

ВИЯВЛЕННЯ АНОМАЛІЙ У ВІДЕОПОТОЦІ ТРАФІКУ ТРАНСПОРТУ ЗАСОБАМИ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ ТА ГЛИБИННОГО НАВЧАННЯ

¹Вінницький національний технічний університет

Розглянуто задачу виявлення аномалій у відеопотоці з камер спостереження за транспортним трафіком, що є важливим елементом сучасних інтелектуальних транспортних систем. Запропоновано об'єкто-центричний підхід «детектор–трекер–аналізатор аномалій», який забезпечує підвищення надійності автоматичного виявлення аномальних подій, зокрема проїзду на заборонний сигнал світлофора, перевищення швидкості, аварійного гальмування та тривалого перебування у зоні перехрестя. В основі методу використано сучасний детектор об'єктів YOLOv8n, який характеризується високою швидкістю обробки та прийнятною точністю для задач реального часу, а також трекер OC-SORT, який демонструє підвищену стійкість до короткочасних оклюзій і зменшує кількість хибних асоціацій у щільному транспортному потоці. Для визначення швидкісних характеристик транспортних засобів застосовано гомографічне перетворення з урахуванням калібрації камери, що дало можливість коректно переводити координати об'єктів у світову систему.

Для перевірки працездатності підходу сформовано власний датасет на основі відео з відкритих джерел (канал Friant Roulette, Каліфорнія), що містить як нормальні, так і аномальні ситуації. В цілому використано 160 відеофрагментів. Проведені експерименти продемонстрували, що використання комбінації YOLOv8n + OC-SORT забезпечує вищу точність порівняно з базовим поєднанням YOLOv8n + SORT, що підтверджується зростанням значень кореляційного коефіцієнта Меттьюза (MCC). Найкращі результати отримано для аномалій типу «проїзд на червоне світло» (MCC = 0,909) та «перебування у зоні перехрестя» (MCC = 0,881). Дещо гіршими виявилися результати для «перевищення швидкості» (MCC = 0,815) та «аварійного гальмування» (MCC = 0,505), що пояснюється чутливістю до якості відеопотоку, кута огляду та стабільності камери.

Розроблений підхід є перспективним для інтеграції в інтелектуальні системи моніторингу дорожнього руху, оскільки дозволяє автоматизувати процес виявлення порушень та знизити навантаження на операторів. Подальші напрями розвитку включають оптимізацію архітектури моделі детектора, застосування модулів реідентифікації для зменшення кількості помилкових асоціацій, удосконалення алгоритмів оцінки швидкості та розширення переліку аномалій, наприклад, пішоходи на проїжджій частині чи заборонене паркування.

Ключові слова: виявлення аномалій, спостереження за дорожнім рухом, YOLOv8, OC-SORT, гомографія, комп'ютерний зір.

Вступ

Виявлення аномалій у відеопотоці спрямоване на ідентифікацію подій або закономірностей, що відхиляються від типової чи очікуваної поведінки [1]. У контексті транспортного моніторингу аномалії охоплюють широкий спектр порушень: як-от недотримання правил дорожнього руху, дорожньо-транспортні пригоди, нетипову поведінку учасників руху та виникнення потенційно небезпечних ситуацій, зокрема появу перешкод на проїжджій частині.

Системи відеоспостереження становлять основу сучасної інфраструктури забезпечення дорожньої безпеки, ефективного управління транспортними потоками та комплексного моніторингу транспортної мережі. Проте значне зростання обсягів відеоданих, що надходять із розгалуженої мережі камер спостереження, створює значні труднощі для традиційних методів аналізу, що переважно базуються на спостереженні за потоками операторами [2].

Аномальні події є досить рідкісними, як зазначено роботі [2] відбуваються лише у 0,01% часу

спостереження, через що ручний моніторинг є неефективним і ресурсозатратним процесом. Цей факт разом зі значним розвитком комп'ютерного зору та глибинного навчання стимулює створення нових автоматизованих підходів до аналізу відеопотоку, що дозволяє своєчасно реагувати на порушення та підвищувати безпеку дорожнього руху.

Методи виявлення аномалій так як і методи комп'ютерного зору історично можна класифікувати на три категорії: традиційні методи, методи що базуються на машинному навчанні, методи глибинного навчання.

Традиційні методи виявлення аномалій у відеопотоці ґрунтуються на таких низькорівневих ознаках зображення, як текстура, рух чи форма об'єктів. Поширений підхід — аналіз оптичного потоку, що оцінює вектори руху пікселів між кадрами для виявлення незвичайних траєкторій, наприклад, зворотного руху транспортних засобів, як-от у роботі [3]. Недоліками цих методів є чутливість до шуму, змін освітлення та оклюзій.

Методи виявлення аномалій на основі машинного навчання, як правило, використовували класифікацію чи класифікацію. У методі на основі опорних векторів (SVM) [4] здійснено класифікацію траєкторій на нормальні та аномальні на основі таких ознак як швидкість, напрямок та тривалість. У методі на основі кластеризації DBSCAN [5] здійснено групування траєкторій для виявлення відхилень, що дозволило ефективно ідентифікувати незвичні шляхи руху. Хоча вказані методи показують хороші результати в контрольованих умовах, вони залежні від ручних ознак і погано адаптуються до нових аномалій.

Аналіз та класифікація методів виявлення аномалій у зображеннях та відео розглядаються в оглядах [1], [2], [6]—[8]. Хоча існує велика кількість підходів до виявлення аномалій на основі глибинного навчання, найперспективнішими для застосування в камерах трафіку є методи неконтрольованого навчання, зокрема ті, що базуються на реконструкції, та методи передбачення наступних кадрів. Серед методів контрольованого навчання варто виокремити підходи на основі згорткових нейронних мереж, особливо ті, що ґрунтуються на аналізі траєкторій. Попри значну кількість наявних рішень, більшість робіт не орієнтовані на одночасне виявлення кількох типів порушень ПДР у потоковому відео з реальних міських камер, що створює необхідність у комплексному підході.

