

МЕТОД ТА ПРОГРАМНІ ЗАСОБИ ВІДЕОМОНІТОРИНГУ ХАРАКТЕРИСТИК АВТОМОБІЛЬНОГО ТРАНСПОРТНОГО ПОТОКУ

Анотація: Робота присвячена створенню універсального методу відеомоніторингу дорожнього руху, що поєднує класичні алгоритми комп'ютерного зору та методи глибинного навчання. Розроблено підхід до автоматичного визначення дорожнього полотна на основі геометричного аналізу та сегментації, який дозволяє підвищити точність оцінювання транспортного потоку незалежно від кута камери чи умов освітлення. Запропоновано мультикласовий показник TLCR (Traffic Lane Congestion Ratio), що враховує типи транспортних засобів і дозволяє оцінювати завантаженість смуг у реальному часі. Система може бути інтегрована в інтелектуальні транспортні комплекси для оптимізації роботи світлофорів, прогнозування заторів і аналітики міського руху.

Ключові слова: відеомоніторинг, транспортний потік, TLCR, дорожнє полотно, відстеження транспортних засобів.

Вступ

У сучасних умовах швидкої урбанізації та зростання кількості транспортних засобів ефективне управління дорожнім рухом є одним із ключових чинників стабільного функціонування міської інфраструктури. Автомобільні дороги виступають «артеріями» міста, від яких безпосередньо залежить мобільність населення, економічна активність і рівень безпеки. Помилки у плануванні транспортних потоків призводять до перевантаження окремих ділянок, виникнення заторів, збільшення часу поїздок і підвищення аварійності.

У зв'язку з цим, актуальним є створення інтелектуальних систем відеомоніторингу, здатних у режимі близькому до реального часу аналізувати стан транспортного потоку, фіксувати ключові характеристики і забезпечувати прийняття обґрунтованих управлінських рішень.

Метою роботи є створення ефективного методу та програмного засобу відеомоніторингу характеристик автомобільного транспортного потоку, що забезпечують підвищену точність, швидкодію та масштабованість. Вперше запропоновано підхід визначення дорожнього полотна в режимі, близькому до реального часу, запроваджено мультикласові показники TLCR та MTLCR для більш якісної оцінки його характеристик, а також використано єдину модель для одночасного визначення статичних та динамічних показників дорожнього трафіку.

Огляд існуючих рішень виявлення дорожнього полотна

Одним із ключових етапів побудови систем відеоаналізу транспортного потоку є автоматичне визначення площини дорожнього покриття. Саме коректно виділена область дороги, що спостерігається, забезпечує точність подальшої детекції транспортних засобів, розрахунку швидкостей, інтенсивності руху та показників завантаженості. Помилки на цьому етапі можуть суттєво спотворювати результати, особливо за умов сильних перспективних викривлень або значного нахилу камери. Тому визначення ділянки дорожнього полотна є критично важливим завданням для стабільної та надійної роботи систем відеоаналізу в реальних умовах.

Перші підходи до цього завдання базувалися на ручному виділенні області інтересу або на використанні статичних шаблонів. Проте такі методи виявилися малопридатними в умовах змінного освітлення, різних ракурсів камер і динамічних сцен. Подальший розвиток комп'ютерного зору привів до автоматизованих методів, серед яких першим етапом стала обробка кольору. Алгоритми кластеризації, зокрема K-means і GrabCut [1], дозволяли сегментувати дорожнє покриття за його відносно однорідною текстурою та кольором. Однак цей підхід виявився недостатньо надійним через залежність від погодних умов, тіней та відмінностей у матеріалі дорожнього полотна.

Більш стійкими до вищезазначених умов є методи, що використовують геометричні властивості сцени. Перетворення Гафа дозволяє виявляти лінії дорожньої розмітки та на їхній основі визначати межі дороги й орієнтовне положення горизонту [2]. Це відкриває можливість застосування гомографічного перетворення, яке перетворює перспективне зображення у вигляд, наближений до ортогональної проєкції. Така трансформація значно полегшує подальші метричні обчислення — визначення відстаней та оцінку швидкості транспортних засобів.

Коректно визначена площина дороги створює основу для переходу до метричної системи координат, забезпечуючи просторову узгодженість усіх наступних етапів аналізу транспортного потоку, включно з розрахунком завантаженості й характеристик руху. Таким чином, сучасні методи виявлення дорожнього полотна еволюціонували від простих ручних підходів до більш комплексних рішень, що поєднують сегментацію, геометричний аналіз і проєкційні перетворення.

