

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЧОРНОМОРСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ ПЕТРА МОГИЛИ

Зінченко Владислав Валентинович

УДК 004.89

Технологія комп'ютерного зору для контролю та оптимізації дорожнього руху

Шифр

Автореферат
магістерської наукової роботи на здобуття освітньої кваліфікації
«Магістр системного аналізу»

Миколаїв – 2020

Магістерська наукова робота є рукопис.

Робота виконана в Чорноморському національному університеті імені Петра Могили Міністерства освіти і науки України на кафедрі інтелектуальних інформаційних систем

Науковий керівник: к.т.н., доцент, доцент кафедри інтелектуальних інформаційних систем Кондратенко Галина Володимирівна

Рецензент: к.т.н, доцент, доцент кафедри інтелектуальних комп'ютерної інженерії Журавська Ірина Миколаївна

Захист відбудеться «26» лютого 2020 р. о 9³⁰ год. на засіданні екзаменаційної комісії (ауд. 2-403) у Чорноморському національному університеті імені Петра Могили за адресою: 54003, м. Миколаїв, вул. 68-ми Десантників, 10.

З магістерською науковою роботою можна ознайомитися в бібліотеці Чорноморського національного університету імені Петра Могили за адресою: 54003, м. Миколаїв, вул. 68-ми Десантників, 10.

Автореферат представлений «___» лютого 2020 р.

Секретар
екзаменаційної комісії,

к.пед.н., доцент

Болюбаш

Н. М.

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

Актуальність: комп'ютерний зір на даний час є досить розвиненим напрямком інформаційних технологій, попри це системи розпізнавання, класифікації та відслідковування об'єктів не набули широкого впровадження в повсякденні аспекти життя. Тому зараз ми поки що не маємо на міських дорогах інтелектуальної автоматизованої системи управління дорожнім рухом, що могла б реагувати на зміни міського трафіку в автоматичному режимі. Актуальність даної роботи полягає в розробці системи, що дозволить зменшити час очікування при перетині регульованих перехресть з використанням методів комп'ютерного бачення.

Метою магістерської наукової роботи є створення системи контролю та оптимізації дорожнього руху, що буде обирати режим роботи світлофора в залежності від дорожньої ситуації.

Об'єкт дослідження: процес розпізнавання об'єктів та їх відслідковування на відеозображеннях.

Предмет дослідження: архітектури нейронних мереж, що застосовуються для розпізнавання та класифікації об'єктів на зображеннях, та можуть застосовуватись до відео.

Практичне значення отриманих результатів даної магістерської роботи полягає у можливості застосування

Апробація результатів магістерської наукової роботи.

Зінченко В.В. Система контролю дорожнього руху з використанням технології комп'ютерного зору. 2020: тези доповідей, Миколаїв ЧНУ, 28-31 січня, 2020. – С.7-9.

Магістерська наукова робота складається із вступу, 6 розділів, висновків, додатків. Загальний обсяг роботи складає 130 сторінок, 42-ох рисунків, 2 таблиць та 34 посилань на літературні джерела.

ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

У **вступі** магістерської наукової роботи обґрунтовано актуальність обраної теми, сформульовано мету і задачі дослідження, визначено предмет та об'єкт дослідження.

У **першому розділі** наведено загальний огляд методів розпізнавання об'єктів на відео, що можуть бути використані для вирішення завдання розпізнавання ТЗ.

Протягом останніх років в алгоритмічному аспекті послідовність дій по обробці зображення прийнято розглядати в згоді з так званою модульною парадигмою. Виходячи з цього, в області машинного зору прийнято виділяти такі основні етапи обробки даних:

- обробка зображень;
- сегментація;
- виділення геометричної структури;
- визначення відносної структури і семантики.

Засновуючись на цих етапах можна виділити такі рівні обробки даних: обробка нижнього рівня, середнього рівня, високого рівня (рис.1).

