

К.Ю. Островська, І.В. Стовпченко, О.Д. Губанов

ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ КЛАСИФІКАТОРІВ ДЛЯ РЕАЛІЗАЦІЇ СИСТЕМИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ТРАНСПОРТНИХ ЗАСОБІВ

Анотація. Робота присвячена дослідженню нейромережєвих класифікаторів для реалізації системи ідентифікації транспортних засобів. В роботі вирішувалося завдання розпізнавання світлових сигналів транспортних засобів.

Як детектор транспортних засобів використовувалася полегшена версія YOLOv3, а класифікатором світлових сигналів виступала адаптована під умови задачі архітектура MobileNetv2. Моделі навчалися на декількох датасетах, приведених до єдиного формату. Отримана якість моделей є досить хорошою для доказу працездатності системи. Подальше поліпшення якості можливо за рахунок збільшення обсягу навчальної вибірки і більш точного підбору гіперпараметрів моделі. З точки зору швидкості роботи система розпізнавання показала прийнятний результат.

Ключові слова: розпізнавання світловими сигналами, штучні нейронні мережі, Python, детектування об'єктів, класифікація зображення, Pytorch.

Метою роботи є проектування і реалізація системи розпізнавання світлових сигналів транспортних засобів.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

- Проектування системи розпізнавання та виявлення транспортних засобів;
- Класифікація світлового сигналу та фільтрація сигналу і отримання його семантик.

Завдання розпізнавання сигналів автомобілів. Для безпечного переміщення по дорогах в сучасних умовах потрібно не тільки добре розуміти дорожню ситуацію, але і швидко оцінювати можливі сценарії її розвитку.

Важливо розуміти мету розробки системи розпізнавання світлових сигналів транспортних засобів.

Обмеження та вимоги при виконанні завдання. По-перше, будемо виходити з припущення, що в розпорядженні системи є одна звичайна RGB-камера.

По-друге, система повинна працювати досить швидко (на рівні 25-30 кадрів в секунду, що людським оком сприймається як плавний відео потік).

Розробка і тестування системи розпізнавання проводилась на графічних прискорювачах Nvidia споживчого рівня, таких як Nvidia GTX 1060 і Nvidia GTX 1080Ti.

По-третє, по-справжньому значущими для системи будуть не всі учасники дорожнього руху, а тільки ті, хто так чи інакше може вплинути на траєкторію автомобіля з встановленою системою розпізнавання.

Неймережеві класифікатори. Для визначення типу світлового сигналу автомобіля необхідно **класифікувати його зображення**.

Класифікація - це процес визначення одного або декількох класів, до якого належить об'єкт.

Серед розглянутих у роботі класифікаторів найкращим з точки зору завдання швидкого розпізнавання є MobileNetV2 - ця модель може працювати в режимі реального часу з досить високою точністю.

MobileNetV2. У 2019 науковими співробітниками компанії Google була запропонована архітектура згорткової нейронної мережі, ще більше знижує вимоги до обчислювальних потужностей і придатна для використання в мобільних пристроях.

Загальна структура блоку MobileNetV2 представлена на рисунку 1.