Автоматичне визначення дорожнього полотна

Процес автоматичного визначення дорожнього полотна базується на послідовній обробці відеозображень, яка включає виявлення ліній дорожньої розмітки та формування полігональної області дороги. Визначення дорожнього полотна – складний процес, який складається з декількох етапів, кожен з яких впливає на якість результату. Спочатку ми знаходимо лінії на зображенні – потенційні кандидати на дорожню розмітку, після чого проводимо фільтрацію та об'єднання ліній у прямі, з яких потім формуємо маску дорожнього полотна.

На першому етапі застосовується попередня обробка зображень, спрямована на зменшення впливу шумів, тіней та перепадів освітленості, і покращення контрастності елементів дорожньої розмітки. Це є важливим для забезпечення стабільної роботи детектора ліній у складних умовах реального середовища.

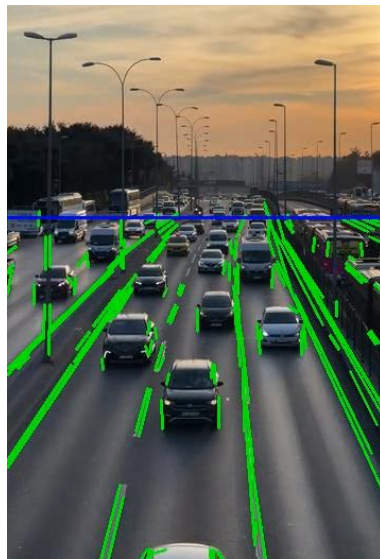


Рисунок 1. Виявлення ліній на зображенні

Для виявлення ліній використано алгоритм LSD (Line Segment Detector), реалізований у OpenCV [3] (рис. 1). На відміну від перетворення Гафа, LSD працює без необхідності попереднього порогоування та аналізує локальні градієнти зображення, автоматично об'єднуючи пікселі зі схожими напрямками у прямолінійні сегменти. Кожен сегмент описується координатами своїх кінцевих точок, що полегшує подальшу геометричну обробку. Висока точність та низькі обчислювальні витрати роблять цей алгоритм придатним для систем, що працюють у режимі близькому до реального часу.

Серед протестованих методів попередньої обробки найкращий результат продемонстрував підхід з видаленням фону. Суть цього методу полягає у відніманні розмитої версії зображення, отриманої за допомогою гауссового фільтра великого радіуса, від оригінального кадру. Такий прийом пригнічує повільні градієнтні зміни яскравості й підсилює локальні високочастотні структури, зокрема дорожню розмітку. Отримане зображення є суттєво більш однорідним за освітленістю і краще підходить для подальшого виявлення ліній.

Оскільки на реальних зображеннях часто присутні лінії, що не належать до дорожньої розмітки, важливим етапом є визначення лінії горизонту. Вона слугує геометричним орієнтиром, що відокремлює область дороги від фону та дозволяє відфільтровувати хибні лінії й коректно масштабувати сцену.

У запропонованому рішенні лінія горизонту визначається за точками перетину ліній: у перспективній проєкції всі справжні лінії розмітки прямують до спільної точки зникнення, яка лежить на горизонті. На рисунку 1 лінія горизонту представлена синьою

лінією. Таким чином, задача зводиться до знаходження вертикальної координати, в якій знаходиться найбільша кількість перетинів ліній.

Отримане значення горизонту використовується для нормалізації сцени, реконструкції геометрії дороги та відсіювання ліній, що не належать до дорожнього полотна. Після отримання набору ліній виконується геометричний аналіз, спрямований на вибір двох основних меж дорожнього полотна — лівої та правої. Для кожної лінії повторно обчислюються параметри нахилу та зміщення, а також точки перетину з горизонтом і нижньою частиною кадру. Лінії, що мають нахил, близький до горизонту, відсіюються як нерелевантні. Решта ліній групуються за подібними параметрами k (нахил) та b (зміщення), що дозволяє об'єднувати короткі або сегментовані фрагменти розмітки в узагальнені лінії-кандидати (рис. 2). Це особливо корисно для пунктирної розмітки, яка представлена численними окремими сегментами.

