

МЕТОДИ ОБРОБКИ ДАНИХ ВІДЕОКАМЕР СПОСТЕРЕЖЕННЯ ТРАНСПОРТНОГО РУХУ В РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ

Анотація: У роботі розглянуто методи аналізу відеопотоку для оцінки трафіку на ділянці дороги, вказані обмеження методу його розрахунку, пов'язані з перспективою та запропоновано способи їх вирішення за допомогою введення модифікованого показника Modified Traffic Lane Congestion Ratio (MTLCR). Вперше запропоновано показник інтенсивності руху Traffic Lane Intensity Ratio (TLIR), який дає змогу оцінити поточну інтенсивність трафіку на ділянці дороги та швидко адаптуватись до змін на дорозі. Система двох показників MTLCR та TLIR дає змогу точно визначати завантаженість дороги та інтенсивність руху транспорту. Розроблено архітектуру програмного засобу для моніторингу показників за даними з відеопотоку в реальному часі.

Ключові слова: аналіз відеопотоку, трафік, TLCR, показник інтенсивності руху, відстеження транспортних засобів.

Вступ

Зі зростанням доступності та продуктивності комп'ютерів впродовж останніх десятиліть, інтелектуальний аналіз трафіку отримав потужний поштовх до розвитку. Серйозні дослідження у цій галузі почалися з появою комп'ютерів у другій половині ХХ століття. У цей час, завдяки стрімко зростаючій обчислювальній потужності, стали можливими більш складні обчислення, пов'язані з обробкою даних з відеокамер. З появою нових технологій та алгоритмів, пов'язаних з комп'ютерним зором та машинним навчанням, аналіз трафіку за допомогою відеокамер досяг нового рівня можливостей. Сучасні методи дають змогу автоматично розпізнати різні типи транспортних засобів, слідкувати за швидкістю руху, аналізувати щільність трафіку та навіть прогнозувати можливі інциденти. Ці досягнення відкривають нові перспективи у галузі керування транспортними потоками та забезпечення безпеки на дорогах.

Метою даної роботи є підвищення точності оцінювання стану дорожнього трафіку за даними з камер відеоспостереження. У роботі розглядається модифікація показника завантаженості ділянки дороги Traffic Lane Congestion Ratio (TLCR) [1] та вводиться новий показник Traffic Lane Intensity Ratio (TLIR) для оцінки інтенсивності трафіку на ділянці дороги за даними з камер відеоспостереження.

Огляд існуючих рішень для аналізу трафіку

Серед існуючих параметрів дорожнього трафіку можна виділити два основних типи: параметри, які характеризують наскільки щільно розташовані транспортні засоби на ділянці, що спостерігається, та інтенсивність руху, яка характеризує швидкість руху транспортного руху на спостережуваній ділянці.

Класичним методом для оцінки інтенсивності руху є показник Annual average daily traffic (AADT), що описує річний середньодобовий трафік на ділянці дороги. Він вимірюється як кількість автомобілів, що проїхали ділянку дороги за рік, поділена на кількість днів в році. Цей показник дозволяє оцінити ступінь завантаженості ділянки дороги та порівняти її з теоретично оціненою максимальною пропускнуою здатністю, після чого зробити висновки щодо ефективності транспортних розв'язок у околицях. Проте цей показник не враховує вплив сезонних, тижневих та добових циклів дорожнього руху.

Можливим рішенням є перехід від середньорічної оцінки до оцінки для кожного циклу. Таким чином, можна отримати картину зміни інтенсивності в залежності від сезону, місяця, дня тижня або часу вимірювання. Якщо скоротити інтервал вимірювань параметра до 10 хвилин, то отримаємо динамічну характеристику, яка може бути корисною для визначення ситуації на дорозі в режимі реального часу або максимально наближеного до нього, що може допомогти оперативно відреагувати на зміну стану дорожнього руху. Однак цей показник дозволяє оцінити лише кількість транспортних засобів, що проїхали ділянку дороги. У статті [2] описана реалізація методу детекції, трекінгу та підрахунку кількості транспортних засобів у трафіку за даними відеоряду, за допомогою якого можна додати допоміжну характеристику, що описує категорії транспортних засобів, що проїжджають ділянку дороги. Однак кількісна характеристика сильно залежить від характеристик дороги. Також може виникнути значна неточність в оцінюванні кількості автомобілів, коли на досліджуваній ділянці автомобілі часто зупиняються або перекривають одна одну. Наприклад, біля перехрестя.

