'ютерного зору, інтелектуального аналізу даних та математичного моделювання.

За темою кваліфікаційної роботи магістра опублікована одна стаття у фаховому виданні [1].

# 1 АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ ПРОБЛЕМИ АВТОМАТИЗОВАНОГО ВІДЕОСПОСТЕРЕЖЕННЯ

## 1.1 Аналіз предметної області виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях

Предметна область розробки методів та інформаційних систем для виявлення підозрілих об'єктів знаходиться на перетині таких науково-технічних напрямів, як комп'ютерний зір, штучний інтелект, обробка сигналів та інженерія систем безпеки [2, 3]. Актуальність проблеми швидко зростає через ескалацію глобальних загроз, насамперед тероризму та організованої злочинності. Під потенційним ударом опиняються громадські простори, аеропорти [4], вокзали [5], станції метро, торговельні центри та міські площі [6]. Сценарій залишення замаскованого вибухового пристрою в сумці, рюкзаку чи коробці є однією з найпоширеніших тактик [7], що вимагає розробки ефективних засобів превентивного реагування [8]. Соціально-економічні наслідки таких інцидентів є руйнівними: окрім прямої загрози людському життю, вони викликають паніку, підривають довіру до органів влади, завдають колосальних економічних збитків через порушення роботи транспортних систем та комерційних об'єктів.

Ключовою проблемою є так званий людський фактор. Численні дослідження в галузі когнітивної психології підтверджують, що здатність людини до тривалої концентрації уваги при виконанні монотонних завдань є вкрай обмеженою [9]. Вже після 20-30 хвилин безперервного спостереження за моніторами увага оператора розсіюється настільки, що він може пропускати понад 90% значущих подій на екрані [10]. Цей феномен, відомий як «неуважна сліпота», посилюється інформаційним перевантаженням [11].

В умовах сучасного об'єкта, де кількість камер може сягати сотень або навіть тисяч, ця проблема набуває критичного масштабу [12], фактично перетворюючи багатомільйонні системи відеоспостереження на пасивні відеореєстратори, корисні переважно для ретроспективного, «посмертного» аналізу інцидентів, а не для їх попередження [13]. Цей розрив між наявністю великої кількості візуальних даних

та нездатністю їх ефективно обробляти створює небезпечні «сліпі зони» в системі безпеки [14]. Саме тому виникає нагальна потреба в автоматизації цього процесу, що веде до парадигмального зсуву від реактивної моделі безпеки до проактивної [15].

Інтелектуальні системи відеоспостереження, що використовують алгоритми комп'ютерного зору, стають ключовим інструментом для такого переходу [16]. Замість пасивної фіксації, такі системи здатні в режимі реального часу аналізувати семантичний зміст відеосцени: ідентифікувати об'єкти [17], відстежувати їх переміщення [18] та, що найважливіше, розпізнавати аномальні та потенційно небезпечні патерни поведінки [19]. Виявлення залишеного об'єкта є класичним прикладом такого патерну, який система може ідентифікувати за лічені секунди [20]. На рисунку 1.1 проведено візуальне порівняння традиційного та інтелектуального циклів.

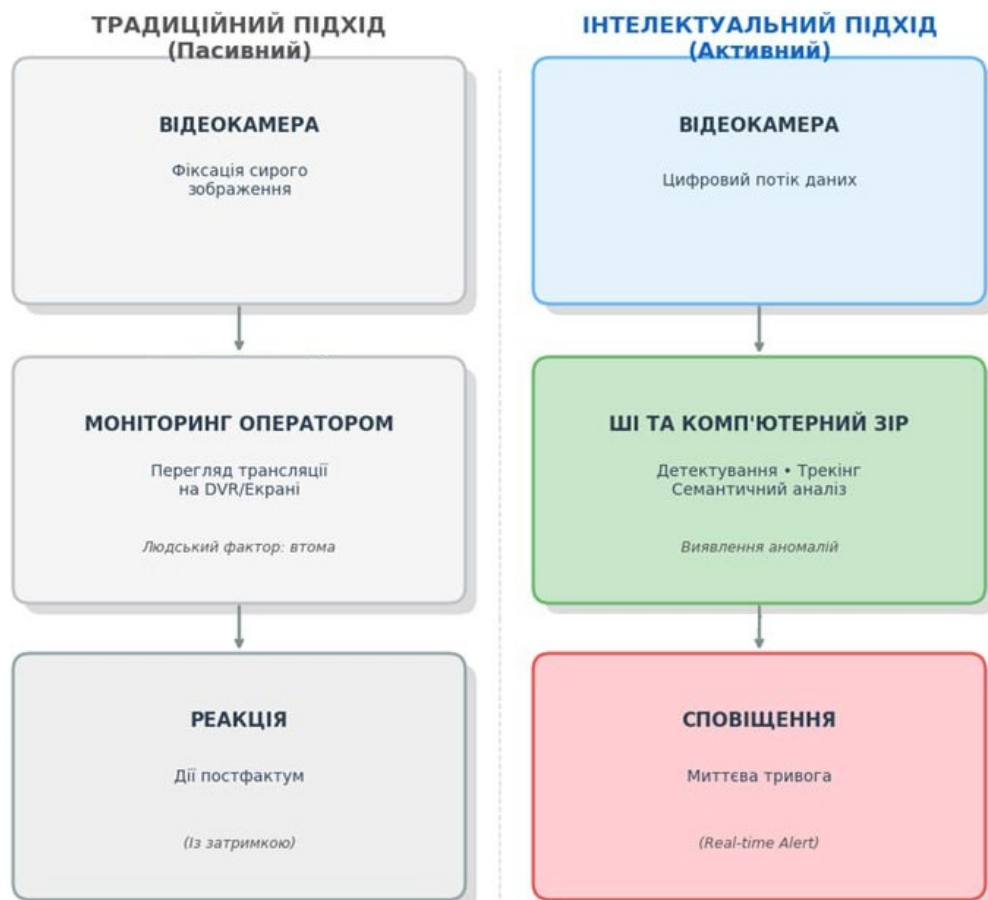


Рисунок 1.1 – Порівняння традиційного та інтелектуального циклів відеоспостереження

Архітектура сучасної інформаційної системи для вирішення цієї задачі є складною багаторівневою структурою, кожен елемент якої виконує свою критичну функцію [21]:

1. Рівень збору даних.
2. Рівень обробки.
3. Рівень бізнес-логіки.
4. Рівень представлення.
5. Рівень зберігання та управління ними.

Суть функції збору даних полягає у безперервному отриманні первинної інформації з навколишнього середовища, яка згодом використовується для аналізу, обробки та прийняття рішень на вищих рівнях системи. На цьому рівні основними джерелами даних є різні типи датчиків, серед яких найпоширенішими є ІР-камери з високою роздільною здатністю. Вони надають детальні зображення або відеопотоки в режимі реального часу, що є надзвичайно важливим для моніторингу, розпізнавання об'єктів та подальшого відстеження [22].

Важливими аспектами ефективного функціонування рівня збору даних є технічні характеристики сенсорів зокрема, роздільна здатність, чутливість, швидкість зчитування кадрів, кут огляду, а також стабільність передачі сигналу. Проте не менш суттєвим фактором виступає правильне розташування пристроїв у просторі. Оптимальне розміщення камер дозволяє мінімізувати кількість сліпих зон, забезпечити рівномірне покриття контрольованої території та підвищити точність подальшого аналізу даних. Передача зібраної інформації здійснюється через стандартні мережеві засоби, серед яких найпоширенішим є протокол потокової передачі в реальному часі. Завдяки цьому дані з камер можуть оперативно надходити до серверів або обчислювальних вузлів для подальшої обробки алгоритмами комп'ютерного зору чи системами аналітики.

Зміст функції рівня обробки даних полягає у виконанні інтелектуального аналізу та перетворенні зібраної інформації у структурований формат, придатний для подальшого використання. На цьому етапі відбувається основна обчислювальна діяльність системи, де застосовуються методи штучного інтелекту,

зокрема нейромережеві моделі глибокого навчання [23]. Обробка даних зазвичай здійснюється на високопродуктивних серверах, обладнаних графічними прискорювачами, які забезпечують необхідну швидкість та ефективність виконання складних обчислень. Саме на цьому рівні реалізується ключова інтелектуальна частина, а точніше системи-механізми комп'ютерного зору, що включають детектування, класифікацію та відстеження об'єктів у відеопотоці.

Детектування дозволяє виявити на зображенні присутність певних об'єктів, класифікація віднести їх до відповідних категорій, а відстеження забезпечує збереження ідентичності об'єкта між послідовними кадрами. Результатом роботи цього рівня є формування структурованих даних, які можуть використовуватись для аналітики або управлінських рішень.

На архітектурному рівні обробки даних варто розрізнити два основних підходи: централізований та периферійний. У централізованій архітектурі всі дані з сенсорів та відеокамер передаються до центрального дата-центру або серверного комплексу, де здійснюється основна обробка інформації. Вона гарантує високу узгодженість даних, спрощує адміністрування системи, централізоване оновлення моделей та продуктивність управління.

З централізованою обробкою потрібен надійний канал із гарантованою пропускною здатністю та малою затримкою, адже будь-які збої в доставці даних погіршують якість обробки або спричиняють втрати. Натомість обчислення на периферії виконуються безпосередньо біля джерела на інтелектуальних IP-камерах, мікрокомп'ютерах чи проміжних мережевих вузлах що зменшує вимоги до каналу та підвищує стійкість системи.

Це позбавляє від затримок обробки відеопотоку та зменшує обсяг потоків, що передаються через мережу на серверні обчислювальні системи. Така архітектура забезпечує роботу системи навіть при загрозі з'єднання із центральним сховищем. Водночас периферійні вузли мають нижчий рівень довіри щодо продуктивності та безпеки даних, що унеможливорює обмін конфіденційною інформацією.

У практичних реалізаціях найчастіше зустрічається «плаваючий» рівневий підхід, який поєднує в собі переваги обох варіантів. Обробка та фільтрація базової

інформації здійснюється на борту периферійного обладнання, а складніший аналітичний підхід, навчання моделей та централізоване збереження результатів в хмарах або серверних класах. Такий варіант дозволяє знайти оптимальний баланс між швидкістю, ефективністю використання ресурсів і само масштабністю системи. Наступною складовою системи є бізнес-логіка, яка відповідає за інтерпретацію результатів обробки даних після етапів детекції та трекінгу.

На цьому рівні працює алгоритм прийняття рішень, який за даними після детекції та трекінгу визначає, чи є подія потенційною загрозою та який рівень реагування застосувати [24]. Головним завданням рівня бізнес-логіки є перетворення результатів технічної обробки відеоінформації для їхнього подальшого використання системою або оператором.

На цьому етапі відбувається застосування набору правил, моделей поведінки та сценаріїв реагування, що формують інтелектуальну поведінку системи. Наприклад, у сценарії коли хтось залишив підозрілий предмет система відстежує траєкторії руху і аналізує, як довго певний об'єкт залишається нерухомим у полі зору камер. Паралельно здійснюється перевірка, чи віддалився від нього потенційний власник, чи об'єкт був залишений випадково, і наскільки ситуація відповідає ознакам можливої загрози. У разі підтвердження таких ознак система може автоматично згенерувати сповіщення для оператора або ініціювати подальші дії, передбачені політикою безпеки.

На верхньому шаблі архітектури системи розташовується рівень представлення інформації, який забезпечує взаємодію користувача з результатами роботи всіх попередніх компонентів. Основною метою цього рівня є надання оператору або аналітику зручних засобів для моніторингу, верифікації та прийняття рішень у режимі реального часу. Інформація подається у вигляді сповіщень, інтерактивних панелей, графічних візуалізацій та відеофрагментів, що дозволяє швидко оцінити ситуацію та визначити необхідні дії.

Ефективний користувацький інтерфейс не обмежується лише індикацією факту тривоги. Він надає повний контекст події та демонструє відеофрагмент із моментом виявлення потенційної загрози, відображає ідентифікатор або

координати об'єкта, позначає особу, яка його залишила, а також показує місце інциденту на інтерактивній карті об'єкта. Такий підхід значно полегшує процес верифікації сповіщень, зменшує кількість помилкових тривог і підвищує оперативність реагування персоналу.

Рівень представлення виконує не лише інформаційну, а й аналітичну функцію, оскільки дозволяє здійснювати ретроспективний аналіз подій, перегляд архівів, формування звітів і статистики щодо ефективності роботи системи. Крім того, сучасні рішення можуть передбачати інтеграцію з мобільними застосунками або веб-інтерфейсами, що забезпечує доступ до даних у будь-який момент і з будь-якого місця.

Рівень зберігання та управління даними є однією з ключових складових архітектури інтелектуальної системи відеоаналітики. Його основним завданням є довгострокове збереження, структурування, керування та забезпечення доступу до всіх отриманих і оброблених даних. На цьому рівні реалізуються спеціалізовані сховища, бази даних, файлові системи та сервіси, що підтримують як оперативну, так і архівну роботу системи.

До складу цього рівня входять реляційні та нереляційні бази даних, у яких зберігаються метадані про об'єкти, події, часові мітки, координати, ідентифікатори треків та інші параметри, отримані в процесі обробки. Паралельно функціонують сховища відеоархівів, призначені для збереження відеопотоків у стисненому або фрагментованому вигляді, що забезпечує можливість подальшого аналізу, відтворення та аудиту. Для підвищення ефективності роботи застосовуються технології індексації, що дозволяють швидко здійснювати пошук потрібних фрагментів за часом, місцем або типом події.

Ключовим елементом цієї підсистеми є механізми резервного копіювання та відновлення, які забезпечують збереження інформації у разі технічних збоїв, пошкодження обладнання чи втрати зв'язку. У випадку великих систем реалізується динамічне зберігання, коли дані реплікуються на кількох серверах або вузлах мережі, що істотно підвищує надійність та резервність інфраструктури. Зокрема, зберігання може виступати джерелом даних для підвищення якості

навчання або перенавчання нейромережових моделей. Наприклад, записані відеофрагменти, детекції або треки можуть використовуватися для перенавчання моделей детектування або відстеження, що дозволяє підвищувати ефективність системи без втручання у виробничий процес.

## 1.2 Класифікація та еволюція методів виявлення об'єктів для задач безпеки

Історично об'єкт є основою для подальшого аналізу й пройшов суттєвий еволюційний шлях, який можна поділити на кілька фундаментальних поколінь. Кожне нове покоління не просто вдосконалювало точність попереднього, а пропонувало принципово інший підхід до розв'язку поставленої задачі, що було зумовлено як розвитком обчислювальної техніки, так і глибшим розумінням самих проблем розпізнавання образів.

До другого покоління належать базові методи комп'ютерного зору. Ранні підходи спиралися на низькорівневий аналіз пікселів у класичних алгоритмах обробки зображень. Одним із перших масових рішень для виявлення руху стало фонове віднімання: будується математична модель незмінної сцени, після чого відхилення від неї трактуються як рухомі об'єкти. Така модель могла бути як простою наприклад, середнім зображенням за часом, так і складнішою, зокрема у вигляді суміші гаусових розподілів.

У останньому випадку для кожної точки зображення зберігалася інформація про декілька ймовірних значень кольору, що давало можливість частково адаптуватися до незначних коливань, як от тремтіння листя на деревах. Кожен новий кадр порівнювався з цією моделлю і пікселі, що суттєво відрізнялися, позначалися як об'єкти переднього плану. Хоча цей метод був концептуально досить простим і обчислювально ефективним, він виявився нестійким відносно динамічних змін в реальному середовищі.

Зміни світлового середовища, що виникали через рух хмар, переміщення пішоходів у тіні, а також погодні умови, такі як дощ або сніг, призводили до значної кількості хибних тривог у класичних системах детектування [25]. Внаслідок цього

їх застосування за межами лабораторних або контрольованих умов було практично неможливим, оскільки алгоритми не могли адекватно розрізняти реальні події та зміни фону, що постійно відбувалися в реальному світі.

Одним із альтернативних рішень було застосування аналізу оптичного потоку, який оцінює зміни на рівні пікселів і формує вектори переміщення з напрямком та швидкістю об'єктів у кадрі [26]. Це дає змогу не лише фіксувати факт активності, а й виконувати кількісне дослідження динаміки, корисне для відстеження та прогнозування траєкторій. Проте використання оптичного потоку мало суттєві обмеження: метод вимагав значних обчислювальних ресурсів і був дуже чутливим до шуму в зображенні, таких як коливання освітлення або артефакти компресії відео.

Класичне машинне навчання є третім поколінням, наступним етапом, що базувався на цьому підході. Цей етап запропонував більш стійкий та інтелектуальний підхід [27]. Його ключова ідея полягала у переході від аналізу сирих пікселів до опрацювання ознак числових дескрипторів, що описують семантично значущі характеристики зображення, такі як текстура, форма чи градієнти. Процес складався з двох етапів: спочатку з зображення за допомогою спеціально розроблених алгоритмів вилучалися ці характерні ознаки, а потім вони подавалися на вхід навченому класифікатору [28].

Яскравими прикладами є метод Віюлі-Джонса для детектування облич, що використовував прості прямокутні ознаки Хаара та інноваційну каскадну архітектуру класифікаторів AdaBoost [29]. Цей каскад дозволяв дуже швидко відкидати ділянки зображення, де обличчя точно немає, зосереджуючи обчислення лише на перспективних регіонах. Іншим проривним методом стала комбінація гістограм орієнтованих градієнтів з методом опорних векторів для детектування пішоходів [30].

Гістограма орієнтованих градієнтів виявилася одним із найефективніших інструментів класичного підходу до комп'ютерного зору. Її головна перевага полягала у здатності ефективно кодувати інформацію про контури та форму об'єкта, що забезпечувало високу стійкість до змін освітлення, контрасту та

незначних геометричних спотворень. Завдяки цьому дескриптор широко застосовувався у завданнях детектування пішоходів, транспортних засобів та інших об'єктів у реальних умовах відеоспостереження.

Таким чином, інженерним методам прийшов кінець. Адже їхнім головним обмеженням була природницька та навіть суб'єктивна природа проектування ознак. Якість алгоритмів обробки зображень, навчених таким чином, напряду залежала від якості дескрипторів: або наборів ознак, що визначали зовнішній вигляд об'єктів, й пошук яких відображав цілісний внутрішній потік інформації. Єдиним таким набором, який міг би відпрацювати однаково добре на рюкзаках, валізах та коробках, під різними ракурсами, у всіляких умовах освітлення і фоні, була сама система.

Проблемою таких алгоритмів була потреба вручну проектувати ознаки. Це вимагало глибоких експертних знань, значних трудових витрат і часто давало нестійкі результати за умов варіативності сцен та об'єктів. Такі обмеження зумовили перехід від інженерного підходу до автоматизованого навчання представлень. Сучасні глибокі нейронні мережі самі виокремлюють інформативні ознаки й під час навчання формують кращі представлення даних [31].

Справжня революція відбулася з приходом глибокого навчання, останнім поколінням визначення небезпечних об'єктів. Згорткові нейронні мережі кардинально змінили підхід, запропонувавши парадигму навчання представлень [32, 33]. Замість того, щоб людина вручну створювала ознаки, глибока нейронна мережа здатна автоматично, в процесі навчання на великих масивах даних, вивчати надзвичайно ефективні ієрархічні ознаки безпосередньо з пікселів зображення. На нижніх шарах мережа вчиться розпізнавати прості патерни, як-от грані та градієнти, а на глибших шарах комбінує їх у більш складні структури текстури, частини об'єктів і, врешті-решт, цілі об'єкти. Цей підхід, який його автори називали «навчанням від початку до кінця», усунув необхідність у ручному проектуванні ознак і став домінуючим у всіх задачах комп'ютерного зору. Він забезпечив якісний стрибок у точності та надійності, що стало можливим завдяки двом ключовим факторам: появі великих розмічених наборів даних та розвитку

графічних процесорів, які дозволили тренувати надзвичайно глибокі мережі за прийнятний час [34]. В таблиці 1.1 наведено узагальнене порівняння цих поколінь.

Таблиця 1.1 – Порівняння поколінь технологій відеоаналітики

Покоління	Основний принцип роботи	Переваги	Недоліки
Перше покоління	Повна відсутність автоматизації. Увесь аналіз здійснюється оператором, який візуально стежить за подіями на екранах.	Простота системи (камера-монітор-запис).	Суб'єктивність оцінки, низька ефективність через втому оператора, інформаційне перевантаження, високі витрати на персонал.
Друге покоління	Прямий математичний аналіз на рівні пікселів для виявлення руху.	Перший крок до автоматизації: система самостійно фіксує рух.	Висока чутливість до змін умов (освітлення, тіні, погода), велика кількість хибних тривог.
Третє покоління	Класичне машинне навчання: ручне виділення ознак + класифікація.	Вища стійкість до зовнішніх умов, здатність розрізняти класи об'єктів.	Трудомісткість ручного проектування ознак, низька узагальнююча здатність у нових умовах.
Четверте покоління	Глибоке навчання (нейронні мережі), підхід: автоматичне вилучення ознак із сирих даних.	Найвища точність і надійність, стійкість до змін умов, здатність до узагальнення.	Високі вимоги до обчислювальних ресурсів та великих розмічених датасетів.

### 1.3 Сучасні архітектури глибокого навчання для ідентифікації підозрілих об'єктів

Сучасні архітектури згорткових нейронних мереж для детектування об'єктів фактично стали технологічним ядром інтелектуальних систем відеоспостереження, від їхньої точності та швидкодії залежить загальна ефективність рішення [35]. Сучасні моделі водночас виконують локалізацію, тобто визначають координати об'єкта за допомогою обмежувальної рамки, і класифікацію, присвоюючи йому мітку на кшталт «людина» чи «сумка». Підходи зазвичай поділяють на двостадійні та одностадійні детектори, а останніми роками з'явився окремий клас архітектур на основі трансформерів.

Двостадійні детектори були названі так, оскільки попереднім роком було два обов'язкових етапи, що історично забезпечували найвищу точність. Ранній прорив у цьому напрямі забезпечили регіональні згорткові мережі, спочатку на зображенні формували набір із приблизно двох тисяч кандидатних областей, де ймовірно містяться об'єкти, а далі кожну область окремо подавали до цієї мережі для оцінювання ймовірності та подальшої класифікації. Її підхід полягав у тому, щоб спочатку генерувати близько 2000 пропозицій областей, місць, де ймовірно знаходиться об'єкт на введених зображеннях за допомогою класичного алгоритму, такого як селективний пошук, а потім окремо подавати на вхід згорткової мережі кожну з цих пропозицій для оцінки ймовірності обсягу, що містить ці області та класифікацію. Однак, хоча цей підхід максимально підвищив точність, він був дуже повільно робленою і непридатним для реального часу. Наступні моделі, такі як Fast R-CNN, зробили цей процес оптимізованим, оскільки змогли обробляти згорткову мережу для всього зображення тільки один раз.

Справжньою революцією стала архітектура Faster R-CNN (рисунок 1.2), яка інтегрувала процес генерації регіонів безпосередньо в основну нейронну мережу за допомогою спеціального модулю мережі пропозицій регіону [36]. Ця невелика, повністю згорткова мережа ковзає по карті ознак, отриманій від базової згорткової мережі, і для кожної позиції генерує набір прямокутних якорів різного розміру та

співвідношення сторін. Для кожного якоря RPN прогнозує ймовірність, що він містить об'єкт, та виправлення його координат. На другому етапі пропозиції аналізуються фінальним класифікатором для визначення точного класу об'єкта. Такий підхід забезпечує високу точність, зокрема для малих об'єктів і в умовах оклюзій, однак він відносно повільний для задач реального часу, оскільки передбачає два послідовні обчислювальні етапи [37].

Одностадійні детектори об'єктів були спроектовані з метою максимальної швидкості обробки, що в свою чергу є критично важливим для систем відеоспостереження та реального часу [38]. На відміну від двостадійних методів, які спочатку формують кандидатні області, а потім класифікують їх, вони виконують локалізацію й класифікацію за один прохід мережі, розглядаючи детектування як єдину регресійну задачу. Найбільш відомим і найпоширенішим сімейством у цьому класі є YOLO [39].

Оригінальна версія YOLO ділила зображення на регулярну сітку, і для кожної клітинки прогнозувала наявність об'єкта, координати його обмежувальної рамки та клас [40]. Такий підхід дозволяв досягати високої швидкості обробки зображень, що робило YOLO особливо придатним для задач відеоспостереження у реальному часі. Подальші ітерації сімейства, такі як YOLOv3 [41] та YOLOv4 [42], значно покращили архітектуру мережі, впровадивши низку важливих вдосконалень.

Серед них варто виділити анкерні ящики, які дозволяють точніше охоплювати об'єкти різних форм і масштабів, а також багаторівневі передбачення, що реалізовані за допомогою особливостей пірамідальної мережі [43].

Особливість пірамідальної мережі дозволяє детектувати об'єкти на різних масштабах, використовуючи карти ознак з різних шарів мережі, що значно покращує якість розпізнавання як малих, так і великих об'єктів. Сучасні версії, як-от YOLOv8 [44], є вершиною еволюції цього підходу, поєднуючи передові методи оптимізації, нові функції втрат та гнучкі архітектурні рішення, що дозволяє їм досягати надзвичайної швидкості при збереженні високої точності, часто перевершуючи навіть двостадійні аналоги.

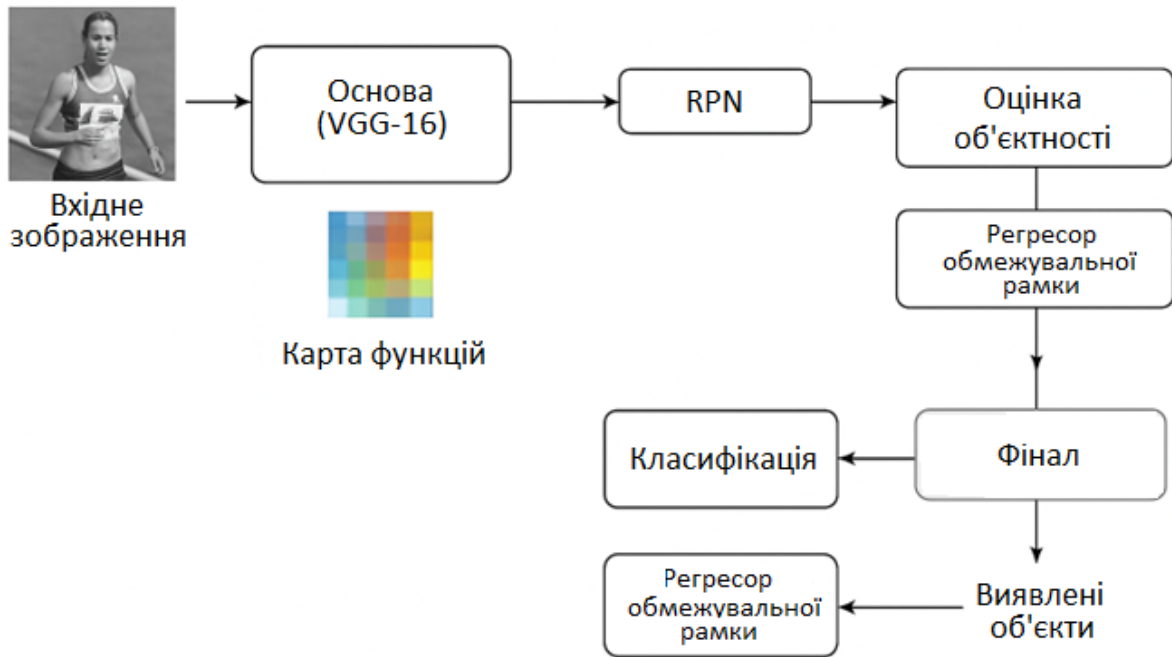


Рисунок 1.2 – Узагальнена архітектура Faster R-CNN

Новітній вектор розвитку в детектуванні становить використання архітектур на основі трансформерів, зокрема підходу «Трансформатор для виявлення», який усуває потребу в багатьох вручну спроектованих складниках на кшталт анкерних рамок. Така модель формулює задачу як пряме передбачення кінцевої множини результатів і одразу отримує набір детекцій фіксованої потужності, що дає змогу відмовитися від евристик післяоброблення та спростити конвеєр без втрати гнучкості [45]. DETR використовує механізм уваги, щоб глобально аналізувати зображення і безпосередньо на виході генерувати фіксований набір передбачень (об'єкт + рамка), усуваючи необхідність у таких проміжних етапах, як неадекватне придушення.

Хоча DETR вимагає значно більше часу для навчання, він демонструє відмінну продуктивність і є предметом активних досліджень, оскільки пропонує більш елегантний та уніфікований підхід до задачі. В таблиці 1.2 проаналізовано ключові архітектури детекторів.

Таблиця 1.2 – Детальний порівняльний аналіз сучасних архітектур детекторів

Критерій	Faster R-CNN	YOLOv8	DETR
Принцип роботи	Двостадійний детектор: RPN генерує пропозиції, потім класифікація та регресія	Одностадійний детектор: одночасне передбачення класів і координат за один прохід	Трансформерна модель: передбачення множини об'єктів без анкерів та NMS
Швидкість	~11 FPS	>150 FPS	~28 FPS
Точність	~42%	~53%	~44%
Ключові переваги	Висока точність і надійність, особливо для дрібних об'єктів	Найкращий баланс між швидкістю і точністю, гнучкість, придатність для реального часу	Простота архітектури без евристик, перспективний підхід із хорошою точністю

#### 1.4 Роль та методи багатооб'єктного відстеження у системах виявлення

Для ефективного аналізу поведінки в динамічних сценах, що є ключовим завданням для виявлення підозрілих ситуацій, недостатньо просто виявляти об'єкти на кожному окремому кадрі, їх необхідно відстежувати в часі. Цей процес, відомий як багатооб'єктне відстеження, полягає у присвоєнні унікального ідентифікатора та збереження його доти, доки вона перебуває у полі зору камери. Аналіз таких шляхів руху дозволяє реалізувати складну логіку, зокрема вчасно зафіксувати момент, коли предмет залишається нерухомим, а його власник віддаляється [46]. Саме аналіз цих траєкторій дає змогу реалізувати складну логіку, таку як ідентифікація моменту, коли об'єкт стає статичним, а його власник віддаляється.

Переважає більшість сучасних алгоритмів MOT працюють за парадигмою «відстеження-за-детектуванням» [47]. Цей підхід вирізняється гнучкістю, адже розкладає задачу на два відносно незалежні кроки, а саме спочатку виконується детектування, а потім асоціація та продовження треків.

Процес багатооб'єктного відстеження у відеопотоці зазвичай складається з двох основних етапів: детектування та асоціації. Кожен із них виконує окрему, але взаємопов'язану функцію, а їх спільна робота забезпечує безперервне відстеження об'єктів у часі.

На етапі детектування кожен кадр відеопотоку аналізується за допомогою потужної нейронної мережі-детектора, наприклад YOLO або подібних сучасних архітектур. Завданням детектора є виявлення всіх об'єктів, що присутні в кадрі, та побудова для кожного з них обмежувальної рамки із відповідною ймовірністю належності до певного класу. Результатом роботи цього етапу є множина координат об'єктів і їхніх класів для поточного кадру. Якість детектування визначає точність усієї системи, оскільки саме від правильності виявлення залежить коректність подальшого етапу відстеження.

Після отримання результатів детектування спеціальний алгоритм трекер, який здійснює аналіз знайдених об'єктів у поточному кадрі та намагається зіставити їх із уже існуючими треками, сформованими у попередніх кадрах. Метою цього процесу є збереження унікальної ідентичності кожного об'єкта протягом усього відеофрагмента. Для цього використовуються різні методи від простих евклідових метрик відстані між рамками до складних моделей, що поєднують інформацію про просторове розташування, швидкість руху та візуальні ознаки об'єктів.

Така модульна структура системи відстеження дозволяє поєднувати найкращі з доступних детекторів і трекерів, забезпечуючи гнучкість і масштабованість рішень. Водночас ефективність трекінгу значною мірою залежить від якості роботи детектора: пропущена детекція може спричинити розрив треку, тоді як помилкове спрацьовування появи фантомного треку. Тому баланс між точністю детектування та стабільністю алгоритму асоціації є критично важливим для надійності системи багатооб'єктного відстеження.

Класичні методи асоціації даних, що лежать в основі багатьох швидких трекерів, покладаються переважно на моделювання руху. Центральним елементом тут є фільтр Калмана рекурсивний математичний алгоритм, що дозволяє оцінювати

стан динамічної системи на основі зашумлених вимірювань. У багатоб'єктному відстеженні для кожної цілі створюють окремий фільтр, який описує її поточний стан і слугує прогнозувальним компонентом під час асоціації з новими детекціями. Перед обробкою нового кадру фільтр виконує крок прогнозування, оцінюючи ймовірне нове положення об'єкта. Після отримання нових детекцій виникає задача призначення, для вирішення якої оптимальним чином використовується Угорський алгоритм [48]. Він працює з матрицею вартостей, де кожна клітинка містить «вартість» зіставлення існуючого треку з новою детекцією.

Алгоритм добирає такі відповідності між прогнозованими треками та новими детекціями, щоб сумарна вартість була мінімальною. Поєднання детектора, фільтра Калмана та Угорського алгоритму стало підґрунтям популярного й швидкого трека SORT. Він показує, що за наявності якісних детекцій достатньо простих статистичних моделей руху та оптимального призначення пар, аби підтримувати відстеження в реальному часі навіть на звичайному обладнанні. [49].

Головним недоліком SORT є його вразливість до оклюзій (перекриттів об'єктів) та тривалої відсутності детекцій. Оскільки він покладається виключно на модель руху та перекриття рамок, при перетинанні двох схожих об'єктів він може легко переплутати їхні ідентифікатори. Цю критичну проблему вирішує більш досконалий алгоритм DeepSORT, що має більш складну архітектуру (рисунок 1.3), додаючи до моделі руху потужну візуальну ознаку. Окрім фільтра Калмана, DeepSORT задіює компактну згорткову модель, попередньо натреновану на великому наборі зображень людей для задачі повторної ідентифікації. Ця мережа для кожного виявленого об'єкта обчислює компактний числовий вектор (дескриптор), який є його унікальним «візуальним відбитком».