Далі застосовується фільтрація за взаємними перетинами: лінії, що перетинаються нижче горизонту, вважаються хибними, і ті, що мають найбільшу кількість таких перетинів, поетапно видаляються. Після кількох ітерацій залишаються тільки стабільні лінії, які узгоджуються з геометрією дороги.

Після первинної фільтрації виконується додатковий етап аналізу на основі перспективної трансформації. Для кожної пари можливих лівої та правої меж проводиться проєкція сцени в ортогональний вигляд. У такій проєкції справжні дорожні межі мають бути паралельними, так само як і всі лінії всередині полотна. Тому для кожної пари ліній обчислюється кількість майже паралельних ліній після трансформації. Пара, яка забезпечує максимальну кількість паралельних ліній у ортогональному виді, вважається найбільш коректною та відповідає реальному положенню країв дороги.

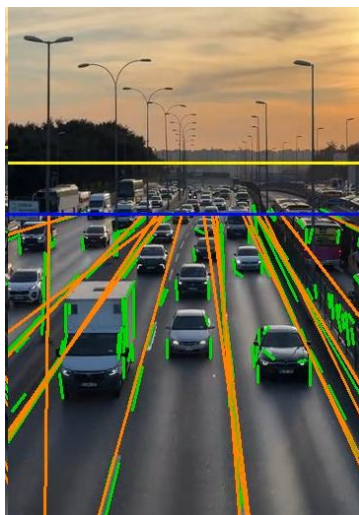


Рисунок 2. Згруповані лінії-кандидати

Після вибору двох найбільш стабільних та геометрично узгоджених ліній формується трапецієподібний полігон (рис. 3), що визначає межі дорожнього полотна. Отримана маска визначає робочу область для подальшого аналізу транспортного потоку.

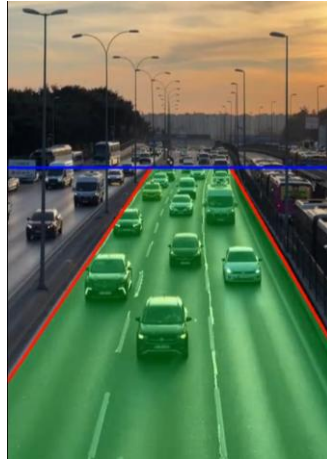


Рисунок 3. Полігон дорожнього полотна

Мультикласовий показник TLCR

Показник TLCR (Traffic Lane Coverage Ratio) оцінює завантаженість смуги руху через відношення площі, зайнятої транспортними засобами, до площі самої смуги, не розрізняючи типи транспорту [4]. Такий підхід спрощує аналіз, але не відображає різного впливу великих і малих транспортних засобів на пропускну здатність: автобуси, вантажівки або фури мають більший негативний вплив на швидкість руху та динаміку потоку порівняно з легковими автомобілями чи мотоциклами. Для більш точного аналізу доцільно враховувати типологію транспортних засобів та їхню вагу впливу на завантаженість.

У межах роботи транспортні засоби розподілено на три основні класи:

- малі транспортні засоби — мотоцикли, скутери, мопеди. Вони займають невелику площу та рідко створюють перешкоди для руху;
- звичайні транспортні засоби — типові легкові автомобілі, що становлять основну частину міського потоку та є «еталоном» для порівняння.
- великі транспортні засоби — автобуси, вантажівки, фури, трактори та інша великогабаритна техніка. Вони займають значну частину смуги, повільніше прискорюються і створюють локальні уповільнення потоку.

Для кількісної оцінки впливу кожного класу на завантаженість смуги транспортним засобам присвоєні вагові коефіцієнти, що відображають їхній відносний внесок. У роботі запропоновано орієнтовні значення: малі транспортні засоби — 0.75, звичайні — 1.0, великі — 1.25.

Мультикласовий TLCR обчислюється як відношення зваженої площі транспортних засобів до площі смуги руху. При цьому враховується не лише геометричне заповнення транспортними засобами площини смуги, але й типологічна структура потоку: поява навіть кількох великих транспортних засобів може суттєво підвищити показник TLCR, у той час як велика кількість малих об'єктів впливає менше. Значення

показника обмежене 1, що відповідає повному заповненню смуги незалежно від складу транспортних засобів.

Формула мультикласового TLCR визначається як зважене відношення сумарної зайнятої площі до площі дорожнього полотна та має наступний вигляд:

$$MTLCR = \min \left(1, \frac{\sum_{i=1}^N \omega_i \cdot S_i}{S_{road}} \right),$$

де N - кількість класів транспортних засобів, S_{road} - площа дорожнього полотна в пікселях на зображенні, S_i - сумарна площа, зайнята транспортними засобами i -го класу, ω_i - вагові коефіцієнти для кожного класу.