У роботі [1] був введений показник завантаженості Modified Traffic Lane Congestion Ratio (TLCR), який за рахунок спрощення аналізу відеоряду прискорює обробку відеоданих трафіку та дає змогу оцінити завантаженість ділянки дороги у відносній величині. Показник розраховується у такий спосіб:

- 1) визначити межі досліджуваної смуги руху як чотирикутник;
- 2) виконати сегментацію зображення за допомогою натренованої нейромережі U-Net [3] для виділення транспортних засобів;
- 3) розрахувати значення показника $TLCR$ як співвідношення кількості пікселів, що позначають транспортні засоби, до загальної кількості пікселів у зображенні досліджуваної смуги руху.

Результуюче значення показника знаходиться в межах від 0 до 1. Чим значення ближче до 1, тим більш завантаженою є дорога.

Модифікація показника завантаженості TLCR

Як вже було відмічено, у роботі [2] вводиться показник $TLCR$, що описує заповненість смуги руху. Розглянемо ситуації, коли такий спосіб підрахунку може видавати некоректні результати на прикладі кадру, представленого на рис. 1.

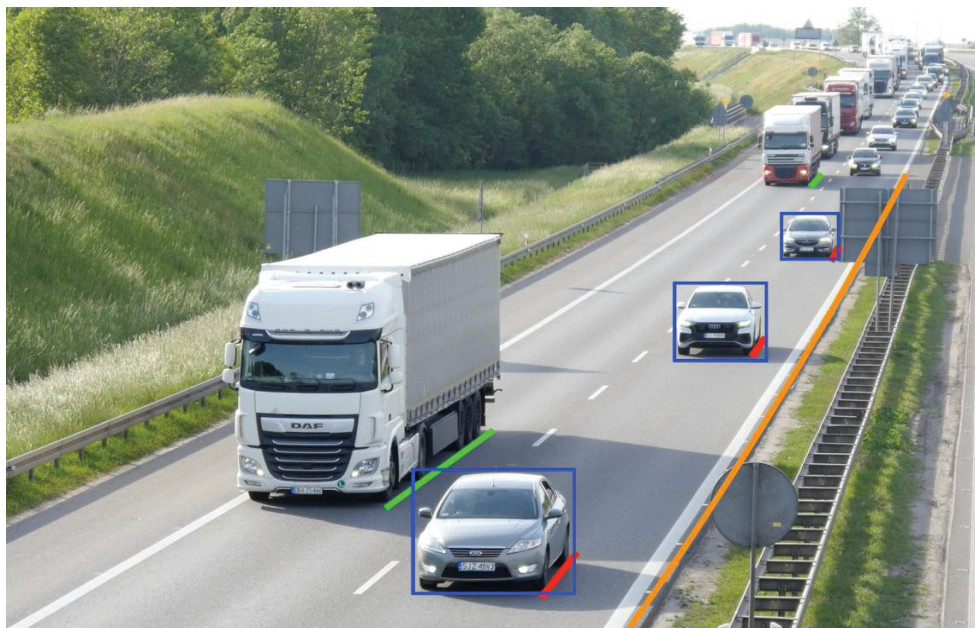


Рис. 1. Кадр із відеоспостереження біля міста Вроцлав, Польща [4]