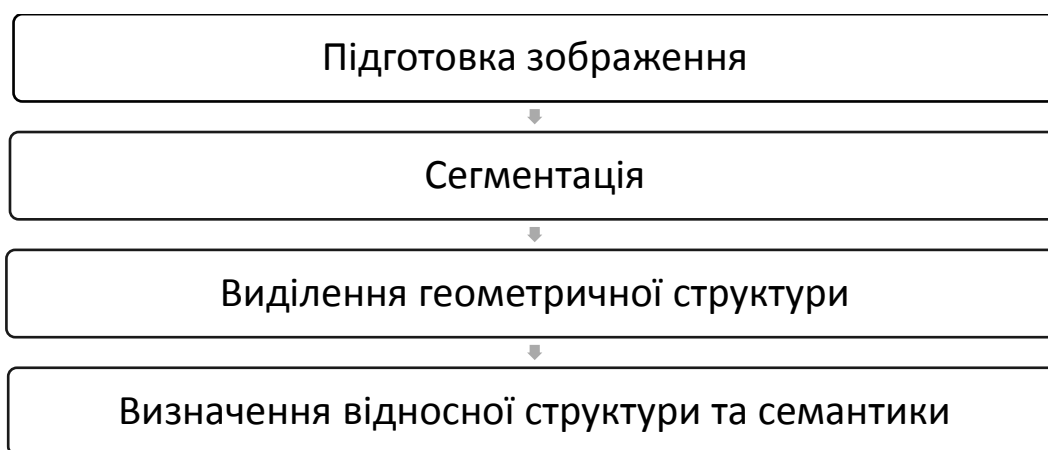


Рис.1. Рівні обробки даних.

Сформулюємо основні вимоги до методів і алгоритмів машинного зору на прикладі найбільш специфічної групи алгоритмів - алгоритмів виявлення об'єктів на зображеннях. При цьому будемо розглядати три основні типи вимог:

- стійкість;
- точність;
- обчислювальна реалізація.

Розпізнавання образів є досить широка сфера, вже виділено багато задач з цієї області. В першу чергу необхідно розуміти базові поняття даного процесу. Основні категорії:

- Клас – множина об'єктів, які мають спільні властивості.
- Класифікація – процес розподілу об'єктів за класами, відповідно до їх характеристик.
- Класифікатор – засіб, який на вхід отримує набір властивостей об'єкта, а на виході видає клас, до якого об'єкт має бути віднесений.
- Верифікація – процес зіставлення певного об'єкта з моделлю об'єкта або з описом класу.
- Ознака – кількісний опис властивості досліджуваного об'єкта або явища.

Загалом можна виділити 3 групи методів розпізнавання об'єктів за інструментарієм:

- Порівняння зі зразком: до цієї групи відносять методи і методики, які використовують категорію відстані та приближення (класифікації з найближчим середнім, відстань до найближчого сусіднього значення тощо).
- Статистичні методи: засновані на розрахунку ймовірності (наприклад, баєсівський метод).
- Нейронні мережі: використання навчання нейронних мереж. Дані методи розкривають можливість розпізнавання під час навчання мережі.

Наведемо також іншу альтернативну класифікацію методів за способом подання:

- Методи повного зіставлення. Зіставлення об'єктів відбувається без відокремлення окремих ознак. Серед переваг є те, що мінімум інформації може бути втрачено. Але недоліком є те, що дані методи є достатньо

витратними, оскільки необхідно обробити велику кількість інформації, тому вони не завжди бувають продуктивними.

- Методи зіставлення за ознаками або структурні методи. Зіставлення об'єктів відбувається за певними характерними ознаками, особливостями. Головна перевага таких методів в тому, що вони стійкі до змін позиції, освітлення, розміру тощо. Але недоліком є те, що досить складно автоматично виділити оптимальний набір ознак для класифікації, а також висока складність обчислень.

- Гібридні методи. Найбільш схожі на принципи людського зору: об'єкт оцінюється як загалом, так і окремі його характерні риси.

Серед методів аналізу зображень та розпізнавання об'єктів можна виділити метод контурного аналізу. Основою даного методу є отримання зовнішнього контуру зображення об'єктів у вигляді замкненої кривої чи сукупності дуг. Точки, що складають контур об'єкта записуються, і представляються за допомогою методу представлення границь об'єктів:

- апроксимації кривих;
- відслідковування контурів;
- зв'язування точок перепадів.

Даний метод ґрунтується на припущенні, що контур зображення містить максимум необхідної інформації про форму об'єкта. Зазначимо, що внутрішні точки об'єкта при цьому не аналізуються. З одного боку це обмежує функціональність методу та його гнучкість, але з іншого спрощує обрахування та алгоритмічний підхід.

