

УДК 625.768.5

**DIRECTION OF IMPROVEMENT OF ROAD DATA COLLECTING VEHICLES****НАПРЯМОК ВДОСКОНАЛЕННЯ ХОДОВИХ ДОРОЖНИХ ЛАБОРАТОРІЙ****Smolianiuk R.V. / Смолянчук Р.В.***k.t.s., as.prof. / к.т.н., доц.*

ORCID: 0000-0001-7087-7834

**Smolianiuk N.V. / Смолянчук Н.В.***k.t.s., as.prof. / к.т.н., доц.*

ORCID: 0000-0003-4254-8990

*Kharkiv National Automobile and Highway University,**Kharkiv, Yaroslava Mudrogo St. 25, 61002**Харківський національний автомобільно-дорожній університет,**Харків, Ярослава Мудрого, 25, 61002*

**Анотація.** Основними засобами отримання актуальної інформації про стан автомобільних доріг залишаються ходові дорожні лабораторії. Невід'ємним елементом таких систем є засоби відео діагностики автомобільних доріг. Сучасний рівень комп'ютерних технологій дозволяє оперувати великими об'ємами даних, створювати бази даних, що містять зображення всіх елементів автомобільної дороги. Але до цього часу обробка зображень поверхні дороги для виявлення дефектів і пошкоджень покриття, а також дорожньої розмітки, потребує значної людської праці. В роботі розглянуто можливий шлях вдосконалення відео систем за рахунок автоматизації пошуку дорожньої розмітки на зображеннях поверхні дороги, отриманих ходовими дорожніми лабораторіями.

**Ключові слова:** ходові дорожні лабораторії, відео діагностика, обробка зображення, ходові лабораторії, дорожня розмітка.

**Abstract.** The main means of obtaining up-to-date information on the condition of highways remain road data collecting vehicles. An integral element of such systems are means of video diagnostics of highways. The modern level of computer technology allows you to operate with large volumes of data, create databases containing images of all elements of the highway. But until now, the processing of images of the road surface to detect defects and damage to the pavement, as well as road markings, requires considerable human effort. The paper examines a possible way to improve video systems by automating the search for road markings on road surface images obtained by road data collect vehicles.

**Key words:** road data collecting vehicles, video diagnostics, image processing, road laboratories, road markings.

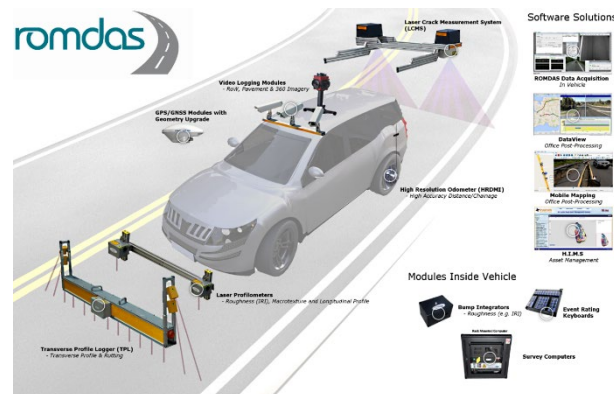
**Вступ.**

На сьогодні, як і багато років тому, одними з основних засобів організації дорожнього руху залишається дорожня розмітка. В умовах інтенсивного дорожнього руху фарба, що використовується для дорожньої розмітки, зношується за 3-6 місяців, сучасні полімерні матеріали – за кілька років. Тому питання контролю наявності і якості дорожньої розмітки набуває ще більшої актуальності. Оскільки мережа автомобільних доріг є значною і постійно збільшується, основним інструментом для контролю дорожньої розмітки є пересувні дорожні лабораторії.

**Огляд технологій отримання зображення**

Пересувні дорожні лабораторії пройшли значний шлях від простих аналогових камер, що встановлюються на даху автомобіля до складних систем,

що використовують промислові камери високої розподільчої здатності із спеціальними об'єктивами, засоби реєстрації пройденого шляху, системи позиціонування GPS і ряд інших систем (рисунок 1).



**Рисунок 1 - Система збору даних про дорогу фірми «ROMDAS»**

Джерело: [1]

У ХНАДУ була розроблена власна система відео діагностики автомобільних доріг (рисунок 2).