Спочатку розглянемо смугу руху, якою рухаються кілька вантажних автомобілів. Ми знаємо, що кадр зроблений на автомагістралі в Польщі та те, що довжина тягача з причепом у Європі нормована. Тобто можна прийняти припущення, що всі вантажні автомобілі на даній смузі мають приблизно однакову довжину і, отже, повинні вносити однаковий внесок у завантаженість смуги. Проте через вплив перспективи внесок транспортних засобів поблизу відеокамери набагато більший, ніж транспортних засобів вдалині. Вплив перспективи на довжину основи вантажних автомобілів (і на всі інші розміри) зображено на рисунку зеленими лініями. Аналогічно вказано вплив перспективи на смугу із легковими автомобілями червоними лініями. Таким чином, якщо обчислити $TLCR$ для цієї смуги руху, то буде видно, що внесок п'яти вантажних автомобілів, які знаходяться на задньому плані, дорівнюватиме половині вкладу першого вантажного автомобіля, хоча всі вантажні автомобілі повинні мати однаковий вплив на завантаженість дороги, оскільки вони одного розміру. В оригінальній статті ця проблема частково вирішується тим, що для розрахунку показника виділяється невелика ділянка дороги довжиною декілька легкових автомобілів, проте вплив перспективи навіть на такій ділянці буде відчутний. Також, таке обмеження досліджуваної ділянки впливає на правильність оцінки $TLCR$ через нерівномірність трафіку.

Розглянемо відмічені синіми лініями границі автомобілів на рис. 1. При розрахунку показника $TLCR$ для смуги, де спостерігається рух вантажівок, пікселі, що належать верхнім частинам зображень легкових автомобілів, будуть зараховані як такі, що належать вантажним автомобілям, і відповідно збільшать значення розрахованого показника.

Для подолання вказаних проблем потрібно врахувати перспективу у зображенні смуги і ввести обмеження на довжину спостережуваного транспортного засобу. Отже, розрахунок показника модифікованого $TLCR$ ($MTLCR$) виконуємо у такий спосіб:

1) визначити межі досліджуваної смуги руху як чотирикутник;
2) виконати сегментацію зображення за допомогою натренованої нейромережі U-Net для виділення транспортних засобів;

3) виконати перспективне перетворення зображення дорожньої сцени з метою вирівнювання його геометрії у прямокутний формат;

4) виконати прохід по прямокутнику вздовж сторони, що є бічним краєм дороги, і для кожної горизонталі пікселів зображення у прямокутнику проводиться операція згортки, результатом якої є 1, якщо кількість пікселів, що належать транспортним засобам, більше заданого порогового значення, інакше результатом згортки є 0; отримуємо масив значень 0 і 1;

5) розрахувати модифікований $TLCR$ як співвідношення кількості одиниць у масиві до загальної кількості елементів масиву.

Більш детально опишемо крок 3. В результаті перспективного перетворення за допомогою бібліотеки OpenCV [5] отримуємо зображення ділянки дороги, що спостерігається, у вигляді прямокутника без впливу перспективи. Так як було застосовано перетворення до вже сегментованого зображення, то в результаті отримуємо прямокутник, що є смугою руху, де білими пікселями помічені ділянки зображення, які відповідають транспортним засобам, а чорними - інші. Для наочної демонстрації того, як це впливає на зображення, проведемо цю операцію на вихідному зображенні відразу для двох смуг руху (рис. 2). Після того, як виконано перетворення з урахуванням перспективи, розміри усіх об'єктів, що знаходяться у площині дороги, виправилися. Це видно по зелених лініях вздовж вантажних автомобілів, а також по однаковому інтервалу розмітки переривчастої лінії між смугами.



Рис. 2. Смуга дороги після перетворення перспективи

Однак у цьому методі є недолік. Неможливо позбутися вертикальної складової проєкції автомобілів. Після того, як виконано перспективне перетворення зображення, автомобілі, вертикальна складова проєкції яких значно більша за горизонтальну, сильно розтягуються по вертикалі, через що можуть значно впливати на показник завантаженості. Це легко простежується на рисунку 2. Перетворення перспективи найкраще спрацювало на ділянці до 2-го легкового автомобіля. Є два варіанти вирішення цієї проблеми:

1) Вибирати для аналізу трафіку ділянки дороги, де автомобілі знаходяться на відносно невеликій відстані від камери.