Методи реконструкції, що базуються на моделях автоенкодерів, навчаються виключно на нормальних даних, а аномалії виявляються за критерієм великої помилки реконструкції [9]. Перевагою таких методів є повна відсутність необхідності в ручній розмітці аномалій. Проте їхнім недоліком є ефект «переузагальнення», коли модель навчається реконструювати навіть рідкісні події, що призводить до збільшення кількості хибнонегативних спрацювань [2].

Для усунення зазначеного недоліку в роботі [10] запропоновано здійснювати прогнозування майбутніх кадрів — відмінність між прогнозом і реальними вимірюваннями може свідчити про виникнення аномалії. Автори використали прогнозування за допомогою генеративної змагальної мережі (GAN). Недоліком таких методів є чутливість до дрібних зсувів камери, змін погодних умов та «м'яких» аномалій (наприклад, повільне гальмування), що погіршують коректне виявлення.

Методи, що базуються на аналізі траєкторій, використовують такий загальний алгоритм: детекція об'єктів, їх трекінг, нормалізація координат (гомографія) та виявлення аномалій. Деякі дослідження використовують швидкі детектори (часто з YOLO-серії) та багатооб'єктний трекінг, як-от [11]—[13]. Це дозволяє здійснювати виявлення аномалій у реальному часі. Перевагами цих методів є інтерпретованість на рівні маневрів (наприклад, заборонений поворот, рух у зворотному напрямку, різке гальмування тощо). Недоліками є погіршення якості трекінгу в щільному транспортному потоці та проблеми з асоціацією об'єктів у разі оклюзій.

Згідно з аналізом оглянутих наукових праць важливими завданнями залишаються: обробка відеопотоку в реальному часі, стійкість до змін освітлення та погодних умов, адаптація до нових типів аномалій без додаткового навчання. Саме тому пропонується дослідити підхід, що базується на аналізі траєкторій об'єктів дорожнього руху.

На відміну від робіт, які переважно аналізують аномалії у вигляді абстрактних відхилень траєкторій у вже сформованих офлайн-даних, у цій роботі акцентовано на виявленні конкретних подій порушення ПДР у режимі реального часу на основі потокового відео. Застосоване поєднання YOLOv8n із трекером OC-SORT дозволяє підвищити стабільність траєкторій у щільному трафіку, що є критично важливим для задач проїзду на червоне світло, визначення швидкості та аварійного гальмування.

Метою роботи є підвищення якості виявлення аномалій у відеопотоці трафіку транспорту за допомогою об'єктно-центричного підходу «детектор–трекер–аналізатор аномалій».

Опис методу виявлення аномалій

Розглянемо формальну модель виявлення аномалій, які можливо визначити за аналізом відео з камер трафіку в режимі реального часу. Для виявлення аномалій перевищення швидкості та аварійного гальмування необхідно визначати швидкість транспортного засобу. Швидкість транспорту з ідентифікатором tid у момент часу t пропонується визначати за формулою

$$v(t, tid) = \|P_{world}(t, tid) - P_{world}(t - \Delta t, tid)\| \frac{3,6}{\Delta t_{sec}}, \quad (1)$$

де P_{world} — позиція транспортного засобу в реальних світових координатах, отримана через гомографічне перетворення $P_{world}(t, tid) = H \cdot P_{camera}(t, tid)$, де H — матриця гомографії, що перетворює координати з простору камери $P_{camera}(t, tid)$ у світові координати; $\|\Delta\|$ — евклідова відстань між точками $\Delta t_{sec} = \Delta t_{frames} / fps$ — часовий інтервал у секундах, де Δt_{frames} — кількість кадрів між моментом t і $t - \Delta t$, а fps — частота кадрів відео; 3,6 — коефіцієнт переведення м/с у км/год.

Аномалія перевищення швидкості виявляється, якщо транспортний засіб з ідентифікатором tid перевищує максимальну дозволена швидкість v_{max} протягом трьох послідовних кадрів у межах області інтересу (ROI). Ця аномалія визначається за формулою

$$A_{speed}(t, tid) = \begin{cases} 1, & \text{if } C_{violations}(t, tid) \geq 3 \wedge ROI(t, tid), \\ 0, & \text{else,} \end{cases} \quad (2)$$

де $C_{violations}(t, tid)$ — лічильник порушень, який визначається так:

$$C_{violations}(t, tid) = \begin{cases} C_{violations}(t-1, tid) + 1, & \text{if } v(t, tid) > v_{max}, \\ 0, & \text{else;} \end{cases}$$

$ROI(t, tid)$ — індикатор перебування транспортного засобу в області інтересу

$$ROI(t, tid) = \begin{cases} 1, & \text{якщо транспортний засіб у } ROI, \\ 0, & \text{інакше;} \end{cases}$$

v_{max} — максимальна дозволена швидкість.

Аномалія аварійного гальмування виявляється, якщо швидкість транспортного засобу з ідентифікатором tid різко зменшується на величину, що перевищує поріг, за умови достатньої початкової швидкості. Ця аномалія визначається за формулою

$$A_{brake}(t, tid) = \begin{cases} 1, & \text{if } \Delta v(t, tid) > \Delta v_{threshold} \wedge v(t-1, tid) > v_{min}, \\ 0, & \text{else,} \end{cases} \quad (3)$$

де $\Delta v(t, tid) = \Delta v(t-1, tid) - \Delta v(t, tid)$ — зменшення швидкості між сусідніми кадрами;

$\Delta v_{threshold} = 15$ км/год — поріг різкого гальмування; $v_{min} = 10$ км/год — мінімальна початкова швидкість для фіксації аномалії.