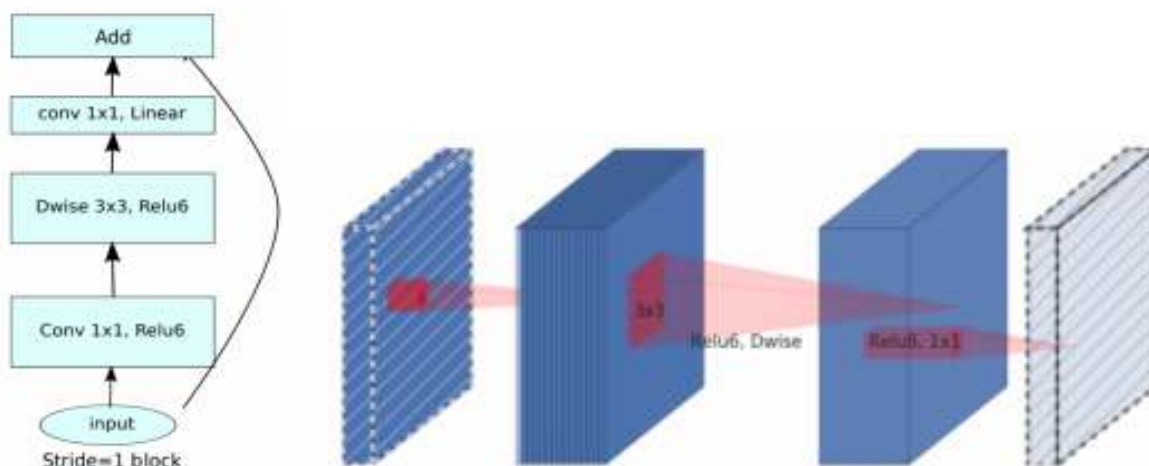


Рисунок 1 - Структура згортки

Неймережеві детектори. Під локалізацією розуміється завдання визначення їх розташування на зображенні, а також таких параметрів, як ширина і висота на кадрі.

Найбільш поширеним є спосіб визначати об'єкт на зображенні через bounding box - прямокутник, що обмежує об'єкт, тобто такий прямокутник, усередині якого лежать всі пікселі зображення, що належать об'єкту.

В даній роботі буде використовуватися детектор YOLO (You Only Look Once)v3 через найкращий баланс між якістю і швидкістю роботи.

YOLOv3 - це вдосконалена версія архітектури YOLO. Вона складається з 106-ти загорткових шарів і краще детектує невеликі об'єкти.

Особливість YOLOv3 - на виході є три шари кожен з яких розрахований на виявлення об'єктів різного розміру.

На рисунку 2 наведено її схематичний пристрій.

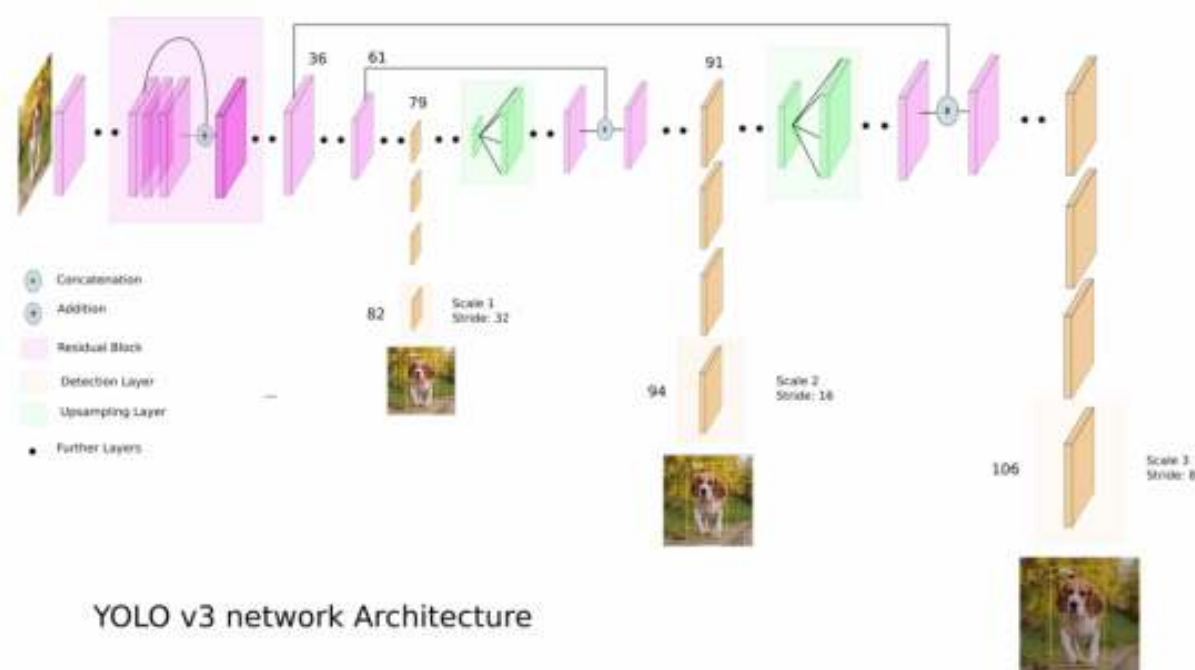


Рисунок 2 - Детектування YOLOv3

Набори навчальних даних. Нейронні мережі, незалежно від їх розміру і складності, є дуже вимогливими до обсягу і різноманітності навчальних даних.