2) Знайти рішення для сегментації замість всього автомобіля лише його горизонтальної складової (основи тобто).

У кроках 4 та 5 вирішується проблема з частинами зображення автомобілів, які потрапляють на зображення сусідньої смуги. Після 3-го кроку отриманою є прямокутна проєкція дороги, вертикаль якого відповідає довжині дороги, а горизонталь – її ширині. Розглянемо окремо кожний рядок пікселів зображення досліджуваної смуги. У сегментованому зображенні частина пікселів може відповідати транспортному засобу, а частина – ні. Проте, логічно було б припустити, що ширина автомобіля не повинна впливати на завантаженість смуги. Тобто, або транспортний засіб присутній на перерізі, або його там немає. Тоді можливо вдосконалити розрахунок показника завантаженості у такий спосіб. Спочатку визначимо для кожної ділянки довжини смуги, чи є там транспортний засіб чи ні. Для кожної лінії пікселів від одного краю дороги до іншого порахуємо кількість пікселів, в яких є транспортні засоби, і якщо співвідношення білих пікселів до загальної кількості більше заданого порогового значення, то вважаємо, що на даній ділянці дороги присутній транспортний засіб. Таким чином, отримаємо одновимірний масив, довжина якого дорівнює довжині досліджуваної смуги в пікселях, де кожен елемент вказує, чи є транспортний засіб на ділянці дороги, що відповідає перерізу, чи ні. Тоді модифікований показник $MTLCR$ розраховується за наступною формулою:

$$MTLCR = \frac{N_v}{N} , \quad (1)$$

де N – довжина масиву, N_v – кількість елементів масиву, які відповідають таким, де є транспортний засіб.

Послідовність перетворень зображень для розрахунку $MTLCR$ для смуги з легковими автомобілями зображена на рис. 3. Спочатку виокремлюємо фрагмент зображення, який обробляємо. Це чотирикутник з синіми границями на рисунку. Наступним кроком є обробка зображення за допомогою нейромережі U-Net, яка сегментує зображення, поділяючи пікселі на ті, що належать до транспортних засобів та які до них не належать. Далі виконуємо перспективне перетворення виділеного

фрагменту зображення. Останнім кроком є виконання операції згортки для кожної горизонталі пікселів зображення і отримання результату у вигляді масиву. У цьому прикладі було використано порогове значення 0,25 від загальної кількості пікселів. Для візуалізації масив зображено у вигляді вертикальної смуги. Тоді ми можемо розрахувати $MTLCR$ за формулою (1). В даному випадку $MTLCR = 0,509$.



Рис. 3. Перетворення зображень для розрахунку $MTLCR$

У табл. 1 наведено результати порівняння розрахованих значень $MTLCR$ та $TLCR$ для трьох кадрів з відео [4], перший з яких – це кадр, який розглянуто вище. $TLCR$ в усіх випадках значно менший за значення $MTLCR$, що пояснюється впливом двох факторів - перспективи та ширини транспортних засобів.

Таблиця 1. Порівняння розрахунку показників завантаженості $MTLCR$ та $TLCR$ для ділянки дорожнього руху довжиною більше двох транспортних засобів

Кадр	$MTLCR$	$TLCR$
1	0,509	0,151
2	0,478	0,137
3	0,252	0,086

Показник інтенсивності дорожнього руху Traffic Lane Intensity Ratio (TLIR)

Введемо показник для оцінки інтенсивності руху, що розраховується на основі модифікованого показника $MTLCR$ та з використанням обробки кадрів руху нейронною мережею YOLOv7 [6].