Проте метод контурного аналізу має ряд недоліків. Які можна поділити на дві основні групи проблем даної методики.

Перша група пов'язана з складністю визначення контуру при умові низької якості зображення, наявності значної кількості шумів, відсутності контрасту між фоном та контуром тощо. Інша група проблем пов'язана з принципами методу, а саме алгоритм не враховує можливість пересікання

об'єктів, що не завжди можливо досягнути. Таким чином сфери його застосування можуть бути значно обмежені.

Загалом можемо стверджувати, що незважаючи на наявні недоліки, метод контурного аналізу є досить простим, швидким, а отже привабливим для використання в умовах нормальної якості зображення та чіткої визначеності контурів об'єктів.

Класифікація по найближчому середньому. Об'єкт на зображенні представляється як вектор елементарних ознак. Множина векторів об'єктів можуть бути відомі системі заздалегідь в результаті навчання або передбачені на основі будь-яких моделей.

Алгоритм класифікації полягає в групуванні еталонних даних класу з використанням вектору середнього значення (математичного очікування). Наприклад, якщо об'єкт належить до класу i , то він знаходиться ближче до вектору математичного очікування класу i , ніж до векторів математичних очікувань інших класів.

Класифікація по відстані до найближчого сусіда. Алгоритм найближчого сусіда (nearest neighbor, NN) є найпростішим алгоритмом класифікації. Він відносить об'єкт, що класифікується $u \in X$ до того класу, якому належить найближчий навчальний об'єкт.

Навчання NN зводиться до запам'ятовування вибірки X . Єдина перевага цього алгоритму - простота реалізації. Недоліками є:

- нестійкість до похибок;
- відсутність параметрів, що настроюються за вибіркою.

Статистичні методи використовують деяку статистичну інформацію при вирішенні задачі розпізнавання. Метод визначає приналежність об'єкта до конкретного класу на основі ймовірності P . Баєсівський *підхід* спирається на теорему про те, що якщо щільності розподілу класів відомі, то алгоритм класифікації, що має мінімальну ймовірність помилок, можна виписати в явному вигляді. Такий тип класифікації називають «Наївною» тому, що в її

основі лежить припущення про те, що всі ознаки є незалежними один від одного.

Серед ознак наївної класифікації можна виділити:

- необхідно визначити всі змінні та встановити між ними залежності;
- всі змінні є однаково важливими;
- всі змінні є статистично незалежними.

Серед недоліків наївної класифікації можна виділити:

- тільки повна статистична незалежність всіх вхідних змінні дозволяє знаходити добуток вірогідностей;
- змінні мають бути в дискретному представленні;
- враховуються значення змінних незалежно від інших.

Основною ідеєю *методу опорних векторів* є трансформація вихідних векторів в простір з вищою розмірністю і пошук гіперплощини що їх розділяє з максимальним зазором в цьому просторі. Для прикладу візьмемо точки на площині, що розбиті на два класи. Можна провести лінію, що розділяє набір на ці класи. Якщо точка лежить вище прямої, то вона потрапляє до класу А, якщо нижче, то до класу В.

Штучна нейронна мережа (НМ) - математична модель, що дозволяє збирати штучні нейрони в одну мережу для вирішення якої-небудь задачі. НМ складаються з шарів, є вхідний шар, куди подається вхідний сигнал, є вихідний шар, звідки знімається результат роботи нейронної мережі, і між ними є приховані шари. Їх може бути 1,2,3 ... n . Якщо прихованих шарів більше, ніж 1, така мережа вважається глибокою, якщо 1, то неглибокою.

Існує безліч різних архітектур глибоких НМ, які відрізняються один від одної точністю розпізнавання, швидкістю розпізнавання, кількістю необхідної оперативної пам'яті і іншими параметрами. У цій роботі будуть розглянуті лише деякі сучасні архітектури. Слід зазначити, що як правило архітектури ResNet і VGG використовуються як базис для інших мереж або методів розпізнавання.

Для завдання, що розглядається в цій роботі, необхідно вибрати найбільш легкий класифікатор, який до того ж буде володіти достатньою точністю і швидкістю розпізнавання.

У таблиці 1 наведена інформація про кількість параметрів і шарів мереж аналізу.

Таблиця 1.