Набір навчальних даних часто називається "датасет". Чим більше датасет, тим краще!

Датасет класифікації. Після того, як модель детектування навчиться знаходити транспортні кошти на зображенні, необхідно класифікувати їх світлові сигнали.

В даній роботі аналізуються стоп-сигнали і покажчики повороту.

Як відомо, сигнали повороту можуть бути включені одночасно для сигналізації про будь-якої несправності. Отже, всього існує вісім комбінацій, представлених в таблиці 1.

Таблиця 1

Сполучення світлових сигналів

Стоп-сигнал	Лівий покажчик повороту	Правий покажчик повороту
Немає	Немає	Немає
Немає	Немає	Так
Немає	Так	Немає
Немає	Так	Так
Так	Немає	Немає
Так	Немає	Так
Так	Так	Немає
Так	Так	Так

Rear Signal Dataset (компанія Тойота) - єдиний датасет, який дозволяє класифікувати сигнали транспортних засобів.

У датасеті прийнято наступні позначення:

О - відсутність сигналу, В - стоп-сигнали,

L - лівий покажчик повороту,

R - правий покажчик повороту.

Вибиралися зображення з локально найбільш активованим станом і найбільш деактивованим станом поворотника (рисунок 3).

Після цього візуально вибиралися від двох до п'яти прикладів, які вже використовувалися в навчанні класифікатора.

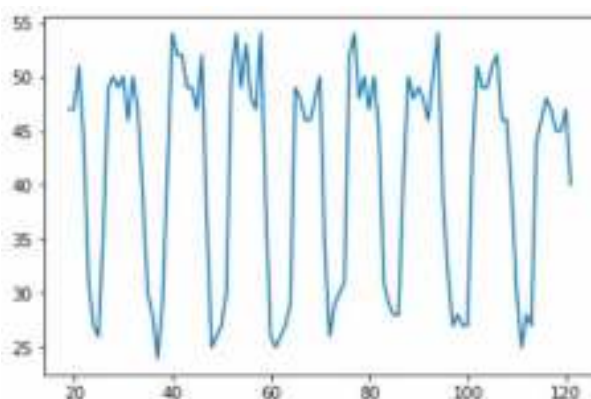


Рисунок 3 - Робота включеного покажчика повороту

Реально застосовні тільки 660 без побоювання перенавчання.

Авторський датасет. Був складений датасет з двох джерел - з різних відео Youtube, які є записами з відеореєстраторів, і з «Зеркало Плюс - Google My Maps» - сервісу, в якому користувачі викладають частини своїх поїздок, також знятих на відеореєстратори або на смартфони.

У цьому датасеті присутні не тільки задні частини машин, що дозволить класифікатором краще працювати в реальних умовах.

Розмітка здійснювалася в механізованому режимі, тобто необхідно було натиснути всього одну кнопку, щоб визначити, до якого класу буде вміщено зображення. Після цього автоматично показувалося наступне зображення.

Для класифікації був використаний існуючий дата сет.

Сумарно для навчання класифікатора використовувалось 2000 зображень.

Проектування системи розпізнавання. Було спроектовано два основних етапи - навчання нейронних мереж і алгоритм роботи самої системи.

Навчання детектора і класифікатора відбувається схожим чином.

Основною відмінністю є дані і їх розмітка, а також метрики, за якими визначається якість моделі.

Процес навчання представлений на рисунку 4.



Рисунок 4 - Структурна схема процесу навчання

Для детектора є стандартною метрикою якості mAP – mean Average Precision.

Іншим способом оцінки моделі є precision і recall метрики.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (1)$$

F1-score є гармонійне середнє між precision і recall.

$$F1 = 2 \cdot \frac{precision \cdot recall}{precision + recall} \quad (2)$$

Найголовніша частина в системі розпізнавання - це сам алгоритм розпізнавання.

У ньому використовується моделі, навчені на створених датасетах.

В процесі роботи моделі не донавчаться, що дозволяє зафіксувати ваги моделі і прискорити виконання програми.

Алгоритм показаний на рисунку 5.