Існуючі методи підрахунку інтенсивності руху здебільшого є оцінкою кількості автомобілів, які проходять за одиницю часу через ділянку дороги, іноді з поділом їх на класами легковий автомобіль, автобус, вантажний автомобіль тощо. На великих інтервалах часу вони дають змогу досить точно визначити завантаженість ділянки дороги, проте ці показники не є достатньо точними на коротких проміжках часу, коли ситуація на дорозі змінюється дуже швидко.

Розглянемо показник Traffic Lane Intensity Ratio (TLIR), який обчислюватиметься за формулою:

$$TLIR = \frac{I}{I_{max}} \quad (2)$$

де I – фактична інтенсивність руху, а I_{max} – максимально допустима інтенсивність руху.

Під інтенсивністю руху розуміємо кількість транспортних засобів, що проходять через спостережувану ділянку дороги, за одиницю часу. Оскільки транспортні засоби бувають різні, то використаємо поняття умовного автомобіля. Отже, інтенсивність руху вимірюватиметься в умовних автомобілях за одиницю часу.

Розглянемо, що таке фактична інтенсивність руху. Для того, щоб не відстежувати кожен автомобіль окремо і не оцінювати його довжину для вимірювання в умовних автомобілях, можна скористатися наявним значенням $MTLCR$, який фактично показує, який відсоток смуги зайнятий транспортними засобами. Тоді можемо знайти довжину ділянки, зайнятої транспортними засобами L та привести значення до умовних автомобілів N_a .

$$L = MTLCR \cdot L_{road} \quad (3)$$

$$N_a = \frac{L}{L_a} \quad (4)$$

де L_a – довжина умовного автомобіля в метрах, L_{road} – довжина ділянки дороги, що спостерігається, в метрах.

Тепер необхідно дізнатися про середню швидкість смуги руху. Для цього скористаємося нейромережею YOLOv7 для детектування транспортних засобів та відстеження їх руху протягом кількох кадрів, після чого на основі методу, вказаного у статті [7], виміряємо швидкість автомобілів, які спостерігались на ділянці останніми і, на основі середнього з отриманих значень отримуємо середню швидкість руху смуги V_a . Варто зазначити, що виміри швидкості повинні зберігатися на невеликий проміжок часу. Тоді, в умовах відсутності трафіку середня швидкість потоку швидко набуде значення 0. Результати виміру швидкості для автомобілів, відмічених синіми рамками на рис. 1, наведені у табл. 2. Очікувані значення швидкості були підраховані за допомогою мануальних замірів часу, за який автомобілі проходили спостережувану ділянку. Обробка кадрів виконувалась з середньою швидкістю у 45 кадрів в секунду, що дає змогу використовувати даний підхід для обробки у реальному часі.

Таблиця 2. Результати вимірювання швидкості руху транспортних засобів

Мануально визначена швидкість, км/год	Розрахована швидкість, км/год	Точність, %
80	68,2	85,25
75	69,1	92,13
78	67,5	86,54

Таким чином, вся інформація для підрахунку фактичної інтенсивності у будь-який момент часу наявна, окрім інформації про час T , за які всі автомобілі в зоні видимості пройдуть ділянку дороги. При цьому також потрібно враховувати, що автомобілі можуть розташовуватися на дорозі нерівномірно, і значення T не повинно залежати від цього. Тоді можливо визначити T як час, за який умовний автомобіль пройде всю смугу, що спостерігається, із середньою швидкістю руху смуги. Це буде гарантований час, за який усі присутні на кадрі транспортні засоби залишать спостережувану ділянку дороги. Тоді визначити фактичну інтенсивність можна за наступною формулою:

$$I = \frac{N_a}{T} = \frac{N_a}{\frac{L_{road}}{V_a}} = \frac{\frac{TLCRm \cdot L_{road}}{L_a}}{\frac{L_{road}}{V_a}} = \frac{TLCRm \cdot V_a}{L_a}, \quad (5)$$