Виявлення аномалії перетину стоп-лінії на червоний сигнал світлофора ґрунтується на одночасному виконанні трьох умов, реалізованих через відповідні функції: перетину стоп-лінії, перевірки стану світлофора та фільтрації одиночних спрацьовувань. Загальна умова виявлення аномалії описується формулою

$$A_{red}(t, tid) = I(t, tid) \wedge R(t) \wedge V(t, tid), \quad (4)$$

де $I(t, tid)$ — функція перетину стоп-лінії транспортним засобом із ідентифікатором треку tid у момент часу t ; $R(t)$ — функція перевірки стану світлофора (червоний сигнал); $V(t, tid)$ — функція фільтрації одиночних спрацьовувань на основі швидкості руху.

Функція перетину стоп-лінії $I(t, tid)$ визначається так:

$$I(t, tid) = \begin{cases} 1, & \text{if } \exists [P(t - \Delta t), P(t)] \cap [L_{start}, L_{end}], \\ 0, & \text{else,} \end{cases} \quad (5)$$

де $[L_{start}, L_{end}]$ — координати початкової та кінцевої точок стоп-лінії; $P(t)$ — позиція транспортного засобу в момент часу t , визначена як центр нижньої межі обмежувального прямокутника

об'єкта; $[P(t - \Delta t), P(t)]$ — траєкторія руху транспортного засобу за інтервал часу Δt , ідентифікована за tid .

Функція перевірки стану світлофора у момент часу t визначається так:

$$R(t) = \begin{cases} 1, & \text{if } \frac{[\sum (R > 100 \wedge R > 1,5G \wedge R > 1,5B)]}{N_{pixels}} > 0,05, \\ 0, & \text{else,} \end{cases} \quad (6)$$

де R, G, B — значення інтенсивності червоного, зеленого та синього каналів пікселів у зображенні світлофора; N_{pixels} — загальна кількість пікселів у зоні аналізу;

Умова $R > 100 \wedge R > 1,5G \wedge R > 1,5B$ гарантує, що червоний колір домінує над іншими каналами, а поріг 0,05 підтверджує достатню частку червоних пікселів для визначення активного червоного сигналу.

Функція фільтрації $V(t, tid)$ зменшує кількість хибнопозитивних спрацьовувань, у випадку оклюзій з іншими транспортними засобами або/та ефекту мерехтіння обмежувальної рамки у випадку зупинки перед стоп-лінією

$$V(t, tid) = \begin{cases} 1, & \text{if } v(t, tid) > v_{\min \text{ cross } g}, \\ 0, & \text{else,} \end{cases} \quad (7)$$

де $V(t, tid)$ — швидкість транспортного засобу з ідентифікатором tid у момент часу t ;

$v_{\min \text{ cross } g}$ — мінімальна порогова швидкість, яка вказує на рух транспортного засобу через стоп-лінію.

Аномалія довгого перебування в ROI визначається за формулою

$$A_{roi}(t, tid) = \begin{cases} 1, & \text{if } t_{roi}(t, tid) > t_{\max} \wedge ROI(t, tid) = 1, \\ 0, & \text{else,} \end{cases} \quad (8)$$

де $t_{roi}(t, tid)$ — час перебування транспортного засобу з ідентифікатором tid у межах ROI у момент часу t ; $t_{\max}$ — максимальний допустимий час перебування в ROI ; $ROI(t, tid)$ — функція, що вказує, чи перебуває транспортний засіб у межах ROI в момент часу t .

Тривалість перебування транспортного засобу в ROI обчислюється як:

$$t_{roi}(t, tid) = (t_{\text{current}} - t_{\text{entry}}(tid) / \text{fps}), \quad (9)$$

де t_{current} — поточний момент часу; $t_{\text{entry}}(tid) = \min \{t' : ROI(t', tid) = 1 \wedge ROI(t' - 1, tid) = 0\}$ — момент часу, коли транспортний засіб з ідентифікатором tid увійшов у ROI , тобто коли $ROI(t', tid)$ змінилося з 0 на 1; fps — частота кадрів відеопотоку.

Функція належності до ROI визначається за допомогою перевірки, чи перебуває транспортний засіб у межах заданої області інтересу

$$ROI(t, tid) = \text{point_in_polygon}(P_{\text{vehicle}}(t, tid), ROI_{\text{vertices}}), \quad (10)$$

де $P_{\text{vehicle}}(t, tid)$ — позиція транспортного засобу з ідентифікатором tid у момент часу t , визначена як центр нижньої межі обмежувального прямокутника; ROI_{vertices} — набір вершин, що визначають багатокутник області інтересу.

Функція point_in_polygon перевіряє, чи точка $P_{\text{vehicle}}(t, tid)$ лежить усередині багатокутника, заданого вершинами ROI_{vertices} , використовуючи, наприклад, функцію contains_point бібліотеки Matplotlib.

На основі розглянутої формальної моделі пропонується блок-схема алгоритму методу виявлення аномалій у відео з камер трафіку в режимі реального часу, показана на рис. 1.