Процес асоціації в DeepSORT має каскадну структуру. Спочатку алгоритм намагається зіставити треки з новими виявленнями за ознаками зовнішнього вигляду, обчислюючи косинусну відстань між відповідними описниками. Цей крок є пріоритетним, оскільки зовнішній вигляд є більш надійною ознакою, ніж прогнозований рух, особливо після оклюзії. Лише для тих треків та детекцій, для яких не вдалося знайти візуально схожу пару, застосовується другий етап

зіставлення за рухом, аналогічне до SORT. Такий двоступеневий підхід дозволяє надійніше відстежувати об'єкти навіть після тривалих оклюзій, що є критично важливим для коректного аналізу поведінки та уникнення помилок при ідентифікації власника залишеного об'єкта [50].



Рисунок 1.3 – Спрощена схема роботи алгоритму DeepSORT

## 1.5 Висновки

У ході аналізу сучасного стану проблеми автоматизованого відеоспостереження встановлено, що розвиток систем безпеки вимагає переходу від традиційних пасивних методів моніторингу до інтелектуальних інформаційних систем, здатних здійснювати автоматичний аналіз відеопотоку в реальному часі. Основною передумовою цього переходу є обмеженість людського фактора в умовах інформаційного перевантаження та потреба у підвищенні швидкості реагування на потенційні загрози у громадських місцях.

Дослідження предметної області показало, що сучасна архітектура систем відеоаналітики є багаторівневою структурою, до складу якої входять підсистеми збору, обробки, інтерпретації, представлення та зберігання даних. Кожен із рівнів виконує критично важливі функції від отримання відеопотоку з камер до формування аналітичних висновків та сповіщень для оператора.

У процесі класифікації та еволюції методів виявлення об'єктів простежується чітка тенденція переходу від ручного аналізу відео до повністю автоматизованого розпізнавання об'єктів. Визначено чотири покоління технологій відеоаналітики від неавтоматизованих систем спостереження до архітектур на основі глибокого навчання. Найвищі результати демонструють згорткові нейронні мережі, що забезпечують автоматичне вилучення ознак без необхідності ручного проєктування та мають здатність до узагальнення в різних умовах зйомки.

Розгляд сучасних архітектур глибокого навчання показав, що найбільш поширеними підходами до детектування є двостадійні, одностадійні та трансформерні моделі. Кожен із цих підходів має свої переваги: двостадійні архітектури забезпечують високу точність, одностадійні придатність для роботи в реальному часі, а трансформерні універсальність і перспективність розвитку. Зокрема, сімейство YOLO в сучасних модифікаціях пропонує оптимальний баланс між швидкістю та точністю, що робить його доцільним вибором для практичних систем відеоспостереження.

Окрему роль у забезпеченні аналітичної спроможності систем відіграють методи багато об'єктного відстеження, які дозволяють не лише детектувати, а й ідентифікувати траєкторії руху об'єктів у часі. Використання парадигми «відстеження-за-детектуванням» забезпечує узгодження послідовних детекцій і формування цілісних треків, що є ключовим елементом при виявленні залишених або підозрілих предметів.

## 2 МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧІ ДЕТЕКТУВАННЯ ТА ВІДСТЕЖЕННЯ ОБ'ЄКТІВ У ВІДЕОПОТОЦІ

### 2.1 Концепція інформаційної технології ідентифікації залишкових дефектів у програмному забезпеченні

Розроблення системи автоматичного розпізнавання об'єктів у відеопотоці є непростим та комплексним процесом, який вимагає поєднання знань з комп'ютерного бачення, способів оптимізації, математичної статистики і теорії ймовірностей. Будь-яка система для виявлення базується на математичній моделі, яка формалізує процес перетворення вхідного сигналу зображення або ж послідовності кадрів у вихідні дані, тобто координати об'єкта, а також клас, до якого об'єкт належить. Такі моделі являються математичним описом щодо процесів сприйняття зорової інформації та її інтерпретації. У людей це трапляється інтуїтивно, а в обчислювальних системах за чіткими алгоритмічними правилами [51].

На етапі математичного формулювання задача детектування розглядається як процес перетворення вхідних даних у певний опис об'єкта. Вхідним простором слугують відеокадри або цифрові зображення, а вихідними даними є належність до класу, орієнтовний розмір та розташування об'єкта у сцені.

Модель детектора описується набором параметрів, що визначають її поведінку. Під час навчання ці параметри коригуються таким чином, щоб прогноз моделі максимально узгоджувався з наявними розміченими прикладами. Для цього використовується критерій, який кількісно оцінює відхилення між передбаченням і фактичними даними. Навчальний процес полягає у поступовому зменшенні цього відхилення на всіх доступних прикладах.

У підсумку детектор функціонує як оптимізаційна система, яка наближає невідому залежність між зображенням і відповідною анотацією, забезпечуючи відтворюваність та узгодженість результатів у різних сценах.

Побудова аналогічної моделі охоплює кілька шарів абстрагування. На самому найнижчому рівні розглядається математична обробка сигналів, а саме

фільтрація та нормалізація яскравості. Окрім цього, відбувається виділення контурів і пошук локальних максимумів. На середньому рівні формується набір ознак, що описують об'єктну структуру, зокрема градієнти, текстури, контури та симетрії. Інтерпретаційний рівень є найвищим, де система вирішує щодо положення, наявності та імовірності існування об'єкта класу певного на основі ознак попередніх. По суті, нинішні згорткові нейронні мережі втілюють всі ці рівні у вигляді багатошарової архітектури, в котрій кожен шар відповідає конкретно етапу математичного аналізу даних [52].

На відміну від класичних методів комп'ютерного зору, CNN автоматично вчаться виділяти найбільш інформативні характеристики на противагу тим, котрі вимагали ручного визначення ознак. Кожен нейрон у згортковому шарі виконує операцію саме локальної згортки. Дана операція вираховує скалярний добуток ядра згортки й області зображення. Модель виділяє специфічні структури за допомогою цієї операції, наприклад контури, кути або переходи кольору.

Операція згортки характеризується важливими рисами, як-от: лінійність, комутативність, асоціативність та розподільність (рисунок 2.1) [53]. Ці властивості дають змогу поєднувати декілька фільтрів один за одним послідовно. При такому варіанті створюються достатньо складні нелінійні перетворення, які безпосередньо формують глибоку мережу. Узагальнені ознаки, що містять абстрактні характеристики об'єктів, є тим, за допомогою чого оперує кожен наступний шар в результаті.

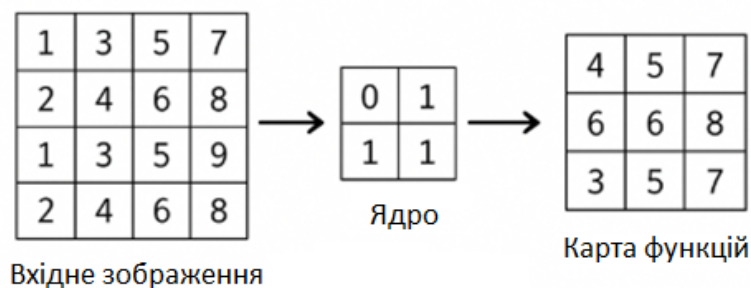


Рисунок 2.1 – Ілюстрація процесу згортки з ядром  $3 \times 3$  для виділення локальних ознак

Найважливішим елементом CNN є введення нелінійності в модель через активаційну функцію. Без неї нейронна мережа ставала б лінійною системою, чим обмежувалося б розпізнавання щодо складних залежностей. Сигмоїда, гіперболічний тангенс, ReLU і її варіанти є найбільш вживаними функціями активації. Функція ReLU описується рівнянням:

$$\sigma(x) = \max(0, x), \quad (2.1)$$

де  $\sigma(x)$  – значення активаційної функції ReLU для вхідного сигналу,  $x$  – вхідний аргумент,  $\max(0, x)$  – оператор, що повертає більше з двох значень: 0 або  $x$ .

Функція дає змогу відкидати негативні значення, при цьому зберігаючи позитивні активації. Це спрощує процес оптимізації для прискорення збіжності. Проблема зі зникаючим градієнтом вирішується при цьому лише частково.

Окрім згорткових і активаційних шарів, важливу роль у математичній моделі детектора відіграють функції втрат, які визначають спосіб оцінки ефективності навчання.

На рисунку 2.2 наведено графічне відображення функцій активації.

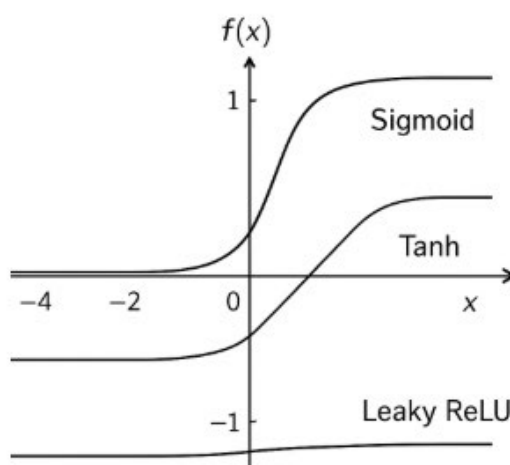


Рисунок 2.2 – Графічне зображення функцій активації Sigmoid, Tanh, ReLU і Leaky ReLU

Для задач детектування функція втрат зазвичай складається з трьох основних частин: локалізаційної, класифікаційної та компоненти впевненості. Кожна з них відповідає за певний аспект узгодження прогнозу моделі з еталонними даними, а їхня вага визначається заздалегідь встановленими коефіцієнтами.

Локалізаційна складова базується на оцінюванні ступеня перекриття між передбаченою та еталонною рамками. Для цього застосовують метрики, що відображають якість збігу – від повної відповідності до повної відсутності перетину. На основі таких метрик сформовано низку вдосконалених підходів, серед яких GIoU, DIoU та CIoU. Вони дають змогу додатково брати до уваги просторову відстань між центрами рамок, а також відмінності у пропорціях об'єктів, що підвищує точність оптимізації.

Функції цього типу широко застосовуються у сучасних детекторах, оскільки забезпечують стабільніше навчання та кращу відповідність геометричним властивостям об'єктів у сцені [54].

Таким чином, математична модель детектора поєднує в собі геометричні оцінки, а також стохастичну оптимізацію, нелінійні активації та лінійні згортки. Правильний вибір гіперпараметрів важливий заради її роботи. Погодженість цих компонентів теж суттєво впливає на її ефективність. Архітектура, котра є експериментально оптимальною, визначається на практиці шляхом багатократного навчання моделі на великих наборах даних, до яких належать COCO, ImageNet чи Open Images. Завдяки такому підходу моделі глибокого навчання набули здатності перевершувати класичні алгоритми як за стійкістю до шумів, варіацій фону й умов освітлення, так і за точністю.

Підходи CNN дають можливість для досягнення високої точності в розпізнаванні. У містах точність задач виявлення об'єктів становить більш ніж 95 % [55]. Через це вони є математично обґрунтованою основою для створення систем виявлення підозрілих об'єктів у людних місцях, у яких параметри точності й надійності надзвичайно важливі.

## 2.2 Математичні моделі відстеження об'єктів у відеопотоці

Однією з найбільш важливих складових інтелектуальних систем для відеоспостереження являється спостереження за рухом виявлених сутностей упродовж певного інтервалу часу, що реалізується як окреме завдання підсистеми відстеження. Процедура детектування встановлює, що саме з'явилося в кадрі і в якому саме місці. Далі відстеження описує спосіб переміщення цієї сутності у просторі та в часі, що дає змогу виконувати аналіз траєкторій, а також досліджувати поведінку і взаємодію між різними учасниками сцени.

На рисунку 2.3 наведено графік траєкторій руху об'єктів.

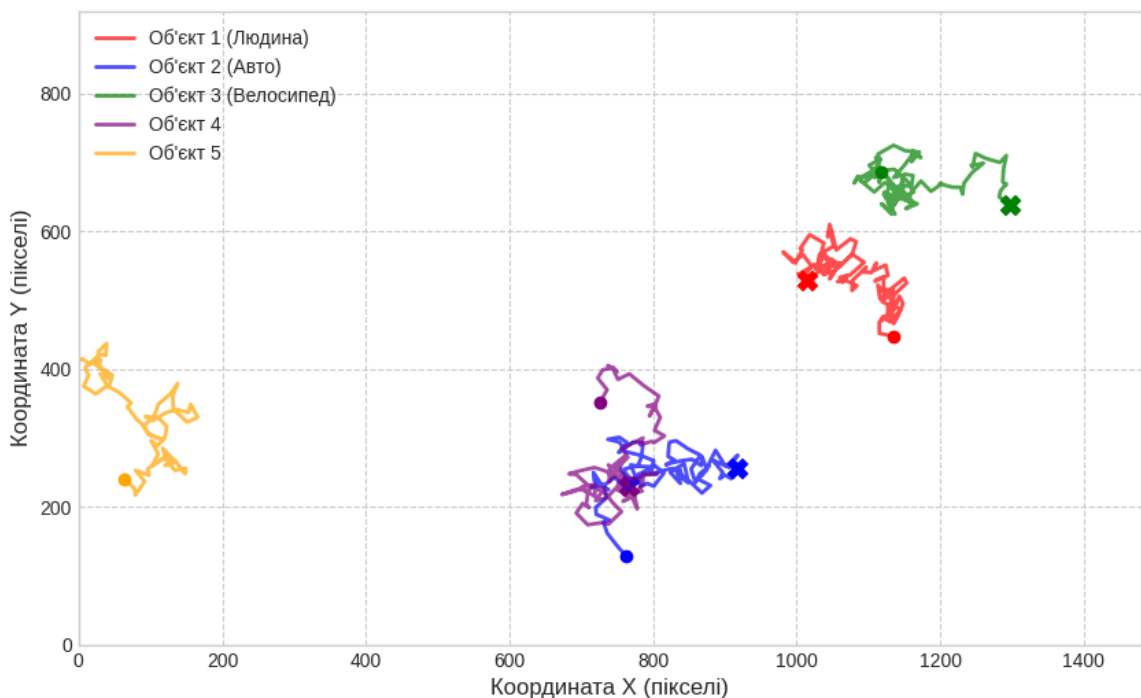


Рисунок 2.3 – Графічне зображення траєкторій руху об'єктів

Загалом, задачу трекінгу визначають як безперервний процес оцінювання стану об'єкта на кожному кадрі відеопотоку. Вектор стану об'єкта в момент часу включає параметри, такі як розмір, швидкість та просторові координати об'єкта.

Процес трекінгу передбачає поетапне оцінювання: на першому етапі оцінюється поточний стан об'єкта на основі його попереднього стану та

випадкових збурень, що моделюють непередбачувані зміни; на другому етапі формується спостереження за об'єктом, враховуючи шум вимірювань та інші неточності. Для коректного моделювання таких процесів використовують стохастичні моделі, які враховують випадкові збурення та неконтрольовані фактори (рисунок 2.4).

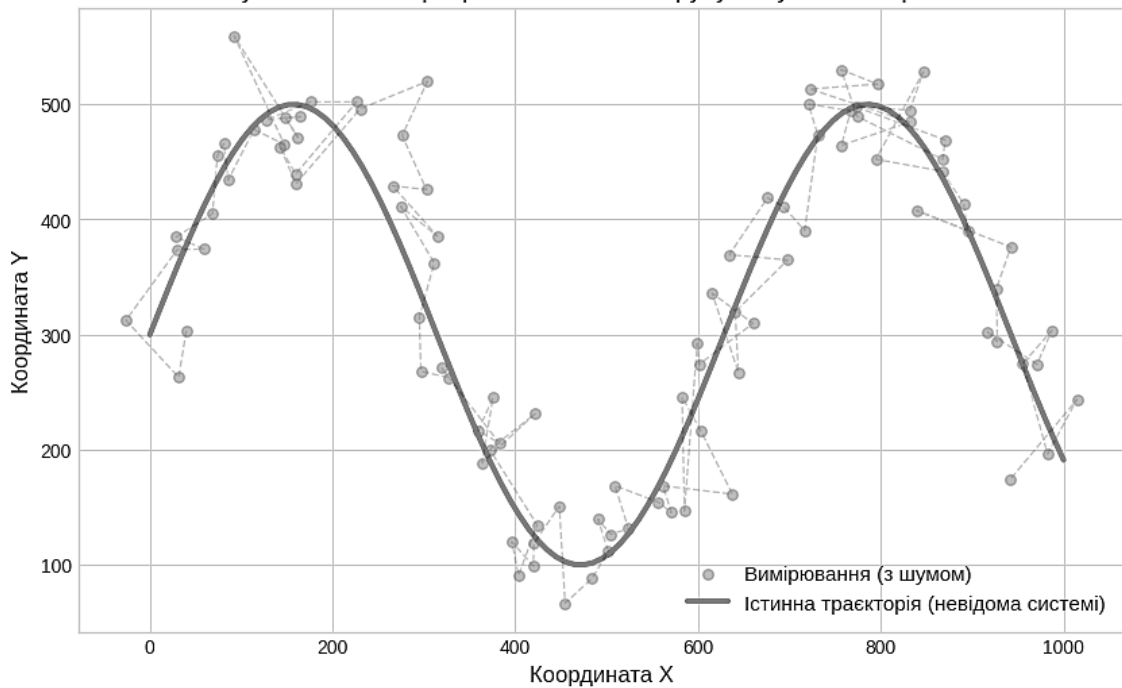


Рисунок 2.4 – Ілюстрація стохастичного руху

Модель з припущенням постійної швидкості часто застосовується для опису динаміки руху об'єкта. Вона підходить для моделювання плавних рухів людей або транспортних засобів. Однак у реальних умовах рух часто супроводжується шумом, прискореннями або непередбачуваними змінами траєкторії. Тому використовують стохастичне моделювання, додаючи випадкові збурення до рівнянь руху для відтворення неконтрольованих факторів [56].

Існує три основні види математичних моделей для відстеження об'єктів у відеопотоці, і кожна з них виконує критичну функцію для забезпечення точності, стійкості та інтерпретованості результатів:

1. Фільтр Калмана як оптимальна модель оцінки стану.
2. Математична модель асоціації даних.

### 3. Інтерпретація результатів та роль математичного моделювання.

Фільтр Калмана є дуже дієвим математичним інструментом для опису динамічних систем: рекурентний алгоритм, який оцінює наявний стан об'єкта на основі минулих вимірювань, зменшуючи вплив шумів і похибок детектування. Перевага у ньому полягає в тому, що він не потребує всієї історії спостережень, а використовує нове вимірювання та попередню оцінку. Обчислювальна складність через це все одно залишається сталою, незалежно від того, якою є тривалість відеопотоку.

Ця модель оптимальна щодо сенсу мінімізації дисперсії похибки для лінійних систем із нормальним шумом, тобто її перевагою. Для складних та нелінійних випадків застосовуються певні модифікації у даний час. Це розширений фільтр Калмана чи фільтр частинок, які наближають нелінійні залежності [57].

Відстеження декількох об'єктів одночасно потребує вирішення ще однієї важливої задачі – асоціації детекцій між кадрами. Після того як детектор на кожному кадрі визначив набір рамок, необхідно зіставити ці рамки з наявними треками, щоб зрозуміти, який об'єкт є продовженням попереднього.

На рисунку 2.5 представлена схема роботи фільтра Калмана.

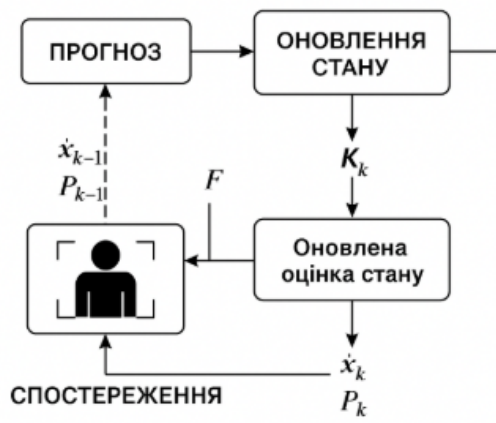


Рисунок 2.5 – Схема роботи фільтра Калмана у задачі відстеження об'єктів

Використання угорського алгоритму дає змогу за поліноміальний час гарантовано знаходити глобально оптимальний розподіл відповідностей. У сучасних системах цей алгоритм в основному застосовується. Він поєднується із

метриками візуальної схожості, що базуються на дескрипторах ознак, отриманих від нейронних мереж, подібно до DeepSORT (рисунок 2.6).

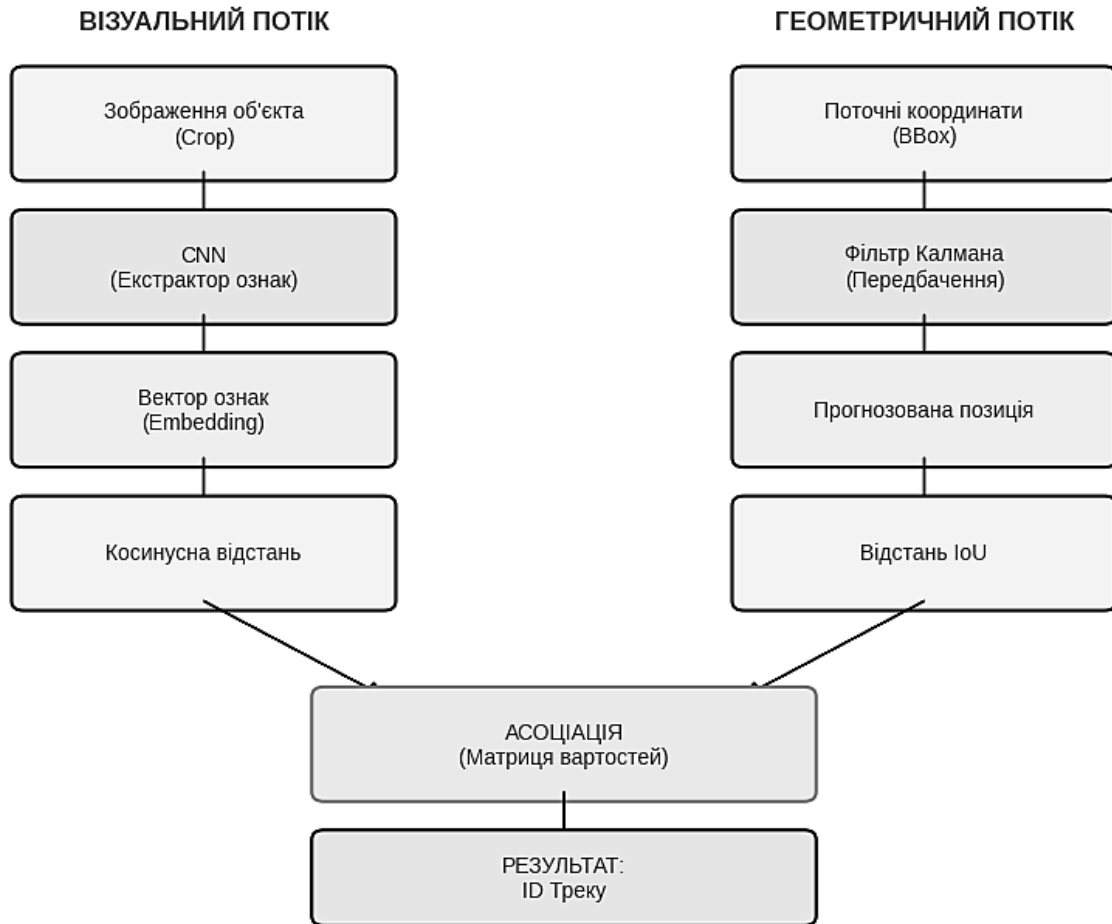


Рисунок 2.6 – Схема поєднання візуальної та геометричної інформації

Візуальна й геометрична інформація робить асоціацію значно більш надійною разом. Це є актуальним навіть у складних випадках на зразок тимчасової відсутності об'єктів в полі зору або часткового їх перекриття.

Варто особливо підкреслити, що математичні моделі у відстеженні мають інтерпретаційне значення, а також і обчислювальну функцію. За їхньою допомогою можна визначити похибку прогнозу, передбачити подальшу траєкторію руху, оцінити ступінь довіри до результату та отримати положення об'єкта.

Система не впевнена в оцінці, якщо коваріаційна матриця  $P_k$  має великі власні значення, наприклад. Отже, математичний апарат дає змогу не лише

«стежити» за об'єктом, а ще й в реальному часі коригувати параметри системи та керувати рівнем довіри до інформації.

Математичні моделі для відстеження об'єктів ґрунтуються на метричному порівнянні й оптимальному призначенні та на принципах стохастичного оцінювання. Ефективність їхня визначається через баланс швидкості обчислень та точністю прогнозу.

Ці моделі забезпечують сталість для спостереження. Постійний моніторинг є важливою вимогою для стабільної діяльності системи розпізнавання небезпечних об'єктів у життєвих ситуаціях [58].

### 2.3 Ймовірнісні та логіко-статистичні моделі прийняття рішень

Після етапів виявлення й відстеження об'єктів блок ухвалення рішень, котрий забезпечує оцінку ситуації та формування висновку стосовно ймовірної небезпеки, є суттєвим складником інтелектуальної системи відеоаналітики. Саме цей рівень визначає щодо того, чи є об'єкт знайденим і підозрілим або залишеним. До того ж, він визначає, чи є об'єкт загрозою для інших.

Математичні моделі, які здійснюють опис логічних і ймовірнісних залежностей між висновками та спостереженнями, використовують для того, щоб прийняття рішень було відтворюваним та обґрунтованим. У найзагальнішому вигляді ці моделі можна представити як функцію:

$$R = g(E, P), \quad (2.2)$$

де  $E$  – множина спостережень, отриманих від попередніх модулів системи, а  $P$  – сукупність апріорних знань про середовище та об'єкти. Результатом функції  $g$  є рішення  $R$ , яке відображає стан або клас події.

Опис закономірностей між ознаками та подіями є метою створення таких моделей, що дозволяє прогнозувати розвиток ситуації в часі, а радше не лише реагувати на наявні факти. Математична модель повинна з певною мірою

ймовірності визначити, чи в дійсності йдеться про залишений без нагляду предмет, якщо система бачить, що людина залишила сумку на зупинці громадського транспорту та потім відійшла. Сигнал тривоги видається тільки тоді, коли дана ймовірність перевищує встановлений поріг.

Імовірнісне моделювання становить один із найпоширеніших підходів до формалізації процесу прийняття рішень. Оцінювання відбувається на основі саме неповної чи все ж зашумленої інформації, тому що стан системи не завжди можна спостерігати безпосередньо.

Нехай  $A$  – це подія, яка означає, що об’єкт залишено, а  $E$  – сукупність спостережень, що містить нерухомість об’єкта, віддаленість людини та відсутність інтеракції протягом часу. Формула Баєса використовується для проведення оцінювання ймовірності настання події  $A$  при наявності спостережень  $E$  використовується формула Баєса:

$$P(A | E) = \frac{P(E | A)P(A)}{P(E)}. \quad (2.3)$$

Ця формула дозволяє оновлювати оцінку ймовірності, коли з’являється нова інформація. Якщо початкова, або апіорна, ймовірність  $P(A)$  описує загальну частоту події у системі, то апостеріорна ймовірність  $P(A | E)$  відображає рівень довіри після отримання певних свідчень [59].

Для кращого розуміння механізму оновлення ймовірності розглянемо приклад. Якщо у середньому лише 1 % об’єктів на вокзалі є дійсно залишеними, то  $P(A) = 0.01$ . Система виявляє ознаки, що відповідають залишенню предмета, з точністю 90 %, тобто  $P(E | A) = 0.9$ , але також може помилково сигналізувати у 5 % випадків, коли об’єкт не залишено, тобто  $P(E | \neg A) = 0.05$ . Тоді повна ймовірність події  $E$  становить:

$$P(E) = P(E | A)P(A) + P(E | \neg A)P(\neg A) =$$

$$= 0.9 \times 0.01 + 0.05 \times 0.99 = 0.0585. \quad (2.4)$$

Звідси апостеріорна ймовірність того, що об'єкт справді залишено, дорівнює:

$$P(A | E) = \frac{0.9 \times 0.01}{0.0585} \approx 0.154. \quad (2.5)$$

Отже, навіть при високій точності сенсорів система може помилятися у більшості випадків, якщо сама подія трапляється рідко. Такий аналіз підкреслює необхідність урахування як точності вимірювань, так і статистики реальних подій [60].

На рисунку 2.7 показано взаємозв'язок між апіорною, апостеріорною та умовною ймовірностями у баєсівській моделі.

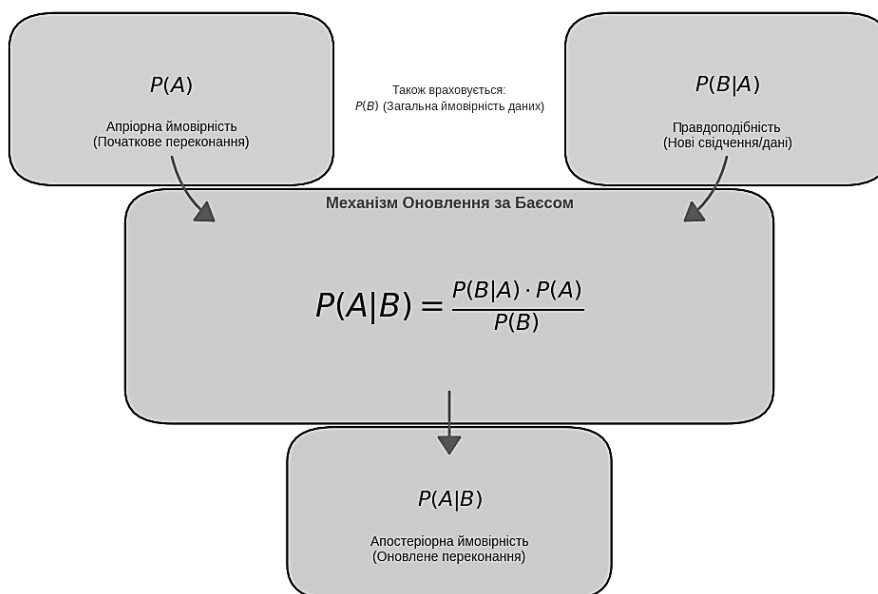


Рисунок 2.7 – Схематичне представлення процесу оновлення ймовірності згідно з формулою Баєса

Ймовірнісна модель дозволяє не відразу формувати рішення, а саме у динаміці й також поступово накопичувати усі докази. Ймовірність апостеріорної події зростає в міру того, як об'єкт стоїть нерухомо триваліший час, аж поки не

перейде межу спрацювання. Вказаний підхід забезпечує гнучкість, а ще й стійкість системи до короточасних спотворень зображення чи випадкових флуктуацій.

Моделі логіки є дієвими в межах завдань щодо виявлення об'єктів, які покинули. Вони описують зміну стану об'єкта протягом часу разом із імовірнісним підходом. Логічна модель визначає собою множину із можливих станів, а також правила для переходів між станами згідно зі спостереженнями. Такий підхід дає можливість для відслідковування логічної послідовності дій, які призводять до певного результату [61], а ще оцінювати ймовірність певної події.

У системах відеоаналізу об'єкт може перебувати в таких станах, а саме: рухається, або стоїть, або покинутий чи, можливо, потенційно покинутий (рисунок 2.8). Переходи між станами відбуваються.

Вони базуються на логічних умовах, як ось.

1. перехід у нерухомий стан з рухливого, якщо швидкість об'єкта стає меншою за визначений поріг з часом;  
 перехід відбувається зі стаціонарного стану. Це трапляється у такому потенційно покинутому стані, якщо людина відійшла на деяку відстань від об'єкта;  
 перехід у цей стан «залишений» при відсутності протягом часу, який було визначено.

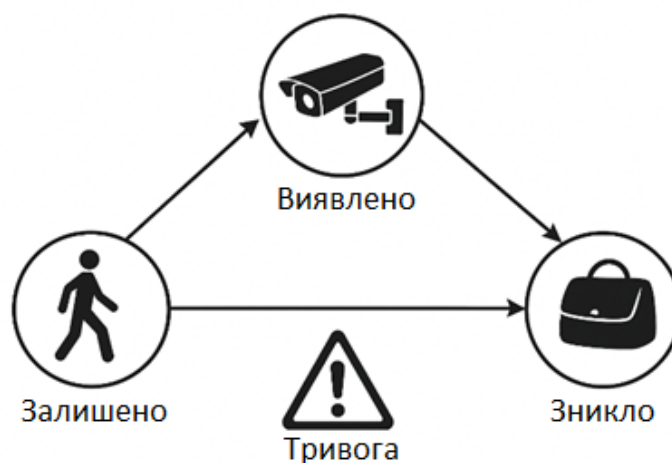


Рисунок 2.8 – Діаграма переходів між станами у моделі залишеного об'єкта

Таке представлення за допомогою скінченного автомата дає можливість для зменшення імовірності хибних спрацювань та наочно відобразити алгоритм переходів, оскільки для уведення у стан тривоги потрібно виконати декілька умов одночасно. Автомат станів використовує баєсівську модель для дискретного оновлення даних. Він так само забезпечує постійне поновлення для довіри до рішення у відповідній перспективі.

В реальних умовах спостереження майже ніколи не бувають однозначними або цілком точними. Вигляд сцени може змінюватися через погодні умови, через освітлення, через перешкоди чи навіть через тінь. У зв'язку з цим постають ситуації, при яких традиційна логіка «так/ні» не надає коректного результату. Доречно застосовувати нечітку логіку в ситуаціях, де об'єкт частково відповідає певному статусу.

У нечітких системах кожна змінна визначається функцією належності, значення якої коливається в межах від 0 до 1. Можливо, варто стверджувати, що ступінь нерухомості об'єкта становить 0.8, а ступінь рухливості дорівнює 0.2, замість твердження, що «об'єкт нерухомий».

Графічна інтерпретація сформованої бази правил нечіткого виведення, що демонструє залежність вихідного рівня загрози від вхідних лінгвістичних змінних, наведена на рисунку 2.9.