Тепер розглянемо максимально можливу інтенсивність руху. Визначимо її як кількість транспортних засобів, що проходять через спостережувану ділянку дороги за одиницю часу з максимально допустимою швидкістю для смуги руху та з дотриманням допустимого інтервалу руху за максимальної завантаженості ділянки дороги. За аналогією з фактичною інтенсивністю максимальна інтенсивність обчислюється за такою формулою:

$$I_{max} = \frac{L_{roadA}}{T} = \frac{\frac{L_{road}}{L_a}}{\frac{L_{road}}{V_{max}}} = \frac{V_{max}}{L_a}. \quad (6)$$

Тоді показник інтенсивності руху визначається таким чином:

$$TLIR = \frac{I}{I_{max}} = \frac{\frac{TLCRm \cdot V_a}{L_a}}{\frac{V_{max}}{L_a}} = MTLCR \cdot \frac{V_a}{V_{max}}. \quad (7)$$

Система двох показників дає змогу точно визначити завантаженість дороги та інтенсивність руху транспорту. За двома показниками можна однозначно визначити стан трафіку на ділянці дороги, що спостерігається (табл. 3).

Таблиця 3. Визначення стану трафіку на ділянці дороги за двома показниками завантаженості ($MTLCR$) та інтенсивності руху ($TLIR$)

Значення показників	Стан
$MTLCR \rightarrow 0$ $TLIR \rightarrow 0$	Відсутні транспортні засоби на дорозі (дорога не завантажена і транспортні засоби не рухаються)
$MTLCR \rightarrow 1$ $TLIR \rightarrow 0$	Затор (дорога максимально завантажена і транспортні засоби не рухаються)
$MTLCR \rightarrow 1$ $TLIR \rightarrow 1$	Дорога максимально завантажена і транспортні засоби рухаються з максимальною дозволеною швидкістю

Архітектура програмного засобу для моніторингу показників дорожнього руху *MTLCR* та *TLIR*

Оскільки YOLOv7 є хоча й ефективною, проте доволі ресурсоємною моделлю нейронної мережі, на відміну від U-Net, було б логічно рознести їх у різні процеси і окремо виділяти їм необхідні обчислювальні ресурси. Також, для обчислення показників нам потрібні результати обробки кадрів з обох нейромереж. На рис. 4 зображена запропонована архітектура програмного засобу для обчислення системи показників в реальному часі для однієї або декількох досліджуваних ділянок дороги. Окремими процесами в реальному часі обчислюються середні швидкості автомобілей на досліджуваних ділянках дороги і зберігаються у зовнішній пам'яті з часовими відмітками. Ці середні швидкості використовуються після того, як обчислюється *MTLCR*, для оцінки актуальної швидкості потоку та розрахунку *TLIR*.