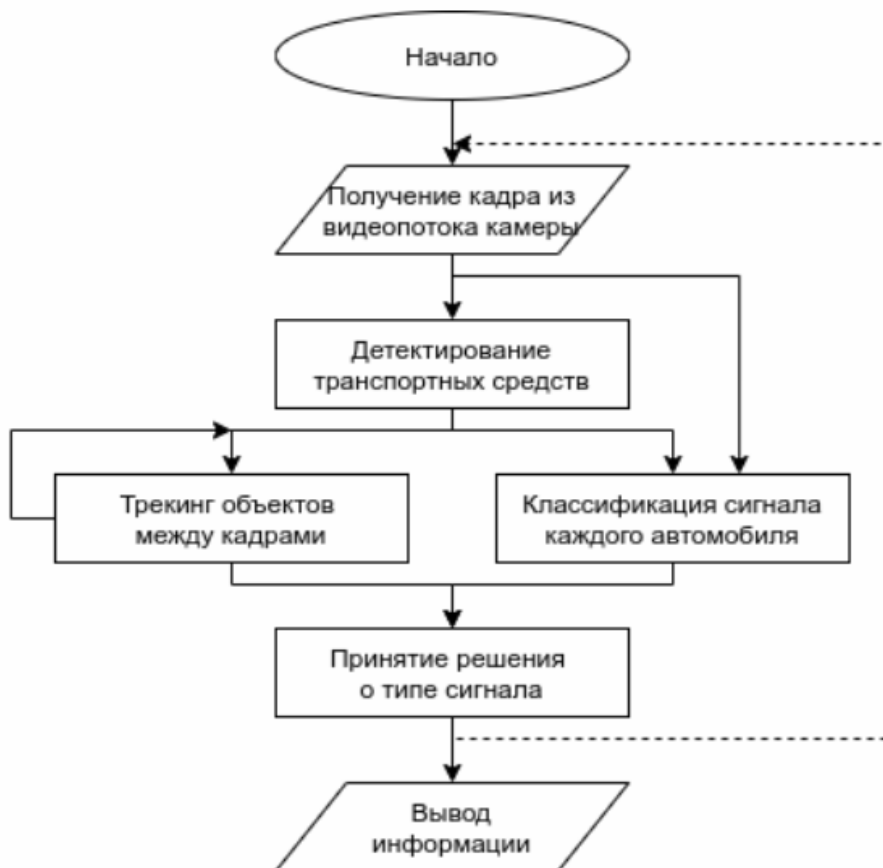


Рисунок 5 - Структурна схема алгоритму роботи системи розпізнавання

Для реалізації системи розпізнавання основним інструментом є мова програмування Python 3.

Навчання детектора YOLOv3 буде проводитися у фреймворку DarkNet.

Nvidia TensorRT - високопродуктивний графічний прискорювач нейронних мереж від декількох відсотків до декількох разів. Так, на відео карті Nvidia GTX 2080Ti в середовищі DarkNet модель YOLOv3 працює близько 20 мілісекунд, а з використанням TensorRT - 10 мілісекунд, що означає прискорення в два рази.

Для моделі класифікації буде використаний фреймворк PyTorch.

Бібліотеки Python:

1) OpenCV - бібліотека для комп'ютерного зору і ефективною обробки зображень;

2) NumPy - бібліотека для векторних і матричних обчислень;

3) Albumentations - бібліотека для аугментації зображень.

Навчання і тестування. YOLOv3 навчалася протягом 30 тисяч ітерацій, в кожній з яких було по 64 зображення, що еквівалентно приблизно 20 епохам.

Процес зменшення помилки і зростання метрики mAP показаний на рисунку 6.