Порівняння НМ за кількістю шарів і параметрів

Нейронна мережа	Кількість параметрів	Кількість шарів
VGG-16	138 357 544	40
VGG-19	143 667 240	46
ResNet-50	25 610 216	177
AlexNet	62 378 344	8
LeNet-5	60 000	7
YOLO	51 000 657	106
VGG-16 + Faster R-CNN	140 757 544	57

В результаті аналізу було встановлено, що для поставленого завдання підходять глибокі нейронні мережі. Так як зображення, об'єкти в яких потрібно класифікувати, достатньо великі. Велика кількість згорткових шарів зможе виділити примітні ознаки для розв'язуваної задачі і робота такої мережі буде ефективною. Крім того, було вирішено використовувати комплексні рішення, такі як YOLO і Faster R-CNN.

У другому розділі описано математичну модель нейронних мереж і засобів для роботи з ними, наборів даних.

Модель штучного нейрона(рис. 2) була запропонована Уорреном Маккаллоком (Warren McCulloch) і Уолтером Питтсом (Walter Pitts) в роботі з моделювання нервової активності.

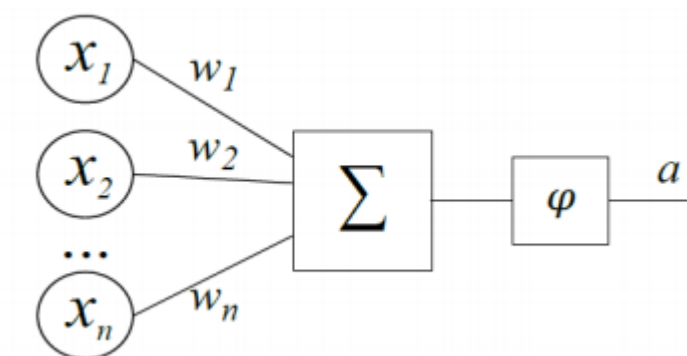


Рис.2 Модель штучного нейрона

Де, $x_1 \dots$ вхідні величини, а w_1 , ваги вхідних сигналів

Вихідний сигнал визначається за формулою:

$$a = \varphi(\sum_{i=1}^n w_i x_i),$$

(1)

Де φ функція активації, яка слугує для перетворення вхідного імпульсу в результуюче значення.

Об'єднуючи окремі нейрони можна отримати нейронну мережу. Для цього вихідні сигнали нейрона подають на вхід наступного нейрона. Нейронна мережа складається з декількох шарів, на кожному з яких може перебувати кілька нейронів. Шар, який приймає сигнали із зовнішнього світу, називається вхідним. Шар, який видає сигнали до зовнішнього світу, - вихідним, інші шари називаються прихованими.

Архітектура згорткової мережі являє собою чергування згорткових шарів і субдискретизуючих шарів. Вперше була запропонована в роботі. Структура такої мережі не має зворотніх зв'язків та обов'язково є багатошаровою.

Структура мережі - односпрямована (без зворотних зв'язків), принципово багат шарова. Згортковий шар нейронної мережі складається з набору карт ознак (набору матриць). У кожній такої карти є своє ядро, яке відповідає за фільтрацію даних.

Кількість карт обирається залежно від завдання, при більшій кількості карт, покращується якість розпізнавання, але при цьому зростає обчислювальна складність. У більшості випадків співвідношення кількості карт ознак пропонується вибирати рівним один до двох .

Розміри карт згорткового шару є однаковими і визначаються за формулою:

$$(w, h) = (mW - kW + 1, mH - kH + 1),$$

(2)

де (w, h) - обчислюваний розмір згорткової карти;

mW - ширина попередньої карти;

mH - висота попередньої карти;

kW - ширина ядра;

kH - висота ядра.

Ядро виступає у якості фільтра. Його задача полягає у знаходженні певних ознак по всій площі карти.

Одна з головних особливостей згорткової нейронної мережі, те що ядро також являє собою систему поділюваних ваг або синапсів. Багат шарова мережа складається з великої кількості зв'язків між нейронами (синапсів), що значною мірою уповільнює процес розпізнавання. Згорткова мережа використовує принцип загальних ваг, що дозволяє скоротити число нейронних зв'язків, і дозволяє знаходити певну ознаку по всій площі зображення.