Головним недоліком «ОКО-2», як і більшості аналогічних систем, є велика кількість людської праці під час обробки отриманих зображень.



**Рисунок 2 - Пересувні лабораторії розробки ХНАДУ з системами відео діагностики**

Авторська розробка

### Основні алгоритми для пошуку дорожньої розмітки

У нашій роботі для виявлення дорожньої розмітки пропонується використовувати машинне навчання. Ідея цього підходу була взята з робіт [2] та [3]. Виявлення розмітки формулюється як завдання класифікації суперпікселів зображення або сегментів. Ми використовуємо такий підхід із двох причин: по-перше, тільки сегменти можуть надати просторову інформацію, таку як орієнтація сегмента, подовження, площу, дуже суттєву для класифікації; по-друге, це дуже прискорює роботу системи.

На відміну від наведених вище робіт, запропонований у роботі підхід заснований на використанні каскаду пересегментації. Сама ідея каскадів запозичена з роботи [4]. Найзагальніша схема роботи каскаду така: є каскад класифікаторів, кожен наступний з яких «складніший» за попередній («складність» класифікатору визначається залежно від специфіки даних або програми). Масив вхідних даних проходить через ці класифікатори по черзі;

кожен класифікатор відсіює ті дані, які точно не належать шуканому класу, дані, що залишилися передаються наступному, більш «складному» класифікатору, для уточнення та ін. Кожен класифікатор «натренований» так, щоб максимізувати кількість вірних виявлень на кожному шарі каскаду (на кожній ітерації проходження даних через каскад). Це дозволяє «складним» класифікаторам сфокусуватися лише на спірних районах, що збільшує швидкість роботи системи загалом.

Стосовно системи, що пропонується, схема роботи каскадів наступна. З кожним класифікатором пов'язані параметри пересегментації, на якій цей класифікатор був натренований. Класифікатор є більш «складним», якщо його пересегментація більш детальна, має менший масштаб суперпікселів.

На вході каскаду подається зображення-розгортка дорожнього покриття. Воно сегментується з параметрами першого класифікатора, після чого отримані сегменти класифікуються так, щоб відсоток вірних виявлень був близький до 100%, тобто класифікатор відкинув лише ті сегменти, в котрих він «упевнений», що у них розмітки немає. Потім відкинуті сегменти зафарбовуються на вихідному зображенні чорним кольором, що дає прискорення роботи наступної пересегментації. Далі це зображення переходять на новий шар, де вони знову сегментується, але вже з меншим масштабом, і повторюється описана процедура. Так відбувається до останнього шару, на якому класифікатор вже «натренований» не на вірне виявлення всієї розмітки, на шкоду мінімізації хибних виявлень, а на стандартну класифікацію зображення.

Процес тренування такого каскаду вимагає суттєвої уваги. Як класифікатори можна використовувати Gentle AdaBoost [5] з деревом глибини 3 як базовий класифікатор, як один із найкращих на сьогодні класифікаторів [6]. Однак, тренування AdaBoost сфокусована на мінімізації загальної помилки, а не максимізації вірних виявлень, нехай і з серйозним збільшенням числа помилкових виявлень. Простим виходом із положення є зміна порога для виходів AdaBoost. Зазвичай виходи вище 0 відносяться до об'єктів одного класу, нижче – іншого. Знижуючи поріг, ми збільшуємо число помилкових спрацьовувань, збільшуючи при цьому кількість вірних виявлень. Таким чином, для тренування каскаду необхідно вибрати два важливі параметра: кількість шарів каскаду та поріг для AdaBoost на кожному шарі. Хоча оптимальний вибір цих параметрів представляє велику труднощі [7], існує проста схема їхнього отримання, дає непогані результати.