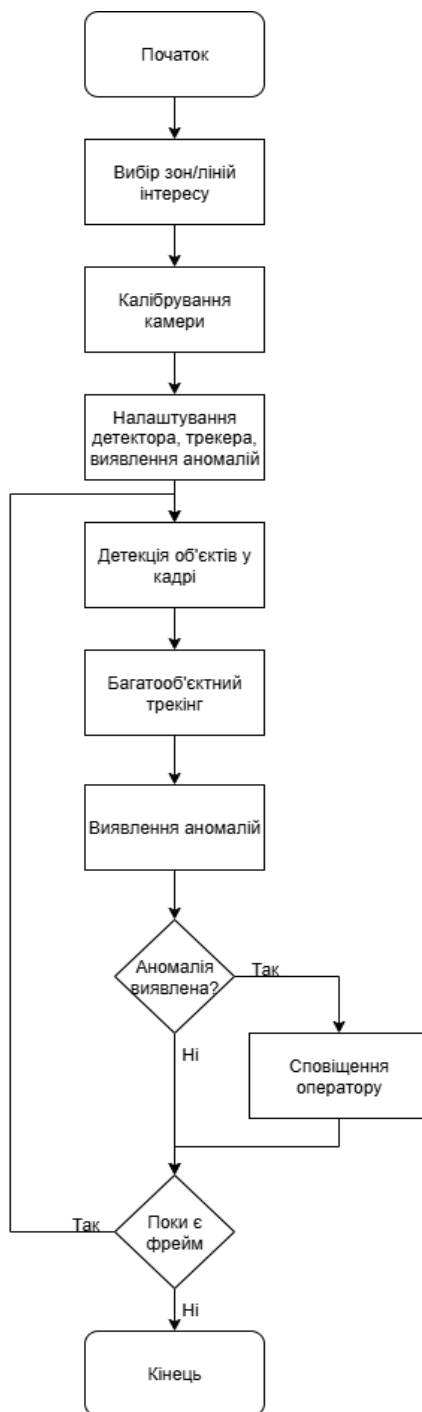


Рис. 1. Блок-схема алгоритму виявлення аномалій у відео з камер відеоспостереження трафіку

Початковий етап алгоритму передбачає налаштування камери через графічний інтерфейс користувача. На цьому етапі визначаються області та лінії інтересу, такі як: лінії зупинки транспортних засобів перед світлофором; зони перехрестя; зони розташування світлофорів. Ці елементи можуть бути задані безпосередньо через інтерфейс камери або програмне забезпечення, що забезпечує гнучкість у виборі областей для моніторингу. Етап калібрування камери є важливим для точного вимірювання швидкості транспортних засобів, оскільки оцінка швидкості чутлива до якості калібрування. Цей процес включає визначення внутрішніх і зовнішніх параметрів камери, таких як: фокусна відстань та 3D-положення камери (переміщення та обертання відносно сцени). Калібрування може виконуватися як вручну так і автоматично. У разі ручного калібрування користувач позначає на зображенні кілька точок на дорозі з відомими реальними координатами, як описано в роботі [14]. У разі автоматичного калібрування можуть використовуватися методи, які базуються на виявленні точок сходження та оцінки масштабу на основі розмірів транспортних засобів [15], [16], або на основі ключових точок транспортних засобів [17], або їхніх обмежувальних прямокутників з припущенням відомої форми [18]. Наступний етап включає налаштування системи детекції, трекінгу та виявлення аномалій. Цей процес охоплює: вибір моделі детекції об'єктів (наприклад, нейронної мережі для виявлення транспортних засобів); налаштування параметрів моделі детекції (чутливість, порогові значення); вибір і налаштування алгоритму трекінгу для відстеження об'єктів за унікальними ідентифікаторами треків (Track ID, або *tid*); визначення параметрів для виявлення аномалій, наприклад, встановлення максимального дозволеного часу перебування в зоні перехрестя для задачі обмеження тривалості перебування.

Після етапів налаштувань йдуть етапи обробки відеопотоку, а саме, детекції, відстеження та аналізу аномалій. На етапі детекції на кожному кадрі відео виконується виявлення об'єктів дорожнього руху (транспортних засобів, пішоходів тощо) з використанням вибраної моделі детекції. На етапі багатооб'єктного трекінгу на основі детекцій формується послідовність треків, де кожному об'єкту присвоюється унікальний *tid* для відстеження його руху в часі. На етапі виявлення аномалій на основі отриманих детекцій і треків виконується аналіз для виявлення аномальних подій. У разі виявлення аномалії система генерує сповіщення для оператора, що дозволяє оперативно реагувати на порушення.

Як детектор об'єктів у роботі запропоновано використати YOLOv8, який забезпечує оптимальний баланс між швидкістю інференсу та точністю детекції для застосувань реального часу, перевершуючи за цими параметрами як двоетапні детектори (R-CNN сімейство), так і альтернативні одноетапні рішення (EfficientDet) [19]. YOLOv8 базується на вдосконаленій архітектурі, що використовує CSPDarknet у backbone-частині для ефективного вилучення ознак, PAFNet у neck-частині для багаторівневої агрегації семантичної інформації та оновлену head-частину з безякірним підходом, який відрізняється від попередніх версій використанням гнучкішого підходу до передбачення обмежувальних рамок [20]. Перевагою використання цієї моделі є також можливість експорту у різні формати (ONNX, TensorRT, CoreML), що значно спрощує інтеграцію в наявні системи відеоспостереження.

Для покращення асоціацій об'єктів при оклюзіях у випадку щільного транспортного потоку для етапу багатооб'єктного трекінгу пропонується використати метод OC-SORT [21]. На відміну від

звичних реалізацій з SORT та DeepSORT, використання OC-SORT для виявлення порушень ПДР дозволяє зменшити кількість перемикань треків у моменти короткочасних оклюзій, що значно впливає на точність подій перетину стоп-лінії та оцінки швидкості. Традиційні підходи, як SORT [22] та DeepSORT [23], базуються на motion-centric моделі з фільтром Калмана для прогнозування стану.

Під час асоціації детекцій з треками здійснюється їх порівняння з прогнозованими позиціями. Недоліком такого підходу є чутливість до нерегулярних рухів (повороти, зупинки), оклюзій, накопичення похибок за відсутності детекцій та різних динамік (пішоходи та автомобілі). OC-SORT запроваджує observation-centric парадигму, де пріоритет надається фактичним спостереженням (детекціям) над прогнозованими положеннями. Замість того щоб покладатися переважно на передбачення руху, метод аналізує взаємозв'язки між спостереженнями та використовує їх для прийняття рішень про асоціацію. OC-SORT генерує віртуальні спостереження, які імітують реальні детекції та дозволяють підтримувати трек у активному стані.