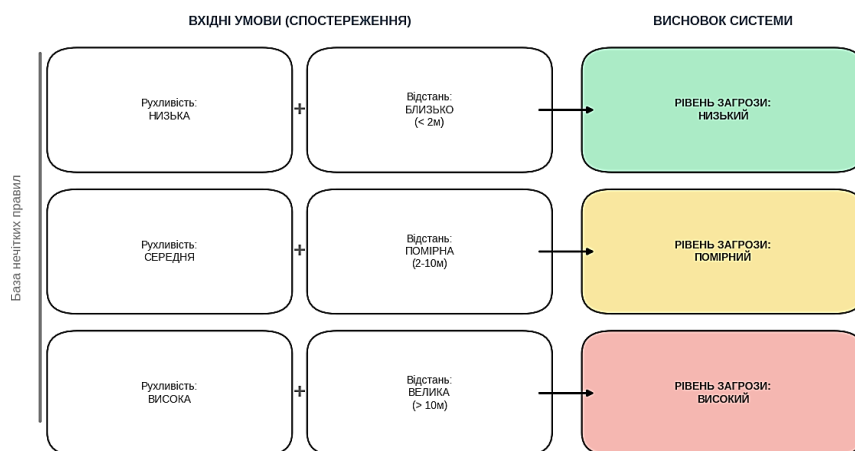


Рисунок 2.9 – Діаграма правил нечіткого виведення для визначення рівня загрози

Приклад нечіткої логічної бази демонструє, як рівень загрози визначається залежно від ступеня нерухомості об'єкта та відстані до потенційного власника. Так, коли об'єкт має низьку нерухомість і знаходиться близько до людини, ймовірність загрози оцінюється як дуже низька. За середнього ступеня та помірної відстані ймовірність загрози стає помірною. У разі високої нерухомості та великої відстані загроза оцінюється як висока, тоді як поєднання високої нерухомості з дуже великою відстанню підвищує ймовірність загрози до дуже високого рівня.

На основі подібних правил, рівень ризику, це те числове значення, у яке потім дефазифікується інтегральна оцінка. Отже, нечітка логіка поєднує гнучкість імовірнісного аналізу та інтуїтивну зрозумілість висновків [62].

Найбільш ефективними на практиці є гібридні моделі, що поєднують логічний та ймовірнісний підходи. В подібних системах імовірнісна частина відповідає ступеню впевненості кожного стану, а логічна частина, дискретним станам об'єкта.

Наприклад, якщо об'єкт переходить у стан «потенційно залишений», система може призначити йому ймовірність у  $P = 0.65$ .

Згодом ця ймовірність оновлюватиметься на основі нових спостережень замість однозначного рішення. Зазначений метод втілює гнучку діяльність. Система підвищує рівень впевненості у тривозі потроху, якщо накопичується достатньо її ознак.

У таких моделях окремі модулі відповідають за різні аспекти аналізу: модуль баєсівського оцінювання ймовірності, модуль нечіткої логіки та модуль автомата станів. Взаємодіючи між собою, вони формують остаточну оцінку небезпеки.

Ймовірнісні, логічні та нечіткі моделі утворюють математичну основу для здійснення ухвалення рішень в системах виявлення підозрілих об'єктів. Вони забезпечують гнучкість для реагування на змінні умови середовища, підвищують їх стійкість до шумів та дозволяють уніфікувати аналіз даних різної природи.

Адаптивний інтелектуальний підхід, який імітує процеси людського мислення, формується через поєднання цих методів, коли рішення приймається з урахуванням ступеня впевненості, контексту і динаміки подій, а не за жорсткими

правилами. Системи, базовані на подібних моделях, здатні для фіксування фактів. Вони можуть додатково робити загальні висновки про стан речей загалом, і це вагомо для автоматичного нагляду за безпекою в людних місцях [63].

## 2.4 Аналітичні методи оцінки якості роботи моделей

Після створення математичних моделей, слід визначати їхню ефективність у формі кількісного вираження. Стабільність, опірність впливам ззовні, швидкість реакції та точність при ідентифікації об'єктів визначають якість моделі. Через те, що збій в системах машинного зору у секторі безпеки може спричинити серйозні наслідки, то надійна оцінка якості є необхідним кроком [64].

Оцінювання моделей зазвичай робиться через аналіз статистичних результатів тестування. Для цього формується вибірка із прикладів, для яких існують вже відомі правильні відповіді, та потім відбувається порівняння їх із результатами, які отримані від системи. Точність, повнота, а також середня точність визначення, метрики відстеження для відеопотоків є основними показниками у цій галузі.

Для оцінки ефективності детектора виявлення об'єктів на зображенні та визначення їхнього положення, використовують метрики точності та повноти. Точність визначає частку правильно виявлених об'єктів серед усіх об'єктів, визначених детектором, тобто відношення кількості правильно виявлених об'єктів до суми правильно виявлених та хибно виявлених об'єктів. Повнота оцінює, яка частка існуючих об'єктів була правильно виявлена, тобто відношення кількості правильно виявлених об'єктів до суми правильно виявлених та пропущених об'єктів.

Висока точність вказує на правильність більшості виявлень, а висока повнота означає виявлення майже кожного об'єкта. Середнє значення точності при різних порогах впевненості, є ще одним важливим показником. Він дає змогу проводити

порівняння відносно різних моделей. Це можливо попри параметри їхнього налаштування.

Показник перетину над об'єднанням застосовується для того, щоб визначити точність відповідності рамки детектора до справжнього об'єкту:

$$IoU = \frac{S_{\text{перетину}}}{S_{\text{об'єднання}}}, \quad (2.6)$$

де  $S_{\text{перетину}}$  – площа перетину прогнозованої рамки з еталонною, а  $S_{\text{об'єднання}}$  – площа, що охоплює обидві рамки.

У таблиці 2.1 наведено приклад взаємозв'язку між порогом IoU і середньою точністю моделі.

Таблиця 2.1 – Вплив порогу IoU на середню точність детектування

Поріг IoU	0.3	0.5	0.7	0.9
Середня точність (mAP), %	93.5	88.2	74.6	41.7

Як видно з таблиці, зменшення середньої точності відбувається внаслідок підвищення порогу, бо вимоги стосовно збігу стають більш суворими. Проте надто низький поріг здатен призвести до визнання неточних результатів правильними. Отже, значення IoU біля позначок 0.5 та 0.6 [65] вважається цілком оптимальним.

На рисунку 2.10 зображено точність і повноту для двох типів моделей детектування. Ці характеристики демонструють їхню взаємозалежність між собою.

Такі графіки дають змогу оцінити співвідношення хибних спрацювань та кількості пропусків. Врівноваження між точністю та повнотою є компромісом на ділі, хоч ідеальна модель і повинна мати їх одночасно високими.

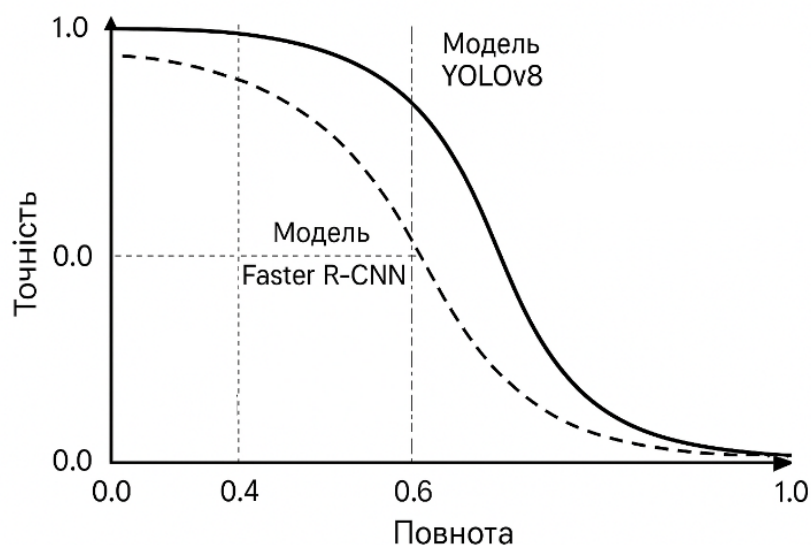


Рисунок 2.10 – Графік залежності між точністю і повнотою для двох моделей детектора

У відеоаналізі важливо правильно співвіднести об'єкт поміж кадрами, а не лише виявити його. Для цього в основному застосовують трекінгові метрики оцінки. MOTP й MOTA [66]. Перший характеризує підтримку ідентичності об'єктів системою, тобто наскільки вона здатна відстежувати той самий об'єкт у часі з необхідною точністю. Другий вимірює середнє відхилення позицій прогнозованих рамок від еталонних, оцінюючи точність просторового зіставлення трекованих об'єктів із їх реальною позицією.

Система із вищим MOTA проти MOTP, але трохи нижчим, може бути кращою для відео з великою кількістю людей, де ідентичність важливіша, ніж точне позиціонування [67].

Гіперпараметри, як-от розмір ядра згортки, число шарів або поріг виявлення чи роздільна здатність зображення, відчутно впливають на ефективність моделі. Для оптимізації нерідко використовують статистичний аналіз або ж експериментальні методи. Точність падає у випадку зменшення роздільної здатності кадру, проте швидкість обробки зростає в цей час. Збільшення в розмірі нейронної мережі веде до покращення її загальної якості. У той же час це вимагає більших ресурсів для цієї справи.

У таблиці 2.2 наведено залежність точності моделі від кількості шарів у нейронній мережі.

Таблиця 2.2 Вплив глибини нейронної мережі на якість детектування

Кількість шарів	10	20	30	40
Точність, %	79.4	84.7	88.5	88.7
Час обробки кадру, мс	12	23	38	52

Як видно з наведеної таблиці, точність детектування об'єктів підвищується зі збільшенням кількості шарів нейронної мережі: з 79,4 % для мережі з 10 шарів до 88,7 % для мережі з 40 шарів. Водночас спостерігається значне збільшення часу обробки кадру – від 12 мс до 52 мс відповідно. Це демонструє класичний компроміс між якістю прогнозу та швидкістю системи: більша глибина мережі забезпечує точніші результати завдяки кращому навчанні та більш складним внутрішнім представленням ознак, але потребує більше обчислювальних ресурсів та часу для обробки кожного кадру.

У практичних застосуваннях, особливо в умовах відеоспостереження в режимі реального часу, пріоритет часто віддається швидкодії, оскільки невелике зниження точності може бути допустимим, тоді як надмірне збільшення часу обробки кадру призводить до затримок і втрати оперативності реакції системи [68].

## 2.5. Математичне моделювання процесів аналізу відеопотоку та виявлення підозрілих об'єктів

Сучасні системи відеоаналізу для безпеки у людних місцях, це багатошарові складні обчислювальні рішення, в яких поєднано декілька математичних моделей. Особливі рівняння, разом із тим залежності та ще й методи оптимізації описують кожен етап, від отримання відеопотоку і аж до прийняття рішення.

Процес функціонування системи можна розглядати з математичної точки зору як послідовність перетворень сигналу. На першому етапі обробляється вхідне відео, після чого формується набір ознак, що відображає результати попередньої обробки. Наступний етап включає детектування об'єктів, а фінально система генерує рішення щодо наявності підозрілого об'єкта.

Процес обробки відеопотоку складається з кількох взаємопов'язаних етапів. На першому етапі відбувається попередня обробка зображень, фільтрація шумів, корекція освітлення, стабілізація кадрів. Це дозволяє підготувати дані до подальшого аналізу. Наступний етап, вилучення інформативних ознак.

Для асоціації детекцій між кадрами у системах відстеження формується матриця вартостей, де кожен елемент характеризує ймовірність того, що конкретний трек відповідає певній детекції. Менші значення елементів матриці вказують на більшу ймовірність того, що об'єкти співпадають (рисунк 2.11).

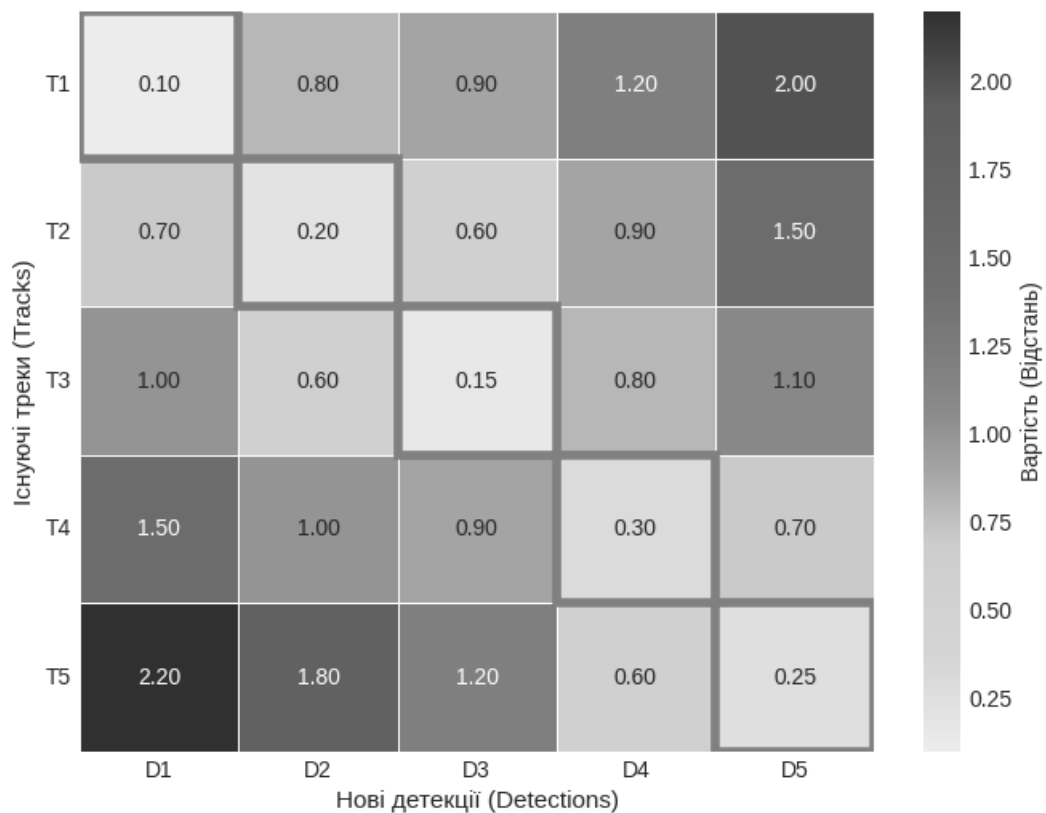


Рисунок 2.11 – Приклад матриці вартостей

Далі формується матриця спостережень, у якій кожен елемент відповідає ймовірності наявності об'єкта певного класу в заданій області кадру. Отримана карта ймовірностей дозволяє відокремити потенційні об'єкти від фону.

Така схема демонструє утворення єдиної ієрархічної моделі різними рівнями перетворень, починаючи від пікселів до логічних рішень. Для кожного рівня існують свої математичні властивості, а також методи для оптимізації. Це забезпечує точність у межах системи та її стійкість.

Апарат динамічних систем використовується для опису руху об'єктів у відеопотоці. Кожен об'єкт характеризується вектором стану, що включає координати центра, швидкості та прискорення.

Рух об'єкта моделюється системою, яка враховує керуючий вплив та випадкові похибки. Ця модель є основою для побудови фільтра Калмана, який виконує оцінку стану на кожному кроці, мінімізуючи дисперсію похибки.

На рисунку 2.12 подано графічне представлення процесу прогнозування та корекції у фільтрі Калмана.

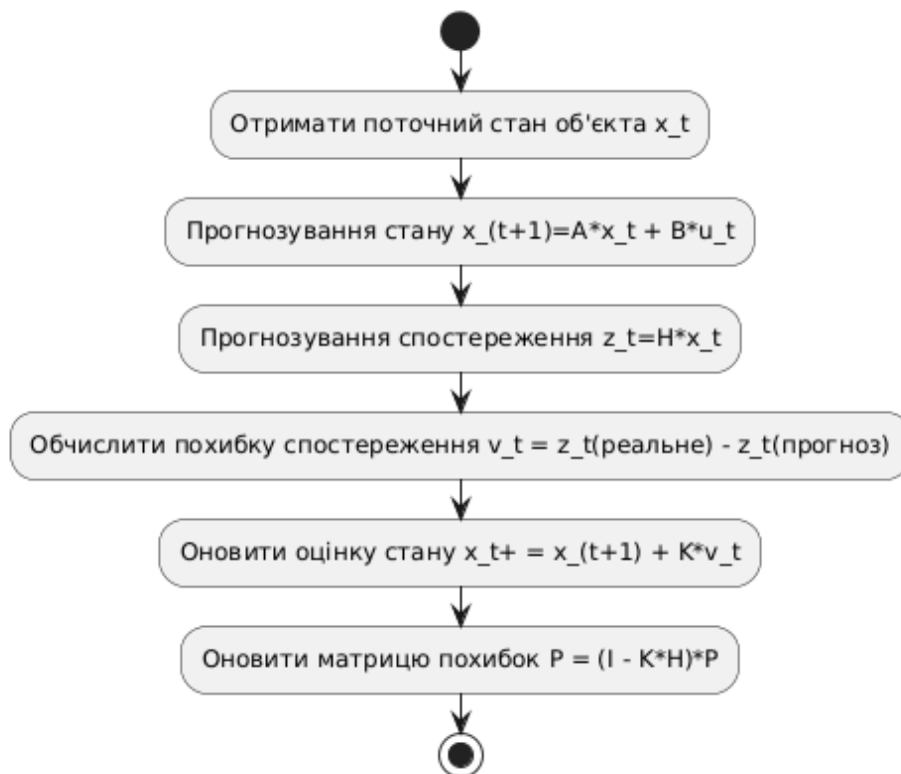


Рисунок 2.12 – Етапи прогнозування і корекції стану у фільтрі Калмана

Одним із найскладніших завдань є узгодження результатів виявлення з результатами відстеження. Для цього використовується оцінка відповідності між треками та детекціями, що враховує відстань між прогнозованим і фактичним положенням об'єкта, а також візуальну подібність його ознак. Важливим елементом є застосування вагових коефіцієнтів, які дозволяють збалансувати внесок рухових і зовнішніх характеристик при визначенні оптимального призначення. Завдання оптимізації розв'язується за допомогою алгоритму Куна-Мункреса, що гарантує ефективне і поліноміально обчислюване призначення [69].

Як приклад, мінімальна сумарна вартість призначення досягається при конкретній відповідності треків і детекцій, яка обирається системою для оновлення треків.

При цьому необхідно ретельно враховувати часову складність алгоритмів для їхнього практичного застосування. Час обробки кадру формується як сукупність тривалостей окремих етапів: попередньої обробки, детектування, трекінгу та прийняття рішень. Кожен етап залежить від кількості об'єктів на сцені та розмірів зображення. У практичних реалізаціях застосовують оптимізаційні підходи, такі як зменшення частоти викликів детектора або паралельна обробка кадрів, що дозволяє забезпечити масштабованість системи.

Після аналізу послідовності подій система формує узагальнену оцінку ймовірності небезпеки. Ця оцінка визначається як комбінований показник, який враховує кілька незалежних чинників. Зокрема, береться до уваги ймовірність того, що об'єкт перебуває у статичному стані, ймовірність того, що потенційний власник об'єкта віддалився, а також ймовірність перевищення критичного часу перебування об'єкта у статусі кандидата на небезпеку [70]. Кожен із цих компонентів помножується на відповідний ваговий коефіцієнт, який визначає його важливість для загальної оцінки ризику. Після цього результати всіх компонентів сумуються, формуючи інтегральний показник ймовірності небезпеки в конкретний момент часу.

На рисунку 2.13 наведено стурктуру часової взаємодії компонентів системи відеоаналізу.

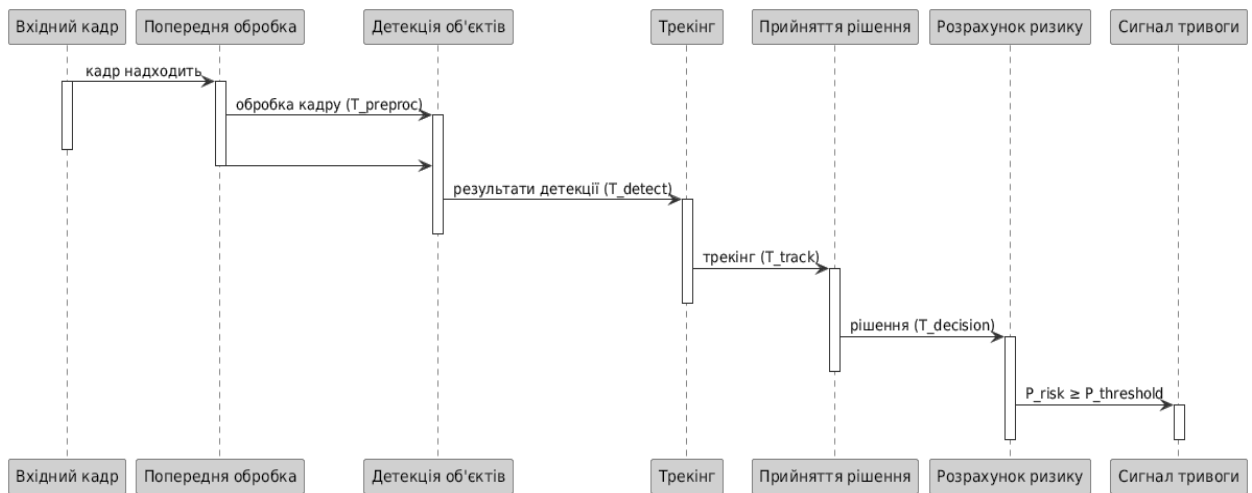


Рисунок 2.13 – Структура часової взаємодії компонентів системи відеоаналізу

Цей підхід дозволяє враховувати одночасно кілька незалежних факторів, що значно підвищує достовірність прийнятого рішення [71].

Таким чином, система виявляє, що лише перший і третій об'єкти перевищують порогове значення, і для них формується попередження.

## 2.6. Висновки

У другому розділі дипломної роботи проведено поглиблене теоретичне дослідження математичних моделей, що виступають підґрунтям для систем виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях. На базі опрацьованих джерел та аналізу створено цілісне бачення процесу обробки відеоінформації. Воно охоплює проміжок часу від моменту отримання кадру до ухвалення рішення щодо потенційної загрози.

Згорткові нейронні мережі, із реалізацією процесу автоматичного вилучення ознак із відеопотоку, є основою сучасних систем комп'ютерного зору. Виявляти важкі просторові структури, відділяти об'єкти від тла та класифікувати їх за певними класами реально через використання операції згортання, нелінійних

функцій активації та особливих функцій втрат. Можливість навчатися на великих обсягах даних є важливою рисою цих моделей, яка збільшує надійність і точність системи.

Також розглянуто математичні моделі для відстеження об'єктів, які забезпечують безперервне спостереження за рухомими елементами сцени. Для правильного зіставлення детекцій між кадрами застосовується метод оптимального призначення на основі алгоритму Куна-Мункреса, а модель фільтра Калмана дає можливість для прогнозування положення об'єкта з урахуванням похибок вимірювань. Метрики подібності враховують кінематичні й візуальні характеристики. Це дає змогу уникнути помилок під час перетинів траєкторій або часткового закриття об'єкта.

У роботі було додатково досліджено нечіткі моделі, а також логіко-ймовірнісні моделі, які формують інтелектуальний рівень системи. Моделі на основі автоматів станів описують послідовність дій об'єкта протягом часу, тоді як баєсівський підхід забезпечує можливість динамічного оновлення оцінки ймовірності події при наявності нових спостережень. Ці підходи розширюються за допомогою нечіткої логіки, дозволяючи враховувати неповноту й невизначеність даних, що часто зустрічається в умовах реальних спостережень. Вони поєднують три методи. Комбіновані системи забезпечують найвищу точність у прийнятті рішень.

Розділ має в собі аналітичну оцінку ефективності моделей із застосуванням формальних метрик, наприклад точності, повноти, середньої точності визначення, коефіцієнта перетину над об'єднанням та показників якості відстеження. Залежність між швидкістю, кількістю шарів, глибиною моделей разом з їхньою точністю дозволили простежити представлені графіки і таблиці. Оптимальний баланс з-поміж цих параметрів визначається вимогами до системи. Оперативність є пріоритетною для реального часу, а також максимальна точність є важливою для офлайн-аналізу.

### 3 МЕТОД ВИЯВЛЕННЯ ПІДОЗРЛИХ ОБ'ЄКТІВ У ГРОМАДСЬКИХ МІСЦЯХ

#### 3.1 Загальна концепція та принципи побудови методу

Для вирішення задачі підвищення ефективності виявлення потенційних загроз у громадських місцях розроблено комбінований, який базується на інтеграції алгоритмів глибокого навчання з логікою поведінково-контекстного аналізу. Метод розглядає події як безперервний динамічний процес, у якому інформативність прийняття рішення зростає завдяки часовому накопиченню даних. Оцінка рівня підозрливості формується не на основі одиничного фактора, а шляхом зваженої інтеграції ознак, вагомість яких адаптується в часі, а саме: стабільність просторового положення предмета, стійкість розриву зв'язку типу «людина-предмет», умови освітлення, щільність людського потоку, кінематичні характеристики траєкторій, а також локальні пріоритети зон безпеки. При цьому передбачено адаптивне підвищення чутливості системи у ситуаціях реальної небезпеки.

На початкових етапах виконується попередня обробка даних: стабілізація зображення, вирівнювання яскравості та фільтрація шумів. Наступним кроком є детектування об'єктів із визначенням їхніх меж та класів. Окремі спостереження асоціюються у часові траєкторії, де оцінка поточного положення об'єкта враховує історію його переміщення.

Ефективний поведінковий аналіз забезпечується побудовою надійного часового каркаса подій, що дозволяє контролювати стабільність відношення «людина-предмет», фіксувати неконтрольоване накопичення статичності та визначати критичну тривалість розриву зв'язку з власником. Завершальним етапом є інтеграція отриманих даних з урахуванням контексту сцени [72].

Механізм прийняття рішень реалізовано через агрегацію узгоджених фактів. Для кожного об'єкта-кандидата розраховується інтегральна оцінка, що являє собою суму зважених внесків незалежних індикаторів ризику.

На рисунку 3.1 представлено узагальнену структуру методу.

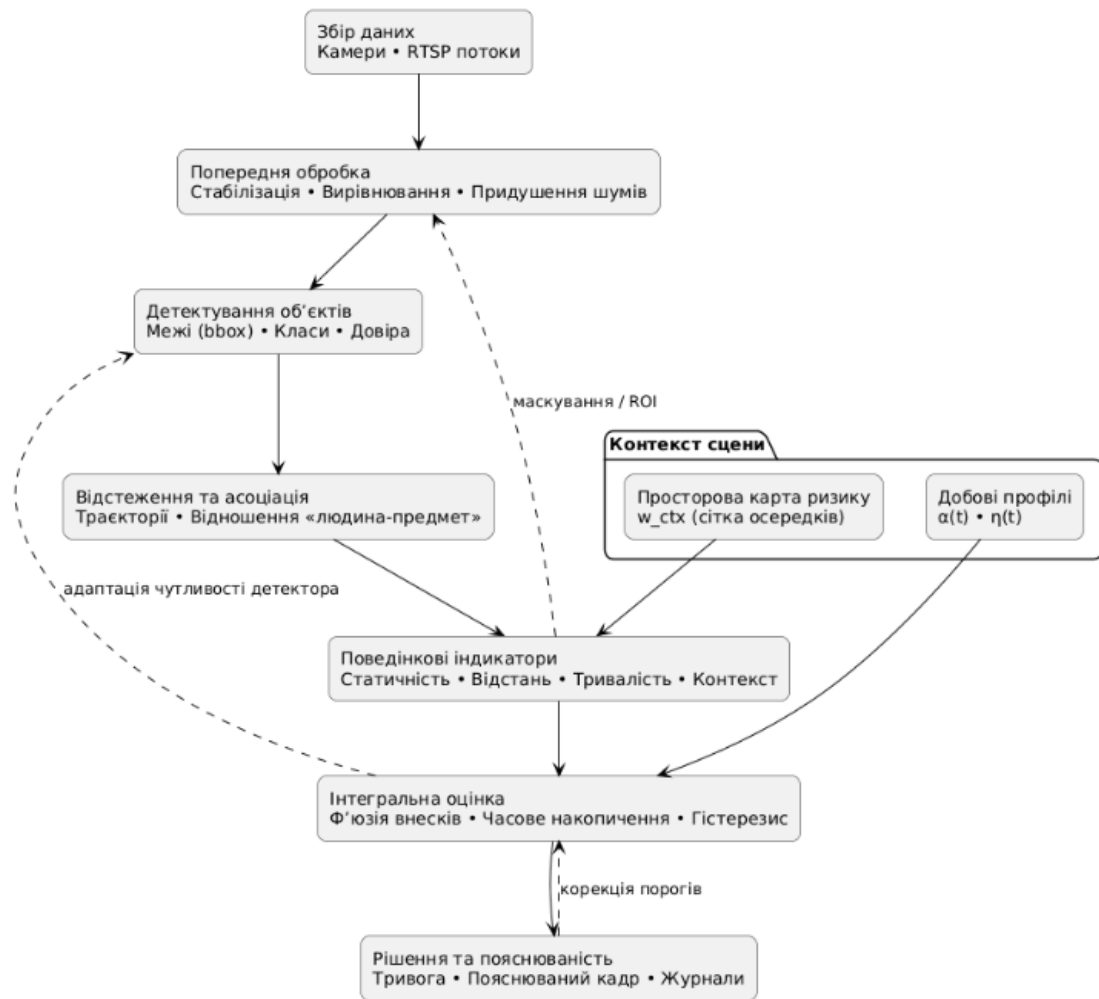


Рисунок 3.1 – Узагальнена структура методу виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях

Кожен індикатор відображає власний фрагмент «історії» поведінки об'єкта та сцени: поточні умови спостереження, просторову зону, в якій відбувається подія, наявність або відсутність повернень потенційного власника, динаміку нормованої відстані між людиною та предметом, тривалість перебування об'єкта у статичному стані. [73].

Формально визначення рівня загрози реалізується через розрахунок інтегрального показника підозрілості, який становить зважену суму нормованих значень ключових індикаторів: статичності об'єкта, тривалості розриву просторового зв'язку з потенційним власником, часу перебування у стані спокою, а також контекстуальних умов сцени. Кожен з цих компонентів входить до підсумкової оцінки з відповідним ваговим коефіцієнтом, що визначає ступінь його

впливу на кінцеве рішення системи. Таким чином, система перетворює множину часткових спостережень на єдину числову міру ризику для кожного об'єкта.

Значення вагових коефіцієнтів інтерпретуються через політику безпеки конкретного майданчика: майже кожній вазі може бути надано осмислене пояснення. У малолюдній сцені зростає роль тривалості статичності та часу без нагляду, а у переповненому вестибюлі, навпаки, більшу вагу отримують контекстні ознаки та розрив зв'язку «людина-предмет», тоді як сам процес ухвалення рішень стає інерційним, щоб уникнути реакції на короткочасні, швидкоплинні ситуації.

Ключову роль відіграє логіка моделювання зв'язку «людина-предмет». Використання нормованих метрик зумовлене тим, що відстань між людиною та об'єктом має сенс лише відносно перспективи, масштабу сцени та конфігурації камери. Система інтерпретує цю відстань з урахуванням часової динаміки, де короткочасні відлучення та повернення не призводять до накопичення «негативних» доказів, тоді як тривалий розрив зв'язку спричиняє монотонне зростання показника віддалення.

Для оператора індикатори відображаються у вигляді зрозумілих прикладних показників та внесків (рисунок 3.2).

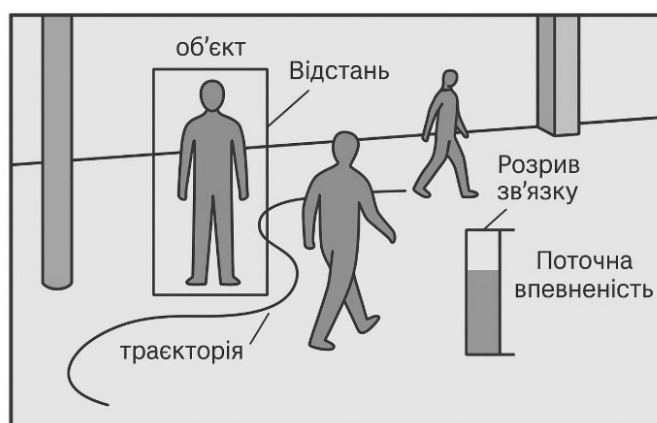


Рисунок 3.2 – Аналітика та індикатори внесків

Контекстна чутливість є одним із ключових принципів роботи системи. Одна й та сама поведінка об'єкта по-різному інтерпретується в порожньому коридорі та у переповненій залі очікування в години пік, тому застосування єдиних фіксованих

порогів для всіх сценаріїв є неефективним. Для врахування цих відмінностей система динамічно адаптує порогові значення та вагові коефіцієнти відповідно до рівня заповненості та динамічності «сцени».

Залежності між цими контекстними ознаками та налаштуваннями системи не повинні змінюватися різко. Вони фільтруються в часі, щоб уникнути ефекту непередбачуваності налаштувань для оператора. У поєднанні з просторовою картою ризику це забезпечує стабільність правил для ключових зон спостереження, які мають підвищену важливість із точки зору безпеки. Водночас для «тихих» зон із низькою активністю задаються більш суворі правила щодо появи нових об'єктів.

Короткочасні флуктуації та шуми мають згасати інерційно, що досягається за рахунок ковзного накопичення доказів у межах заданого часового інтервалу. Система переходить у стан тривоги лише тоді, коли сумарний показник протягом певного часу стабільно перевищує встановлений поріг. У разі появи контрдоказів відбувається повернення людини до об'єкта, зменшення відстані між ними, зміни поведінки натовпу, а інтегральна оцінка закономірно знижується, статус «кандидат на тривогу» скасовується негайно.

Таким чином формується життєвий цикл об'єкта: від рухомого стану до статичного, далі до стану «кандидат», потім до «залишеного об'єкта» та, за наявності достатніх доказів, до стану «тривога» (рисунок 3.3).



Рисунок 3.3 – Життєвий цикл об'єкта та умови переходів між станами

Для забезпечення не лише високої точності, а й практичної придатності в умовах реальної експлуатації, логіка оцінки вартості помилок є необхідною та обґрунтованою з точки зору служби безпеки. У критично важливих зонах пропуск реальної загрози має значно більшу «вартість», ніж генерація хибного сигналу, що безпосередньо впливає на вибір режиму роботи системи.