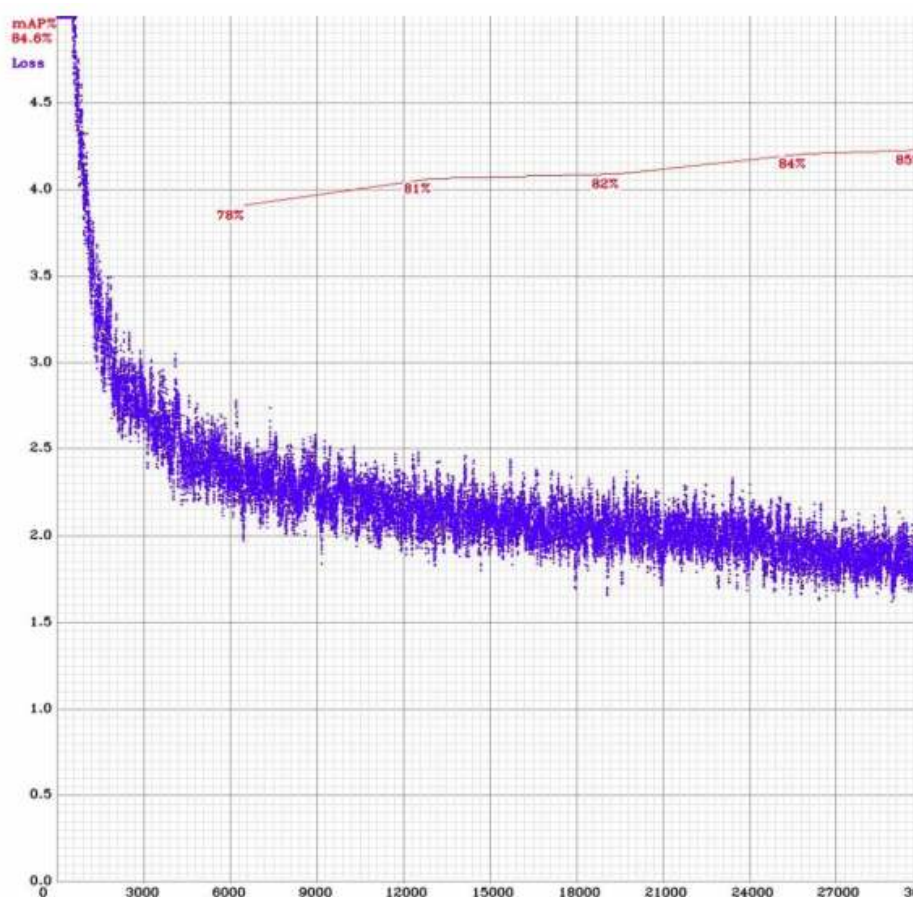


Рисунок 6 - Графік навчання YOLOv3

В результаті навчання була отримана модель з такими характеристиками (таблиця 3).

Таблиця 3

Результати навчання детектора

Метрика	Значення
MAP@0.5	84.23%
Recall	0.76
Precision	0.89
F1-score	0.82

Дані показники є досить високими і дозволяють використовувати модель в якості детектора транспортних засобів.

Приклад роботи детектора - на рисунку 7.

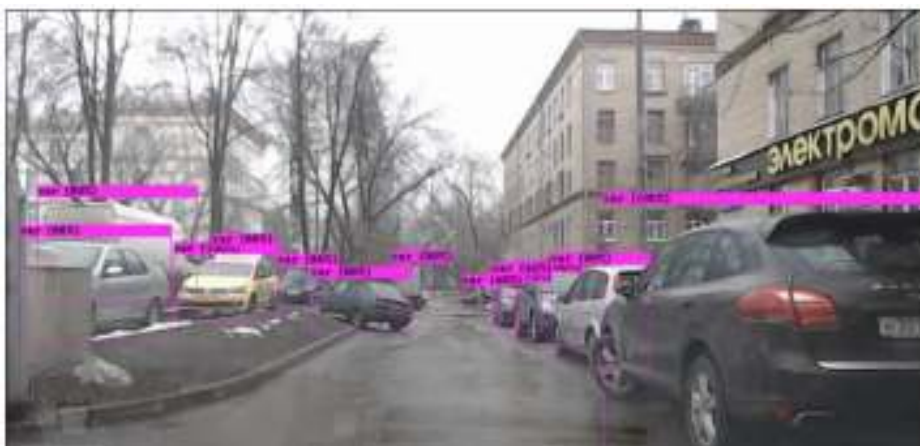


Рисунок 7 - Приклад детектування

Навчання класифікатора тривало в десять разів довше - 200 епох. Тому що даних для навчання класифікатора в рази менше, ніж для детектора.

Графік зниження помилки на навчальній і відкладеної вибірці показаний на рисунку 8.