Формування набору даних для досліджень

На сьогодні існує кілька доступних датасетів виявлення аномалій, створених на основі даних з камер спостереження за дорожнім рухом, таких як CADP [24] і TU-DAT [25]. Проте ці датасети переважно зосереджені на виявленні дорожньо-транспортних пригод. До того ж якість відео в таких наборах даних, зокрема в CADP, часто є недостатньою (нижче 720 p), що ускладнює ефективне застосування методів, заснованих на детекції об'єктів. З огляду на ці обмеження створено новий датасет, який включає ширший спектр аномалій і забезпечує достатню якість відео для аналізу. На відміну від CADP та TU-DAT, підготовлений набір даних містить ситуації не лише з ДТП, а й з типових порушень ПДР, що нечасто представлені у відкритих наборах, але є важливими для практичного застосування систем моніторингу. Для цього використано відеоматеріали з YouTube, зібрані з перехрестя Friant Roulette у місті Фресно, Каліфорнія, доступні через канал [26]. Ці відео містять приклади аномальних подій на перехресті. Для забезпечення сумісності з форматами, що використовуються в CADP і TU-DAT, оригінальні відео сегментовано на коротші фрагменти тривалістю 10...20 секунд. Додатково, з прямої трансляції камери Friant Roulette зібрано відео без аномалій для створення збалансованого датасету. В цілому підготовлений датасет містив 80 відео з аномальними подіями, та 80 відео без аномальних подій. Досліджено такі типи аномалій: проїзд на червоний сигнал світлофора; перевищення швидкості (більше 100 км/год); тривале перебування в зоні перехрестя (більше 5 секунд); аварійне гальмування.

На рис. 2 подано кадр з відео з перехрестя Friant Roulette, де одночасно зафіксовано кілька аномальних подій: проїзд на червоний сигнал світлофора, аварійне гальмування та тривале перебування транспортного засобу в зоні перехрестя понад дозволений час.



Рис. 2. Приклад одночасно декількох аномалій на перехресті Friant Roulette

Результати експериментальних досліджень

Виявлення аномалій у дослідженні сформульовано як задачу бінарної класифікації, де подія класифікується як «аномалія» або «нормальна». Оскільки аномалії є рідкісними подіями, для оцінки якості класифікації використано коефіцієнт кореляції Меттьюза (MCC), який враховує всі елементи матриці помилок і є стійким до нерівномірного розподілу класів у вибірці. Значення MCC перебуває в діапазоні $[-1; +1]$, де $+1$ відповідає ідеальній класифікації, і визначається так:

$$MCC = \frac{TP \cdot TN - FP \cdot FN}{\sqrt{(TP + FP)(TP + FN)(FN + FP)(TN + FN)}}, \quad (11)$$

де TP — кількість правильно виявлених аномалій, FP — кількість помилкових спрацювань, FN — кількість пропущених аномалій, TN — кількість правильно виявлених нормальних подій.

Калібрація камери проводилася за допомогою гомографічного перетворення подібним чином як у роботі [14]. Процедура калібрування включала такі етапи: за допомогою користувацького інтерфейсу задавалися чотири або більше точок на 2D-зображенні з камери; для кожної з цих точок визначалися відповідні їм реальні координати у світовій системі координат, отримані за допомогою інструменту вимірювання відстаней Google Maps; на основі отриманих пар точок обчислювалась матриця гомографічного перетворення. Перетворення реалізовано з використанням функції `cv2.findHomography` бібліотеки OpenCV та методу RANSAC для підвищення стійкості до викидів. Приклад вимірювань відстаней показано на рис. 3. Приклад задання точок на 2D-зображенні камери показано на рис. 4.

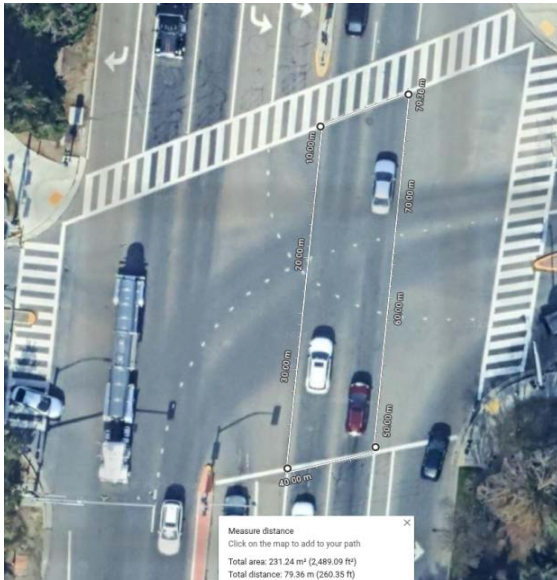


Рис. 3. Вимірювання відстаней на перехресті
Friant Roulette



a)

Точка 0 координати зображення (379,541) -> світові x,y (через кому): 100,100
Точка 1 координати зображення (717,455) -> світові x,y (через кому): 100,130
Точка 2 координати зображення (1035,462) -> світові x,y (через кому): 108,130
Точка 3 координати зображення (898,537) -> світові x,y (через кому): 108,100

б)

Рис. 4. Задання гомографічних перетворень:

a — задання точок у кадрі камери;

б — задання відносних відстаней

Використання гомографічного перетворення є важливим елементом підходу, оскільки в більшості робіт щодо аналізу траєкторій, швидкість оцінюється виключно у піксельному просторі, що не дозволяє встановити фактичне порушення швидкісного режиму. У нашому випадку оцінка швидкості прив'язана до реальних метричних величин, через що метод є придатним для практичного використання.

Для реалізації детектора в реальному часі на камері вибрано модель YOLOv8-nano через її компактність і високу швидкість обробки. Для відстеження траєкторій об'єктів використано трекер OC-SORT з такими параметрами: функція асоціації: IoU на основі GIoU метрики; часовий інтервал між кадрами: $\Delta t = 1$; поріг впевненості для обмежувальних рамок: $\text{conf_thresh} = 0,5$; поріг IoU для асоціації треків: $0,5$; коефіцієнт інерції траєкторії: $0,39$; максимальна кількість кадрів без асоціацій: $\text{max_age} = 50$; мінімальна кількість успішних детекцій для створення треку: $\text{min_hits} = 1$; використання byte-асоціації для покращення стабільності: `True`. Для порівняння також досліджено класичний трекер SORT з параметрами: $\text{max_age} = 50$, $\text{min_hits} = 1$.

