

НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ МЕТОДИ РОЗПІЗНАВАННЯ НОМЕРНИХ ЗНАКІВ НА АВТО

Мальченко П.О., бакалавр, магістр 1-го курсу, група 501,

Наукові керівники: Сіденко Є.В., канд. техн., наук, доцент, Іванов Г.О.,

канд. техн., наук, доцент,

*Чорноморський національний університет імені Петра Могили
Миколаївський національний аграрний університет*

У цю епоху швидкозростаючих технологій серед людей існує величезний попит на безпечний спосіб життя та подорожі. За останнє десятиліття кількість транспортних засобів на дорогах зростає. Відстеження окремих транспортних засобів стає дуже складним завданням, оскільки автомобільний сектор щодня зростає.

Завдяки навчанню з наглядом на великій кількості прикладів сверточна нейронна сеть [convolution neural network (CNN)] може вивчати складні шаблони, відображені на високорозмірні корисні функції. CNN досяг успіху в області комп'ютерного зору. Виявлення об'єктів [1], розпізнавання об'єктів, оптичне розпізнавання символів [2], розпізнавання обличчя та розпізнавання номерних знаків [3] – це завдання, у яких використання CNN дозволило досягти найсучасніших результатів.

У цій роботі пропонується автоматизована система відстеження транспортних засобів, що швидко рухаються, за допомогою камер спостереження на узбіччі. Процес отримання кадрів відеоспостереження у фоновому режимі реального часу є дуже виснажливим процесом. Щоб вирішити цю проблему, для виявлення об'єктів використовується ефективна модель глибокого навчання, наприклад YouOnlyLookOnce (YOLO).

Даний підхід складається з п'яти основних етапів. На першому кроці відеозапис перетворюється на зображення. На наступному кроці на автомобілях виявляється номерний знак. На третьому відбувається сегментація символів. На четвертому – класифікація отриманих значень.

На останньому етапі з виявлених номерних знаків розпізнаються символи номерних знаків. Запропонована модель глибокого навчання використовує бібліотеку sklearn, щоб полегшити процес навчання.

Тренування мережі відбувається завдяки бібліотеці Scikit-learn. В ній наявна реалізація загорткової нейронної мережі, яка і буде навчатися. Для навчання вибірка даних має бути видозмінена. Під видозміною мається на увазі перетворення зображень на чорно-білі для подальшого використання порогового методу, що дозволяє відділяти зображення від фонів. Такий самий метод буде використаний при сегментації зображень. Навчальна вибірка для кожного символу складається із зображень, що мають розмір 20 на 20 пікселів. Після перетворення зображення інформація про кожне зберігається у вектор даних розміром 1 на 400. Так вимагає класифікатор, який працює не з матрицею значень, а із вектором.

Робота з відео незначним чином відрізняється від роботи із зображеннями, адже кожне відео розбивається на кадри, тобто зображення, де і відбувається пошук номерної таблички. Для цього використовується бібліотека OpenCV. Сама бібліотека надає функціонал, що дозволяє використовувати комп'ютерний зір, але в цьому випадку буде використано інший функціонал: визначення кількості кадрів у відео, та розбиття його на ці самі кадри з подальшою обробкою кожного.

Далі має відбуватися перехресна валідація, яка розбиває навчальну вибірку на кілька частин і працює з кожною окремо. Тобто, при зазначенні цього параметру 4, отримаємо чотири частини вибірки, 3/4 з яких будуть використані для навчання, а ще 1/4 для перевірки навчання. І так по колу, поки вибірка не повернеться на своє початкове положення.

Наступним застосовується алгоритм визначення «порогів» на зображенні Thresholding. Це простий метод відділення об'єкту від фону. Далі відбувається визначення наявності на зображенні великого (15-40% ширини початкового зображення) простору з різким перепадом кольору.

Сегментація номерної таблички для виявлення символів заснована на методі прямого перебору розмірностей рамки для символу. Це означає, що вибираються найменші значення у припущенні і застосовуються на табличку. Потім кожен другий символ перевіряється на правильність положення таким самим чином, як і визначення початку першого символу, але для двох осей одразу. Якщо символи підходять за розміром для своєї рамки, процес зупиняється. Якщо хоча б один із символів не закінчується у межах рамки, процес починає збільшувати її розміри, відповідно до осі, яка зустріла символ.

Перед початком класифікації, отримане зображення потрібно розбити на вектор значень, що будуть класифікуватися. Усі прямокутники, де наявні символи, будуть трансформовані у такі вектори, що дозволить отримані значення порівнювати із тими, що наявні у моделі.

Після сортування, відбувається визначення самого номерного знаку. Відповідно до класифікованих значень для символів, відбувається формування номерного знаку, без пробілів.

Запропонований метод досяг загальної точності 97,6% на нашому наборі даних. Це близьке до точності передбачення на рівні людини, але не відповідає вимогам 99% точності, встановленим раніше для ефективної заміни людини. Проте запропонований метод може бути використаний у системі з допомогою людини. У такому рішенні цікавими є два показники продуктивності.

По-перше, кількість зображень номерних знаків, які система потребувала людської допомоги. Це також може бути розраховано як робоче навантаження людини, необхідне для надання допомоги системі.

По-друге, кількість невірно передбачуваних табличок, до яких система не зверталася за допомогою (помилкові результати). Помилки, які залишилися непоміченими системою. В ідеалі обидві ставки мають бути низькими.

Система з допомогою людини, що використовує запропонований метод, значно зменшить обсяг ручної роботи, оскільки лише 2 із 41 зображень тестового набору залишилися непередбачуваними. Загалом, робоче навантаження на людину було б зменшено до 4.8% від початкового робочого навантаження. Така система, ймовірно, може бути корисною в багатьох реальних програмах, які потребують ALPR.

У зв'язку з вищесказаним, стає очевидним, що використання такої системи є корисним інструментом для спрощення роботи людини у сфері нагляду за авто як то на автомобільній стоянці чи на пропускному пункті з великою пропускною властивістю.

Список використаних джерел

1. R. Girshick, J. Donahue, T. Darrell, and J. Malik, "Richfeaturehierarchiesforaccurateobjectdetectionandsemanticsegmentation," in The IEEE ConferenceonComputerVisionandPatternRecognition (CVPR), June 2014.
2. Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deeplearning," Nature, 2015.
3. R. Yang, H. Yin, and X. Chen, "Licenseplatedetectionbasedonsparseautoencoder," Proc. IEEE, 2015.