У людних зонах вартість хибних тривог не може бути надто високою, щоб не знижувати пильність персоналу, але й не повинна призводити до паралізації роботи оператора через надмірну кількість сповіщень. Політика безпеки об'єкта задає співвідношення між вартістю пропуску загрози та вартістю хибної тривоги, тоді як система адаптує порогові значення до конкретного майданчика, не змінюючи базових принципів функціонування [74].

Практична корисність системи суттєво зростає, коли оператор отримує не лише сигнал «тривога», а й пояснення причин її виникнення. У пояснюваному висновку доцільно відображати короткі текстові резюме, які узагальнюють основні фактори, що вплинули на прийняття рішення. З точки зору експлуатації, важливо, щоб система зберігала стабільність та надійність за різних рівнів навантаження.

На рисунку 3.4 зображено карту ризикових осередків.

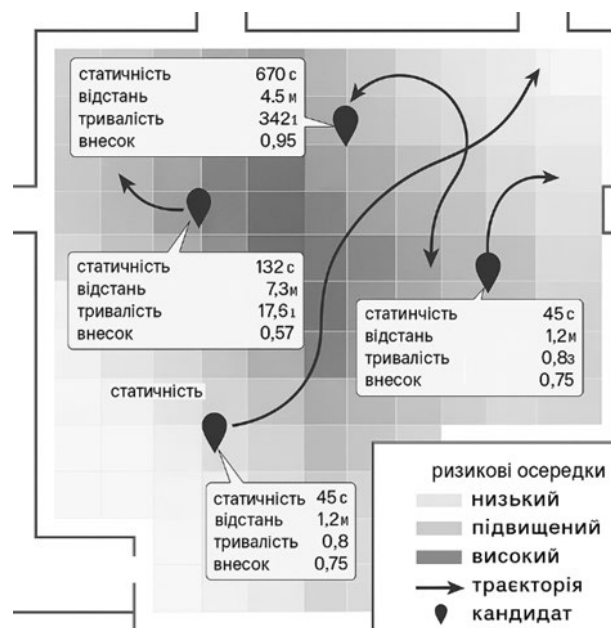


Рисунок 3.4 – Просторова карта ризику та приклади кандидатів з їхніми індикаторами

Лінійність і простота є ключовими вимогами до поведінкових індикаторів та механізмів контекстної адаптації. Це дозволяє уникнути появи додаткових «вузьких місць» у системі та спрощує масштабування. Як правило, така властивість досягається за рахунок розділення швидких і повільних процесів та використання буферизації даних: формування інтегрального рішення виконується з певною інерційністю відносно потоку кадрів, забезпечуючи при цьому відсутність надмірних затримок, тоді як обробка окремих кадрів відбувається у власному темпі. У таблиці 3.1 наведено ілюстративний профіль обчислювальних витрат за етапами, що дозволяє оцінити розподіл ресурсів і визначити, де очікується основне навантаження, не жертвуючи якістю рішень.

Таблиця 3.1 – Ілюстративний профіль обчислювальних витрат.

Етап	Питома частка часу	Коментар
Детектування	50-60%	Залежить від моделі та прискорення
Асоціації «людина-предмет»	10-15%	Зростає зі щільністю сцени
Трекінг	10-15%	Лінійні оновлення оцінок
Інтегральна евіденція	5-10%	Адитивні операції
Контекстна адаптація	5-10%	Повільні корекції параметрів

Метод для виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях проєктуються з урахуванням контекстної політики безпеки, керованої інерційності прийняття рішень та інтеграції прозорих поведінкових індикаторів. В умовах змін на майданчику логіку роботи підтримують правила адаптації, де кожен внесок окремого модуля є перевірюваним та інтерпретованим, а кінцеве рішення формується на основі узгоджених доказів, а не миттєвих одиничних спостережень.

### 3.2 Архітектура методу виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях

Архітектуру методу виявлення підозрілих об'єктів реалізовано як послідовний обчислювальний конвеєр із чітко визначеними інтерфейсами обміну даними та контрольованим низхідним передаванням керівних параметрів. Така організація гарантує стабільність взаємодії компонентів, часову відтворюваність результатів [75], а також забезпечує інтерпретованість рішень і можливість незалежної модернізації окремих модулів.

Структура конвеєра охоплює такі функціональні рівні: отримання відеоданих, попередня обробка, детектування об'єктів, трекінг та асоціація за схемою «людина-предмет», поведінково-контекстний аналіз, ф'юзія індикаторів та прийняття рішень із формуванням пояснень. Обмін даними між рівнями здійснюється за допомогою стандартизованих повідомлень, що містять часову мітку, ідентифікатор джерела, оцінку якості проміжних висновків та контекстні метадані. Чітка специфікація інтерфейсів дозволяє оперативно локалізувати відхилення у роботі моделей, цілісності даних або політиках обробки [76].

Обчислювальний потік розділено на два контури: «гарячий» шлях для прийняття рішень у реальному часі та «холодний» шлях для аналітики, агрегації журналів і адаптації політик безпеки. Параметри керування передаються з верхніх рівнів архітектури на нижчі, при цьому робота фонового контуру не вносить затримок у критичний шлях обробки. Це запобігає виникненню нестабільності системи [77] під час пікових навантажень та унеможливорює різкі, непередбачувані зміни її чутливості.

Міжмодульна взаємодія базується на уніфікованому протоколі передачі даних. Кожен пакет даних включає часову мітку, ідентифікатор джерела, метрики якості та довіри, корисне навантаження, локальний контекст і наскрізний ідентифікатор обробки. Така уніфікація забезпечує наскрізний аудит системи, дозволяючи ретроспективно відтворити процес прийняття рішення та оцінити внесок кожного рівня [78].

У межах циклу обробки одного кадру виконується детермінована послідовність перетворень. Етап попередньої обробки забезпечує стабілізацію зображення та придушення шумів. Детектор формує набір обмежувальних рамок із класифікацією та оцінками впевненості. Підсистема трекінгу здійснює асоціацію об'єктів і супровід траєкторій, встановлюючи зв'язки типу «людина-предмет». Блок поведінкового аналізу обчислює індикатори тривалості перебування у статусі «кандидат», ступеня статичності та тривалості розриву зв'язку з імовірним власником. Отримані показники зважуються з урахуванням карти ризику сцени та добового профілю активності. У таблиці 3.2 наведено уніфіковану структуру повідомлень між модулями.

Таблиця 3.2 – Уніфікована структура повідомлення між модулями

Поле	Тип	Опис	Примітка
timestamp	Час	Мітка часу кадру або події	Синхронізація модулів
source_id	Текст	Ідентифікатор камери/джерела	Підтримка багатьох камер
payload	Бінарний	Кадр/рамки/треки/індикатори	Залежить від етапу
quality	Дійсне 0...1	Індикатор якості (стабільність, цілісність)	Для ф'юзії та аудиту
confidence	Дійсне 0...1	Впевненість часткового висновку	Пояснюваність
context	Словник	Характеристики сцени та політика зони	Локальні налаштування
trace_id	Текст	Наскрізний ідентифікатор обробки	Відтворюваність і аудит

На завершальному етапі модуль ф'юзії інтегрує часткові оцінки для формування кінцевого рішення, яке разом із поясненням передається в інтерфейс оператора та до підсистеми звітності [79].

Пояснюваність реалізовано як інтегрований архітектурний компонент, а не як додаткову надбудову. Кожна підсумкова оцінка загрози супроводжується метаданими про рівень довіри до джерела, а також кількісним виразом внеску кожного окремого індикатора. Це забезпечує оператору можливість оперативної ідентифікації причин генерації сигналу тривоги. Такий підхід уможливорює проведення ретроспективного аудиту та верифікації рішень без втрати критично значущих даних [80]. У системному журналі реєструються рівень ескалації, карта ризику осередку, підсумкова інтегральна оцінка, значення часткових індикаторів, вагові коефіцієнти політики, рівні довіри модулів та текстове резюме події.

Система підтримує декілька типових сценаріїв розгортання. Для невеликих об'єктів може застосовуватися конфігурація з одним сервером, який виконує всі етапи конвеєра. Для великих платформ доцільним є перенесення початкової обробки відео та детектування об'єктів на периферійні вузли, тоді як модулі поведінкової аналітики та ф'юзії індикаторів залишаються на центральному сервері, що спрощує централізоване адміністрування та аналіз.

Інформаційна безпека забезпечується на кількох рівнях: канали передачі даних підлягають шифруванню, доступ до архівних даних регламентується рольовою моделлю, а сирі персональні ідентифікатори замінюються абстрактними безпечними дескрипторами у всіх випадках, де це технічно можливо [81].

Базові співвідношення смуги пропускання застосовують для розробки інфраструктури. Для  $N$  камер із частотою  $f$  кадрів критичні модулі повинні мати продуктивність не нижче ніж  $N \cdot f$ . Межа частоти обробки наближається до значення  $K$ , розділеного на середній час одного проходу детектора. Це є справедливим у тому випадку, якщо детектор виконується на  $K$  паралельних чергах. Взаємопов'язаними є число вузлів, конфігурація пакетування й забезпечена швидкість опрацювання [82], [83]. Це співвідношення є прямим.

Узагальнену послідовність обробки такого типу наведено на рисунку 3.5.

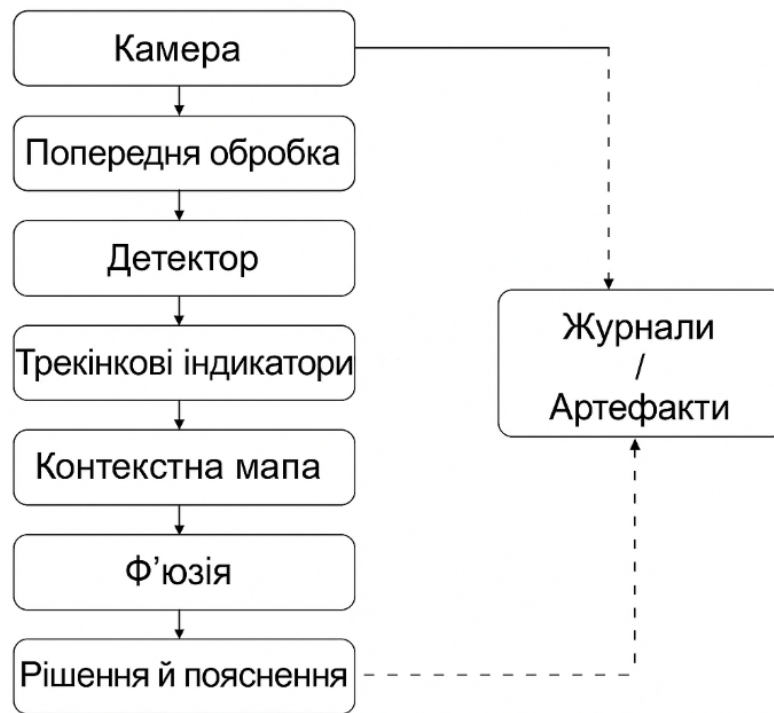


Рисунок 3.5 – Послідовність обробки одного кадру та формування пояснюваного рішення

Сумарна затримка всіх модулів системи разом із середнім часом очікування в міжмодульних буферах визначає очікуваний інтервал від моменту надходження кадру до моменту ухвалення рішення. Іншими словами, час обробки кожного кадру формується як сума середніх затримок на попередню обробку, роботу детектора, трекінг і асоціацію, оцінку поведінкових індикаторів, ф'юзію результатів та підсумкове формування рішення, з урахуванням часу очікування у буферах між модулями.

Для кожного вузла, для якого задано інтенсивність надходжень та швидкість обслуговування, необхідно підтримувати їхнє співвідношення меншим за одиницю. На практиці цей показник утримується на рівні близько 70 %, що дозволяє запобігти неконтрольованому зростанню черг у періоди пікового навантаження. Необхідний обсяг буфера за фіксованого допустимого часу очікування визначається на основі залежності між середньою кількістю елементів у системі та середнім часом їх перебування.

Підсумковий поріг спрацювання формується динамічно на основі базового значення та зваженого коефіцієнта складності сцени. Оновлення показника шумності реалізовано через механізм часового згладжування, що передбачає комбінування історичних значень із поточними вимірюваннями. Це забезпечує адаптивне керування чутливістю системи зі збереженням необхідної інерційності в умовах флуктуацій середовища.

Аналогічно, параметри нижчих рівнів, такі як масштаби нормування ознак або поріг детектора, оновлюються поступово, враховуючи поточний контекст, що забезпечує автономність модулів і передбачуваність їхньої поведінки.

Формування остаточної оцінки на виході архітектури реалізовано через агрегацію внесків стандартизованих індикаторів. Кожен індикатор інтегрується в загальну суму як добуток трьох компонентів: ваги, нормованого значення індикатора та рівня довіри до джерела даних. Така структура забезпечує керованість процесу прийняття рішень та їх пояснюваність.

Моніторинг ефективності здійснюється через операційну панель, що акумулює експлуатаційні метрики: повноту пояснень, середню впевненість спрацювань, частку пропущених контрольних подій, середню латентність реакції та добову частоту хибних сповіщень. Агрегація даних виконується у розрізі зон спостереження та часових вікон. На основі аналізу цих показників здійснюється коригування політик порогів, параметрів інерційності та вагових коефіцієнтів контексту. Механізми версіонування конфігурацій забезпечують можливість оперативного відновлення параметрів без необхідності внесення змін у програмний код [84].

На рисунку 3.6 показана приблизна робота, контроль експлуатаційних метрик та графіки панелі показників якості.



Рисунок 3.6 – Панель показників якості та контроль експлуатаційних метрик

Додатково впроваджується замкнений цикл керування якістю, який поєднує операційну аналітику з MLOps-процедурами. Дотримання вимог приватності забезпечується деперсоналізацією, маскуванням чутливих областей зображення та веденням повного аудиту причинних внесків до прийнятих рішень. Періодичні ревізії ключових показників ефективності за сезонами та типами локацій у поєднанні з формальними критеріями приймання моделей гарантують відтворюваність і стабільність якості роботи системи без внесення змін до коду.

### 3.3 Поведінково-контекстна логіка і параметризація політики прийняття рішень

Метод виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях формує рішення на основі часово узгоджених свідчень, а не одиничних імпульсних спостережень. Просторово-часовий контекст локації безпосередньо впливає на підсумкову оцінку події. У кінцеве рішення явно включаються поведінкові індикатори, що описують предмет і дії навколишніх людей. Стійкість у «шумних» сценах, пояснюваність результатів та керованість згідно з політикою безпеки досягаються на рівні надбудови над базовими алгоритмами без їх модифікації.

Ключовими показниками є тривалість перебування у статусі кандидата та просторово-часовий контекст осередку, додатково враховуються статичність

предмета і нормована відстань до найближчого ймовірного власника. Кожен індикатор приводиться до безрозмірної шкали в діапазоні [0; 1].

У довільний момент часу підсумковий бал підозрливості об'єкта обчислюється як зважена сума нормованих індикаторів з урахуванням рівня довіри до відповідних джерел даних. Вагові коефіцієнти задаються політикою безпеки конкретного об'єкта, а стандартизовані функції належності визначають форму «корисності» кожної ознаки [85]. Коефіцієнти довіри походять з індикаторів якості роботи модулів системи.

Для придушення короткочасних сплесків використовується ковзне накопичення доказів у фіксованому часовому вікні з гістерезисом порогів: поріг увімкнення тривоги вищий за поріг її вимкнення. Це дозволяє відсікати нестабільні прикордонні ситуації та уникати «миготіння» станів [86].

Асоціативний модуль визначає ймовірного власника для кожного об'єкта на сцені. Вартість відповідності для кожної потенційної пари формується з трьох компонентів: геометричної відстані (з перспективним нормуванням), кінематичної узгодженості траєкторій та візуальної подібності дескрипторів. На рисунку 3.7 наведено динаміку індикаторів та ковзне накопичення до порога рішення.

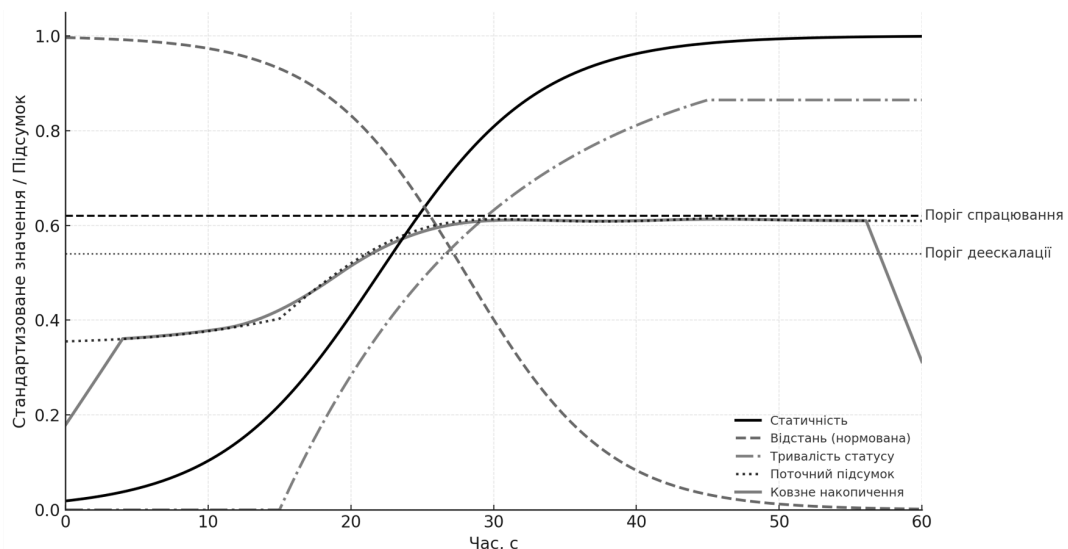


Рисунок 3.7 – Динаміка індикаторів і ковзне накопичення до порога рішення

Процедура оптимального призначення виконується після попередньої фільтрації кінематично недосяжних пар. Неасоційовані об'єкти надалі аналізуються в часі в рамках гіпотез «відсутність власника» або «хибна детекція». Результат асоціації в поточному кадрі трансформується в ймовірність «володіння», яка обчислюється рекурсивним оновленням: поточна метрика відповідності інтегрується з накопиченою історією спостережень [87]. Ваговий коефіцієнт задає баланс між довірою до нових вимірювань та історичним контекстом, згладжуючи випадкові похибки. За стабільно високого значення ймовірності предмет вважається таким, що перебуває під контролем власника; стале зниження без ознак відновлення інтерпретується як розрив зв'язку і підвищує інтегральну оцінку підозрілості [88].

Для підвищення стійкості оцінка володіння згладжується у ковзному вікні та підлягає гістерезису, що зменшує вплив шуму детектора та коротких перекриттів.

У таблиці 3.3 відображено вплив на стабільність і параметри моделі можливості володіння.

Таблиця 3.3 – Налаштування  $\pi_{ij}(t)$  і практичні орієнтири

Параметр	Типовий діапазон	Вплив на поведінку	Коментар
Швидкість оновлення $\beta$	0,2–0,3	більше – реакція, менше – інерція	підбирають за «шумністю» сцени
Поріг підтвердження $\pi_{\min}$	0,6–0,7	межа між контролем і розривом	залежить від зони ризику
Довіра треку $q^{\text{трек}}$	0...1	зменшує внесок при розмитих траєкторіях	функція коваріації стану
Довіра детекції $q^{\text{дет}}$	0...1	приглушує слабкі класифікації	після калібрування впевненостей

Інерційні властивості  $\pi_{ij}(t)$  дозволяють «поглинати» перекриття в щільному натовпі, коли видимість об'єкта чи власника тимчасово втрачається. Таймер допустимої відсутності поступово знижує рівень зв'язку, а не обриває його миттєво (рисунок 3.8). Якщо контроль не відновлюється в межах заданого інтервалу, пара позначається як кандидат на розрив зв'язку.

Після нормалізації показників їх інтегрують за мультиплікативною моделлю «вага політики  $\times$  довіра до джерела  $\times$  значення ознаки». Така схема запобігає домінуванню одиничних ненадійних сигналів і підсилює узгоджені дані. Результируюча сума акумулюється в часовому вікні до порівняння з пороговим значенням, що забезпечує фільтрацію імпульсних завад [89].

Механізм вирішення конфліктів між індикаторами реалізовано детерміновано: у випадках неоднозначності інерційність накопичення підсумкової оцінки автоматично зростає. При зниженні якості трекінгу внесок просторової метрики приглушується, а пріоритет отримують часові та контекстні параметри. Це узгоджується з операторською практикою та зменшує кількість хибних спрацювань у зонах з високою щільністю людей.

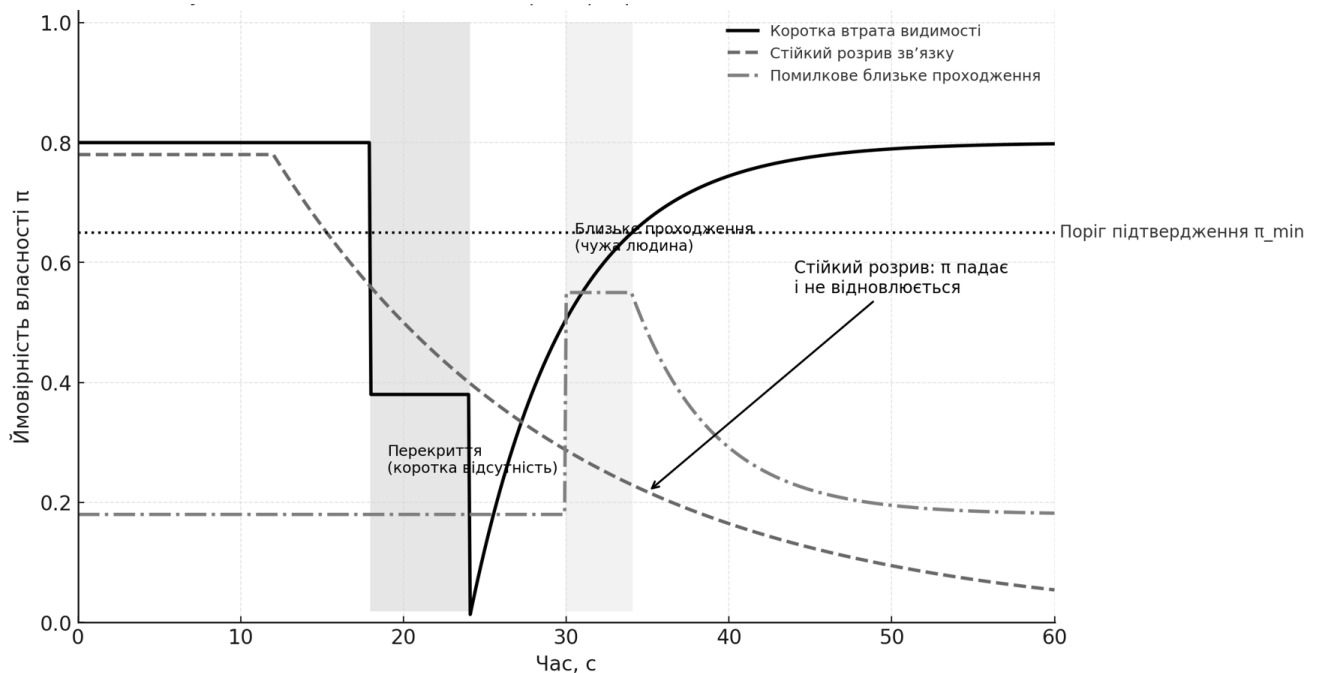


Рисунок 3.8 – Стійкість асоціації при перекриттях і випадкових зближеннях

Джерела невизначеності поділяються на контекстну, модельну та вимірювальну. Для детектора валідаційні вибірки використовуються для температурного масштабування впевненостей; очікувана калібрувальна похибка та діаграми «впевненість–точність» слугують мірами якості калібрування. Для складних сцен застосовуються ансамблі моделей або стохастичні прогони з випадковим вимкненням нейронів, що дозволяє оцінити модельну невизначеність і відповідно налаштувати інерційність ф'юзії [90]. Невизначеність трекінгу відображається у коваріаційних матрицях стану: чим більша коваріація, тим нижча довіра до віддалених ознак.

На рисунку 3.9 наведено графік калібрування впевненостей.

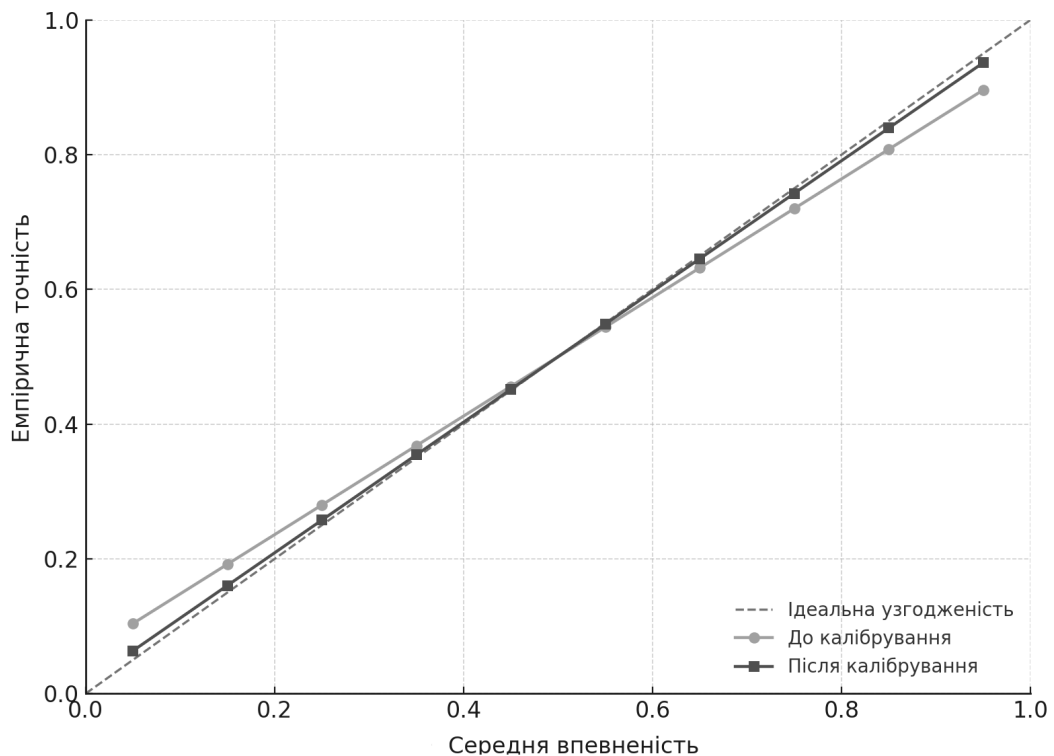


Рисунок 3.9 – Калібрування впевненостей

У складних ділянках сцени результат залежить не лише від геометрії, а й від контекстних, часових та модельних факторів. Контекстна невизначеність компенсується поступовим оновленням просторової карти ризику та добових профілів активності [91]. Просторова карта ризику задає вагові коефіцієнти

контексту для кожного осередку сцени, а добові профілі визначають базові пороги та параметри інерційності для характерних часових інтервалів.

Вартісна логіка використовує інерційні механізми та порогові значення для налаштування співвідношення між хибними тривогами та вартістю пропуску загроз. У перевантажених областях сцени інерційність збільшується, приглушуючи шумові події та випадкові сплески індикаторів. У критично важливих зонах поріг спрацювання знижено в поєднанні з підвищеною інерційністю, що забезпечує чутливість при захисті від імпульсних помилок. Усі зміни політики фіксуються в журналі аудиту й є відтворюваними завдяки версіонуванню [92].

На рисунку 3.10 показано принцип керування невизначеністю джерел.

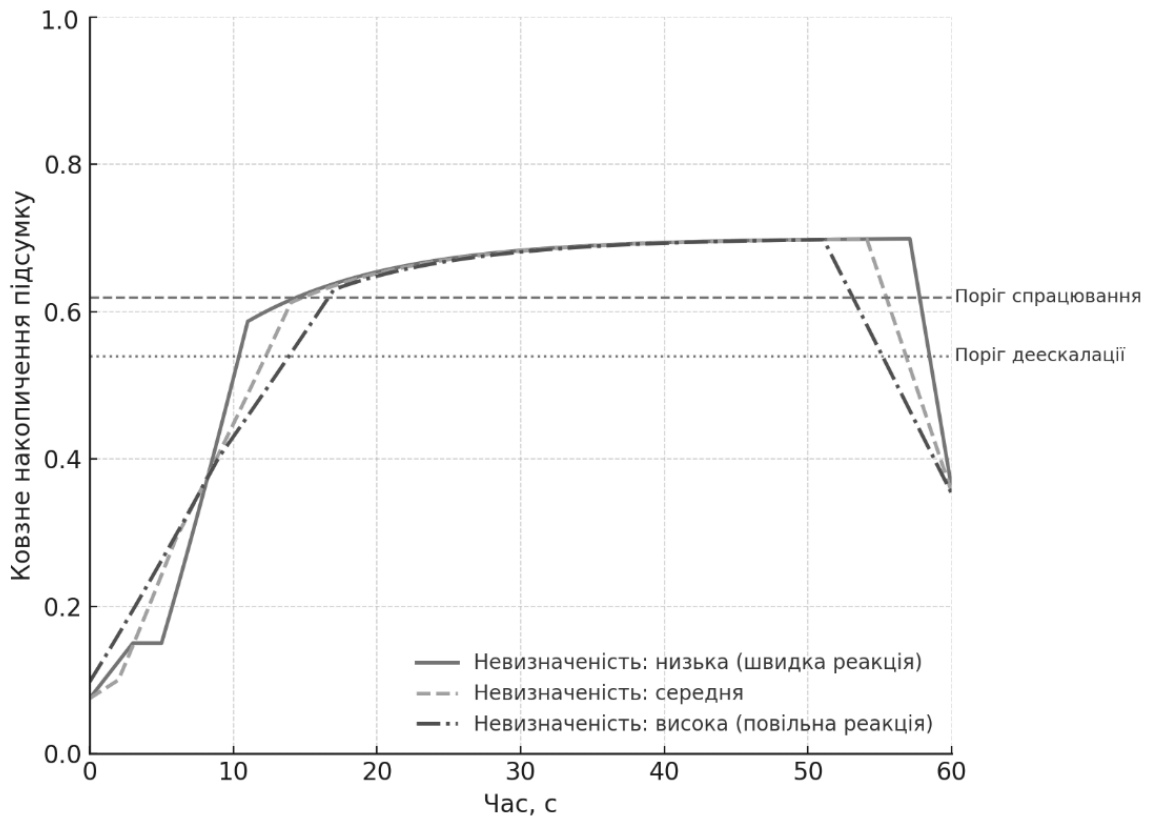


Рисунок 3.10 – Графік керування невизначеністю джерел

Базисом системи керування чутливістю є інтеграція просторових та часових параметрів. Метод виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях використовує карту ризику як матрицю цільових вагових коефіцієнтів, що визначає значущість індикаторів та швидкість кумулятивного накопичення доказів для

кожного дискретного осередку сцени. Добові профілі активності регламентують базові режими функціонування для характерних часових інтервалів. Для кожного режиму встановлюються опорні значення порогів, параметри інерційності та гранична швидкість зростання підсумкової оцінки ризику.

На рисунку 3.11 побудована карта ризику.

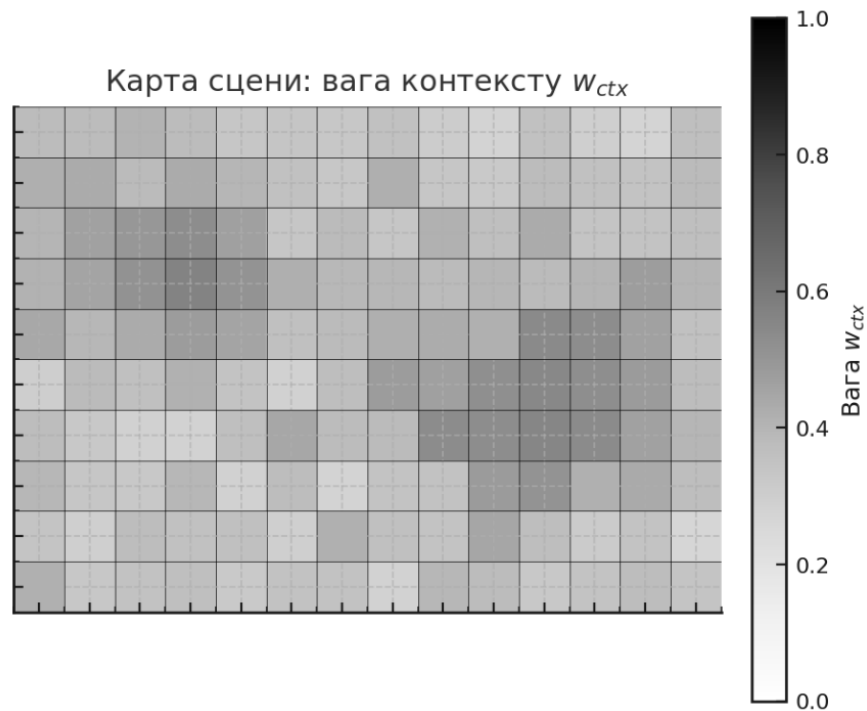


Рисунок 3.11 – Карта ризику

Такий підхід забезпечує контекстно-залежну обробку даних: ідентичний вектор спостережень формує відмінні часові траєкторії підтвердження загрози залежно від просторової локалізації та поточного часу. Це дозволяє мінімізувати кількість хибних тривог у зонах зі складною обстановкою та водночас забезпечити оперативне підтвердження загроз у зонах підвищеного ризику, що знижує загальну вартість помилок функціонування системи.

На рисунку 3.12 побудовані добові профілі чутливості.