Для оцінки впливу трекера OC-SORT порівняно з SORT на вибраних типах аномалій на підготовленому датасеті проаналізовано комбінації YOLOv8n + SORT та YOLOv8n + OC-SORT. Результати подано в таблиці 1. Отримані результати демонструють, що запропоноване поєднання YOLOv8n + OC-SORT забезпечує стабільне покращення показника MCC порівняно з базовим підходом із SORT. Оскільки всі інші компоненти системи залишаються незмінними, це покращення досягається саме завдяки надійнішій асоціації треків, що підтверджує практичну ефективність запропонованого підходу.

Таблиця 1

Результати дослідження виявлення аномальних подій у відеопотоці з камер трафіку

Тип аномалії / Метод	Критерій	Проїзд на червоний	Перебування в зоні перехрестя	Аварійне гальмування	Перевищення швидкості
YOLOv8n + SORT	MCC	0,819	0,833	0,459	0,740
YOLOv8n + OC-SORT	MCC	0,909	0,881	0,505	0,815

Приклад виявлення аномалій на перехресті Friant Roulette подано на рис. 5.

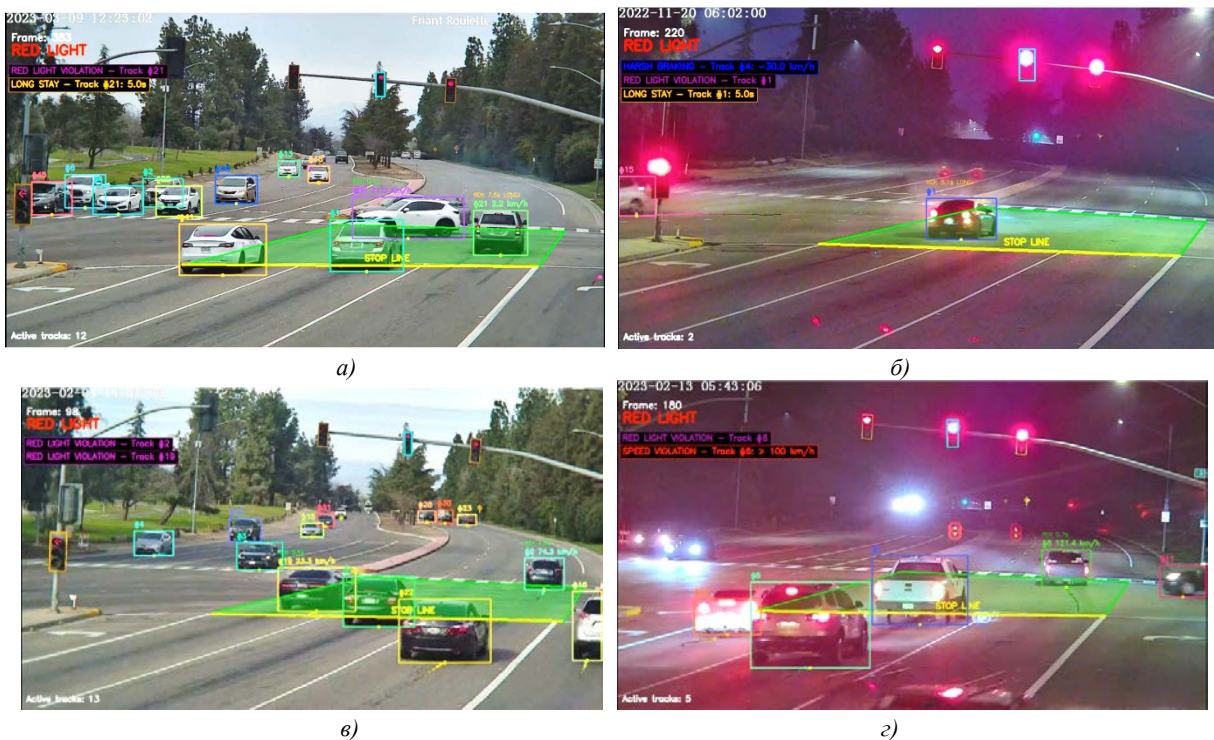


Рис. 5. Приклад аномальних подій на перехресті Friant Roulette:

а — проїзд на червоний і перебування в зоні більше 5с; б — проїзд на червоний, перевищення швидкості 100 км/г та аварійне гальмування; в — проїзд на червоний; г — проїзд на червоний та перевищення швидкості 100 км/г

Результати, подані в табл. 1, підтверджують вищу точність комбінації YOLOv8n + OC-SORT порівняно з YOLOv8n + SORT завдяки кращій стійкості OC-SORT до короточасних оклюзій і меншій кількості помилкових асоціацій треків (перемикань *tid*). Найвищі значення коефіцієнта MCC отримано для аномалій «проїзд на червоне світло» (0,909) і «перебування в зоні перехрестя» (0,881). Нижчий результат зафіксовано для «перевищення швидкості» (0,815), а найнижчий — для «аварійного гальмування» (0,505). Висока точність виявлення проїзду на червоне світло пояснюється чіткими умовами класифікації (виявлення сигналу світлофора, перетину стоп-лінії та фільтрація хибних спрацювань). Нижчі результати для оцінки швидкості зумовлені обмеженим кутом огляду камери, її нестабільністю під впливом вітру, змінами розмірів обмежувальних рамок в умовах поганої видимості чи оклюзій. Покращення якості виявлення є особливо помітним для подій, де безперервність треку відіграє вирішальну роль. Це додатково підтверджує коректність вибору OC-SORT як трекера для задачі детекції порушень ПДР у реальному часі.