Спочатку значення кожної карти згорткового шару рівні 0. Значення ваг ядер задаються випадковим чином в області від мінус 0,5 до 0,5. Ядро ковзає по попередній карті і виробляє операцію згортки, яка описується наступною формулою:

$$(f * g) [m, n] = \sum_{k,l} f [m - k, n - l] * g [k, l],$$

(3)

де f - вихідна матриця зображення;

g - ядро згортки.

Опишемо операцію згортки - вікном розмірністю ядра g проходимо з заданим кроком (зазвичай 1) все зображення f , на кожному кроці поелементно множимо вміст вікна на ядро g , результат підсумовується і записується в матрицю результату, візуально цей процес представлений на малюнку.

В кінцевому підсумку шар згортки можна описати формулою:

$$x^l = f(x^{l-1} * k^l + b^l),$$

(4)

де x^l - вихід шару l ;

$f()$ - функція активації;

b^l - коефіцієнт зсуву шару l ;

$*$ - операція згортки входу x з ядром k .

Скалярний результат кожної згортки потрапляє на функцію активації, яка являє собою якусь нелінійну функцію. Вона потрібна для того, щоб привнести в мережу нелінійність.

Однією з популярних функцій активації є функція ReLU (rectified linear unit), вперше вона була запропонована в роботі. Вона має таку формулу:

$$f(x) = \max(0, x).$$

(5)

Серед переваг використання даної функції:

- функція не схильна до насичення;

- використання даної функції підвищує швидкість збіжності стохастичного градієнтного спуску в порівнянні з сигмоїдою і гіперболічним тангенсом;

- не вимагає складних обчислень, так як виконується перетворенням

З недоліків виділяють недостатню надійність функції.

Субдискретизуючий шар (шар підмножини) також, як і згортковий має карти, але їх кількість співпадає з попереднім (згортковим) шаром. Мета шару - зменшення розмірності карт попереднього шару. Якщо на попередній операції згортки вже були виявлені певні ознаки, то для подальшої обробки настільки докладне зображення вже не потрібно, і воно ущільнюється до менш докладного. До того ж фільтрація вже непотрібних деталей перешкоджає перенавчання.

В процесі обробки ядром шару підмножини (фільтром) карти попереднього шару, ядро що сканує не перетинається на відміну від згорткового шару. Зазвичай, кожна карта має ядро розміром 2x2, що дозволяє зменшити попередні карти згорткового шару в 2 рази. Вся карта ознак розділяється на осередки 2x2 елемента, серед яких обираються максимальні за значенням.

Зазвичай в шарі підмножини застосовується функція активації ReLU. На малюнку 3 наведена операція підвибірки.

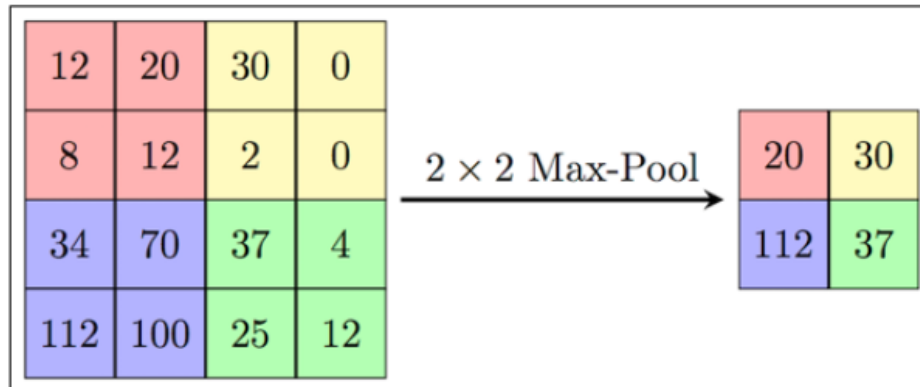


Рис.3. Операція створення підмножини, формування нового слою

Повнозв'язний шар можна розглядати як звичайний шар багатошарового перцептрона. Мета шару - класифікація, моделює складну нелінійну функцію, оптимізуючи яку, поліпшується якість розпізнавання.

Головна ідея шару виключення - замість навчання однієї глибокої НМ навчити множини декількох глибоких НМ, а потім усереднити отримані результати.