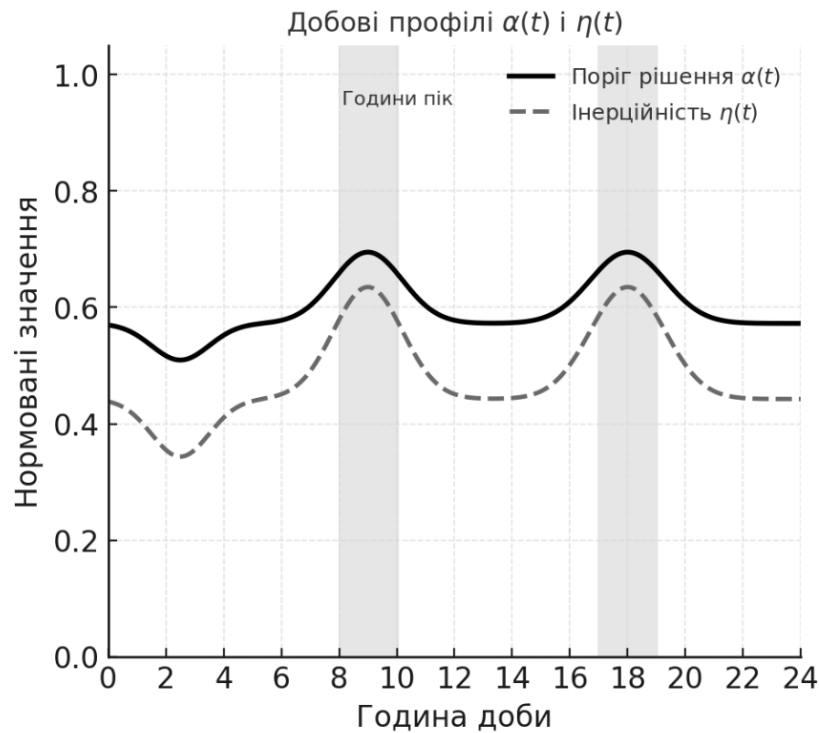


Рисунок 3.12 – Добові профілі чутливості

Щоб політика залишалась стабільною, застосовується гістерезис для подій вмикання і вимикання тривоги, а також ковзні вікна для згасання короткочасних шумів. Система постійно порівнює поточні розподіли індикаторів із еталонними профілями і фіксує дрейф.

### 3.4 Просторові карти ризику, часові профілі та стратегії зменшення хибних сповіщень

У методі виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях чутливість, інерційність і пояснюваність рішень визначається контекстом простору та часу. Поведінка об'єкта варіює залежно від його розташування, а рівень ризику змінюється відповідно до часових характеристик. Узгодженість просторової карти пріоритетів і профілю добового навантаження покладено в основу прийняття рішень. Зазначені компоненти функціонують як плавні регулятори вагових коефіцієнтів та порогових значень, а не як жорсткі перемикачі, що забезпечує

стабільність детекції та зменшення частки хибних сповіщень без втрати чутливості до справді небезпечних ситуацій [93].

Сцена дискретизується на осередки, кожній клітинці призначається контекстна вага між нулем та одиницею. Для зон входів, стиків потоків, технічних дверей, місць скупчення людей та ділянок зі слабким оглядом характерні високі значення. Вага не є сталою величиною протягом усього часу роботи системи і може бути відкоригована відповідальною особою згідно з робочими показниками. Зміни впроваджуються інерційно, щоб уникнути різких коливань, що дає змогу зберігати передбачуваність реакцій системи та уникати неконтрольованих стрибків чутливості [94].

У підсумковій оцінці ризику вага контексту виступає окремою складовою, яка підсилює або послаблює внесок інших індикаторів. Приріст інтегральної оцінки відбувається значно швидше у випадку, коли предмет демонструє стійку статичність у зоні з високою просторовою вагою. Натомість у нейтральних областях система потребує більшої тривалості підтверджень, перш ніж буде досягнуто порога тривоги. Таким чином, рішення імітує практичну логіку фізичної охорони: ресурси уваги концентруються там, де вартість помилки пропуску є максимальною [95].

Додатковим елементом просторової логіки є маска проходів: наближення людини до предмета майже не впливає на відновлення зв'язку «людина-предмет» у транзитних коридорах та маршрутах до тих пір, поки не буде отримано узгоджене підтвердження у часі.

Алгоритм враховує циклічність функціонування об'єкта: базові пороги спрацювання та параметри інерційності адаптуються залежно від часу доби. Додатково враховується коригувальний внесок від поточної складності сцени, що визначається щільністю натовпу, стабільністю освітлення та частотою перекриттів. Це дозволяє підвищувати пороги та інерційність у години пікового навантаження та знижувати їх у періоди низької активності [96].

Хибні тривоги у публічних просторах найчастіше виникають внаслідок коротких імпульсів, а саме мерехтіння світла, випадкових перекриттів або

локальних коливань траєкторій людей біля предмета. У цьому методі, як правило, використовуються три узгоджені прийоми. Вони відсікають саме такі явища, не зачіпаючи при стійкі сценарії залишення. Накопичення підсумкової оцінки відбувається протягом часового вікна.

Смуга байдужості вводиться довкола порога, де рішення не скасовуються та не ескалюються, аж поки не з'явиться контрдоказ або однозначне підтвердження. Це робить реакцію системи передбачуваною для користувача та знімає «миготіння» при коливаннях на межі порога чутливості.

Поріг вимкнення є нижчим за поріг увімкнення, система досягнувши тривожного рівня, не скасовує його зразу через малі падіння підсумку, а чекає сталого зменшення деякий час. Це полегшує роботу оператора та узгоджується з чинними правилами.

Підсумкова оцінка знижується швидше за появу ознак безпеки, насамперед повернення імовірного власника, аніж її підвищують хаотичні шуми. Асиметрія кодує пріоритет безпеки майна та людей, а також знижує тривожність інтерфейсу [97].

Просторово-часовий контекст модулює внесок індикаторів, не змінюючи їхньої фізичної суті. Для оцінки статичності застосовується логістична функція приросту з насиченням, що обмежує вплив надмірно тривалих пауз. Для нормованої відстані використовується спадна гладка функція з «мертвою зоною» у малих значеннях, що дозволяє ігнорувати незначні коливання позиції у натовпі. Інтегратор із обмеженою швидкістю приросту активний протягом усього періоду перебування об'єкта у статусі кандидата, що запобігає домінуванню окремого джерела сигналу та відповідає вимогам пояснюваності. Усі зміни профілів та контексту фіксуються в журналі аудиту.

На рисунку 3.13 наведено графік підсумкової оцінки взаємодії просторової ваги та добового профілю.

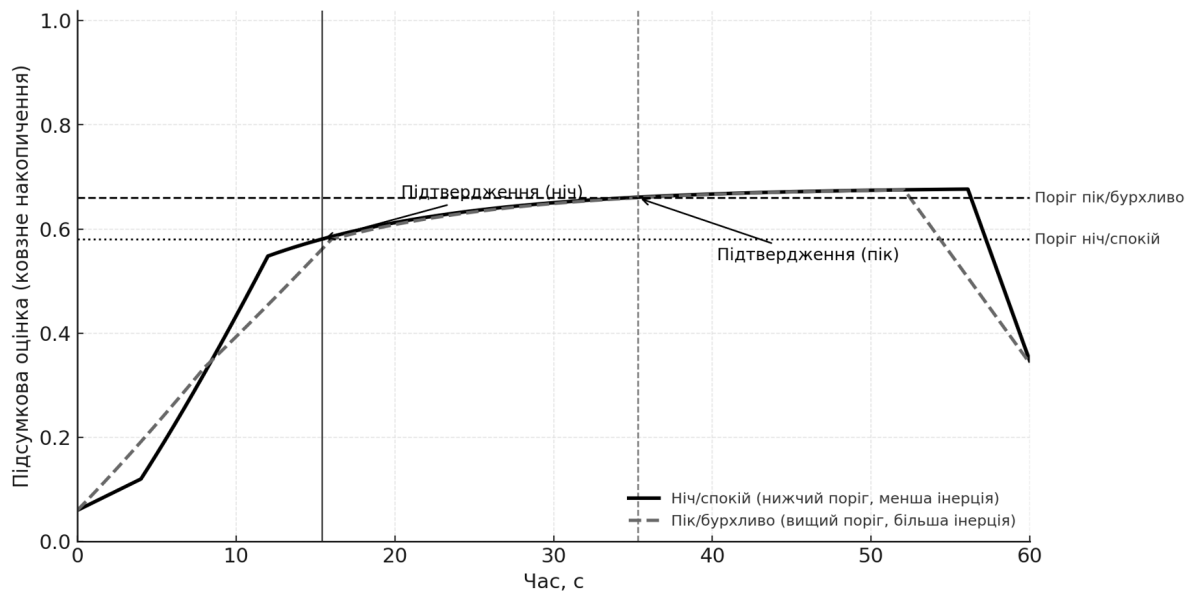


Рисунок 3.13 – Підсумкова оцінка взаємодії просторової ваги і добового профілю

Додатково для кожного індикатора встановлено обмеження на швидкість зміни та вимоги монотонності. Логістична функція статичності забезпечує повільне зростання на початковому етапі, прискорення в середній фазі та вихід на плато, що фільтрує короточасні зупинки. Функція відстані з «мертвою зоною» нівелює вплив похибок трекінгу та мікрорухів у щільному потоці.

### 3.5 Оцінювання ефективності методу

Ефективність методу та інформаційної системи виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях визначається не лише точністю детектора, а й сукупністю інших факторів. Необхідно оцінювати якість усієї логіки обробки: стабільність треків, коректність асоціації «людина-предмет», поведінково-контекстну ф'юзію, часову інерційність та пояснюваність рішень. Запропонований підхід дає змогу моделювати реальні умови експлуатації, отримувати кількісні показники та порівнювати роботу системи між різними локаціями й періодами часу [98].

Оцінювання має охоплювати різні типи ділянок сцени, різні умови освітлення та типові сценарії з відмінною щільністю людських потоків. Обов'язковими є такі

локації: вхідні групи, загальні холи, транзитні коридори та зовнішні майданчики. Для кожного сценарію формуються серії відеозаписів у вечірній, нічний час, у години пік та у «спокійні» періоди. Відео розмічається за подіями: «норма», «кандидат», «залишений предмет». Факт повернення ймовірного власника позначається окремо. Для коректного вимірювання затримок усі сесії повинні містити наскрізні часові мітки [99].

Протокол валідації побудовано таким чином: навчання відбувається на майданчиках одних локацій, а перевірка відбувається на інших. Це вимірює узагальнюваність методу. Додатково виконуються перехресні перевірки, що виявляють сприйнятливість до зміни сцени.

Для подій типу «залишений предмет» у подієвій інтерпретації застосовуються показники точності, повноти та F-міра. Подія вважається коректно виявленою, якщо центр визначеного часовим інтервалом спрацювання перебуває в межах допустимого відхилення від еталонного часу. Додатково детекція вважається правильною, якщо перетин інтервалів спостереження та еталонної розмітки перевищує встановлену частку.

Окремо фіксуються інтенсивність хибних сповіщень та час до спрацювання від моменту початку події або розриву зв'язку з ймовірним власником. Площа під кривими ROC/PR використовується як інтегральна оцінка якості бінарного прийняття рішень. Узагальнений показник mAP обчислюється для детектора за класами об'єктів та порівнюється з відкаліброваними значеннями впевненості. Метрики MOTA, IDF1 та частка розривів у натовпі застосовуються для оцінювання трекінгу, тоді як для асоціації «людина-предмет» аналізуються стабільність відповідностей під перекриттями та частка коректних відповідностей у часі.

Для ф'юзії важливою є внескова пояснюваність: вимірюється частка подій, для яких у журналі аудиту зафіксовано вклад кожної ознаки, її вагу та довіру до джерела, а також можливість відтворити числове рішення за цими даними [100].

Додатково введено показник стабільності рішення для оцінювання наскрізної узгодженості поведінки системи. Він визначається як частка часу поблизу порогового значення, протягом якого система утримує поточний стан без

«миготіння» та очікує на переконливі докази. Окремо вимірюється повнота пояснень, що відображає частку спрацювань із повним набором індикаторів, ваг політики та параметрів контексту, зафіксованих у журналі аудиту [101].

Стабільність ф'юзії оцінюється коефіцієнтом гістерезису, який обчислюється як різниця між середніми значеннями підсумкової оцінки в моменти активації та деактивації тривоги. Великі значення характеризують ефективне придушення прикордонних коливань. Додатковими показниками є частота скасованих тривог і час деескалації після появи контрдоказів. Низький час деескалації свідчить про коректну реалізацію асиметрії, коли сигнали безпеки мають більшу вагу порівняно з шумами.

На рисунку 3.14 наведено відповідні криві та показники якості.

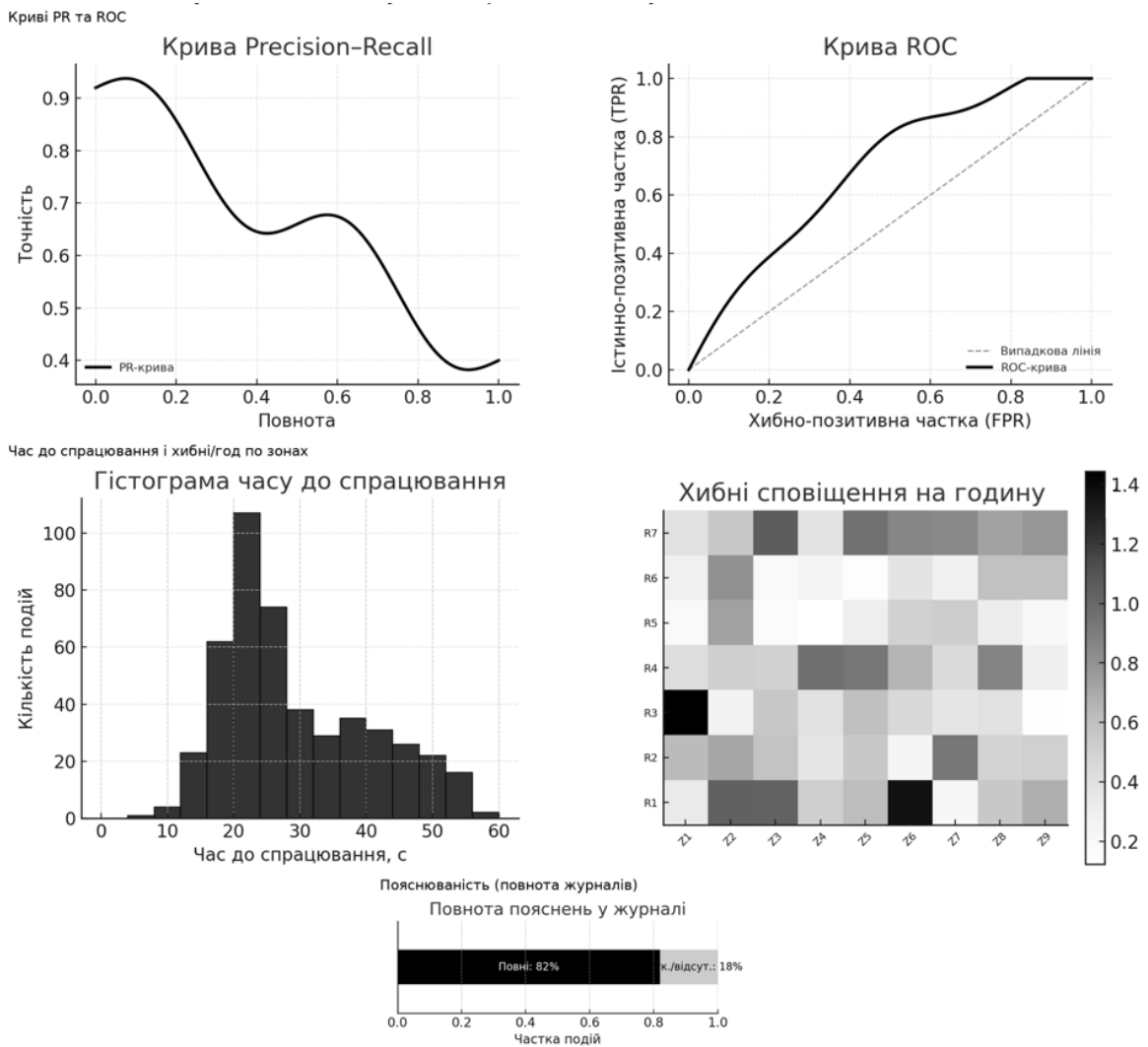


Рисунок 3.14 – Підсумкові криві та експлуатаційні показники якості

Політика конкретної локації визначає інерційність, порогові межі та значущість контексту. Для різних зон застосовується цільова функція з різними «вартісними» коефіцієнтами пропуску подій та хибних спрацювань, що забезпечує прозорий вибір робочої точки. Для кожної зони формується «паспорт» із фіксованими параметрами, отриманими шляхом мінімізації очікуваних витрат на валідаційних підмножинах відповідної локації. Окремо аналізується зміна часу до спрацювання за фіксованих рівнів повноти, що дає змогу керувати співвідношенням швидкості та стабільності без втрати контрольованості [102].

На рисунку 3.15 наведено графіки калібрування впевненостей і зміни стабільності ф'юзії у часі.

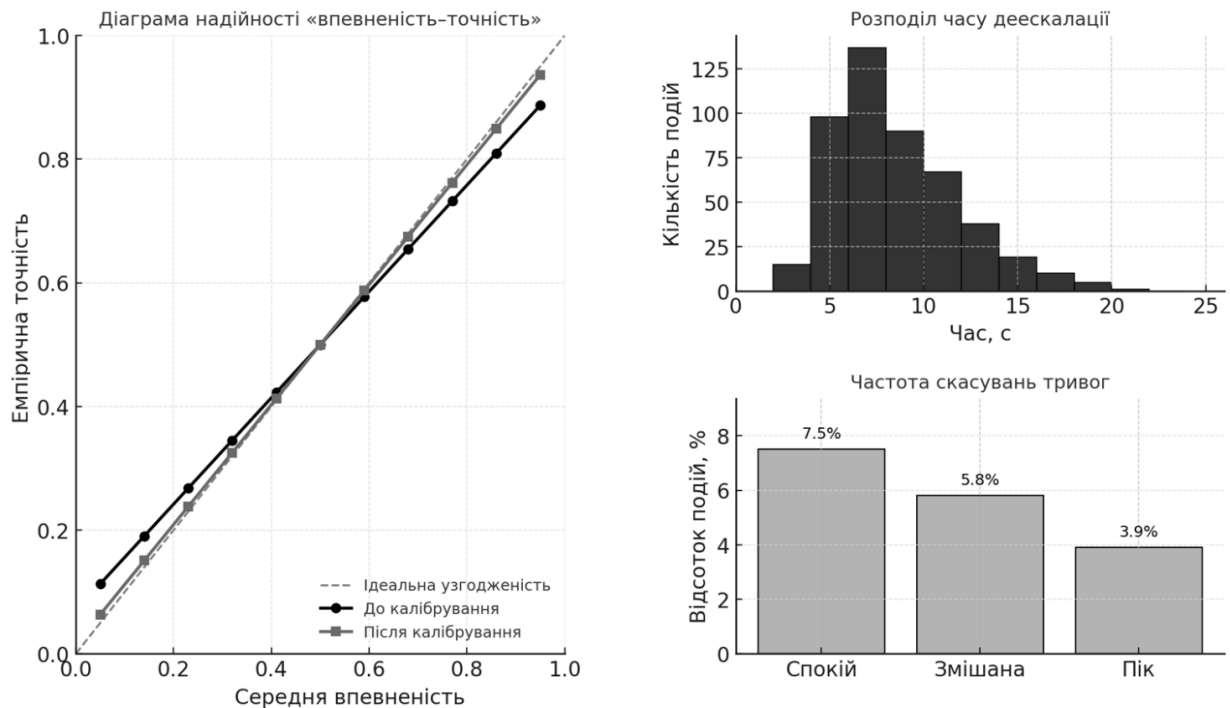


Рисунок 3.15 – Калібрування впевненостей і стабільність ф'юзії у часі

На основі експлуатаційних графіків ухвалюються управлінські рішення щодо посилення інерційності, зниження порогів або коригування вагових коефіцієнтів контексту. Усі зміни версіонуються, а нові налаштування проходять короткий пілотний цикл перед повномасштабним розгортанням [103].

Реальна міцність методу проявляється через його перенесення на нові локації. Виконуються тести, у яких В відрізняється камерами, плануванням, розмірами, потоками людей: «навчання на А, перевірка на В». Зіставляється зростання щодо хибних/год та падіння F-міри. Архітектура, ф'южн і політика функціонують узгоджено, якщо деградація невелика. У випадку наявності значної, здійснюється аналіз журналів та проводиться коригування політики, зберігаючи експлуатаційну керованість без змін у коді [104].

Стресові перевірки містять сцени із раптовими змінами освітлення та масовими перекриттями. Для стресових перевірок властиві висока швидкість натовпу та часті появи однотипних предметів. З'ясовується, чи підпис предмета захищає від помилок перестановки. Правила консистентності також повинні захищати від здійснення таких помилок для останнього випадку. У звіті зазначаються результати стрес-тестів окремими блоками як запорука прогнозованості у важких обставинах [105].

Пояснюваність оцінюється повнотою та узгодженістю даних у журналі аудиту, а не візуальною привабливістю інтерфейсу. Обчислюється частка подій, для яких наявні текстовий підсумок, значення карти ризику, довіра модулів, ваги політики та всі використані індикатори. Додатково визначається частка подій, для яких інженер може відтворити рішення системи з точністю до одиниці округлення, спираючись лише на запис журналу. Практичним критерієм якості методу є висока відтворюваність рішень, що особливо важливо для службових перевірок та розслідувань [106].

### 3.6 Висновки

У цьому розділі розроблено цілісний метод виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях, який переводить постановку задачі у формалізований інженерний підхід, який побудовано як послідовний просторово-часовий конвеєр обробки даних із чітко визначеними проміжними представленнями та правилами їх трансформації. Це забезпечує відтворюваність результатів, можливість

подальшого масштабування реалізації та чітке розмежування відповідальності між окремими етапами обробки.

Формалізовано перехід від детекції об'єктів та трекінгу до поведінково-контекстних індикаторів, які зведено до безрозмірної шкали в інтервалі  $[0; 1]$  із подальшим часовим накопиченням та застосуванням гістерезису. Для асоціації «людина-предмет» запропоновано інтегрувати геометричну, кінематичну та візуальну узгодженість у єдину вартісну функцію, а сталість зв'язку в часі описано через рекурсивну оцінку ймовірності «володіння» об'єктом. Механізм ф'юзії індикаторів сформовано у вигляді мультиплікативної моделі, що забезпечує контроль внеску кожного джерела, захист від домінування ненадійних сигналів і детерміноване врегулювання конфліктів між індикаторами.

У методі враховано просторово-часовий контекст: просторові карти ризику та добові профілі чутливості використовуються як плавні регулятори порогів та інерційності прийняття рішень.

Протокол щодо оцінювання ефективності є сформованим, і охоплює перевірки стабільності ф'юзії в часі, узагальнюваності між локаціями, стресові та подієві метрики та модульні показники. Вимоги стосовно відтворюваності за журналами, а також пояснюваності рішень закладено окремо одне від одного.

## 4 ІНФОРМАЙНА СИСТЕМА ВИЯВЛЕННЯ ПІДОЗРЛИХ ОБ'ЄКТІВ У ГРОМАДСЬКИХ МІСЦЯХ

### 4.1 Архітектура інформаційної системи

Архітектура інформаційної системи виявлення підозрливих об'єктів у громадських місцях побудована як багаторівневий конвеєр обробки даних з чітко визначеними вхідними та вихідними інтерфейсами модулів. Компонентну схему архітектури наведено на рисунку 4.1.

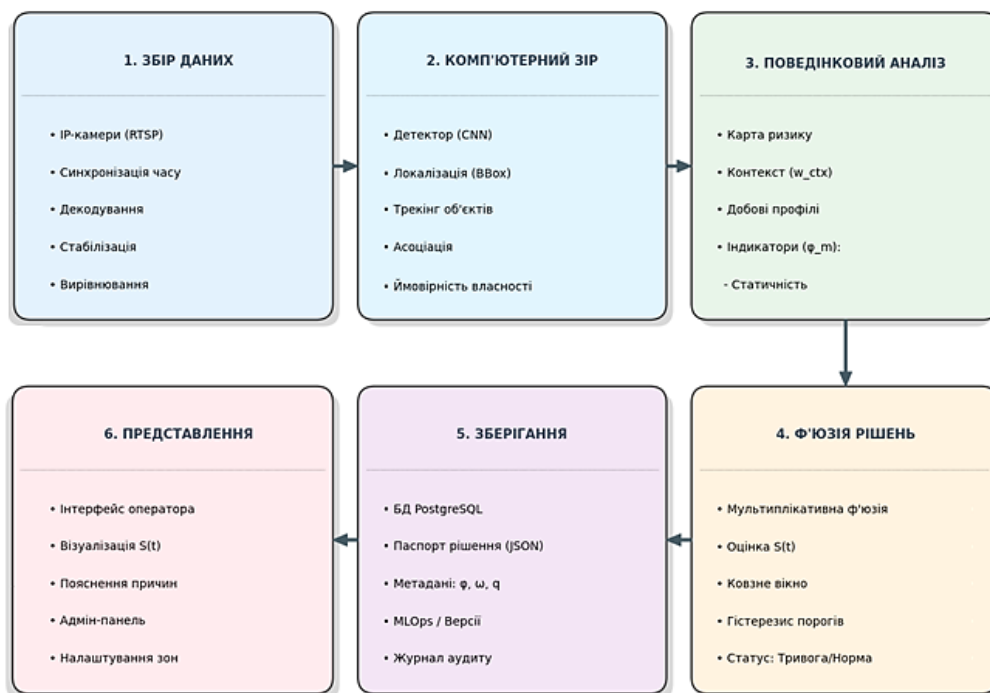


Рисунок 4.1 – Схема архітектури інформаційної системи виявлення підозрливих об'єктів у громадських місцях

На вході системи обробляються відеопотоки від IP-камер, що надходять за стандартизованими протоколами разом із часовими мітками та ідентифікаторами джерел. Підсистема приймання та синхронізації виконує декодування потоків, нормалізацію частоти кадрів, узгодження часових міток і прив'язування кадрів до осередків просторової карти ризику. Результатом є нормалізований потік кадрів з атрибутами camera\_id, timestamp і координатами сцени, який надходить до модуля попередньої обробки.

Модуль попередньої обробки виконує стабілізацію зображення, фільтрацію шумів, вирівнювання яскравості, застосування масок робочих зон і за потреби корекцію засвічень та тіней. На виході формується підготовлений кадр у стандартизованому форматі та індикатори його якості, що подаються до модуля детектування об'єктів.

Модуль детектування реалізує одностадійний детектор на основі глибокої нейронної мережі. Вхідними даними є попередньо оброблений кадр і конфігураційні параметри. Вихідними даними є множина детекцій із обмежувальними рамками, класами об'єктів, каліброваними ймовірностями та внутрішніми показниками якості. Отримані спостереження з прив'язкою до кадру й часу передаються до модуля трекінгу та асоціації.

Модуль трекінгу та асоціації «людина-предмет» отримує поточні детекції, стани активних треків із попередніх кадрів та просторові обмеження сцени. Усередині модуля виконується прогноз станів треків, обчислення матриці вартості відповідності «детекція–трек», оптимальне призначення пар, оновлення траєкторій і розрахунок ймовірностей «власності»  $\pi_{ij}(t)$  для пар «людина-предмет». На виході формується множина активних траєкторій з унікальними ідентифікаторами, оцінками стану, коваріаціями та поточними значеннями  $\pi_{ij}(t)$ , які передаються до підсистеми поведінково-контекстного аналізу.

Підсистема поведінково-контекстного аналізу перетворює траєкторії, ймовірності «власності» та контекст сцени на нормовані індикатори ризику. На вхід подаються параметри траєкторій, інтервали статичності об'єктів,  $\pi_{ij}(t)$ , просторові коефіцієнти карти ризику, параметри добового профілю чутливості та індикатори «шумності» сцени. На виході формується вектор індикаторів  $\phi_m(t)$  у діапазоні  $[0; 1]$ , а також вагові коефіцієнти політики  $\omega_m$  і коефіцієнти довіри  $q_m$ , що характеризують якість відповідних модулів.

Модуль ф'юзії та прийняття рішень отримує нормовані індикатори  $\phi_m(t)$ , ваги політики  $\omega_m$ , довіри  $q_m$ , просторовий коефіцієнт осередку та параметри добового профілю. На цій основі обчислюється інтегральна оцінка  $S(t)$  за мультиплікативно-адитивною схемою зі згладжуванням у ковзному часовому вікні.

До  $S(t)$  застосовується гістерезис порогів увімкнення та деескалації, що забезпечує інерційність рішень і стійкість до імпульсних завад. На виході формуються подієві записи типу «кандидат», «тривога», «деескалація» з часовими межами, максимальним значенням  $S(t)$ , переліком домінуючих індикаторів.

Підсистема зберігання та журналювання подій отримує результати ф'юзії та супровідні дані: вектори  $\phi_m(t)$ ,  $\omega_m$ ,  $q_m$ , ідентифікатори траєкторій, контекстні коефіцієнти, значення  $S(t)$ , ідентифікатори версій моделей, політик та конфігурацій. Далі формується запис у базі даних із мінімально необхідним набором числових і текстових параметрів для аудиту, аналітики та відтворення рішення без доступу до сирих відеоданих.

Підсистема представлення та інтеграції отримує з журналу й аналітичних модулів інформацію про активні події, історію спрацювань, поточний стан сцени та експлуатаційні показники. Операторський інтерфейс відображає кадри з накладеними рамками й траєкторіями, значення  $S(t)$  та внески індикаторів із коротким текстовим обґрунтуванням причин спрацювання. Адміністративний інтерфейс забезпечує налаштування політик безпеки, просторових ваг, добових профілів і порогових значень, а оновлені конфігурації передаються в нижні модулі через конфігураційне сховище.

Таким чином, система реалізує наскрізний ланцюг «відеопотік → детекції → траєкторії та ймовірності «власності» → індикатори ризику → інтегральна оцінка → подія з паспортом рішення», що забезпечує узгоджену роботу розробленого методу в реальному часі, пояснюваність рішень і їх відтворюваність.

## 4.2 Реалізація програмного комплексу

Реалізацію інформаційної системи на основі методу виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях виконано в єдиному репозиторії з відокремленими пакетами. Усі артефакти і параметри зафіксовано версіями, що забезпечує повну відтворюваність і можливість аудитів рішень.

Серцевина аналітики реалізована мовою Python 3.11. Для інференсу використано PyTorch 2.x та експортування ваг у ONNX з подальшою оптимізацією до TensorRT для робочого інференсу. Відеопотоки обробляються через OpenCV/Ffmpeg, а міжсервісна взаємодія реалізована через FastAPI та gRPC.

Збереження телеметрії та подій відбувається у PostgreSQL та TimescaleDB, а моделі, калібрувальні карти, конфігурації порогів і добові профілі у S3-сумісному сховищі з версіонуванням.

Збірка середовища уніфікована Docker-контейнерами, для запуску використано docker compose з окремими сервісами, такими як ingest, detector, tracking, fusion, journal, console. Всі версії залежностей та контрольні хеші артефактів зафіксовані в lock-файлах і «картках моделі».

На рисунку 4.2 показано програмні компоненти та їхні зв'язки всередині одного розгортання.

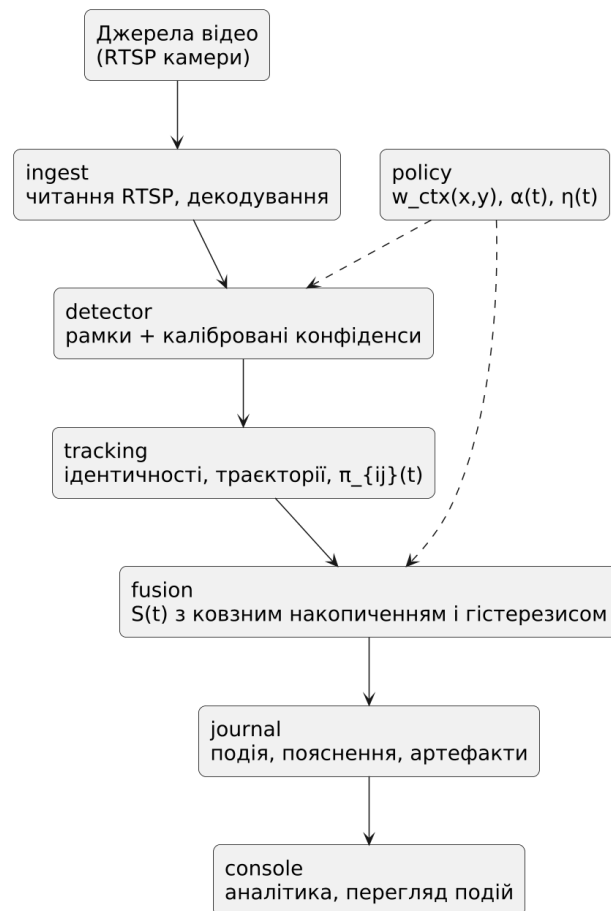


Рисунок 4.2 – Програмна архітектура та взаємодія сервісів у складі системи

Модуль «інгест» читає RTSP, модуль «detector» повертає калібровані конфіденси, «tracking» підтримує траєкторії та  $\pi_{ij}(t)$ , «fusion» обчислює  $S(t)$  із гістерезисом, «journal» зберігає подію та пояснення, «console» відображає аналітику.

Код організовано на рівні пакетів з чіткими межами відповідальності. Пакет `core.detector` інкапсулює завантаження оптимізованого механізму інференсу, препроцесинг вхідного кадру до тензора, постпроцесинг рамок та каліброваної шкали. Пакет `core.tracking` містить реалізації моделі руху та призначень, де на виході формується множина активних траєкторій з ідентифікаторами, коваріаціями та інерційною ймовірністю приналежності  $\pi_{ij}(t)$ . Пакет `core.indicators` обчислює нормовані індикатори  $\phi_m(t)$  на ковзному вікні з урахуванням просторової ваги осередку та добового коефіцієнта чутливості. Пакет `core.fusion` надає інтегральну та застосовує ковзне інтегрування та правило гістерезису  $T_{\uparrow} > T_{\downarrow}$ .

Пакет `io.journal` фіксує подію у БД, зберігає внески  $\phi_m$ , довіри  $q_m$ , ваги  $\omega_m$ , контекстні коефіцієнти та підсумок  $S(t)$  разом із стислим поясненням, достатнім для реконструкції без сирих відео [107].