Алгоритм налаштування каскаду класифікаторів:

- вибираємо мінімальний прийнятний рівень вірних
- виявлень на одному шарі –  $d$ ;
- вибираємо цільове значення рівня хибних виявлень після проходження каскаду  $F_{target}$ ;
- вибираємо початкові параметри пересегментації  $F_0 = 1,0, D_0 = 1,0, i = 0$ ;
- Поки що  $F_i > F_{target}$ 
  - a)  $i = i + 1$
  - b) сегментуємо тренувальний набір зображень, отримуємо  $P$  – набір даних

- для сегментів розмітки,  $N$  - набір даних для сторонніх сегментів;
- c) використовуючи  $P$  та  $N$ , тренуємо класифікатор AdaBoost;
- d) для даної сегментації та натренованого класифікатора робимо оцінку на контрольному наборі, обчислюємо  $F_i$ ,  $D_i$ ;
- e) Знижуємо поріг AdaBoost, поки  $D_i$  стане не менше  $d$  (це впливає і на  $F_i$ );
- f) зменшуємо масштаб пересегментації;
- сегментуємо тренувальний набір зображень з фінальними параметрами пересегментації;
- тренуємо останній шар каскаду з порогом, що дорівнює 0.

Залишається лише вибрати мінімальний прийнятний рівень вірних виявлень та цільове значення рівня хибних спрацьовувань. Вони вибираються емпірично з наступного принципу (1).

$$D = \prod_{i=1}^n d_i, \quad (1)$$

де  $D$  – результуючий рівень вірних виявлень всього каскадного класифікатора;  
 $d_i$  – відповідні рівні кожного шару.

Джерело: [8]

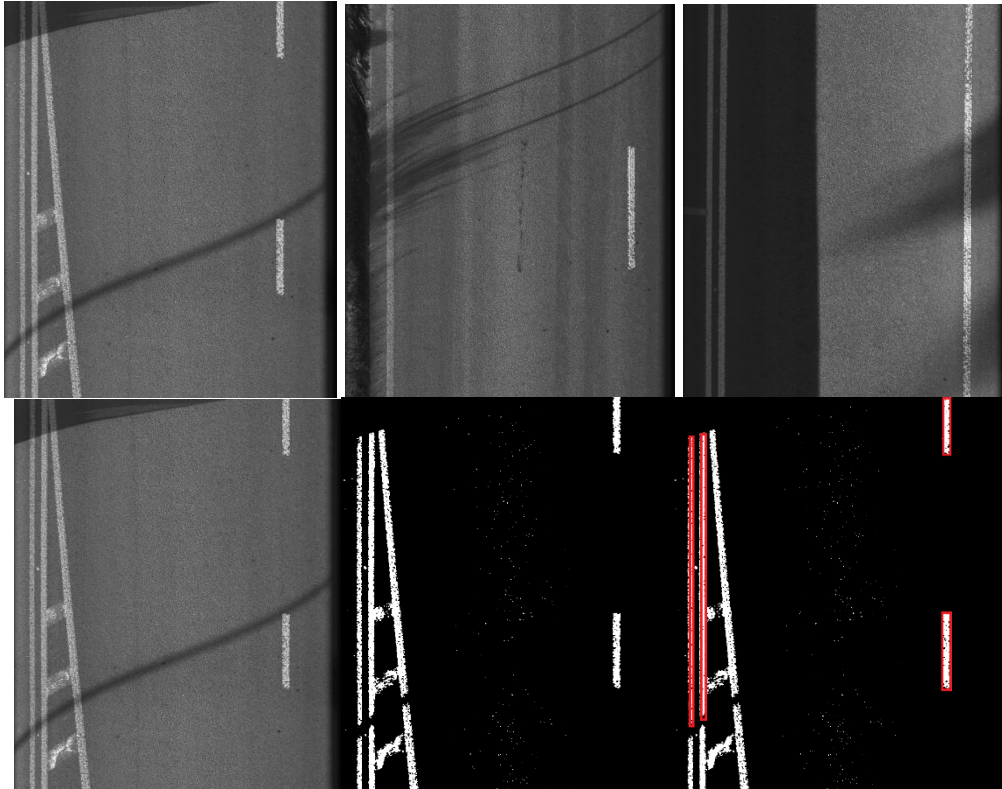
Отже, щоб отримати 90 % вірних виявлень, каскаду із десяти шарів достатньо мати на кожному шарі рівень вірних спрацьовувань, рівний 0,99 (оскільки 0,9 приблизно дорівнює 0,9910). Цільове значення рівня помилкових виявлень вибирається з такого ж співвідношення, але враховуючи, що рівні хибних виявлень ми не знаємо наперед, і вони знаходяться приблизно між 0,7-0,8 на першій ітерації та цільовим  $F_{target}$ , плавно зменшуючись.