Завдяки такому підходу TLCR набуває подвійного значення — просторового (зайнята транспортними засобами площа дорожнього полотна) та функціонального (вплив на динаміку руху). Це робить оцінку транспортного потоку більш реалістичною та інформативною, дозволяючи проводити більш точний аналіз для прогнозування заторів та визначення оптимальних параметрів для управління дорожнім рухом. Вагові коефіцієнти можуть адаптуватися до конкретних умов дороги або типу магістралі, що підвищує точність оцінки в різних міських середовищах.

Модифікований мультикласовий TLCR (M2TLCR)

Класичний TLCR, що працює у піксельній площині зображення, страждає через перспективні спотворення та різну апаратну калібрування камер (кут огляду, відстань до сцени). Для усунення цих факторів пропонується модифікація, яка забезпечує відновлення площ в ортогональних координатах (вигляд зверху).

На відміну від модифікованого показника, опублікованого у статті [5], запропонований підхід простіший у обчисленні. Він не потребує додаткових опрацювань зображення в ортогональній проєкції, оскільки працює одночасно з декількома смугами руху.

Процедура обчислення мультикласового TLCR (M2TLCR) включає три етапи:

- спочатку поточний кадр трансформується за допомогою попередньо побудованої матриці гомографії у ортогональну проєкцію;
- далі для кожного виявленого транспортного засобу обчислюється площа його маски в ортогональній проєкції;
- на завершальному етапі застосовується зважена формула мультикласового TLCR.

Запропонований мультикласовий M2TLCR дозволяє отримати більш інформативну й практично значимішу оцінку завантаженості дорожнього полотна, ніж попередня версія. У таблиці 1 наведені порівняння значень різних показників завантаженості для зображення автомобільного транспортного потоку (рис. 4).

**Порівняння показників завантаженості *MTLCR*
та *TLCR* для ділянки дорожнього руху**

	<i>M2TLCR</i>	<i>Мультикласовий TLCR</i>	<i>TLCR</i>
1	0,498	0,211	0,144

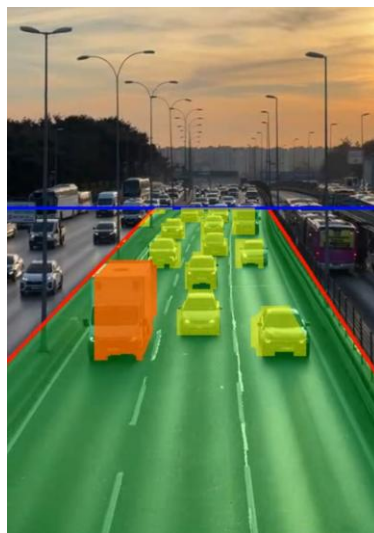


Рисунок 4. Обчислення показників завантаженості дорожнього полотна

Визначення статичних та динамічних характеристик

У сучасних системах відеоаналізу дорожнього руху визначення статичних і динамічних характеристик зазвичай реалізується через окремі моделі: семантичні сегментаційні мережі для виділення дорожнього полотна та об'єктів і детекційні моделі, наприклад, YOLO [6]) для визначення транспортних засобів і їхніх траєкторій. У межах даного дослідження запропоновано єдиний підхід на основі моделі екземплярної сегментації, що дозволяє за один прохід нейронної мережі одночасно отримувати маски кожного транспортного засобу, їхні обмежувальні рамки, типи об'єктів та просторові координати. Це інтегрує сегментацію та детекцію в єдиний обчислювальний цикл, підвищуючи швидкодію та узгодженість результатів.

В основі розробленого програмного засобу використано архітектуру YOLOv11-Seg від Ultralytics [7]. Модель навчено на відкритих датасетах з Roboflow [8], де кожен транспортний засіб має унікальну маску. На виході мережа формує одночасно обмежувальні рамки для динамічного аналізу руху транспортних засобів (відстеження, швидкість) та маски сегментації (рис. 5) для оцінки статичних характеристик дорожнього руху (ступінь завантаженості дорожнього полотна). Модель демонструє високу здатність до узагальнення та стабільну роботу в різних умовах.