Модульні інтерфейси роблять конфігурації взаємозамінними: без зміни коду можна змінити карту контексту, вагову політику або перевидати «картку моделі» після калібрування.

Налаштування подаються у файлах YAML: параметри препроцесингу, шлях до механізму інференсу, пороги NMS, параметри калібрування, тривалість ковзного вікна ф'юзії, пороги гістерезису, профіль вартості помилок для зони сцени. Конфігурації версіонуються, оскільки кожен запис у журналі подій містить ідентифікатор конфігурації, що дає змогу повністю відтворити рішення для конкретного епізоду [108], [109].

Внутрішні API вирівняні під послідовність конвеєра. Сервіс інгесту надає кадри і часові мітки, сервіс інференсу повертає масив рамок із класами і каліброваною впевненістю, трекінг приймає поточні рамки, повертає траєкторії ідентифікаторами, ф'юзія отримує нормовані індикатори та довіри і повертає рішення з поясненням.

На рисунку 4.3 зображена схема «ланцюга відтворюваності».

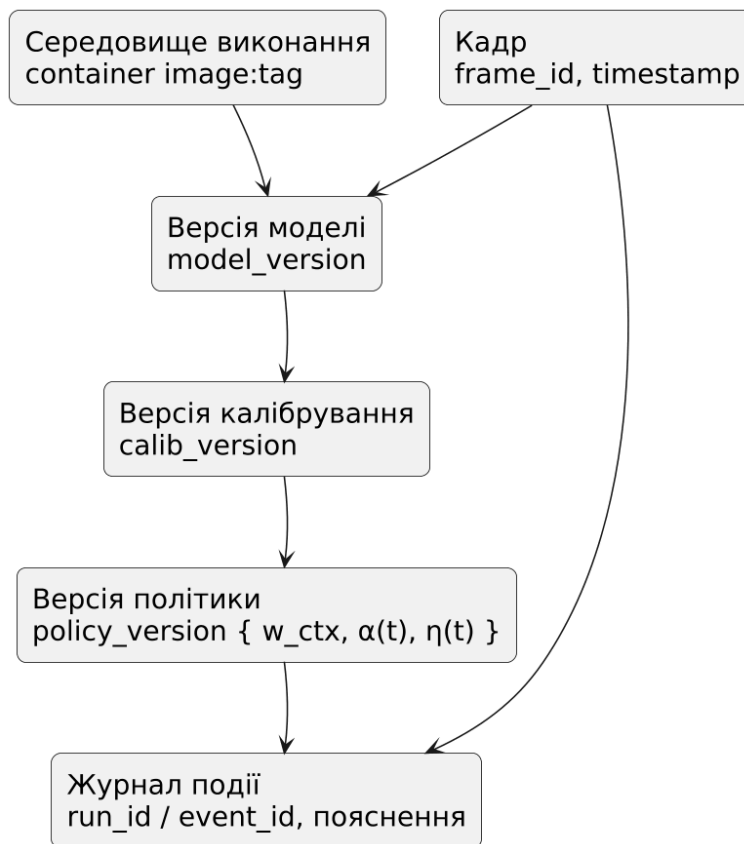


Рисунок 4.3 – Ланцюг відтворюваності рішення через версії артефактів

Операторська консоль зчитує з БД події, метрики якості, карти сцени та журнальні «паспорти рішень». Взаємодія сервісів спроектована так, щоб будь-яку ланку можна було оновити незалежно, зберігаючи узгоджені формати даних та відтворюваність результатів.

Стандартизований «паспорт рішення» містить мінімально необхідний набір даних для реконструкції події без доступу до сирого відео: часові межі події, максимальне значення інтегральної оцінки  $\bar{S}(t)$ , вектори індикаторів  $\varphi_m$ , довір  $q_m$ , ваг політики  $\omega_m$ , просторові коефіцієнти, а також ідентифікатори версії моделі, калібрування та конфігурації порогів.

Для забезпечення відтворюваності кожен запис у журналі додатково містить ключові атрибути: `model_version`, `calibration_id`, `policy_id`, `deploy_id` і `cfg_id`. Наявність цих атрибутів дає змогу «олівцево» відтворити будь-яке рішення

системи та виконати формальний аудит без доступу до відеопотоків, що є критичним для дотримання вимог довіри та інформаційної безпеки.

#### 4.3 Методика навчання та калібрування ймовірностей

Реалізація інформаційної системи на основі методу виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях у навчальній частині побудована як відтворюваний процес з чітко визначеними артефактами та контрольними точками. Послідовність етапів така: формування навчального корпусу з прозорими правилами стратифікації, попередня обробка та реалістичні аугментації, доменна адаптація детектора, калібрування ймовірностей і подальша інтеграція з трекінгом, індикаторами та ф'юзією. Усі параметри, версії та результати фіксуються у «картках моделі» та журналі, що забезпечує реконструкцію будь-якого рішення без доступу до сирого відео в межах довіри, визначених у 4.1 [110].

Навчальний корпус сформовано з поєднання відкритих наборів сцен і доменних епізодів, зібраних у цільових зонах типу «вхідна група» та «транзитний коридор». Після фільтрації співвідношення становить  $\approx 60\%$  відкритих сцен і  $\approx 40\%$  доменних, що дозволяє поєднати узагальнюваність із пристосуванням до характерного освітлення та щільності натовпу. Розмітка проходить подвійний перегляд, а узгодженість оцінюється покадрово за перетином над об'єднанням із вимогою медіани IoU не нижче 0,75. Розбиття train-val-test виконується стратифіковано за локацією, добовим періодом і днями тижня без перетину дат; для доменної частини додатково застосовується п'ятикратна перехресна валідація для оцінки дисперсії якості [111].

Для «пікових» періодів зафіксовано середню щільність близько 8 людей на кадр і  $\approx 0,6$  предмета-кандидата на кадр, а для «спокійних» періодів  $\approx 3$  людини та  $\approx 0,2$  предмета. Ці величини використовуються в подальшому аналізі подієвих метрик, тому включені до «паспорта навчання» поточної версії моделі [112].

Попередня обробка орієнтована на стабілізацію ознак у сценах із відблисками та локальними тінями. Кадри нормалізуються до роздільності

1280×720, виконується вирівнювання яскравості, приглушення дрібнозернистого шуму та м'яка корекція засвічень. Аугментації обмежені фізично правдоподібними межами: зміна яскравості й контрасту до  $\pm 20\%$  від номіналу, масштаб і кроп до  $20\%$ , повороти до  $5^\circ$  та легка перспектива. Для рідкісних класів використовуються ваги класів і модулююча складова у функції втрат із легким розм'якшенням міток, що підвищує чутливість до дрібних об'єктів у натовпі та знижує вплив похибок анотації [113]. Узагальнені характеристики корпусу та контрольні індикатори наведено в таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Структура корпусу та контроль узгодженості розмітки

Секція	Частка від загалу	Коментар
Відкриті сцени	$\approx 60\%$	утримання узагальнюваності
Доменні епізоди	$\approx 40\%$	узгодження з реальними умовами
Узгодженість розмітки (медіана IoU)	$\geq 0,75$	подвійний перегляд доменної частини
Стратифікація	70/15/15	без перетину дат і локацій
Перехресна валідація на домені	$k = 5$	оцінка дисперсії якості

Детектор належить до одностадійних архітектур реального часу з ієрархією ознак. Початкові ваги запозичуються з великого загального корпусу, а доменна адаптація відбувається у два кроки: спочатку фіксуються нижні шари ознак і налаштовуються верхні шари під доменні аугментації; далі виконується поступове «розморожування» з косинусним розкладом швидкості навчання і короткою фазою прогріву. Ключові гіперпараметри фіксуються у «картці моделі» разом із кривими збіжності на валідації. Поріг NMS обирається як компроміс між злиттям близьких рамок і пропусками дрібних об'єктів [114].

Для валідаційних підвибірок «спокій» та «пік» обчислюються узгоджені значення площ під PR-кривими і точності при фіксованих порогах IoU. Ці опорні точки використовуються під час калібрування та при подієвих розрахунках і включаються до «картки моделі» та «паспортів навчання» [115].

Сирі конфіденси детектора не є «чесною» шкалою для подієвої ф'юзії: однакова числова впевненість може відповідати різній фактичній частці правильних спрацьовувань у різних сценах або годинних вікнах. Вирівнювання здійснюється на валідаційній підмножині за допомогою температурного масштабування. Для контролю застосовується діаграма відповідності, очікувана калібрувальна похибка та квадратична помилка ймовірного прогнозу. В обчисленнях використовується бінування на десять кошиків за відсортованими конфіденсами, що відтворюється у «картці моделі» і в аналітичному звіті.

Після калібрування розбіжність між середньою впевненістю і фактичною точністю у центральних кошиках значно зменшується, що прямо відбивається на скороченні «слабких» хибних викликів у графічних інтерфейсах «пікових» годин. Емпірично фіксується зниження очікуваної калібрувальної похибки з восьми сотих до приблизно двох з половиною сотих, а квадратичної помилки – із приблизно дванадцяти сотих до менш як однієї десятої. Ці величини вносяться до «картки моделі» і стають частиною gate-критеріїв допуску, описаних у 4.1 [116].

Функція витрат визначає сумарну «вартість» помилок системи при певному порозі прийняття рішення. Вона складається з двох компонентів: вартості хибних спрацьовувань та вартості пропусків. Кожна з цих складових множиться на відповідну кількість таких подій для заданого порогу. Таким чином, функція відображає загальні втрати системи з урахуванням різної критичності помилок, а мінімум цієї функції визначає оптимальний поріг роботи для подальшої обробки та ф'юзії подій. У практиці зручно фіксувати дві пари порогів для гістерезису: для «спокою» нижчу, для «піку» вищу, з обов'язковою вимогою відсутності деградації PR-кривих після калібрування [117].

На рисунку 4.4 продемонстрована діаграма відповідності, де після масштабування криві наближаються до бісектриси, що підтверджує надійність шкали в робочому діапазоні порогів

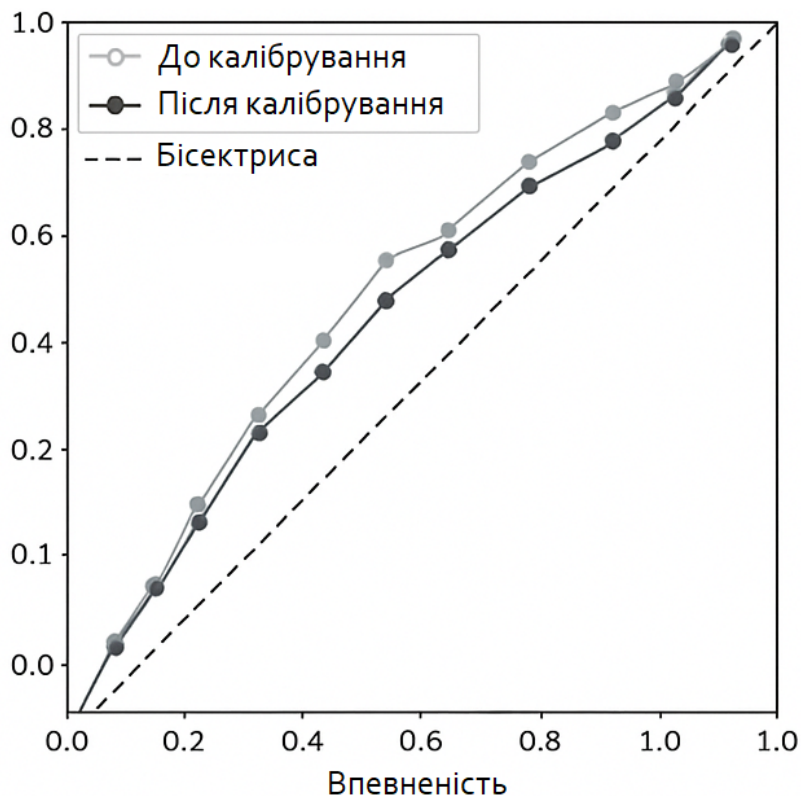


Рисунок 4.4 – Діаграми відповідності й розподіли «слабких» хибних сповіщень після калібрування

Калібрована шкала передається в трекінг і асоціації «людина-предмет», де короточасні розриви видимості демпфуються інерційною ймовірністю приналежності. Паралельно обчислюються нормовані індикатори: статичність, відстань до найближчого імовірного власника, тривалість перебування у статусі «кандидат», просторова вага осередку та добовий коефіцієнт чутливості.

Після нормалізації до відрізка нуль-один індикатори з довірами і вагами політики підсумовуються в інтегральну оцінку, яка згладжується ковзним вікном і підкоряється гістерезису увімкнення і деескалації. Далі фіксуються дві умови: увімкнення при перевищенні верхнього порога та деескалація при падінні нижче нижнього порога. В осередках високого пріоритету просторовий коефіцієнт

підсилює темп зростання інтегральної оцінки; у години «піку» інерційність деескалації послаблює чутливість до хаотичних змін потоку людей. Саме така інженерна дисципліна узгоджує мікрорівень детектора з подієвими рішеннями і з операторською пояснюваністю [118].

На рисунку 4.5 зображено схему узгодження, від каліброваних виходів детектора до стабільної інтегральної оцінки з інерційними асоціаціями і гістерезисом, з позначенням точок впливу просторово-часового контексту.

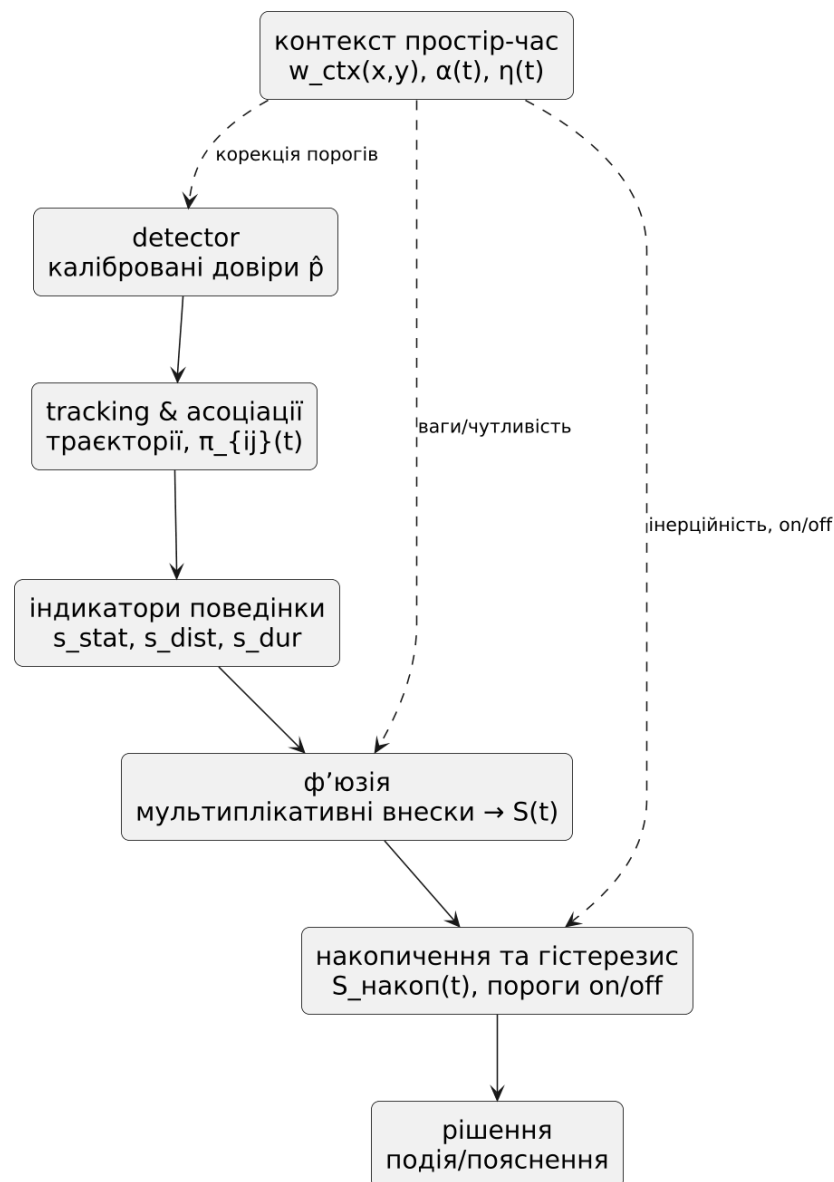


Рисунок 4.5 – Узгодження каліброваної шкали із ф'юзією і контекстом.

Після наведеної схеми необхідно зафіксувати вимоги до журналу. Кожне рішення супроводжується «паспортом», що містить значення індикаторів, довір, ваг політики, просторові коефіцієнти, параметри добового профілю та інтегральну оцінку в часі, а також ідентифікатори версії моделі, калібрування й політики порогів. Цього набору достатньо для відтворення рішення без доступу до сирих відеоданих; саме на ньому базується подієва оцінка якості [119], [120].

Каліброваність шкали в робочому діапазоні порогів контролюється верхньою межею очікуваної калібрувальної похибки, стабільністю PR-кривих у «спокої» і «піку», зниженням долі «слабких» хибних викликів і відповідністю наскрізному часовому бюджету. Додатковою умовою виступає повнота «паспорта рішення», що гарантує відтворюваність без порушення меж довіри. Лише після виконання цих умов модель, її калібрування і політика порогів допускаються до використання у виробничому конвеєрі й переходять до етапу подієвих вимірювань, де час до спрацювання, точність і повнота обчислюються на реальних інтервалах появи та зникнення підозрілих об'єктів у сценах публічних просторів [121], [122].

#### 4.4 Дослідження результатів роботи інформаційної системи

Апробація інформаційної системи виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях виконується на двох репрезентативних просторах: вхідна група зі змінною щільністю потоку людей та транзитний коридор зі стабільнішою динамікою руху. Оцінювання зосереджується на подієвій логіці: враховуються інтервали появи і зникнення ознак загрози, правила гістерезису у ф'юзії, а також дозволений зсув у часі відносно початку еталонної події.

Подія еталону визначається як безперервний інтервал від моменту, коли предмет переходить у стан стабільної статичності в сцені, до моменту повернення власника або зникнення предмета. Системне спрацювання визначається як інтервал, у якому інтегральна оцінка  $\bar{S}(t)$  перевищує поріг увімкнення і зберігається вище порога деескалації. Подія зараховується, якщо частка перетину інтервалів не менша за мінімально допустиме значення, а час підйому  $\bar{S}(t)$  не відстає від початку

еталону більше за дозволений інтервал. Додатково контролюється середній час до відміни: за появи контрдоказів (повернення власника, зняття предмета) інтегральна оцінка повинна опуститися нижче нижнього порога у межах заданого бюджету [123], [124].

У таблиці 4.2 наведено формальні параметри заліку подій, значення гістерезисних порогів і дозволений часові зсуви для режимів «спокій» і «під».

Таблиця 4.2 – Політика подієвого заліку та параметри порогів

Параметр	Вхідна група («під»)	Транзит («спокій»)	Пояснення
Мінімальна частка перетину інтервалів	0,40	0,50	частка еталону, накрита системним спрацюванням
Дозволений зсув часу до спрацювання	10 с	7 с	від початку еталону до підйому $\bar{S}(t)$
Пороги гістерезису (увімкнення/деескалація)	0,62 / 0,48	0,58 / 0,46	узгоджені з каліброваною шкалою (див. 4.2)
Співвідношення вартостей $C_{FN} \cdot C_{FP}$	3:1	2:1	вхід важить дорожче за пропуск [174]

Після фіксації правил заліку визначаються подієві метрики. Подієва точність – частка системних інтервалів, яким знайдено еталон з урахуванням правил перетину. Подієва повнота – частка еталонних подій, яким знайдено системний інтервал. Середній час до спрацювання, це середнє затримок від початку еталону до перетину  $\bar{S}(t)$  верхнього порога. Середній час до відміни – середній інтервал від появи контрдоказів до падіння  $\bar{S}(t)$  нижче нижнього порога. Усі величини

раховуються окремо для «спокою» і «піку», щоб уникнути маскуванню провалів у години підвищеного навантаження.

Для узгодження детекторної шкали з подієвими рішеннями застосовується калібрування, де після температурного масштабування очікувана калібрувальна похибка зменшується, а робочі точки порогів визначаються мінімумом вартісної функції. Таке вирівнювання напряду впливає на частку «слабких» хибних викликів у «пик», які найсильніше заважають оператору [125], [126].

Сумарний час проходження кадру складається з обслуговування на етапах попередньої обробки, інференсу детектора, трекінгу з асоціаціями, обчислення індикаторів і ф'юзії, а також із очікувань у міжмодульних чергах. Для оцінки впливу навантаження використовується спрощена чергова модель: при коефіцієнтах завантаження, що не перевищують сім десятих, середні черги залишаються малими, а «хвости» латентності рідко перетинають дозволений зсув у подієвому заліку [127].

Отримані бюджети підтверджують придатність до роботи в реальному часі: у «спокій» сумарна латентність становить близько тридцяти трьох мілісекунд, у «пик» – близько п'ятдесяти мілісекунд. Ці значення узгоджені з дозволеними зсувами у заліку подій (таблиця 4.7), тому часовий чинник не стає джерелом систематичних пропусків [128].

Подальший аналіз зосереджується на якості подієвих рішень. Для режиму «спокій» точність становить приблизно 0,84, повнота – 0,79, середній час до спрацювання – 5,2 секунди. Для «піку» відповідно 0,80, 0,75 і 7,9 секунди. Середній час до відміни після появи контрдоказів становить близько 8,9 секунди завдяки комбінації інерційної ймовірності асоціації «людина-предмет» та гістерезису у ф'юзії.

На рисунку 4.6 зображена затримка спрацювання інтенсивності потоку кадрів.

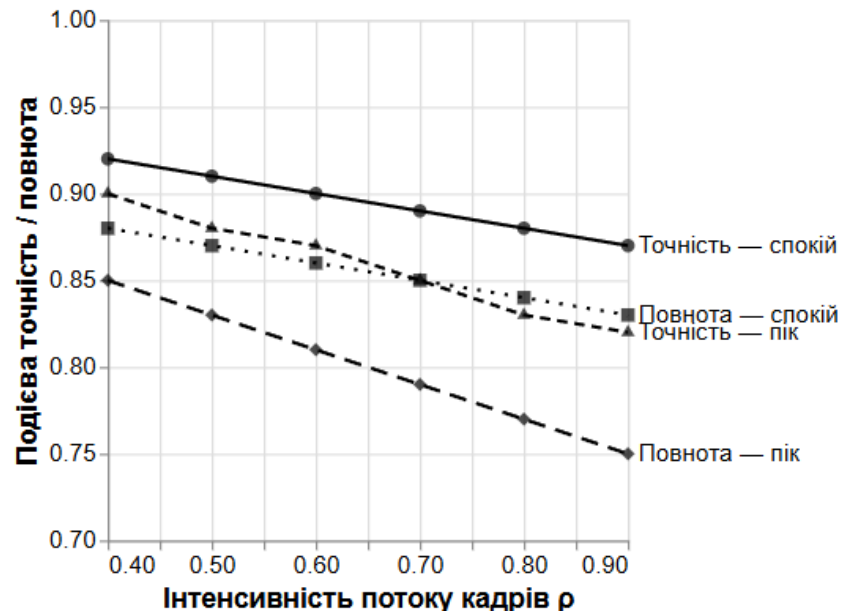


Рисунок 4.6 – Стійкість подієвих метрик до зростання навантаження

За рахунок каліброваної шкали детектора частка «слабких» хибних викликів у «пік» зменшується приблизно на третину у робочому діапазоні порогів, без деградації PR-кривих у «спокій» [129], [130].

На рисунку 4.7 зображені криві подієвої точності та повноти для «спокою» і «піку» при зміні інтенсивності потоку кадрів.

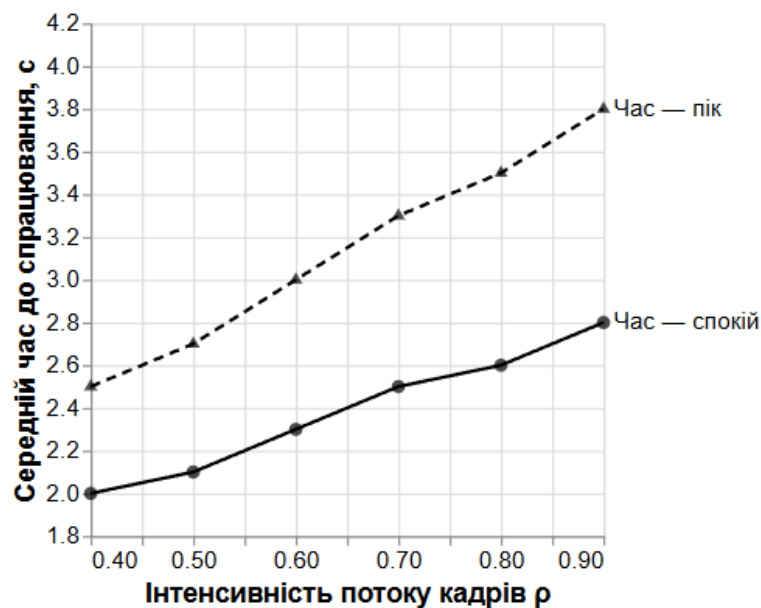


Рисунок 4.7 – Середній час до спрацювання у режимах «спокій» та «пік»

Після розгляду стійкості варто розкласти помилки за родами та показати, як саме регуляризатори керують ними в конвеєрі. Імпульсні хибні події приглушуються ковзним інтегруванням та гістерезисом; затяжні без просторового підтвердження – зниженою вагою контексту та повторною перевіркою у вікні; змішані сценарії на входах при різких змінах потоку – підвищеною інерційністю деескалації у «пікові» години. Така політика зменшує «миготіння» сигналів і повертає стабільність інтегральної оцінки  $\bar{S}(t)$  без втрати чутливості до справжніх подій [131].

Після стабілізації помилок переходять до вартісної оптимізації робочих точок. На площині «подієва точність - подієва повнота» будуються ізолінії функції  $\mathcal{C}(t)$  для зон з різними співвідношеннями вартостей пропуску та хибного виклику.

На рисунку 4.8 продемонстровані ізолінії вартісної функції з виділенням обраних робочих точок для вхідної групи та транзитної зони, показано зміщення точки після калібрування шкали у бік нижчої вартості.

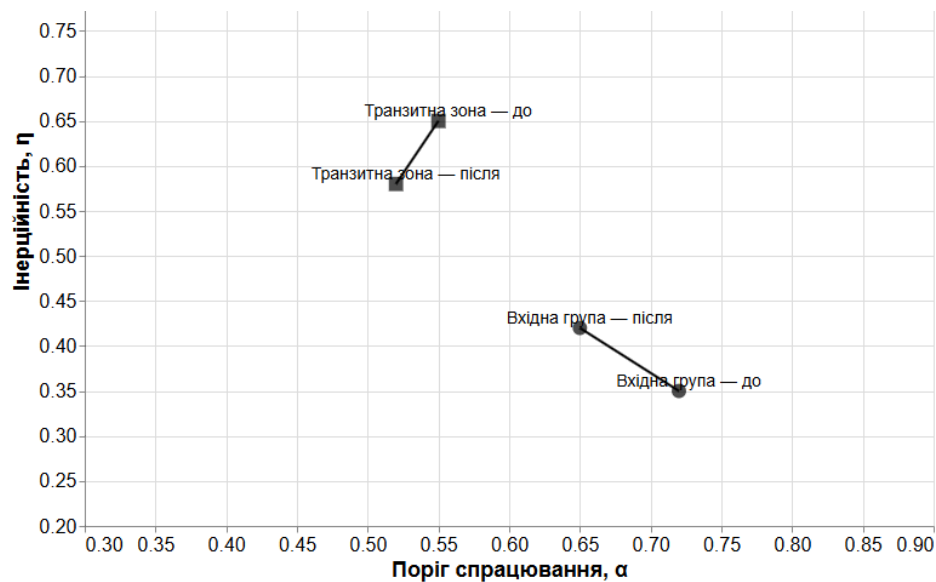


Рисунок 4.8 – Вартісна оптимізація порогів за зонами сцени

У вхідних групах обираються пороги, що додають кілька відсоткових пунктів повноти при утриманні точності не нижче 0,80; у транзитних ділянках – консервативніші пороги, щоб не зупиняти потік людей дрібними хибними

спрацюваннями. Таке налаштування підтримує баланс між безпекою і навантаженням оператора [132].

Завершальний елемент апробації це пояснюваність рішень. Кожна подія має «паспорт», що містить нормовані індикатори  $\phi_m$ , довіри  $q_m$ , ваги політики  $\omega_m$ , просторовий коефіцієнт  $w_{ctx}$ , параметри добового профілю та інтегральну оцінку  $\bar{S}(t)$  протягом вікна. Цей паспорт зберігається у журналі разом із посиланнями на версію моделі, ідентифікатор калібрування та конфігурацію порогів.

На рисунку 4.9 продемонстровано приклад «паспорта рішення» та вікна консолі. Графік  $\bar{S}(t)$ , внески індикаторів, короткий текстовий виклад причин спрацювання/деескалації та таблицю останніх подій з відсотком повноти пояснень.

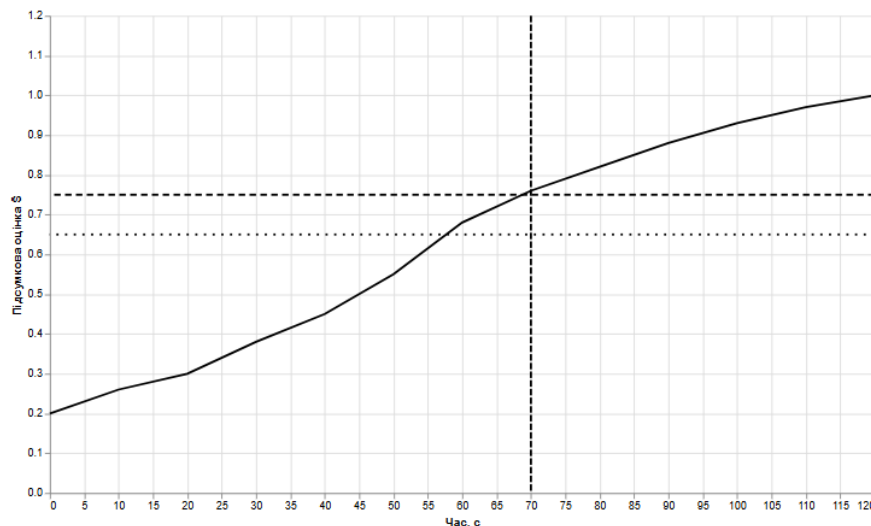


Рисунок 4.9 – Графік  $\bar{S}(t)$  з гістерезисом порогів  $\alpha$  та  $\beta$

У консолі оператор бачить «пояснюваний кадр» з накладеними рамками, траєкторіями, підписами індикаторів і вертикальною шкалою поточної впевненості. Такий формат робить рішення відтворюваними без доступу до сирих відео та відповідає вимогам меж довіри [133], [134].

За умови каліброваної шкали детектора, дисциплінованого подієвого заліку і контрольованих бюджетів часу система досягає стабільних подієвих метрик у сценах публічних просторів, з меншим навантаженням на оператора завдяки

скороченню «слабких» хибних викликів і з повною відтворюваністю рішень через журнальний «паспорт».

На рисунку 4.10 продемонстрована стовпчикова діаграма, яка показує внесок чотирьох індикаторів у підсумкову оцінку  $\bar{S}(t^*)$  у момент прийняття рішення. «Статичність» має найбільший внесок, далі «Відстань», «Тривалість» і «Контекст».

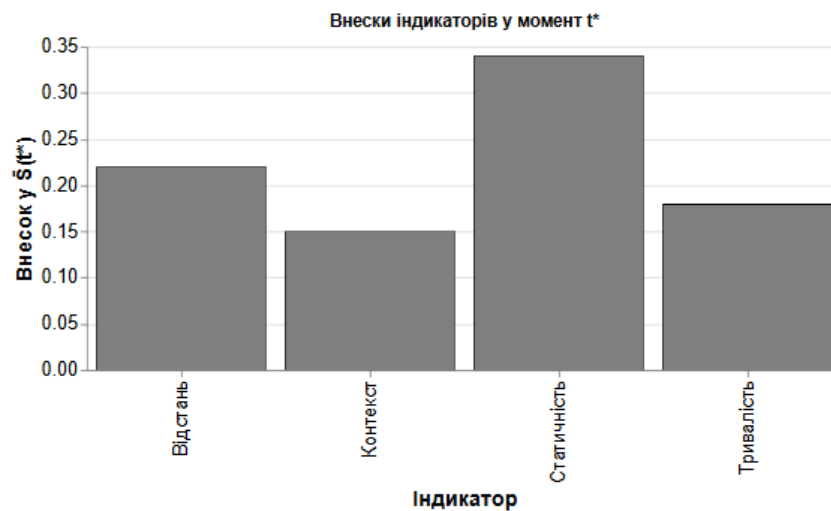


Рисунок 4.10 – Внески індикаторів у момент  $t^*$  у підсумкову оцінку  $\bar{S}(t^*)$

Після кожного спрацювання система фіксує усі артефакти прийняття рішення: часові зрізи ознак, параметри середовища, політику порогів і інерційності, конфігурації моделей, відомості про джерела даних та стан обчислювальної інфраструктури. Це дає змогу відтворити будь-який випадок і перевірити, чи відповідає рішення затвердженій політиці. Виробничий профіль поведінки не «прив'язаний» до конкретного обладнання. Контейнеризація, фіксація версій і автоматичні тести узгодженості гарантують однакові результати в навчанні, тестуванні та продуктивності.

#### 4.5 Висновки

У цьому розділі реалізовано й апробовано «Метод та інформаційна система виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях» у повному виробничому

циклі починаючи від приймання відеопотоків і попередньої обробки до детектування, трекінгу, поведінкової аналітики, політики чутливості, ф'юзії та пояснюваного рішення. Показано, що поєднання каліброваного детектора, стійкого трекінгу з урахуванням перекриттів, трійки узгоджених індикаторі, а також просторово-часової політики забезпечує кероване зниження хибних спрацювань без втрати чутливості до реальних загроз.