### Експериментальні дослідження

В якості вихідних даних для виконання досліджень були використані результати обстежень автомобільних доріг, отримані системою «ОКО-2». Для отримання оцінок якості роботи системи та підрахунку помилок було вручну проведено розмітку цих зображень так, щоб одним кольором вказувалися ділянки, що відносяться до розмітки, а іншим – що відносяться до дороги та стороннім об'єктам. Набір був поділений на три рівні частини: набір для навчання класифікаторів в кожному шарі каскаду, набір для контролю числа вірних і помилкових виявлень при тренуванні каскаду та набір для оцінки якості роботи каскаду після його отримання. У кожен із наборів увійшли зображення з різними якістю освітлення, рівнем шуму та якістю розмітки.

Для тренування каскадного класифікатора було використано алгоритм, описаний у попередній частині, де мінімальний рівень вірних виявлень був обраний як 0,99, а цільовий рівень хибних спрацьовувань – 0,15. Натренований каскад складався з 9 шарів. Оцінки кількості вірних та хибних виявлень були отримані з допомогою підрахунку вірно та невірно визначених пікселів на зображенні. У результаті каскад класифікаторів на тестовому наборі дав 92 % вірних виявлень та 0,07 % хибних виявлень (рисунок 3).

Для порівняння було реалізовано ще два простіші алгоритми виявлення дорожньої розмітки. Перший алгоритм включає одну пересегментацію і класифікацію отриманих сегментів за допомогою машинного навчання. Другий алгоритм складається з кількох пересегментацій різного масштабу.



**Рисунок 3 – Процес виявлення елементів розмітки на зображеннях автомобільної дороги Слов'янськ - Донецьк – Маріуполь на ділянці км 5+000 – км 10+305, отриманих системою «ОКО-2»**

*Авторська розробка*

Підсумкові результати порівняння показані в таблиці 1.

**Таблиця 1 – Результати порівняння різних алгоритмів**

	Вірні виявлення	Хибні виявлення
Каскадна класифікація	92,0 %	0,07 %
Класифікація однієї сегментації	89,5 %	0,09 %
Класифікація декількох сегментацій	88 %	0,04 %

*Авторська розробка*

Як видно з таблиці 1, при вдало підібраній сегментації, проста класифікація дає більший рівень вірних виявлень, ніж класифікація з кількома пересегментаціями. Однак остання дає вдвічі менший рівень хибних виявлень. Цей рівень не може досягти і каскадний алгоритм, який виявився найкращим за рівнем вірних виявлень.

### **Висновки.**

У статті розглянуті підходи до автоматизації процесу виявлення дорожньої розмітки на зображеннях, що отримуються ходовими дорожніми лабораторіями на прикладі зображень з системи «ОКО-2». Жоден з підходів не гарантує стовідсотковий результат. Для реалізації в програмному забезпеченні можна рекомендувати лише метод з мінімальними хибними виявленнями, оскільки в інших випадках підвищується ступінь участі людини, яка повинна буде їх ідентифікувати і виправити.

**Література:**

1. ROMDAS. Road Survey Equipment Manufacturer. URL: <https://www.linkedin.com/company/romdas/about/> (дата звернення 10.10.2022 р.)
2. Richard Hartley , Andrew Zisserman, “Multiple view geometry in computer vision”, Cambridge University Press, New York, NY, 2001.
3. L.Yang, P.Meer, D.J.Foran "Multiple class segmentation using a unified framework over Mean-Shift patches" In Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.1-8, 2007.
4. P.Viola, M.J.Jones "Robust real-time face detection" In Proc. of International Journal of Computer Vision 57(2), pp.137-154, 2004.
5. J. Friedman and T. Hastie and R. Tibshirani, "Additive logistic regression: A statistical vie on boosting" Stanford university technical report.
6. R.Caruana, A.Niculescu-Mizil “An empirical comparison of supervised learning algorithms” In Proc. of the 23rd International Conference on Machine Learning,pp.161-168, 2006.
7. S.C.Brubaker, M.D.Mullin, J.M.Rehg “Towards optimal training of cascaded detectors” In. Proc. of European Conference on Computer Vision, pp.325-337, 2006.

Стаття відправлена: 15.03.2023 р.  
© Смолянчук Р.В., Смолянчук Н.В.