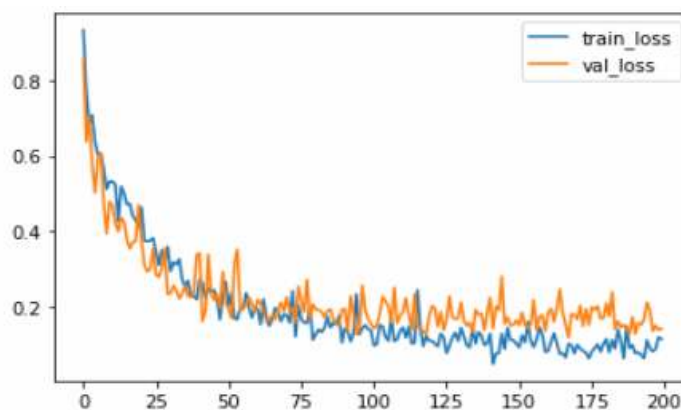


Рисунок 8 - Графік навчання MobileNetV2

Для класифікатора були отримані наступні метрики:

	precision	recall	f1-score	support
Нет торможения	0.983	0.991	0.987	466
Торможение	0.969	0.941	0.955	135
accuracy			0.980	601
macro avg	0.976	0.966	0.971	601
weighted avg	0.980	0.980	0.980	601
	precision	recall	f1-score	support
Нет указателей	0.988	0.994	0.991	517
Налево	0.919	0.895	0.907	38
Направо	0.966	0.875	0.918	32
Аварийка	0.800	0.857	0.828	14
accuracy			0.978	601
macro avg	0.918	0.905	0.911	601
weighted avg	0.978	0.978	0.978	601

Тут слід відзначити високий F1-score як для стоп-сигналів, так і для показників повороту.

При цьому навіть найгірший показник - precision для аварійного сигналу - не опустився нижче 0.8, що є хорошим значенням.

Заміри часу проводилися на двох різних за потужністю комп'ютерах.

Всі виміри проводилися в мілісекундах.

Таблиця 4

Порівняння швидкодії

Модуль	Intel i5-7500, Nvidia GTX 1060	Intel i7-7820X, Nvidia GTX 1080Ti
Детектор	16-17	10-12
Класифікатор	4-12	3-7
Трекер	2-4	2-3
Обробка сигналів	2-4	1-3
Вся система цілком	25-33	18-25

Таким чином, навіть на більш слабкому комп'ютері система може працювати в режимі реального часу.

Такий розкид пояснюється тим, що час деяких модулів істотно залежить від кількості оброблюваних об'єктів.

Висновки. В роботі вирішувалося завдання розпізнавання світлових сигналів транспортних засобів.

Як детектор транспортних засобів використовувалася полегшена версія YOLOv3, а класифікатором світлових сигналів виступала адаптована під умови задачі архітектура MobileNetv2. Моделі навчалися на декількох датасетах, приведених до єдиного формату.

Отримана якість моделей є досить хорошою для доказу працездатності системи. Подальше поліпшення якості можливо за рахунок збільшення обсягу навчальної вибірки і більш точного підбору гіперпараметрів моделі.

З точки зору швидкості роботи система розпізнавання показала прийнятний результат. Весь процес обробки кадру може бути виконаний за розумний час на бюджетному обладнанні. Проте, для повноцінного вбудованого рішення слід ще сильніше прискорити процес обробки, при цьому знизивши споживання графічної пам'яті і навантаження на процесор.

При перевірці працездатності на записах з відеореєстратора система показала себе добре, однак іноді спостерігалися некоректні результати для далеких автомобілів.