Шари, що реалізують даний метод, використовуються для запобігання перенавчання класифікатора. На практиці dropout використовується спільно з іншими регуляризаторами.

Навчання нейронної мережі для виконання поставлених перед нею завдань складається з налаштування її архітектури та обчислення вагів для зв'язків між окремими нейронами.

Тому після створення архітектури, мережа не зможе виконати задачі, для яких вона буде створена. Процес навчання можна представити у вигляді послідовного подання на вхід мережі образу, з навчального набору, та порівняння отриманої відповіді з необхідним (вірним) результатом. Для прикладу візьмемо два зображення, це зображення автомобіля, та зображення прохаждої частини, яка є порожньою. Різниця між очікуваною відповіддю і отриманим результатом є результатом функції помилки (дельта помилки). Яку потрібно поширити на всі нейрони в мережі.

Основним методом, що застосовується для навчання штучних нейронних мереж є алгоритм зворотного поширення помилки (backpropagation). Суть алгоритму полягає в тому, що ваги прихованого нейрона змінюватися прямо пропорційно помилці нейронів, з якими пов'язаний конкретний нейрон.

В третьому розділі розроблена концептуальна модель системи управління та оптимізації дорожнім рухом. На основі цієї моделі були побудовані функціональні моделі з використанням методології IDEF. Функціональна модель "як повинна бути" визначила структуру системи, яка розробляється і зв'язків між процесами. Використовуючи методологію UML, ми описали роботу інформаційної системи.

Четвертий розділ роботи присвячений описанню архітектури системи управління та оптимізації дорожнього руху. Дана архітектура була побудована на основі розроблених у третьому розділі моделей за допомогою різних методологій проектування, таких як IDEF та UML.

В загальному систему було поділено на декілька окремих модулів:

- Модуль обробки відео, для розпізнавання учасників дорожнього руху;
- Модуль контролю світлофорного регулювання;
- Модуль моделювання перехрестя.

Було описано основні класи кожного з вищезазначених модулів та їх основні методи. Також було наведено діаграму класів, що описує відношення між ними. Та розроблено алгоритм для поєднання модулів розпізнавання, класифікації та контролю Транспортних засобів.

Визначено найбільш підходящі метрики оцінки детектування ТЗ - AP, mAp. Та було наведено результати тестування мережі YOLOv3 по метриках AP, mAp. Найкращий результат детектування AP50 = 94,65%, найгірший AP = 88,71%. Даний результат задовольняє вимогам до програмного забезпечення.

У спеціальній частині магістерської наукової роботи з «Охорони праці та безпеки життєдіяльності» Проведено детальний аналіз умов праці та виявлено усі можливі шкідливі чинники, які впливають на людину під час роботи за комп'ютером.

Проаналізовано вимоги охорони праці щодо правильного поведіння в непередбачуваних обставинах.

Визначено як треба себе поводити так, щоб уникнути небезпеки ураження електричним струмом.

З'ясовано які показники вологості, температури та вентиляції приміщення мають бути дотриманні.

Виявлено що освітлення дуже сильно впливає на якість роботи.

Зазначено, що випромінювання та шум погано впливають на організм людини і самопочуття. Показано які мають бути показники приладів, щоб максимально зменшити вплив поганих чинників на організм працюючої людини.

Визначено, що впливає на нервово - емоційний стан працівника та що треба робити щоб уникнути напруження та роздратованості.

У методичній частині розроблено практичні роботи на тему «Розпізнавання образів на відображення за допомогою нейронних мереж».

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

У ході виконання роботи було досліджено методи та підходи, які використовуються у технологіях комп'ютерного зору та способи їх застосування для контролю та оптимізації дорожнього руху.

Особливу увагу було приділено сучасним архітектурам принципам та особливостям нейронних мереж, що застосовуються для розпізнавання об'єктів на відео. Для завдання, що розглядається в цій роботі, необхідно вибрати найбільш легкий класифікатор, який до того ж буде володіти достатньою точністю і швидкістю розпізнавання.

В ході роботи були розглянуті моделі нейронних мереж, принципи побудови шарів згорткової нейронної мережі, їх принципи роботи.

Наведено опис функцій активації і методів, які будуть використовуватися в розробці архітектури власного класифікатора для розпізнавання об'єктів на зображеннях.