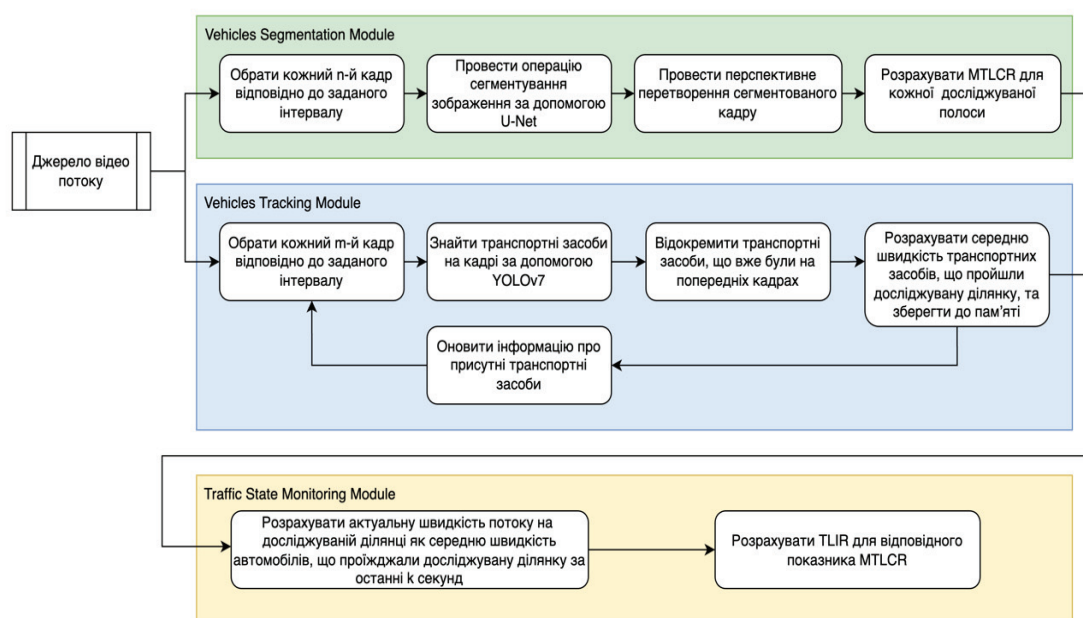


Рис. 4. Архітектура програмного засобу для моніторингу показників *MTLCR* та *TLIR*

Висновки

У даному дослідженні розглянуто методи та програмні засоби моніторингу трафіку на ділянці дороги за допомогою аналізу відеопотоку з камер відеоспостереження. Виявлено можливість неточного визначення завантаження смуги руху за показником *TLCR*, пов'язану з перспективою зображення та враховуванням верхніх частин зображення автомобілів у розрахунку показника для сусідньої смуги руху, та запропоновано модифікацію показника *MTLCR*, що частково вирішує вказані проблеми.

Введено новий показник інтенсивності руху TLIR. Він базується на модифікованому показнику MTLCR та додатковій обробці кадрів руху. Показник TLIR дозволяє оцінювати інтенсивність потоку транспорту, швидко адаптуючись до змін ситуації на дорозі. У результаті було введено систему двох показників (MTLCR та TLIR), яка дає змогу визначити завантаженість дороги та інтенсивність руху транспорту з точністю 85-90%. Ця система допомагає класифікувати стан трафіку на ділянці дороги, надаючи важливі дані для управління трафіком та поліпшення руху. Розроблена система показників в подальшому може бути використана для моделювання транспортних систем. Запропоновано архітектуру програмного засобу для обчислення системи показників у реальному часі.

Подальший розвиток наукового дослідження може бути пов'язаний з розробкою методів оцінки розглянутих показників для нелінійних ділянок дороги, підвищення точності розрахунку MTLRC шляхом відокремлення тільки основи автомобіля на етапі сегментації зображення.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. 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
2. Kulkarni A. P. and Baligar V. P., "Real Time Vehicle Detection, Tracking and Counting Using Raspberry-Pi," *2020 2nd International Conference on Innovative Mechanisms for Industry Applications (ICIMIA)*, Bangalore, India, 2020, pp. 603-607, doi: 10.1109/ICIMIA48430.2020.9074944.
3. Ronneberger, O., Fischer, P. and Brox, T. (2015). U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In *International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention* (pp. 234-241). Springer, Cham.
4. Car and truck traffic on the highway in europe poland summer day. URL: <https://www.vecteezy.com/video/7957364-car-and-truck-traffic-on-the-highway-in-europe-poland-summer-day> (date of access: 25.09.2023)
5. OpenCV. URL:<https://docs.opencv.org/4.x/> (date of access: 25.09.2023)
6. C. -Y. Wang, A. Bochkovskiy and H. -Y. M. Liao, "YOLOv7: Trainable Bag-of-Freebies Sets New State-of-the-Art for Real-Time Object Detectors," *2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Vancouver, BC, Canada, 2023, pp. 7464-7475, doi: 10.1109/CVPR52729.2023.00721.
7. Dahl, M., Javadi, S. (2020). Analytical Modeling for a Video-Based Vehicle Speed Measurement Framework. *Sensors* 20, 160.