REFERENCES

1. NVIDIA DRIVE AGX / nvidia.com – URL: <https://www.nvidia.com/enus/self-driving-cars/drive-platform/hardware/>
2. Wei L., Hong B. Vision-Based Method for Forward Vehicle Brake Lights Recognition. // International Journal of Signal Processing. – 2015. – Vol.8. – No.6. – pp. 167-180.
3. Jian-Gang W., Lubing Z. Real-time Vehicle Signal Lights Recognition with HDR Camera. / Conference: 2016 IEEE International Conference on Internet of Things (iThings) and IEEE Green Computing and Communications (GreenCom) and IEEE Cyber, Physical and Social Computing (CPSCom) and IEEE Smart Data (SmartData) // ieeexplore.ieee.org. – URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7917112>
4. Yuki O., Yoshihiro S. HSV Color Space Based Lighting Detection for Brake Lamps of Daytime Vehicle Images. // Journal of Computers. – 2019. – Vol.14. – No.1. – pp. 25-30.
5. Wang Z., Huo W. Performance Evaluation of Region-Based Convolutional Neural Networks Toward Improved Vehicle Taillight Detection. // Applied Sciences. – Vol.9. – No.18:3753. – 2019. – pp. 1-19.
6. Krizhevsky A., Sutskever I. ImageNet Classification with Deep. // Advances in neural information processing systems. – 2012. – Vol.25. – No.2. – pp. 1-9.
7. Szegedy C., Liu W. Going deeper with convolutions. // 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2015. – pp. 1-9.
8. Ren S., He K. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2017. – Vol.39. – Issue 6. – pp. 1137 - 1149.
9. Redmon J., Farhadi A. YOLOv3: An Incremental Improvement. – URL: <https://arxiv.org/abs/1804.02767>

10. NVIDIA TensorRT / developer.nvidia.com –

URL: <https://developer.nvidia.com/tensorrt>

11. Open Neural Network Exchange / onnx.ai – URL: <https://onnx.ai/>

12. Bewley A., Ge Z. Simple Online and Realtime Tracking. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1602.00763.pdf>

Received 23.02.2021.

Accepted 25.02.2021.

Использование нейросетевых классификаторов

для реализации системы идентификации транспортных средств

Работа посвящена исследованию нейросетевых классификаторов для реализации системы идентификации транспортных средств. В работе решалась задача распознавания световых сигналов транспортных средств.

Как детектор транспортных средств использовалась облегченная версия YOLOv3, а классификатору световых сигналов выступала адаптирована под условия задачи архитектура MobileNetv2. Модели учились на нескольких датасета, приведенных к единому формату.

Полученная качество моделей является достаточно хорошей для доказательства работоспособности системы. Дальнейшее улучшение качества возможно за счет увеличения объема обучающей выборки и более точного подбора гиперпараметров модели. С точки зрения скорости работы система распознавания показала приемлемый результат.

Using neural network classifiers

for the implementation of the vehicle identification system

The work is devoted to the study of neural network classifiers for the implementation of a vehicle identification system. The problem of recognition of light signals of vehicles was solved in the work.

The light version of YOLOv3 was used as a vehicle detector, and the MobileNetv2 architecture was adapted to the light signal classifier. The models were trained on several datasets, brought to a single format.

The resulting quality of the models is good enough to prove that the system works. Further quality improvement is possible by increasing the volume of the training sample and more accurate selection of model hyperparameters. From the point of view of the speed of work, the recognition system showed an acceptable result.

From the point of view of the speed of work, the recognition system showed an acceptable result. The entire process of processing a frame can be done in a reasonable amount of time on budget equipment. However, for a full-fledged embedded solution, it is necessary to further speed up the processing process, while reducing the consumption of graphics memory and the load on the processor.

When checking the operability on the recordings from the DVR, the system spoke well, but sometimes incorrect results were observed for distant cars.

Островська Катерина Юріївна – к.т.н., доцент, доцент кафедри інформаційних технологій та систем, Національна металургійна академія України.

Стовпченко Іван Володимирович – старший викладач кафедри інформаційних технологій та систем, Національна металургійна академія України.

Губанов Олександр Дмитрович - магістр кафедри інформаційних технологій та систем, Національна металургійна академія України.

Островская Екатерина Юрьевна - к.т.н., доцент, доцент кафедры информационных технологий и систем, Национальная металлургическая академия Украины.

Стовпченко Иван Владимирович - старший преподаватель кафедры информационных технологий и систем, Национальная металлургическая академия Украины.

Губанов Александр Дмитриевич - магистр кафедры информационных технологий и систем, Национальная металлургическая академия Украины.

Ostrovskaya Ekaterina Yurievna - Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Information Technologies and Systems, National Metallurgical Academy of Ukraine.

Stovpchenko Ivan Vladimirovich - Senior Lecturer, Department of Information Technologies and Systems, National Metallurgical Academy of Ukraine.

Gubanov Alexander Dmitrievich - Master of Information Technologies and Systems Department, National Metallurgical Academy of Ukraine.