

# МЕТОДИ ВДОСКОНАЛЕННЯ СИСТЕМ ВІДЕО ДІАГНОСТИКИ АВТОМОБІЛЬНИХ ДОРІГ

*Пошукайло В.А., студент гр. Д-36т1-20,  
Харківський національний автомобільно-дорожній університет  
Смолянюк Р.В., к.т.н., доцент,  
[rovlsm@yahoo.com](mailto:rovlsm@yahoo.com)*

*Харківський національний автомобільно-дорожній університет*

Зображення будь-якого об'єкту є найінформативнішим способом передачі даних. Це пов'язане перш за все з тим, що людина більшу частину інформації сприймає через очі. Тому для оцінки стану дорожніх знаків та інженерного облаштування на протязі великого проміжку часу використовується візуальне обстеження. З появою технічних засобів реєстрації зображень (фотокамери, відеокамери) ця робота почала істотно вдосконалюватися. Стрімкий розвиток дорожньої мережі в світі призвів до того, що лише візуальним обстеженням неможливо було охоплювати всю мережу доріг. Тому стали розвиватися різні засоби для відео та фото зйомки автомобільних доріг для подальшої обробки отриманих зображень. До того ж зображення є своєрідним документом, який можуть оцінювати різні експерти для зменшення похибок та підвищення якості. Стрімкий розвиток комп'ютерної техніки останні роки призвів до появи новітніх засобів реєстрації зображень, які стали використовуватися при діагностиці автомобільних доріг. Засоби відео зйомки з системи просторової орієнтації і системами реєстрації пройденого шляху створюють відео системи, які встановлюють на ходові дорожні лабораторії, і які призначені для оцінки пошкоджень покриття автомобільних доріг, наявності і стану елементів облаштування та засобів безпеки дорожнього руху.

Головним недоліком більшості відео систем є велика кількість людської праці під час обробки отриманих зображень. Це стосується як оцінки стану дорожнього покриття, так і облаштування чи засобів безпеки дорожнього руху.

Наприклад, систему розпізнавання дорожніх знаків (Traffic Sign Recognition, TSR) мають в своєму активі багато відомих автовиробників – Audi, BMW, Ford, Mercedes-Benz, Opel, Volkswagen. Система розпізнавання дорожніх знаків на автомобілях Opel входить до складу системи Opel Eye (разом з системою Lane Departure Warning). Система Opel Eye відзначена в числі кращих розробок в області автомобільної безпеки 2010 року. Mercedes-Benz назвав свою систему Speed Limit Assist (система контролю обмеження швидкості), Volvo – Road Sign Information, RSI (система інформування про дорожні знаки). Але алгоритми ідентифікації дорожніх знаків в програмному забезпеченні ходових дорожніх лабораторій фактично не використовуються.

Розпізнавання дорожнього знаку зазвичай відбувається в два етапи: детектування знаку і подальше розпізнавання. На етапі детектування зображення обробляється для поліпшення його якості і піддається сегментації відповідно з такими ознаками дорожнього знаку як колір і геометрична форма. Результатом етапу виявлення є зображення із зазначеними областями інтересу, які придатні

для подальшого розпізнавання дорожнього знаку. Більшість алгоритмів призначені лише для детектування дорожніх знаків. Безпосередньо алгоритми не можуть визначити стан знаку, відмінність отриманого зображення знаку від еталонного.



Рисунок 1 – Приклади нестандартних і пошкоджених знаків

Тому для обстеження автомобільних доріг повинні використовуватися значно складніші алгоритми, здатні не тільки визначати дорожні знаки, а й визначати їх стан (рисунок 1).

Огляд літературних джерел і робіт кафедри дозволяє зробити висновок, що найбільш перспективним є використання нейронних мереж.

Даний алгоритм складається з наступних блоків:

- навчання каскаду для детектування;
- пошук знаку;
- фільтрація отриманого результату;

На першому етапі формується навчається вибірка для виявлення дорожнього знаку. Для нормального навчання необхідно більше тисячі зображень позитивної і більше двох тисяч негативної вибірки зображень. До позитивної вибірки відносяться дорожні знаки одного типу, вибрані з реального оточення. До негативної – ділянки фотографій на яких відсутній дорожній знак.

На начальному етапі такий підхід потребує значно більших ресурсів. Але із здобуттям «досвіду» (збільшення в базі кількості зображень дорожніх знаків, що відносяться як до позитивної, так і до негативної вибірки) якість детектування буде збільшуватися. Існує реальна перспектива детектування 100 % дорожніх знаків таким алгоритмом.

Для виявлення дорожньої розмітки пропонується використовувати машинне навчання. Ідея цього підходу була взята з робіт [1] та [2]. Виявлення розмітки формулюється як завдання класифікації суперпікселів зображення або сегментів. Такий підхід рекомендується із двох причин: сегменти можуть надати просторову інформацію, таку як орієнтація сегмента, площа та подовження і це дуже прискорює роботу системи.

Також підвищити якість виявлення розмітки можуть допомогти «каскади пересегментації» [3]. 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 проходу 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 [4] з деревом глибини 3 як базовий класифікатор, як один із найкращих на сьогодні класифікаторів [5]. 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 [6], існує проста схема їхнього отримання, дає непогані результати.

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, плавно зменшуючись.

### Література

1. Richard Hartley , Andrew Zisserman, "Multiple view geometry in computer vision", Cambridge University Press, New York, NY, 2001.
2. 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.
3. P.Viola, M.J.Jones "Robust real-time face detection" In Proc. of International Journal of Computer Vision 57(2), pp.137-154, 2004.
4. J. Friedman and T. Hastie and R. Tibshirani, "Additive logistic regression: A statistical view on boosting" Stanford university technical report.
5. 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.
6. 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.