В результаті аналізу було встановлено, що для поставленого завдання підходять глибокі нейронні мережі. Так як зображення, об'єкти в яких потрібно класифікувати, достатньо великі. Велика кількість згорткових шарів зможе виділити примітні ознаки для розв'язуваної задачі і робота такої мережі буде ефективною. Крім того, було вирішено використовувати комплексні рішення, такі як YOLO і Faster R-CNN.

На основі аналізу методів розпізнавання об'єктів на відео, було обрано нейромережа YOLO, що реалізована на фреймворці Darknet, яка має найкращу точність розпізнавання на відео.

В результаті було розроблено систему керування дорожнім рухом, що дозволяє адаптивно регулювати режими роботи світлофора та алгоритм управління регулюванням дорожнього руху.

Було описано основні класи що застосовуються в системі та їх основні методи. Також було наведено діаграму класів, що описує відношення між ними. Та розроблено алгоритм для поєднання модулів розпізнавання, класифікації та контролю Транспортних засобів.

АНОТАЦІЯ

Зінченко В.В. Технологія комп'ютерного зору для контролю та оптимізації дорожнього руху – На правах рукопису.

Магістерська наукова робота на здобуття освітньої кваліфікації «Магістр системного аналізу». – Чорноморський національний університет імені Петра Могили, Миколаїв, 2020.

Дана магістерська робота присвячена розробці інтелектуальної автоматизованої системи управління дорожнім рухом. Та дослідженню методів комп'ютерного бачення, що можуть застосовуватись до відеозображень Актуальність даної роботи полягає в розробці системи, що дозволить зменшити час очікування при перетині регульованих перехресть з використанням методів комп'ютерного бачення.

Метою магістерської наукової роботи є створення системи контролю та оптимізації дорожнього руху, що буде обирати режим роботи світлофора в залежності від дорожньої ситуації.

Об'єкт дослідження: процес розпізнавання об'єктів та їх відслідковування на відеозображеннях.

Предмет дослідження: архітектури нейронних мереж, що застосовуються для розпізнавання та класифікації об'єктів на зображеннях, та можуть застосовуватись до відео.

У спеціальній частині магістерської наукової роботи з «Охорони праці та безпеки життєдіяльності» проаналізовано умов праці та виявлено усі можливі шкідливі чинники, для людини під час роботи за комп'ютером. Проаналізовано вимоги щодо правильного поведіння в непередбачуваних обставинах.

У методичній частині розроблено практичні роботи на тему «Розпізнавання образів на відозображення за допомогою нейронних мереж».

Магістерська наукова робота складається із вступу, 6 розділів, висновків, додатків. Загальний обсяг роботи складає 130 сторінок, 50-ох рисунків, 5 таблиць та 53 посилань на літературні джерела.

Ключові слова: контроль світлофорів, комп'ютерний зір, нейронні мережі.

ABSTRACT

Vladyslav Zinchenko. Computer vision technology for control and optimization traffic signals – On the rights of the manuscript.

Master's scientific work for obtaining an educational qualification «Master of Systems Analysis». – Petro Mohyla Black Sea National University, Mykolaiv, 2020.

This paper presents the approaches and methods used in computer vision for the detection of moving objects and their tracking. Ways of using computer vision methods to optimize and control traffic are investigated.

Every day, the number of vehicles on the roads is increasing and congestion problems are getting worse. The main goal in the development of modern traffic management systems is to create effective traffic management mechanisms in accordance with dynamic traffic conditions.

Nowadays, the systems that regulate traffic have many drawbacks. The main ones, that such systems are working according to a predefined program and not being aware of the proper real-time data. This paper focuses on a novel approach to road traffic management by incorporating an intelligent traffic light controlling system using an algorithm that consumes real data from CCTV cameras.

The purpose of master's research work is to create a system of monitoring and optimization of traffic, which will choose the mode of operation of the light, depending on the road situation.

Object of research: process of recognition of objects and their tracking on video images.

Research subject: Neural networks architectures used for recognition and classification of objects on images and can be applied to video.

As part of the solution, have been developed a program using a popular programming platform that would calculate sets of drive orders for traffic signal lights.

The main goal of the proposed system is to provide better results in terms of reduced waiting delay for pedestrians and vehicles, shorter travel time, and increased average velocity of vehicles.

Keywords: traffic signal control, computer vision, neural network.