Перспективи вдосконалення включають використання складніших моделей детектора (до прикладу, YOLOv8s), донавчання YOLOv8n на специфічних даних камер, інтеграцію модулів реідентифікації для зменшення помилок трекінгу та покращення алгоритмів оцінки швидкості й прискорення. Перевагою підходу «детектор—трекер—аналізатор аномалій» є його гнучкість і

можливість розширення для нових сценаріїв, як-от виявлення пішоходів на проїжджій частині чи забороненого паркування.

Основні обмеження підходу пов'язані із залежністю від кута встановлення камери, її стабільності та якості відеопотоку (мін. 720 р). Сильні оклюзії, нестабільне освітлення чи невдалий ракурс суттєво знижують точність, особливо для виявлення аварійного гальмування.

Висновки

У роботі запропоновано підхід до виявлення транспортних аномалій у відео з камер спостереження, який ґрунтується на поєднанні сучасних методів детекції, трекінгу та аналізу подій. Розроблений метод довів свою ефективність у виявленні різних типів порушень дорожнього руху, зокрема проїзду на червоне світло, перевищення швидкості, аварійного гальмування та тривалого перебування у зоні перехрестя. Результати експериментів продемонстрували перевагу трекера OC-SORT над SORT у поєднанні з детектором YOLOv8n, що підтверджується вищими значеннями коефіцієнта кореляції Меттьюза. Найнадійніші результати отримано для задач фіксації проїзду на червоне світло та виявлення довгого перебування у зоні перехрестя, тоді як виявлення перевищення швидкості та різкого гальмування виявилось чутливішим до зовнішніх факторів. Зауважимо, що покращення показника MCC досягнуто саме завдяки застосуванню трекера OC-SORT, який зменшує кількість помилкових асоціацій треків у щільному трафіку. Це критично важливо саме для задач виявлення порушень ПДР, де коректність перетину стоп-лінії або оцінки швидкості визначається безперервністю траєкторії. Тому отримане зростання точності можна вважати підтвердженням ефективності запропонованого підходу.

Підхід «детектор–трекер–аналізатор» має високу гнучкість і може бути розширений на інші сценарії дорожнього руху. Водночас метод обмежується якістю відеопотоку, стабільністю камери та умовами освітлення. Подальші дослідження будуть спрямовані на поліпшення алгоритмів оцінки швидкості, інтеграцію реідентифікації об'єктів та оптимізацію архітектури детектора.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] P. Wu, C. Pan, Y. Yan, G. Pang, P. Wang, and Y. Zhang, "Deep learning for video anomaly detection: A review," *arXiv preprint arXiv:2409.05383*, Sep. 2024. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2409.05383>. Accessed: 06.09.2025.
- [2] H.-T. Duong, V.-T. Le, and V. T. Hoang, "Deep learning-based anomaly detection in video surveillance: A survey," *Sensors*, vol. 23, no. 11, Art. 5024, 2023. <https://doi.org/10.3390/s23115024>.
- [3] A. Adam, E. Rivlin, I. Shimshoni, and D. Reinitz, "Robust real-time unusual event detection using multiple fixed-location monitors," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 30, no. 3, pp. 555-560, Mar. [1] 2008.
- [4] B. T. Morris, and M. M. Trivedi, "Learning trajectory patterns by clustering: Experimental studies and comparative evaluation," *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2011, pp. 312-319.
- [5] W. Hu, X. Xiao, Z. Fu, D. Xie, T. Tan, and S. Maybank, "A system for learning statistical motion patterns," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 28, no. 9, pp. 1450-1464, Sep. 2006.
- [6] N. Choudhry, J. Abawajy, S. Huda, and I. Rao, "A comprehensive survey of machine learning methods for surveillance videos anomaly detection," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 114680-114713, 2023. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3321800>.
- [7] Р. В. Маслій, В. В. Гармаш, П. П. Ковальчук, і В. В. Кабачій. «Аналіз методів знаходження аномалій у зображеннях», *Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія*, вип. 59 (1), с. 13-22, 2024. <https://doi.org/10.31649/1999-9941-2024-59-1-13-22>. Дата звернення: 06.09.2025.
- [8] Г. Д. Симбірський, «Аналіз методів виявлення аномалій у відеоряді камер відеоспостереження на транспорті», *Вісник Харківського національного автомобільно-дорожнього університету*, вип. 98, с. 26-36, 2022. <https://doi.org/10.30977/BUL.2219-5548.2022.98.0.26>. Дата звернення: 06.09.2025.
- [9] M. Hasan, J. Choi, J. Neumann, A. K. Roy-Chowdhury, and L. S. Davis, "Learning temporal regularity in video sequences," *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2016, pp. 733-742.
- [10] W. Liu, W. Luo, D. Lian, and S. Gao, "Future frame prediction for anomaly detection—a new baseline," *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2018, pp. 6536-6545. [Electronic resource]. Available: <https://arxiv.org/abs/1712.09867>. Accessed: 06.09.2025.
- [11] О. К. Колесницький, С. В. Кукунін, М. Ю. Дерев'янка, А. А. Преподобний, і Мендеш Да Майа, «Розпізнавання нетипових ситуацій на дорозі за допомогою згорткової нейронної мережі», *Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології*, № 38(2), с. 38-44, 2020. <https://doi.org/10.31649/1681-7893-2019-38-2-38-44>.
- [12] M. Rezaei, M. Azarmi, and F. M. P. Mir, "Traffic-net: 3D traffic monitoring using a single camera," *arXiv preprint arXiv:2109.09165*, Sep. 2021. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2109.09165>. Accessed: 06.09.2025.
- [13] G. D'amicantonio, and E. Bondarau, "uTRAND: Unsupervised anomaly detection in traffic trajectories," *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2024, pp. 7638-7645. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2404.12712>. Accessed: 06.09.2025.
- [14] D. C. Luvizon, B. T. Nassu, and R. Minetto, "A video-based system for vehicle speed measurement in urban roadways," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 18, no. 6, pp. 1393-1404, Sep. 2017. <https://doi.org/10.1109/TITS.2016.2606369>.
- [15] M. Dubská, A. Herout, and J. Sochor, "Automatic camera calibration for traffic understanding," *Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC)*, 2014, vol. 4, p. 8.
- [16] J. Sochor, R. Juránek, and A. Herout, "Traffic surveillance camera calibration by 3D model bounding box alignment for accurate vehicle speed measurement," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 161, pp. 87-98, Jan. 2017.