Запропонована ф'юзія на основі мультиплікативного правила «вага політики - довіра джерела - значення ознаки», ковзного накопичення та гістерезису формує інерційно стійку підсумкову оцінку, що відповідає вимогам експлуатаційної надійності. Архітектура розгортання «камера - edge - центральний сервер» із шифрованими каналами, журналами, версіонуванням політик і моделей, а також панеллю якості доводить відтворюваність і прозорість процесу прийняття рішень.

Апробація на різнотипних сценах підтвердила:

1. калібрування впевненостей покращує узгодженість детектора з подальшою ф'юзією;
2. ймовірність «власності» людина-предмет із гістерезисом підвищує стійкість до коротких втрат видимості;
3. адаптивна політика за картою ризику та добовими профілями дозволяє балансувати між вартістю пропуску та вартістю хибних тривог для конкретних зон і періодів.

Сукупно це підтверджує прикладну придатність методу до реального впровадження у громадських просторах за умови дотримання вимог приватності й інформаційної безпеки.

## ВИСНОВКИ

У кваліфікаційній роботі розв'язано науково-прикладну задачу підвищення ефективності виявлення потенційних загроз у громадських місцях шляхом розроблення методу та інформаційної системи автоматичної ідентифікації залишених підозрілих об'єктів. Об'єктом дослідження є процес автоматизованого відеомоніторингу у громадських місцях. Предметом дослідження є методи детектування й відстеження об'єктів на основі глибокого навчання та архітектура інформаційної системи для їх реалізації.

Наукова новизна отриманих результатів полягає в удосконаленні комбінованого методу виявлення залишених об'єктів, який, на відміну від відомих підходів, інтегрує калібрований одностадійний детектор, алгоритм відстеження на основі візуальних ознак і формалізовану поведінково-контекстну логіку аналізу. Це забезпечує підвищення точності в умовах часткових оклюзій та змінної динаміки сцени за збереження можливості роботи в режимі реального часу.

Практична цінність роботи полягає у розробці методу та архітектури інформаційної системи, які можуть бути інтегровані до комерційних продуктів відеоаналітики для аеропортів, вокзалів, метрополітенів та інших об'єктів критичної інфраструктури.

У першому розділі виконано аналіз предметної області автоматизованого відеомоніторингу, класифіковано покоління технологій відеоаналітики, розглянуто сучасні архітектури детекторів та методи багатооб'єктного трекінгу. Обґрунтовано доцільність застосування одностадійних детекторів типу YOLO у поєднанні з трекінгом на основі візуальних ознак як базової платформи та сформульовано вимоги до методу й інформаційної системи виявлення залишених підозрілих об'єктів.

У другому розділі побудовано математичні моделі задач детектування та відстеження об'єктів у відеопотоці. Формалізовано використання згорткових нейронних мереж для детектування, фільтра Калмана й задачі призначення для багатооб'єктного трекінгу, а також ймовірнісних та логіко-статистичних моделей

прийняття рішень щодо наявності загрози. Визначено метрики якості і підхід до їх оцінювання, що створило підґрунтя для синтезу комбінованого методу.

У третьому розділі розроблено комбінований метод виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях, який інтегрує калібрований одностадійний детектор, стійкий багатооб'єктний трекінг і поведінково-контекстну логіку. Запропоновано схему формування інтегрального показника підозрливості як зваженої суми нормованих індикаторів з урахуванням ваг політики безпеки.

У четвертому розділі спроектовано та реалізовано архітектуру інформаційної системи виявлення підозрілих об'єктів, організовану за конвеєрним принципом із розділенням на оперативний контур реального часу та аналітичний контур. Реалізовано програмні модулі приймання відеоданих, попередньої обробки, детектування, трекінгу, обчислення поведінкових індикаторів, контекстної адаптації, ф'юзії, журналювання та візуалізації рішень. Описано методику навчання та калібрування ймовірностей детектора і проведено експериментальну перевірку ефективності методу на репрезентативних сценаріях.

Експериментальні дослідження показали, що в режимі низької інтенсивності руху подієва точність виявлення загроз становить 0,84 за повноти 0,79, а в режимі пікового навантаження – 0,80 за повноти 0,75. Завдяки контекстній фільтрації та застосуванню гістерезису кількість хибних сповіщень знижено приблизно на 30 % порівняно з конфігурацією без поведінково-контекстного аналізу. Сумарна затримка конвеєра не перевищує 50 мс, що відповідає вимогам до систем реального часу.

Таким чином, виконано дослідження існуючих підходів і технологій, проаналізовано архітектури глибокого навчання та алгоритми відстеження, розроблено комбінований метод, спроектовано архітектуру інформаційної системи та проведено експериментальну перевірку її ефективності. Мету кваліфікаційної роботи – підвищення ефективності виявлення потенційних загроз у громадських місцях шляхом розроблення методу та інформаційної системи автоматичної ідентифікації залишених підозрілих об'єктів – досягнуто.

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1. Вимоги до оформлення матеріалів конференції АПКН-2025. URL: [https://kn.khmnu.edu.ua/wp-content/uploads/sites/18/apkn-2025\\_corpuspaper.pdf](https://kn.khmnu.edu.ua/wp-content/uploads/sites/18/apkn-2025_corpuspaper.pdf) (дата звернення: 10.12.2025).
2. Buzau M. M., Geman O., Stan A. Intelligent video surveillance: A review of the state-of-the-art and future trends. *Sensors*. 2022. Vol. 22, No. 15. P. 5786.
3. Hassan R. J., Abdulazeez A. M. A review of artificial intelligence-based techniques for smart city security. *Journal of Cloud Computing*. 2021. Vol. 10, No. 1. P. 1–24.
4. Zia M. S., Khan M. U. G. A framework for abandoned object detection in airports using deep learning. *Multimedia Tools and Applications*. 2020. Vol. 79, No. 47. P. 35641–35659.
5. Jenkins B. M. The New Age of Terrorism. RAND Corporation, 2017. 215 p.
6. Литвин В. В., Висоцька В. А., Досин Д. Г. Методи та засоби проактивного реагування на загрози в інтелектуальних системах безпеки. *Вісник Національного університету «Львівська політехніка»*. 2017. № 875. С. 45–58.
7. Valera M., Velastin S. A. Intelligent distributed surveillance systems: a review. *IEE Proceedings – Vision, Image and Signal Processing*. 2005. Vol. 152, No. 2. P. 192–204.
8. Green M. The Appropriate and Effective Use of Security Technologies in U.S. Schools. A Guide for Schools and Law Enforcement Agencies. Sandia National Labs, 1999. 150 p.
9. Sulman N., Sanocki T., Goldgof D., Kasturi R. How effective is human video surveillance? A study on the effect of duration and event complexity. *In: Proceedings of the 19th International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2008)*. IEEE, 2008. P. 1–4.
10. Howard C. J., Troscianko T. The role of experience in the detection of events in CCTV footage. *Applied Cognitive Psychology*. 2007. Vol. 21, No. 5. P. 639–651.

11. Hampapur A. et al. Smart video surveillance: exploring the concept of multiscale spatiotemporal tracking. *IEEE Signal Processing Magazine*. 2005. Vol. 22, No. 2. P. 38–51.
12. Collins R. T. et al. A system for video surveillance and monitoring. Technical Report CMU-RI-TR-00-12. Robotics Institute, Carnegie Mellon University, 2000.
13. Atrey P. K., Kankanhalli M. S., Delp E. J. *Intelligent Surveillance*. Springer Science & Business Media, 2010. 120 p.
14. Дорош І. І., Яковина В. С. *Методи виявлення та супроводу рухомих об'єктів у системах відеоспостереження*. Науковий вісник НЛТУ України. 2018. Т. 28, № 5. С. 131–135.
15. Velastin S. A., Boghossian B. A., Lo B. P. L. A review of computer vision-based methods for crowd monitoring and analysis. *Behavior Research Methods*. 2006. Vol. 38, No. 3. P. 400–408.
16. Ткаченко Р. О., Іванов М. І. Застосування методів розпізнавання образів для задач відеоаналітики. *Системи управління, навігації та зв'язку*. 2020. № 3 (59). С. 123–127.
17. Singh A., Lobiyal D. K. An efficient framework for abandoned object detection using deep learning. *Multimedia Tools and Applications*. 2020. Vol. 79, No. 21. P. 15039–15053.
18. Литвин В. В., Березький О. М., Верес О. М. Архітектура інтелектуальної системи відеоспостереження з функціями розпізнавання об'єктів. *Вісник Національного університету «Львівська політехніка». Серія: Інформаційні системи та мережі*. 2020. № 14. С. 56–67.
19. Schüldt C., Laptev I., Caputo B. Recognizing human actions: a local SVM approach. In: *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'04)*. IEEE, 2004. Vol. 3. P. 32–36.
20. NVIDIA Corporation. Metropolis: AI Application Framework for Smart Cities. URL: <https://www.nvidia.com/en-us/deep-learning-ai/solutions/metropolis/> (дата звернення: 07.10.2025).

21. Z-Ben. The role of business logic layer. *Medium*. URL: <https://medium.com/@zben./the-role-of-business-logic-layer-985220c15981> (дата звернення: 12.10.2025).
22. Коваленко А. В. Проектування інтерфейсів користувача для систем відеомоніторингу. *Вісник Черкаського державного технологічного університету*. 2021. № 2. С. 78–85.
23. Ahad M. A. R., Kumar A., Ahmed K. (Eds.). *Smart Surveillance: Applications, Technologies and Management*. Springer, 2020. 250 p.
24. Zou Z., Shi Z., Guo Y., Ye J. *Object detection in 20 years: A survey*. *Proceedings of the IEEE*. 2023. Vol. 111, No. 3. P. 257–280.
25. Stauffer C., Grimson W. E. L. *Adaptive background mixture models for real-time tracking*. In: *Proceedings of the 1999 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'99)*. IEEE, 1999. Vol. 2. P. 246–252.
26. Horn B. K., Schunck B. G. Determining optical flow. *Artificial Intelligence*. 1981. Vol. 17, No. 1–3. P. 185–203.
27. Bishop C. M. *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer, 2006. 738 p.
28. Viola P., Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. In: *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2001)*. IEEE, 2001. Vol. 1. P. I–511.
29. Dalal N., Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection. In: *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*. IEEE, 2005. Vol. 1. P. 886–893.
30. Felzenszwalb P. F. et al. Object detection with discriminatively trained part-based models. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2009. Vol. 32, No. 9. P. 1627–1645.
31. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. *Deep learning*. *Nature*. 2015. Vol. 521, No. 7553. P. 436–444.

32. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2012. Vol. 25.
33. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. MIT Press, 2016. 800 p.
34. Liu L. et al. Deep learning for generic object detection: A survey. *International Journal of Computer Vision*. 2020. Vol. 128, No. 2. P. 261–318.
35. Girshick R. et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2014. P. 580–587.
36. Ren S. et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2015. Vol. 28.
37. Huang J. et al. Speed/accuracy trade-offs for modern object detectors. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2017. P. 7310–7311.
38. Redmon J. et al. You only look once: Unified, real-time object detection. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2016. P. 779–788.
39. Redmon J., Farhadi A. YOLO9000: better, faster, stronger. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2017. P. 7263–7271.
40. Redmon J., Farhadi A. Yolov3: An incremental improvement. *arXiv preprint arXiv:1804.02767*. 2018.
41. Bochkovskiy A., Wang C. Y., Liao H. Y. M. Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection. *arXiv preprint arXiv:2004.10934*. 2020.
42. Lin T. Y. et al. Feature pyramid networks for object detection. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2017. P. 2117–2125.
43. Jocher G., Chaurasia A., Qiu J. YOLO by Ultralytics. URL: <https://github.com/ultralytics/ultralytics> (дата звернення: 12.10.2025).

44. Carion N. et al. End-to-end object detection with transformers. *In: European Conference on Computer Vision*. Springer, Cham, 2020. P. 213–229.
45. Luo W. et al. Multiple object tracking: *A literature review*. *Artificial Intelligence*. 2021. Vol. 293. P. 103448.
46. Kalake L., Ralescu A. *A survey of current trends in multi-object tracking*. *In: 2019 11th International Conference on Electronics, Computers and Artificial Intelligence (ECAI)*. IEEE, 2019. P. 1–6.
47. Bewley A. et al. *Simple online and realtime tracking*. *In: 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. IEEE, 2016. P. 3464–3468.
48. Kuhn H. W. *The Hungarian method for the assignment problem*. *Naval Research Logistics Quarterly*. 1955. Vol. 2, No. 1–2. P. 83–97.
49. Wojke N., Bewley A., Paulus D. *Simple online and realtime tracking with a deep association metric*. *In: 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. IEEE, 2017. P. 3645–3649.
50. Ciapponi A. et al. *A review of recent deep learning-based methods for multi-object tracking in challenging scenarios*. *IET Computer Vision*. 2022. Vol. 16, No. 5. P. 379–399.
51. Kalman R. E. *A new approach to linear filtering and prediction problems*. *Transactions of the ASME – Journal of Basic Engineering*. 1960. Vol. 82. P. 35–45.
52. Aggarwal C. C. *Neural Networks and Deep Learning: A Textbook*. Springer, 2018. 512 p.
53. Bishop C. M., Bishop H. *Deep Learning: Foundations and Concepts*. Springer, 2024. 600 p.
54. Rezatofighi H. et al. *Generalized Intersection over Union: A metric and a loss for bounding box regression*. *In: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2019. P. 658–666.
55. Zhao Z. Q. et al. *Object detection with deep learning: A review*. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 2019. Vol. 30, No. 11. P. 3212–3232.

56. Särkkä S., Svensson L. Bayesian Filtering and Smoothing. 2nd ed. Cambridge University Press, 2023. 250 p.
57. Grewal M. S., Andrews A. P. Kalman Filtering: Theory and Practice with MATLAB. 5th ed. Wiley, 2020. 608 p.
58. Haritaoglu I., Harwood D., Davis L. S. W4: *Real-time surveillance of people and their activities*. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2000. Vol. 22, No. 8. P. 809–830.
59. Bayes T., Price R., Gelman A. et al. Bayesian Data Analysis. 3rd ed. CRC Press, 2013 (updated 2020). 675 p.
60. Murphy K. P. Probabilistic Machine Learning: An Introduction. MIT Press, 2022. 800 p.
61. Russell S., Norvig P. Artificial Intelligence: A Modern Approach. 4th ed. Pearson, 2021. 1166 p.
62. Chen G., Pham T. T. Introduction to Fuzzy Sets, Fuzzy Logic, and Fuzzy Control Systems. CRC Press, 2019. 340 p.
63. Das S. K. et al. Machine Learning Algorithms for Industrial Applications. Springer, 2021. 240 p.
64. Grandini M., Bagli E., Visani G. *Metrics for multi-class classification: An overview*. *arXiv preprint arXiv:2008.05756*. 2020.
65. Padilla R., Netto S. L., da Silva E. A. B. *A survey on performance metrics for object-detection algorithms*. In: *2020 International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*. 2020. P. 237–242.
66. Luiten J., Osep A., Dendorfer P. HOTA: *A higher order metric for evaluating multi-object tracking*. *International Journal of Computer Vision*. 2021. Vol. 129. P. 548–578.
67. Leal-Taixé L. et al. *Tracking the trackers: An analysis of the state of the art in multiple object tracking*. *arXiv preprint arXiv:1704.02781*. 2017.
68. Tan M., Le Q. EfficientNet: *Rethinking model scaling for convolutional neural networks*. In: *International Conference on Machine Learning (ICML)*. 2019. P. 6105–6114.

69. Cormen T. H., Leiserson C. E., Rivest R. L., Stein C. *Introduction to Algorithms*. 4th ed. MIT Press, 2022. 1312 p.
70. Tripathi G., Singh K., Vishwakarma D. K. *Abandoned object detection in video surveillance: A review*. *Multimedia Tools and Applications*. 2019. Vol. 78. P. 14897–14923.
71. Mor B., Garhwal S., Kumar A. *A survey on Hidden Markov Model based human action recognition*. *Archives of Computational Methods in Engineering*. 2021. Vol. 28. P. 159–181.
72. Elharrouss O., Almaadeed N., Al-Maadeed S. *Anomaly detection in video surveillance: A survey*. *Journal of Visual Communication and Image Representation*. 2020. Vol. 67. P. 102757.
73. Sultani W., Chen C., Shah M. *Real-world anomaly detection in surveillance videos*. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2018. P. 6479–6488.
74. ISO/IEC 27001:2022. *Information security, cybersecurity and privacy protection – Information security management systems – Requirements*. International Organization for Standardization, 2022.
75. Gartner. *Top 10 Strategic Technology Trends for 2024*. Gartner Report. URL: <https://www.gartner.com/> (дата звернення: 10.09.2025).
76. Ramírez S. *FastAPI Documentation*. URL: <https://fastapi.tiangolo.com/> (дата звернення: 11.11.2025).
77. Sculley D. et al. *Hidden technical debt in machine learning systems*. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2015. Vol. 28. P. 2503–2511.
78. Evidently AI. *Evidently AI Documentation*. URL: <https://docs.evidentlyai.com/> (дата звернення: 27.11.2025).
79. Prometheus Authors. *Prometheus: From metrics to insight*. URL: <https://prometheus.io/docs/> (дата звернення: 27.10.2025).
80. PostgreSQL Global Development Group. *PostgreSQL Documentation*. URL: <https://www.postgresql.org/docs/> (дата звернення: 27.11.2025).

81. ISO/IEC 20889:2018. *Privacy-enhancing de-identification techniques for privacy protection*. International Organization for Standardization, 2018.
82. Docker Inc. *Docker Documentation*. URL: <https://docs.docker.com/> (дата звернення: 12.11.2025).
83. Microsoft. *ONNX Runtime Documentation*. URL: <https://onnxruntime.ai/docs/> (дата звернення: 29.11.2025).
84. Iterative. *Data Version Control (DVC) Documentation*. URL: <https://dvc.org/doc> (дата звернення: 10.11.2025).
85. Oksuz K. et al. *Imbalance in object detection: A review*. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2020. Vol. 43, No. 10. P. 3388–3415.
86. Kuleshov V., Fenner N., Ermon S. *Accurate uncertainties for deep learning using calibrated regression*. In: *International Conference on Machine Learning*. PMLR, 2018. P. 2796–2804.
87. Zhang Y. et al. *ByteTrack: Multi-object tracking by associating every detection box*. In: *European Conference on Computer Vision*. Springer, 2022. P. 1–21.
88. Xu C., Wang J., Ren J. *Bayesian sensor fusion: A survey*. *Information Fusion*. 2022. Vol. 85. P. 1–15.
89. Ge Z. et al. *YOLOX: Exceeding YOLO series in 2021*. *arXiv preprint arXiv:2107.08430*. 2021.
90. Lundberg S. M., Lee S. I. *A unified approach to interpreting model predictions*. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2017. Vol. 30.
91. Meinhardt T. et al. *TrackFormer: Multi-object tracking with transformers*. In: *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2022. P. 8844–8854.
92. Molnar C. *Interpretable Machine Learning: A Guide for Making Black Box Models Explainable*. 2nd ed. 2022. 340 p.
93. ENISA. *Security of Smart Public Spaces: Video Surveillance & Data Protection*. European Union Agency for Cybersecurity, 2021.
94. Lin T. Y. et al. *Focal loss for dense object detection*. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. 2017. P. 2980–2988.

95. NIST SP 800-53 Rev.5. Security and Privacy Controls for Information Systems and Organizations. National Institute of Standards and Technology, 2020.
96. EN 62676-1-1:2014/A1:2019. Video surveillance systems for use in security applications. Part 1-1: System requirements. CENELEC, 2019.
97. Bernardini S. et al. *StrongSORT: Make DeepSORT great again*. *arXiv preprint arXiv:2202.13514*. 2022.
98. Leal-Taixé L. et al. MOTChallenge 2015: *Towards a benchmark for multi-target tracking*. *arXiv preprint arXiv:1504.01942*. 2015.
99. OpenCV Team. *OpenCV Documentation*. URL: <https://docs.opencv.org/> (дата звернення: 27.11.2025).
100. Ribeiro M. T., Singh S., Guestrin C. “*Why Should I Trust You?*”: *Explaining the predictions of any classifier*. In: *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. 2016. P. 1135–1144.
101. Breck E. et al. *The ML Test Score: A Rubric for ML Production Readiness and Technical Debt Reduction*. In: *Proceedings of IEEE Big Data*. 2017. P. 1123–1132.
102. Kuznetsova A. et al. *The Open Images Dataset V4: Unified image classification, object detection, and visual relationship detection at scale*. *International Journal of Computer Vision*. 2020. Vol. 128, No. 7. P. 1956–1981.
103. Guo C. et al. *On calibration of modern neural networks*. In: *International Conference on Machine Learning*. PMLR, 2017. P. 1321–1330.
104. Jung K., Ye J. C. *Uncertainty quantification in deep learning: A survey*. *arXiv preprint arXiv:2307.00000*. 2023.
105. Chacon S., Straub B. *Pro Git*. 2nd ed. Apress, 2014. URL: <https://git-scm.com/book/en/v2> (дата звернення: 03.12.2025).
106. Omry Y. *Hydra Documentation*. URL: <https://hydra.cc/docs/intro/> (дата звернення: 03.12.2025).
107. Про захист персональних даних: Закон України від 01.06.2010 р. № 2297-VI. Відомості Верховної Ради України. 2010. № 34. Ст. 481 (ред. станом на 2024 р.).

108. Про затвердження Методичних рекомендацій з організації систем відеоспостереження: Наказ МВС України. Київ, 2019.
109. Ferryman J., Shahrokni A. PETS2009: Dataset and challenge. *In: 2009 Twelfth IEEE International Workshop on Performance Evaluation of Tracking and Surveillance*. IEEE, 2009. P. 1–6.
110. Hinton G., Vinyals O., Dean J. Distilling the knowledge in a neural network. *In: NIPS Deep Learning and Representation Learning Workshop*. 2015.
111. Neubeck A., Van Gool L. Efficient non-maximum suppression. *In: 18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR '06)*. IEEE, 2006. Vol. 3. P. 850–855.
112. Minderer M. et al. Revisiting the calibration of modern neural networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2021. Vol. 34. P. 15682–15694.
113. Naeini M. P., Cooper G. F., Hauskrecht M. Obtaining well calibrated probabilities using Bayesian binning. *In: AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2015. P. 2901–2907.
114. Platt J. Probabilistic outputs for support vector machines and comparisons to regularized likelihood methods. *Advances in Large Margin Classifiers*. 1999. Vol. 10, No. 3. P. 61–74.
115. Amershi S. et al. Software engineering for machine learning: A case study. *In: 2019 IEEE/ACM 41st International Conference on Software Engineering (ICSE)*. 2019. P. 291–300.
116. Mitchell M. et al. Model cards for model reporting. *In: Proceedings of the Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*. 2019. P. 220–229.
117. Caba Heilbron F. et al. ActivityNet: A large-scale video benchmark for human activity understanding. *In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2015. P. 961–970.
118. Smeaton A. F., Over P., Kraaij W. Evaluation campaigns and TRECVID. *In: Proceedings of the 8th ACM International Workshop on Multimedia Information Retrieval*. 2006. P. 321–330.

119. Zheng Z. et al. Distance-IoU loss: Faster and better learning for bounding box regression. *In: Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2020. Vol. 34, No. 07. P. 12993–13000.
120. Lakshminarayanan B., Pritzel A., Blundell C. Simple and scalable predictive uncertainty estimation using deep ensembles. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2017. Vol. 30.
121. Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS). *2018 15th IEEE International Conference on AVSS*. IEEE, 2018.
122. Performance Evaluation of Tracking and Surveillance (PETS). *2017 IEEE International Workshop on PETS*. IEEE, 2017.
123. Wang C. Y., Bochkovskiy A., Liao H. Y. M. Scaled-YOLOv4: Scaling Cross Stage Partial Network. *In: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2021. P. 13029–13038.
124. Davis J., Goadrich M. The relationship between precision-recall and ROC curves. *In: Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning*. 2006. P. 233–240.
125. Wojke N., Bewley A. Deep cosine metric learning for person re-identification. *In: 2018 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*. IEEE, 2018. P. 748–756.
126. Srivastava N. et al. Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting. *Journal of Machine Learning Research*. 2014. Vol. 15. P. 1929–1958.
127. Solawetz J., Warfield A. YOLOv8: A state-of-the-art object detection model. *Roboflow Blog*. URL: <https://blog.roboflow.com/yolov8/> (дата звернення: 09.12.2025).
128. Doshi-Velez F., Kim B. Towards a rigorous science of interpretable machine learning. *arXiv preprint arXiv:1702.08608*. 2017.
129. ISO/IEC 25010:2011. Systems and Software Engineering – Systems and Software Quality Requirements and Evaluation (SQuaRE) – System and Software Quality Models. International Organization for Standardization, 2011.
130. He K. et al. Deep residual learning for image recognition. *In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2016. P. 770–778.

131. Howard A. et al. Searching for MobileNetV3. *In: Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*. 2019. P. 1314–1324.
132. Sandler M. et al. MobileNetV2: Inverted residuals and linear bottlenecks. *In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2018. P. 4510–4520.
133. Gevorgyan Z. SIOU Loss: More powerful learning for bounding box regression. *arXiv preprint arXiv:2205.12740*. 2022.
134. Zhou X., Koltun V., Krähenbühl P. Tracking objects as points. *In: European Conference on Computer Vision*. Springer, Cham, 2020. P. 474–490.

## ДОДАТОК А

ЛІСТИНГ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ  
ЗАЛИШКОВИХ ДЕФЕКТІВ У ПРОГРАМНОМУ ЗАБЕЗПЕЧЕННІ

Модуль «Детектування об'єктів з калібруванням впевненостей»

```
# core/detector/service.py
from dataclasses import dataclass
from typing import List, Tuple
import cv2
import numpy as np
import torch
import torchvision.ops as ops
@dataclass
class Detection:
    bbox: Tuple[float, float, float, float] # x1, y1, x2, y2
    score: float
    cls_id: int
class DetectorService:
    def __init__(
        self,
        model: torch.nn.Module,
        input_size: Tuple[int, int],
        conf_threshold: float = 0.25,
        nms_threshold: float = 0.55,
        temperature: float = 1.6,
        device: str = "cuda",
    ) -> None:
        self.model = model.eval().to(device)
        self.input_size = input_size
        self.conf_threshold = conf_threshold
        self.nms_threshold = nms_threshold
        self.temperature = temperature
        self.device = device
    def _preprocess(self, frame_bgr: np.ndarray) -> torch.Tensor:
        h, w = frame_bgr.shape[:2]
        resized = cv2.resize(frame_bgr, self.input_size)
        rgb = cv2.cvtColor(resized, cv2.COLOR_BGR2RGB)
        tensor = torch.from_numpy(rgb).float() / 255.0
        tensor = tensor.permute(2, 0, 1).unsqueeze(0) # [1, 3, H, W]
        return tensor.to(self.device)
```

```

def _calibrate_scores(self, logits: torch.Tensor) -> torch.Tensor:
    scaled = logits / self.temperature
    return torch.sigmoid(scaled)
@torch.no_grad()
def infer(self, frame_bgr: np.ndarray) -> List[Detection]:
    x = self._preprocess(frame_bgr)
    raw = self.model(x)[0] # [N, (x1,y1,x2,y2,obj,cls1,...)]
    boxes = raw[:, :4]
    obj_logits = raw[:, 4:5]
    cls_logits = raw[:, 5:]
    # Калібрування obj-score
    obj_scores = self._calibrate_scores(obj_logits).squeeze(-1)
    cls_scores, cls_ids = torch.max(torch.sigmoid(cls_logits), dim=-1)
    scores = obj_scores * cls_scores
    mask = scores >= self.conf_threshold
    boxes = boxes[mask]
    scores = scores[mask]
    cls_ids = cls_ids[mask]
    if boxes.numel() == 0:
        return []
    keep = ops.nms(boxes, scores, self.nms_threshold)
    boxes = boxes[keep].cpu().numpy()
    scores = scores[keep].cpu().numpy()
    cls_ids = cls_ids[keep].cpu().numpy()
    detections: List[Detection] = []
    for b, s, c in zip(boxes, scores, cls_ids):
        detections.append(
            Detection(
                bbox=(float(b[0]), float(b[1]), float(b[2]), float(b[3])),
                score=float(s),
                cls_id=int(c),
            )
        )
    return detections

```

Модуль «Трекінг та оцінка ймовірності людина-предмет»

```

# core/tracking/ownership.py
from dataclasses import dataclass, field
from typing import Dict, List, Tuple
import numpy as np
from scipy.optimize import linear_sum_assignment
@dataclass
class TrackState:

```

```

track_id: int
cls_id: int
bbox: np.ndarray # [x1, y1, x2, y2]
velocity: np.ndarray # [vx, vy]
covariance: np.ndarray
alive: bool = True
@dataclass
class OwnershipLink:
    person_id: int
    object_id: int
    prob: float = 1.0 #  $\pi_{ij}(t)$ 
class OwnershipTracker:
    def __init__(
        self,
        beta: float = 0.25,
        min_confirm_prob: float = 0.65,
    ) -> None:
        self.beta = beta
        self.min_confirm_prob = min_confirm_prob
        self.links: Dict[Tuple[int, int], OwnershipLink] = {}
    @staticmethod
    def _center(bbox: np.ndarray) -> np.ndarray:
        x1, y1, x2, y2 = bbox
        return np.array([(x1 + x2) / 2.0, (y1 + y2) / 2.0], dtype=np.float32)

    def _pair_cost(self, person: TrackState, obj: TrackState) -> float:
        """Вартість відповідності пари за нормованою евклідовою відстанню."""
        cp = self._center(person.bbox)
        co = self._center(obj.bbox)
        dist = np.linalg.norm(cp - co)
        return dist
    def associate(
        self,
        persons: List[TrackState],
        objects: List[TrackState],
    ) -> None:
        if not persons or not objects:
            # Повільне згасання існуючих зв'язків
            for link in self.links.values():
                link.prob *= (1.0 - self.beta)
            return
        cost = np.zeros((len(persons), len(objects)), dtype=np.float32)
        for i, p in enumerate(persons):
            for j, o in enumerate(objects):

```

```

    cost[i, j] = self._pair_cost(p, o)
row_ind, col_ind = linear_sum_assignment(cost)
max_dist = np.percentile(cost, 75) + 1e-6 # грубий поріг досяжності
# Ітеративне оновлення  $\pi_{ij}(t)$ 
for i, j in zip(row_ind, col_ind):
    if cost[i, j] > max_dist:
        continue
    p_id = persons[i].track_id
    o_id = objects[j].track_id
    key = (p_id, o_id)
    prev = self.links.get(key)
    match_quality = float(np.clip(1.0 - cost[i, j] / max_dist, 0.0, 1.0))
    if prev is None:
        prob = match_quality
        self.links[key] = OwnershipLink(person_id=p_id, object_id=o_id, prob=prob)
    else:
        #  $\pi_t = (1-\beta) \cdot \pi_{t-1} + \beta \cdot q_{\text{match}}$ 
        prev.prob = (1.0 - self.beta) * prev.prob + self.beta * match_quality
# Згасання невикористаних зв'язків
for key, link in list(self.links.items()):
    if (key[0] not in [p.track_id for p in persons] or
        key[1] not in [o.track_id for o in objects]):
        link.prob *= (1.0 - self.beta)
    if link.prob < 0.05:
        del self.links[key]
def get_confirmed_links(self) -> List[OwnershipLink]:
    return [l for l in self.links.values() if l.prob >= self.min_confirm_prob]

```

Модуль «Обчислення нормованих індикаторів ризику»

```

# core/indicators/compute.py
from dataclasses import dataclass
from typing import Dict
@dataclass
class IndicatorContext:
    static_duration_s: float
    ownership_break_s: float
    distance_norm: float
    cell_weight: float
    daily_sensitivity: float
def _clip01(x: float) -> float:
    return max(0.0, min(1.0, x))
def compute_risk_indicators(ctx: IndicatorContext) -> Dict[str, float]:
    #  $\phi_{\text{static}}$  – нормована тривалість статичності

```

```

phi_static = _clip01(ctx.static_duration_s / 60.0) # насичення ~ 1 хв
#  $\phi_{break}$  – нормований розрив зв'язку «людина-предмет»
phi_break = _clip01(ctx.ownership_break_s / 45.0) # насичення ~ 45 с
#  $\phi_{dist}$  – нормована відстань
phi_dist = _clip01(ctx.distance_norm)
#  $\phi_{ctx}$  – контекст (просторовий коефіцієнт × добовий профіль)
phi_ctx = _clip01(ctx.cell_weight * ctx.daily_sensitivity)
return {
    "phi_static": phi_static,
    "phi_break": phi_break,
    "phi_dist": phi_dist,
    "phi_ctx": phi_ctx, }

```

Модуль «Ф'юзія індикаторів, гістерезис і паспорт рішення»

```

# core/fusion/decision.py
from dataclasses import dataclass, asdict
from enum import Enum
from typing import Dict
class EventState(str, Enum):
    IDLE = "idle"
    CANDIDATE = "candidate"
    ALERT = "alert"
    DEESCALATED = "deescalated"
@dataclass
class FusionConfig:
    alpha_on: float # поріг увімкнення
    beta_off: float # поріг деескалації
    window: int # довжина ковзного вікна
    costs_fn: float # вартість хибного спрацювання
    costs_miss: float # вартість пропуску
@dataclass
class Passport:
    object_id: int
    s_integral: float
    indicators: Dict[str, float]
    weights: Dict[str, float]
    trusts: Dict[str, float]
    ctx_weight: float
    daily_profile: float
    state: EventState
class DecisionEngine:
    def __init__(self, cfg: FusionConfig) -> None:
        self.cfg = cfg

```

```

self._history: Dict[int, list[float]] = {}
self._state: Dict[int, EventState] = {}
def _push_score(self, object_id: int, s_t: float) -> float:
    buf = self._history.setdefault(object_id, [])
    buf.append(s_t)
    if len(buf) > self.cfg.window:
        buf.pop(0)
    return sum(buf) / len(buf)
def update(
    self,
    object_id: int,
    indicators: Dict[str, float],
    weights: Dict[str, float],
    trusts: Dict[str, float],
    ctx_weight: float,
    daily_profile: float,
) -> Passport:
    #  $S(t) = \sum_m \omega_m \cdot q_m \cdot \phi_m$ 
    s_t = 0.0
    for k, phi in indicators.items():
        w = weights.get(k, 0.0)
        q = trusts.get(k, 1.0)
        s_t += w * q * phi
    # урахування контексту сцени
    s_t *= ctx_weight * daily_profile
    s_bar = self._push_score(object_id, s_t)
    prev_state = self._state.get(object_id, EventState.IDLE)
    new_state = prev_state
    if prev_state in {EventState.IDLE, EventState.CANDIDATE}:
        if s_bar >= self.cfg.alpha_on:
            new_state = EventState.ALERT
        elif s_bar > 0.0:
            new_state = EventState.CANDIDATE
    elif prev_state is EventState.ALERT:
        if s_bar <= self.cfg.beta_off:
            new_state = EventState.DEESCALATED
    self._state[object_id] = new_state
    return Passport(
        object_id=object_id,
        s_integral=s_bar,
        indicators=indicators,
        weights=weights,
        trusts=trusts,
        ctx_weight=ctx_weight,

```

```

    daily_profile=daily_profile,
    state=new_state,)

```

Модуль журналювання «паспорта рішення» в БД

```

# io/journal/repository.py
from dataclasses import asdict
from typing import Any, Dict
import sqlalchemy as sa
from sqlalchemy.orm import Session
from core.fusion.decision import Passport, EventState
class JournalRepository:
    def __init__(self, session_factory) -> None:
        self._session_factory = session_factory
    def write_event(
        self,
        passport: Passport,
        model_version: str,
        calibration_id: str,
        policy_id: str,
        deploy_id: str,
        cfg_id: str,
    ) -> int:
        payload: Dict[str, Any] = asdict(passport)
        row = {
            "object_id": payload["object_id"],
            "state": payload["state"].value,
            "s_integral": payload["s_integral"],
            "indicators": payload["indicators"],
            "weights": payload["weights"],
            "trusts": payload["trusts"],
            "ctx_weight": payload["ctx_weight"],
            "daily_profile": payload["daily_profile"],
            "model_version": model_version,
            "calibration_id": calibration_id,
            "policy_id": policy_id,
            "deploy_id": deploy_id,
            "cfg_id": cfg_id,}
        with self._session_factory() as session: # type: Session
            stmt = sa.insert(sa.table("events")).values(**row).returning(
                sa.column("id"))
            event_id = session.execute(stmt).scalar_one()
            session.commit()
        return int(event_id)

```

## ДОДАТОК Б

## КОПІЯ ОПУБЛІКОВАНОЇ НАУКОВОЇ СТАТТІ

---

*Актуальні проблеми комп'ютерних наук*

---

УДК 004.4

П'явкін В.О., Лисенко С.М.