Рисунок 5. Приклад одночасного визначення обмежувальних рамок та масок сегментації моделлю, яка розроблена

У табл. 2 наведено значення метрик на тестовому датасеті для натренованої моделі.

Таблиця 2.

Метрики моделі на тестовому датасеті після тренування

<i>Клас</i>	<i>Кількість зображень</i>	<i>Кількість об'єктів</i>	<i>Box Precision</i>	<i>Box Recall</i>	<i>Box mAP50</i>	<i>Mask Precision</i>	<i>Mask Recall</i>	<i>Mask mAP50</i>
0	65	142	0,781	0,599	0,708	0,767	0,585	0,702
1	568	2920	0,909	0,873	0,926	0,899	0,862	0,916
2	266	359	0,851	0,841	0,892	0,855	0,844	0,894
all	591	3421	0,847	0,771	0,842	0,840	0,764	0,840

Розглянутий підхід дозволяє уникнути необхідності окремих моделей для сегментації й детекції, усунути проблему асинхронності результатів, отримувати повну інформацію про транспортний потік за один обчислювальний прохід та підвищити узгодженість статичних і динамічних метрик.

Висновки

У роботі розроблено метод автоматизованого відеоаналізу дорожнього руху, який поєднує класичні алгоритми OpenCV та глибинні нейронні мережі. Запропонований підхід дозволяє автоматично визначати дорожнє полотно, детектувати транспортні засоби різних типів, розраховувати мультикласовий показник TLCR та M2TLCR і визначати швидкість руху без використання додаткових сенсорів.

У межах цього дослідження вперше реалізовано підхід автоматичного визначення дорожнього полотна, що включає попередню обробку зображень, детекцію ліній розмітки, визначення лінії горизонту та формування полігональної маски дороги.

Використання алгоритму LSD разом із методом видалення фону дозволяє виділяти лінії розмітки з високою точністю та низькими обчислювальними витратами, а фільтрація та аналіз паралельності ліній у ортогональній проєкції забезпечують точне визначення меж дороги та відсів хибних ліній.

У дослідженні запропоновано та реалізовано мультикласові показники TLCR та M2TLCR, які враховують типологію транспортних засобів і їхній вплив на завантаженість смуг. Такий підхід дозволяє отримати більш реалістичну та інформативну оцінку транспортного потоку, враховуючи як просторове заповнення смуг, так і функціональний вплив великих і малих транспортних засобів, що особливо важливо для прогнозування заторів і планування оптимізації руху.

Також реалізовано метод, який одночасно визначає маски транспортних засобів, їхні обмежувальні рамки, типи об'єктів та просторові координати. Це дозволяє інтегрувати статичний та динамічний аналіз у єдиний обчислювальний цикл, що підвищує узгодженість результатів та усуває потребу у використанні окремих моделей для сегментації й виявлення об'єктів, забезпечуючи швидкодію системи.

Розроблений метод відеомоніторингу транспортного потоку є гнучким, масштабованим і може бути інтегрований у сучасні інтелектуальні транспортні системи для аналітики, прогнозування заторів та адаптивного управління міським трафіком, забезпечуючи комплексну оцінку стану дорожнього полотна та транспортного потоку.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Foreground Extraction using GrabCut Algorithm. URL: https://docs.opencv.org/4.x/dd/dfc/tutorial_js_grabcut.html (date of access: 05.12.2025).
2. A Survey on Hough Transform, Theory, Techniques and Applications. URL: <https://arxiv.org/pdf/1502.02160/> (date of access: 05.12.2025).
3. OpenCV. URL: <https://docs.opencv.org/4.x/> (date of access: 05.12.2025).
4. Stetsenko, I.V., Stelmakh, O. (2020). Traffic Lane Congestion Ratio Evaluation by Video Data. *Advances in Intelligent Systems and Computing* 1019, 172-181. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-25741-5_18
5. Savastru S.V., Stetsenko I.V. (2023). Methods for real-time processing of traffic surveillance video data. *Interdepartmental Scientific and Technical Journal "Adaptive Automatic Control Systems"*, 2(43), 164-173.
6. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., Farhadi, A. (2015). You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. URL: <https://arxiv.org/abs/1506.02640> (date of access: 05.12.2025)
7. Ultralytics YOLO11. URL: <https://docs.ultralytics.com/models/yolo11/> (date of access: 05.12.2025)
8. Roboflow. URL: <https://universe.roboflow.com/> (date of access: 05.12.2025)