- [17] V. Bartl, J. Špaňhel, P. Dobeš, R. Juránek, and A. Herout, "Automatic camera calibration by landmarks on rigid objects," *Mach. Vis. Appl.*, vol. 32, no. 1, pp. 1-13, 2021.
- [18] J. Revaud, and M. Humenberger, "Robust automatic monocular vehicle speed estimation for traffic surveillance," in *Proc. IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2021, pp. 4551-4561.
- [19] YOLOv8 vs Faster R-CNN: A Comparative Analysis, *Keylabs*, May 30, 2025. [Electronic resource]. Available: <https://keylabs.ai/blog/yolov8-vs-faster-r-cnn-a-comparative-analysis/>. Accessed: 08.09.2025.
- [20] M. Yaseen, "What is YOLO v8: An in-depth exploration of the internal features of the next-generation object detector," *arXiv preprint*, arXiv:2408.15857, Aug. 2024. [Online]. Available: <https://arxiv.org/pdf/2408.15857>. Accessed: 06.09.2025.
- [21] J. Cao, J. Pang, X. Weng, R. Khrodgar, and K. Kitani, "Observation-centric SORT: Rethinking SORT for robust multi-object tracking," *Proceedings of the IEEE / CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2023, pp. 9686-9696.
- [22] A. Bewley, Z. Ge, L. Ott, F. Ramos, and B. Upcroft, "Simple online and realtime tracking," *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 2016, pp. 3464-3468.
- [23] N. Wojke, A. Bewley, and D. Paulus, "Simple online and realtime tracking with a deep association metric," *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 2017, pp. 3645-3649.
- [24] A. P. Shah, J. B. Lamare, T. Nguyen-Anh, and A. Hauptmann, "CADP: A novel dataset for CCTV traffic camera based accident analysis," *15th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS)*, 2018, pp. 1-9. [Online]. Available: <https://arxiv.org/pdf/1809.05782>. Accessed: 06.09.2025.
- [25] P. Pradeep Kumar and K. Kant, "TU-DAT: A computer vision dataset on road traffic anomalies," *Sensors*, vol. 25, no. 11, Art. 3259, 2025. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1424-8220/25/11/3259>. Accessed: 06.09.2025.
- [26] *Friantroulette*, YouTube [Electronic resource]. Available: <https://www.youtube.com/@friantroulette>. Accessed: 06.09.2025.

Рекомендована кафедрою автоматизації та інтелектуальних інформаційних технологій ВНТУ

Стаття надійшла до редакції 26.09.2025

Романець Владислав Олегович — аспірант кафедри автоматизації та інтелектуальних інформаційних технологій, e-mail: romanets.vlad@gmail.com ;

Маслій Роман Васильович — канд. техн. наук, доцент, доцент кафедри автоматизації та інтелектуальних інформаційних технологій, e-mail: maslij.r.v@vntu.edu.ua

V. O. Romanets¹

R. V. Maslii¹

Anomalies Detection in Traffic Video Stream Using Computer Vision and Deep Learning

¹Vinnitsia National Technical University

The article considers the problem of detecting anomalies in the video stream from traffic surveillance cameras, which is an important element of modern intelligent transport systems. An object-centric approach "detector-tracker-analyzer of anomalies" is proposed, which provides increased reliability of automatic detection of anomalous events, in particular, driving at a prohibitory traffic light signal, speeding, emergency braking and prolonged stay in the intersection zone. The method is based on the modern object detector YOLOv8n, which is characterized by high processing speed and acceptable accuracy for real-time tasks, as well as the OC-SORT tracker, which demonstrates increased resistance to short-term occlusions and reduces the number of false associations in a dense traffic flow. To determine the speed characteristics of vehicles, a homographic transformation was used taking into account the camera calibration, which made it possible to correctly transfer the coordinates of objects into the world system.

To test the efficiency of the approach, the proprietary dataset based on open source videos (*Friant Roulette channel*, California) was generated, containing both normal and abnormal situations. A total of 160 video fragments were used. The experiments demonstrated that the use of the combination of YOLOv8n + OC-SORT provides higher accuracy compared to the basic combination of YOLOv8n + SORT, which is confirmed by the increase in the Matthews correlation coefficient (MCC) values. The best results were obtained for anomalies such as "running a red light" (MCC = 0.909) and "being in the intersection zone" (MCC = 0.881). The results for "speeding" (MCC = 0.815) and "emergency braking" (MCC = 0.505) were somewhat worse, which is explained by the sensitivity to the quality of the video stream, viewing angle and camera stability.

The developed approach is promising for the integration into intelligent traffic monitoring systems, as it allows automating the process of detecting violations and reducing the workload on operators. Further development directions include the optimization of the detector model architecture, using re-identification modules to reduce the number of false associations, improving speed estimation algorithms, and expanding the list of anomalies, such as pedestrians on the roadway or prohibited parking.

Keywords: anomaly detection, traffic surveillance, YOLOv8, OC-SORT, homography, computer vision.

Romanets Vladyslav O. — Post-Graduate Student of the Chair of Automation and Intellectual Informational Technologies, e-mail: romanets.vlad@gmail.com ;

Maslii Roman V. — Cand. Sc. (Eng.), Associate Professor of the Chair of Automation and Intellectual Informational Technologies, e-mail: maslij.r.v@vntu.edu.ua