*Хмельницький національний університет***МЕТОД ТА ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА ВИЯВЛЕННЯ ПІДОЗРІЛИХ  
ОБ'ЄКТІВ У ГРОМАДСЬКИХ МІСЦЯХ**

*У роботі запропоновано метод і архітектуру інформаційної системи для автоматичного виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях на основі аналізу відеопотоку. Метод поєднує детектування, трекінг і поведінкову оцінку об'єктів із контекстно-часовим регулюванням чутливості. Реалізовано пояснюваний підхід до формування рішень, що дозволяє знизити кількість хибних сповіщень і підвищити довіру до системи.*

*The paper proposes a method and architecture of an information system for automatic detection of suspicious objects in public places based on video stream analysis. The method combines object detection, tracking, and behavioral evaluation with context- and time-dependent sensitivity regulation. An explainable decision-making approach is implemented to reduce false alarms and increase system reliability.*

**Вступ.** Сучасні тенденції розвитку міської інфраструктури та підвищення рівня громадської безпеки вимагають використання інтелектуальних систем відеоаналітики, здатних самостійно ідентифікувати небезпечні ситуації. Одним із таких завдань є виявлення підозрілих об'єктів, залишених без нагляду у громадських місцях. Це завдання має критичне значення для попередження терористичних загроз і забезпечення безпеки населення.

Більшість існуючих систем відеоспостереження функціонують у напівавтоматичному режимі, коли основна аналітика покладається на оператора. Проте людський фактор обмежує швидкість і точність реагування, особливо у випадках, коли необхідно аналізувати десятки відеопотоків одночасно. Таким чином, виникає потреба у створенні методу та інформаційної системи, здатних автономно визначати підозрілі об'єкти, аналізуючи поведінкові ознаки та контекст сцени.

**Дослідження відомих методів.** В роботі запропоновано багаторівневу структуру методу та інформаційної системи виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях, що поєднує детектування, трекінг і поведінкову оцінку з контекстно-часовою адаптацією чутливості. Запропонована політика прийняття рішень враховує типи подій і профілі людських потоків, використовує просторову

«карту ризику» сцени та добові профілі порогів і інерційності, а також застосовує «тонкі» зворотні зв'язки від високорівневих індикаторів до нижчих рівнів обробки для стабілізації роботи у складних умовах. Розроблена аналітична модель описує затримки формування рішень та накопичення доказів у сценаріях «камера–edge вузол–центральный сервер» для відеоаналітики громадських просторів.

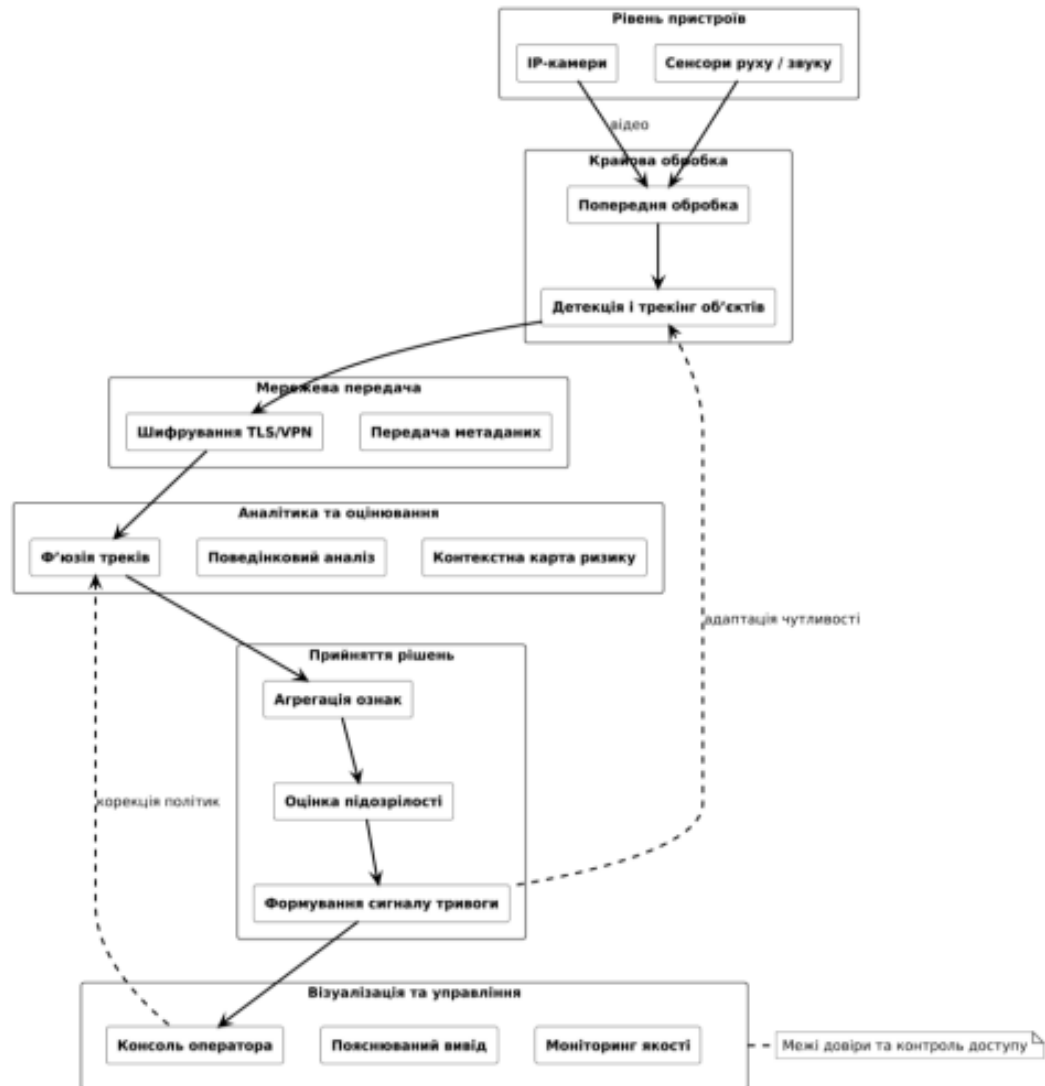


Рисунок 1. Узагальнена архітектура методу та інформаційної системи виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях

Також було досліджено виклики впровадження пояснюваної відеоаналітики у міській інфраструктурі та запропоновано адаптивну операційну платформу керування потоками й обчисленнями на крайових пристроях, що зменшує обсяг переданих даних і фільтрує трафік за пріоритетами безпеки. Показано, що поєднання локального попереднього аналізу на камерах/edge з централізованою агрегацією ознак дозволяє знизити навантаження мережі та пришвидшити реакцію системи без втрати якості рішень.

У рамках обговорення фреймворків та моделей для практичної реалізації, було представлено платформні рішення підтримки малопотужних камер та вбудованих пристроїв з прикладами на транспортних вузлах і в публічних просторах, розроблено модуль кооперативного спостереження між камерами для підвищення стійкості до перекриттів і пропусків, що критично важливо для коректної оцінки «залишення предмета» у багатолюдних сценах.

Безпековий аспект розглянуто окремо. Проаналізовано механізми пояснюваності та аудиту: формування «кадру-доказу» з вкладом кожного індикатора, криптографічні журнали подій, контроль цілісності та відстежуваність рішень. Запропоновано політики приватності, які зменшують регуляторні ризики. Досліджено питання безпеки інтеграції міського відеонагляду з суміжними IoT-сервісами, наголосивши на необхідності формалізації «меж довіри», захищених каналів між підсистемами та відповідної конфігурації середовища виконання.

**Висновок.** Запропонований «Метод та інформаційна система виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях» забезпечує узгоджену інтеграцію детектування, багатооб'єктного трекінгу та поведінкового аналізу з контекстною адаптацією у просторі та часі.

Використання нормованих індикаторів у поєднанні з каліброваними коефіцієнтами довіри джерел і механізмом часової акумуляції з гістерезисом дає змогу знизити хибні сповіщення та підвищити стабільність рішень за реальних умов експлуатації.

Окремою перевагою є пояснюваність, система формує прозорий кадр-анотацію з внесками індикаторів і поточною впевненістю, що спрощує верифікацію результатів оператором.

Практична цінність полягає в можливості масштабованого розгортання у вузлах міської інфраструктури та в інтеграції з існуючими платформами відеонагляду.

Архітектура підтримує тонкі зворотні зв'язки, завдяки яким високорівневі висновки можуть коригувати чутливість нижчих рівнів без порушення їх автономії, що особливо важливо під час пікових навантажень і в зонах підвищеного ризику.

Результати експериментальних випробувань засвідчили покращення інтегральних метрик якості порівняно з базовими підходами без контекстної

адаптації, а також зменшення часу до підтвердження події у спокійні періоди при збереженні стійкості в пікові години.

Подальші роботи доцільно спрямувати на поглиблення моделей невизначеності та на використання прогнозової аналітики для побудови динамічних карт ризику за історією подій. Перспективним також є розширення набору поведінкових патернів і інтеграція легковагових моделей на крайових пристроях для зменшення трафіку до центрального вузла.

#### **Перелік посилань**

1. Redmon J., Farhadi A. YOLOv3: An Incremental Improvement. arXiv:1804.02767, 2018.
2. Wojke N., Bewley A., Paulus D. Simple Online and Realtime Tracking with a Deep Association Metric. IEEE ICIP, 2017.
3. Bochkovskiy A., Wang C.-Y., Liao H.-Y.M. YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection. arXiv, 2020.
4. Chen K. et al. MMDetection: Open MMLab Detection Toolbox and Benchmark. arXiv:1906.07155, 2019.
5. Khan S. et al. A Survey of the Recent Architectures of Deep Convolutional Neural Networks. Artificial Intelligence Review, 2020.
6. Баранов О. В., Мельник В. А. Методи виявлення об'єктів на відео за допомогою нейронних мереж. Вісник ХНУРЕ, 2022.
7. Коваленко І. І. Застосування машинного навчання для систем спостереження. Вісник КНУ, 2021.
8. Liu W. et al. SSD: Single Shot MultiBox Detector. ECCV, 2016.
9. Hu J. et al. Squeeze-and-Excitation Networks. CVPR, 2018.
10. Ioffe S., Szegedy C. Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training. arXiv:1502.03167, 2015.

## ДОДАТОК В

## ПРЕЗЕНТАЦІЯ ДО ЗАХИСТУ МІГІСТЕРСЬКОЇ РОБОТИ

☰

Хмельницький національний університет 2025 р

Метод та інформаційна система виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях ✨

Виконав: студент гр. ІСТМ-24-1 **Віталій П'явкін**  
 Керівник: д.т.н., проф. **Сергій Лисенко**



1

☰



❖

## Актуальність ✨

- Зростає кількість терористичних загроз та ризиків у громадських місцях.
- Типові системи відеоспостереження покладаються на людину-оператора.
- Оператор фізично не встигає переглядати всі камери й пропускає важливі події.
- Потрібні інтелектуальні системи, які автоматично знаходять залишені / підозрілі об'єкти в реальному часі.

➤

2



# Мета, об'єкт, предмет

## Мета роботи

- Підвищити ефективність виявлення потенційних загроз у громадських місцях.
- Розробити метод і інформаційну систему для автоматичної ідентифікації залишених підозрілих об'єктів.

## Об'єкт дослідження

- Процес автоматизованого відеомоніторингу у громадських місцях.

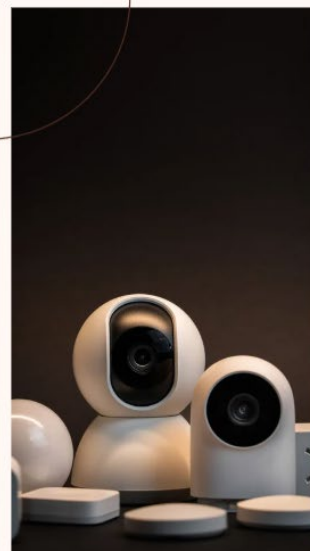
## Предмет дослідження

- Методи детектування й відстеження об'єктів на основі глибокого навчання.
- Архітектура інформаційної системи для реалізації цих методів.



# Основні задачі роботи

- Дослідити існуючі підходи до детектування та трекінгу об'єктів у відеопотоці.
- Проаналізувати сучасні архітектури глибокого навчання та алгоритми багатооб'єктного відстеження.
- Розробити комбінований метод виявлення підозрілих об'єктів, залишених у громадських місцях.
- Спроекувати архітектуру інформаційної системи відеомоніторингу.
- Провести експериментальну перевірку ефективності розробленого методу.





# Наукова новизна та практична цінність



## Наукова новизна

- Удосконалено комбінований метод виявлення залишених об'єктів.
- Метод поєднує одностадійний детектор, трекінг на основі візуальних ознак та поведінково-контекстну логіку.
- Це підвищує точність у умовах часткових перекриттів та динамічних сцен.



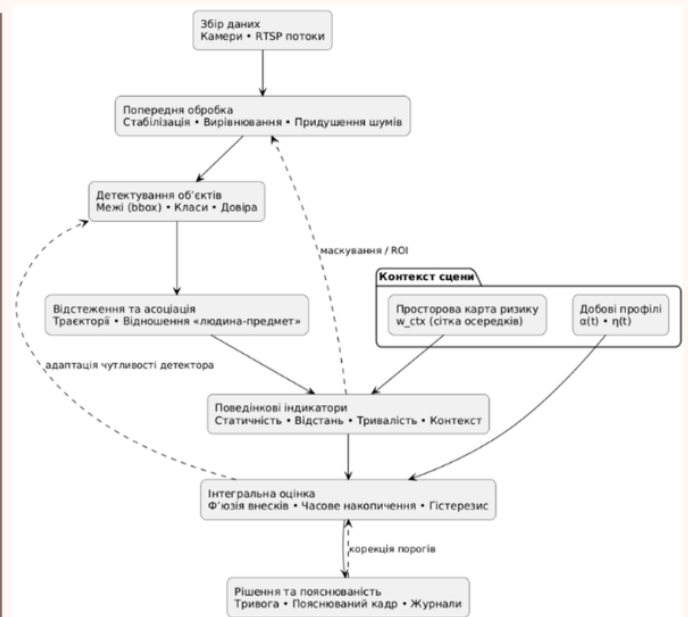
## Практична цінність

- Розроблені метод і архітектура можуть бути інтегровані у промислові системи відеоаналітики: аеропорти, вокзали, метро, інші об'єкти критичної інфраструктури.



# Кроки методу

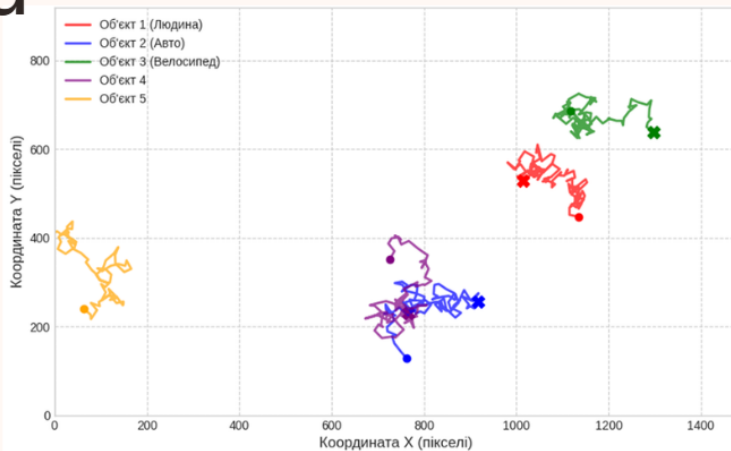
1. Система не дивиться на один кадр окремо, а аналізує поведінку в часі.
2. Відстежується і людина, і її предмет у відео.
3. Система фіксує ситуації, коли:
  - предмет стає статичним;
  - власник відійшов і не повертається достатньо довго;
  - осередок сцени має підвищений ризик.
4. На основі цих ознак рахується бал підозрливості, і при перевищенні порога формується тривога.





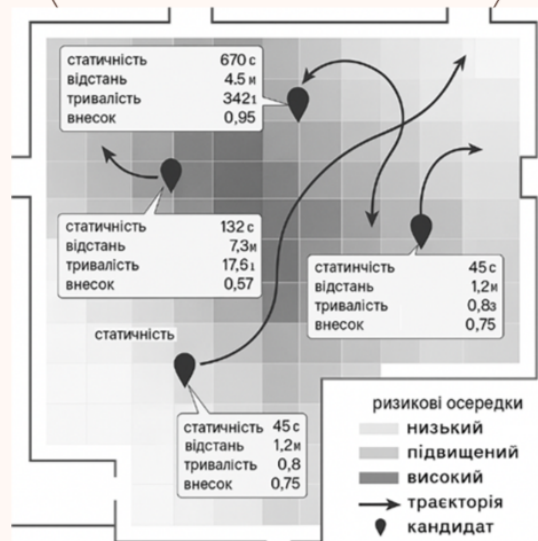
# Детектування та багатооб'єктне відстеження

1. Використовується підхід tracking-by-detection: спочатку детектор знаходить об'єкти на кадрі, потім трекер відстежує їх у часі.
2. Детектор будується на основі згорткової неймережі (сімейство YOLO).
3. Для кожного об'єкта зберігається ID і траєкторія руху.
4. Трекер враховує:
  - положення об'єкта,
  - швидкість руху,
  - візуальні ознаки (подібно до DeepSORT).



# Контекст : карта ризику та добові профілі

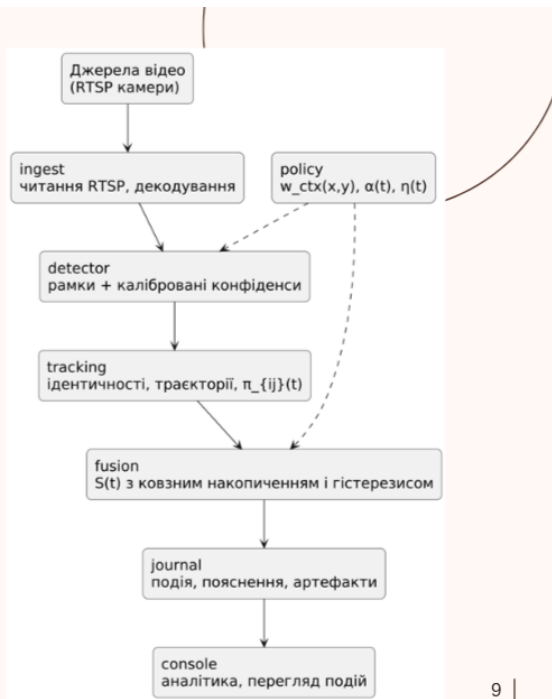
1. Сцена ділиться на осередки (зона входу, коридор, зал очікування тощо).
2. Для кожного осередку задається вага ризику:
  - у важливих зонах система більш чутлива;
  - у «шумних» зонах з великою кількістю людей - більша інерційність, щоб зменшити хибні тривоги.
3. Додатково використовуються добові профілі чутливості: різні налаштування вдень, ввечері, вночі.





# Архітектура інформаційної системи

- 1. Система реалізована як обчислювальний конвеєр:
  - приймання та попередня обробка відео (RTSP-потоки з IP-камер);
  - модуль детектування об'єктів;
  - модуль трекінгу та асоціації «людина-предмет»;
  - розрахунок поведінкових і контекстних індикаторів;
  - модуль ф'юзії та прийняття рішення;
  - інтерфейс оператора та журнал подій.
- 2. Архітектура підтримує «гарячий» шлях (реальний час) і «холодний» шлях (аналітика й звітність)



# Реалізація програмного комплексу

## 1. Мова та фреймворки

- Python 3.11 - основна мова реалізації сервісів
- PyTorch - навчання та інференс детектора
- OpenCV / FFmpeg - приймання та обробка відеопотоків з камер

## 2. Оптимізація моделей

- Експорт моделі в ONNX
- Оптимізація в TensorRT для роботи детектора в реальному часі

## 3. Серверна частина

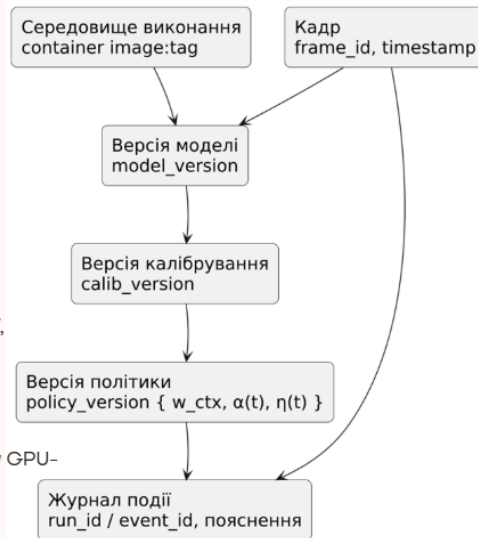
- FastAPI - REST-сервіси детектора, трекінгу, ф'юзії, журналу
- gRPC - швидка взаємодія між модулями всередині системи

## 4. Сховище даних

- PostgreSQL / TimescaleDB - події, журнали рішень, телеметрія
- S3-сховище - моделі, конфігурації, знімки сцени, відеофрагменти

## 5. Розгортання

- Docker + docker-compose - контейнеризація всіх сервісів
- Підтримка запуску на локальному GPU-сервері або в хмарі



# Сценарії роботи методу

## Робота методу у типових сценах

### 1. Використано 2 типові сцени:

- вхідна група;
- транзитний коридор.

### 2. Система стежить за подією цілком, а не за окремими кадрами:

- поява предмета;
- момент, коли власник пішов;
- повернення або зникнення предмета.

### 3. Для кожної події оцінюється:

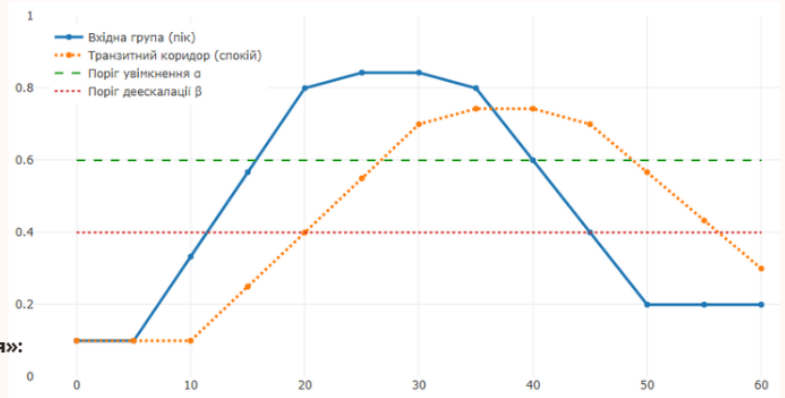
- чи система вчасно спрацювала;
- чи не пропущено загрозу;
- чи вчасно знята тривога, коли з'явився власник.

### 4. Після калібрування детектора:

- менше зайвих тривог у «пікові» години;
- стабільна якість у «спокійні» періоди.

### 5. Для кожної події формується «паспорт рішення»:

- які індикатори спрацювали;
- яка була інтегральна оцінка;
- за якою моделлю й конфігурацією прийнято рішення.



11

За темою кваліфікаційної роботи магістра опубліковано одну статтю (тези) у фаховому виданні.

**Видання:** матеріали конференції АПКН-2025.

**Формат:** тези доповіді, що відображають основні ідеї методу та інформаційної системи виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях.

**Електронне посилання на збірник:**

[https://kn.khmn.edu.ua/wp-content/uploads/sites/18/apkn-2025\\_corpuspaper.pdf](https://kn.khmn.edu.ua/wp-content/uploads/sites/18/apkn-2025_corpuspaper.pdf)

Наукові результати за темою роботи

Публікації за темою кваліфікаційної роботи

12

## ВИСНОВОК

1. У роботі розроблено метод і концепцію інформаційної системи, яка виявляє підозрілі об'єкти в громадських місцях не тільки за фактом появи предмета в кадрі, а й з урахуванням поведінки людей, часу та контексту сцени. Система поєднує детектор об'єктів, трекінг зв'язку «людина-предмет», набір поведінкових індикаторів і просторово-часову політику безпеки, формуючи єдину інтегральну оцінку підозрілості.
2. Калібрування ймовірностей детектора та використання гістерезису для рішень дозволяє зменшити кількість зайвих тривог у «пікові» години без втрати чутливості до реальних загроз. Для кожної події формується «паспорт рішення» з фіксацією індикаторів, конфігурації та версії моделі, що забезпечує пояснюваність і відтворюваність рішень та робить розроблений підхід придатним до практичного впровадження в системах відеоспостереження.

## Протокол аналізу звіту подібності експертом

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

**Автор:** Віталій П'ЯВКІН

**Співавтор:**

**Назва:** Метод та інформаційна система виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях

**Експерт:** Сергій ЛИСЕНКО

**Підрозділ:** Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

**Коефіцієнт подібності 1:** 9.2%

**Коефіцієнт подібності 2:** 1.6%

**Мікропробіли:** 5

**Заміна букв:** 5

**Інтервали:** 0

**Білі знаки:** 1

**Дата створення звіту:** 2025-12-17 10:45:33.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедурам. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2025-12-17

Дата



Доцент Андрій Нічепорук

експерт

# Anti-Plagiarism (UA) v-15.284 Educational

**The maximum coincidence with one document 17.0%**

Dictionary check: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. Errors in the documents: 12%

ID: 253440 Title: МКР Метод та інформаційна система виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях Added in a DB: 2025-12-17 Authors: Віталій П'ЯВКІН Heads: Сергій ЛИСЕНКО Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	147072	1160	28273 (19%)	244 (21%)

## Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes
249100	Title: Звіт з ПДП Метод та інформаційна система виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях Added in a DB: 2025-10-15 Authors: В.О. П'явкін Heads: Медзатий Д.М. Consultants: Opponents:	24643 (17.0%)	209 (18.0%)

РЕЦЕНЗІЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Здобувач: Віталій П'ЯВКІН

Тема: Метод та інформаційна система виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях

Спеціальність: 126 «Інформаційні системи та технології»

Обсяг кваліфікаційної роботи:

Кількість листів креслень —; кількість сторінок записки 90

1. Короткий зміст роботи та прийнятих рішень У роботі запропоновано метод та інформаційну систему виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях, що поєднує глибинне детектування, багатооб'єктний трекінг, поведінково-контекстний аналіз та ф'юзію індикаторів.

2. Висновок про відповідність роботи дипломному завданню Кваліфікаційна робота магістра відповідає виданому завданню, усі поставлені цілі та задачі виконано в повному обсязі

3. Характеристика виконання кожного розділу, ступінь використання останніх досягнень науки і техніки і передових методів роботи: У першому розділі виконано огляд сучасних методів інтелектуального відеоспостереження, детектування та багатооб'єктного відстеження, проаналізовано підходи до виявлення залишених/підозрілих об'єктів і поведінково-контекстної аналітики.

У другому розділі сформульовано вимоги до системи, розроблено концепцію та архітектуру методу з урахуванням просторово-часового контексту, добових профілів чутливості та політики безпеки.

У третьому розділі детально формалізовано алгоритми детектування, трекінгу за схемою «людина-предмет», обчислення індикаторів ризику, ф'юзії з урахуванням довіри до джерел та вартісної оптимізації порогів, а також методик навчання і калібрування ймовірностей.

У четвертому розділі реалізовано програмний комплекс на основі мікросервісної архітектури, наведено структуру бази даних і журналу рішень,

описано сценарії розгортання та проведено апробацію на реалістичних відеосценах із оцінкою подієвих метрик у режимі реального часу.

4. Позитивні сторони роботи: Запропонований метод та інформаційна система забезпечують пояснюване виявлення підозрілих об'єктів із використанням сучасних засобів глибокого детектування, багатооб'єктного трекінгу та контекстно-залежної ф'юзії індикаторів. Наявність журнального «паспорта рішення», каліброваної шкали ймовірностей та продуманої архітектури розгортання підвищує практичну цінність роботи для впровадження у системах відеоспостереження громадських просторів.

5. Негативні сторони роботи: У роботі наявні окремі неточності у формулюваннях та фрагменти, що потребують стилістичного доопрацювання; експериментальна частина могла б бути розширена шляхом порівняння з додатковими базовими підходами. Зазначені недоліки не знижують загального високого рівня виконання роботи.

6. Оцінка графічного оформлення та пояснювальної записки роботи: —

7. Відгук про роботу в цілому: В загальному робота виконана на достатньому рівні

8. Інші зауваження: —

9. Оцінка кваліфікаційної роботи:

Розглянувши позитивні та негативні сторони представленої кваліфікаційної роботи вважаю, що робота заслуговує оцінки «добре» 80 (С)

Рецензент (прізвище, ім'я, по батькові, посада, місце роботи) д.т.н., професор, Бармак О.В., завідувач кафедри комп'ютерних наук

“ 15 грудня ” 2025р.

Зав. кафедри КПС  
д-р. філософії Ользі ПАВЛОВІЙ

Віталій П'ЯВКІН

ІІБ здобувача вищої освіти

ФІТ, 2 курсу, групи ІСТм-24-1

### ЗАЯВА

З правилами чинного Положення про систему забезпечення академічної доброчесності у Хмельницькому національному університеті, згідно з яким виявлення академічного плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту і застосування заходів академічної відповідальності, ознайомлений (а). Про використання спеціалізованих програмних засобів (СПЗ) StrikePlagiarism та Anti-Plagiarism для перевірки кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти на наявність академічного плагіату оповіщений (а). Надаю університету право на передачу моєї роботи для обробки та збереження в базах даних СПЗ і використання роботи для виявлення академічного плагіату в інших роботах, які перевіряються СПЗ.

Також надаю свою згоду на обробку й збереження університетом моєї роботи в Інституційному репозитарії Хмельницького національного університету.

Робота надається для перевірки в електронному варіанті. Електронна версія моєї роботи збігається (ідентична) з друкованою.

10 грудня 2025 року



## РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ

### КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод та інформаційна система виявлення підозрілих об'єктів у громадських місцях

Автор Віталій П'ЯВКІН

Освітня програма Інформаційні системи та технології

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 126 Інформаційні системи та технології

Науковий керівник: д.т.н., професор Сергій ЛИСЕНКО

На основі аналізу кваліфікаційної роботи на дотримання вимог академічної доброчесності (у т.ч. відсутності ознак академічного плагіату) з урахуванням результатів перевірки роботи спеціалізованим програмним засобом(ами) комісія зробила такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Ознаки академічного плагіату	
1.1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є академічним плагіатом (далі – зазначаються підстави віднесення запозичень до правомірних, якщо потрібно). Робота приймається до захисту.	відповідає
1.2	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи (далі – зазначаються детальні та аргументовані підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована.	
1.3	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота може бути допущена до захисту після того як буде відкоригована та доопрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
1.4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття текстових запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	
2	Інші види порушень академічної доброчесності	

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом, оскільки:

- 1) усі запозичення фрагментарні, або мають належним чином оформленні посилання;
- 2) окремі виявлені збіги є загальноживаними фразами або виразами, про що свідчить посилання системи на збіг з джерелами на один фрагмент речення;
- 3) всі зафіксовані системою ознаки модифікації тексту відносяться до комбінування латинських символів зі україномовними скороченнями індексів в формулах, що не є модифікацією тексту.
- 4) значна частина знайденого плагіату відноситься до списку використаних джерел

Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ ідентичності/схожості StrikePlagiarism, складає 9,2% і адресується до 38 першоджерела; та системою Anti-Plagiarism складає 17%, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

15.12.2025

Завідувач кафедри

Гарант освітньої програми

Керівник кваліфікаційної роботи

  
Підпис  
  
Підпис  
  
Підпис

Ольга ПАВЛОВА

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Ольга ПАВЛОВА

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Сергій ЛИСЕНКО

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