

УДК 656.05:[629.066:004.032.26:004.383.8

DOI: 10.31866/2617-796X.5.2.2022.270147

**Ткаченко Ольга,**

*кандидат фізико-математичних наук, доцент,  
доцент кафедри інформаційних технологій,  
Державний університет інфраструктури та технологій,  
Київ, Україна  
oitkachen@gmail.com  
<https://orcid.org/0000-0003-1800-618X>*

**Бабиченко Дмитро,**

*магістрант, кафедра інформаційних технологій,  
Державний університет інфраструктури та технологій,  
Київ, Україна  
dmitry.babichenko99@gmail.com  
<http://orcid.org/0000-0002-3309-9487>*

## ІНТЕЛЕКТУАЛІЗАЦІЯ РОЗПІЗНАВАННЯ РУХОМИХ ТРАНСПОРТНИХ ОБ'ЄКТІВ

**Метою статті** є дослідження, аналіз і розгляд актуальних проблем і перспектив розробки програмного забезпечення для розпізнавання транспортних об'єктів на основі використання теорії розпізнавання образів, методів та засобів штучного інтелекту, різних типів нейромереж.

**Методами дослідження** є основні методології й алгоритми розпізнавання образів, методи та засоби штучного інтелекту й різних типів нейромереж.

У статті розглянуто основні проблеми інтелектуалізації процесів, що відбуваються на транспорті. Основну увагу приділено інтелектуалізації процесів розпізнавання транспортних об'єктів. Проаналізовано найбільш поширені методи розпізнавання. Досліджено ці методи та підходи до розпізнавання рухомих транспортних засобів. Визначено, які методи мають велику, а які малу обчислювальну складність. Серед розглянутих методів можна виділити такі, що розпізнають статичні транспортні об'єкти (насамперед об'єкти транспортної інфраструктури) за допомогою інтелектуальних технологій, статистичних, ймовірнісних й інших методів. Основну увагу приділено методам, що розпізнають динамічні транспортні об'єкти. Основою інтелектуалізації процесів розпізнавання цієї групи об'єктів є використання нейронних мереж, зокрема згорткових, рекурентних, нейронних мереж з довгою короткочасною пам'яттю (LSTM) тощо.

**Новизною проведеного дослідження** є аналіз сучасних методів розпізнавання рухомих транспортних об'єктів, результати якого можуть застосовуватися під час розробки власного програмного продукту. У статті наголошено на тому, що запропонований сучасний підхід до розпізнавання транспортних об'єктів (рухомих транспортних засобів і засобів транспортної інфраструктури) передбачає розв'язання широкого кола завдань на основі використання інтелектуальних технологій, зокрема нейронних мереж.

**Висновки.** У роботі досліджено та проаналізовано найбільш поширені методи розв'язання актуальних проблем розпізнавання транспортних об'єктів (транспортних засобів

й об'єктів транспортної інфраструктури). На основі проведеного аналізу методів розпізнавання рухомих транспортних засобів визначено, які методи мають велику, а які малу обчислювальну складність. Основою інтелектуалізації процесів розпізнавання цієї групи транспортних об'єктів є використання різноманітних нейронних мереж.

**Ключові слова:** транспортні об'єкти; інтелектуальні технології; інтелектуалізація; нейронні мережі; методи розпізнавання; розпізнавання транспортних об'єктів.

**Вступ.** Інтелектуалізація транспорту передбачає розв'язання цілого класу проблем, зокрема інтелектуалізації процесів:

- діагностики стану транспортних засобів й об'єктів транспортної інфраструктури;
- розпізнавання загроз (розпізнавання небезпечних предметів, зловмисників, природних катастроф тощо);
- складання маршрутів вантажоперевезень і пасажироперевезень;
- складання контролю транспортних засобів на маршруті руху;
- розпізнавання рухомих транспортних об'єктів;
- управління транспортними підприємствами;
- управління IT-проєктами на транспорті.

Сутність інтелектуалізації процесів, що відбуваються на транспорті, передбачає використання інтелектуальних технологій, які ґрунтуються на використанні штучного інтелекту, нейромережових технологій (нейромереж різних класів), різноманітних моделей (наприклад, графових, ієрархічних, продукційних, фреймових, семантичних мереж, онтологічних моделей).

Сучасний підхід до розпізнавання рухомих транспортних об'єктів передбачає розв'язання широкого кола завдань на основі використання інтелектуальних технологій, що ґрунтуються на нейронних мережах (НМ) різних типів, зокрема рекурентних, згорткових.

Статтю присвячено дослідженню актуальних проблем розпізнавання транспортних об'єктів та їх розв'язанню на основі використання теорії розпізнавання образів, методів і засобів штучного інтелекту, різних типів нейромереж.

*Постановка проблеми.* Розпізнавання транспортних об'єктів (transport object detection) на фото та відео відбувається на сьогодні за допомогою НМ, застосовується в безпілотному транспорті, відеоспостереженні, системах контролю стану на дорогах, системах «розумного дому» тощо (Борисов та ін., 2020; Nidhi, 2017). Останнім часом широко застосовують системи розпізнавання автомобільних номерів (Тимошин та Орленко, 2018), ідентифікації людини за зображенням особи (Introduction to computer vision: what it is and how it works, 2018), аналізу сцен з метою безпеки, технічного зору в робототехніці (Redmon et al., 2016) тощо.

Розпізнавання в транспортному потоці об'єктів, що рухаються, є важливим етапом в обробці відеоматеріалу. Є кілька підходів, заснованих на різних методах, таких як віднімання (видалення його з зображення) фону (Ammar et al., 2019), застосування ймовірнісних методів (Сватюк та ін., 2020), використання НМ (Nechiporenko et al., 2019). Віднімання фону широко застосовують у процесі розв'язання завдань відеоспостереження (Markov, 2016).

Наявні методи розпізнавання можна поділити на методи, що:

- розпізнають статичні транспортні об'єкти (насамперед об'єкти транспортної інфраструктури) за допомогою інтелектуальних технологій, статистичних, ймовірнісних та інших методів;
- розпізнають динамічні транспортні об'єкти (насамперед рухомі транспортні засоби) за допомогою інтелектуальних технологій, статистичних, ймовірнісних та інших методів.

Аналіз підходів і методів до розпізнавання об'єктів свідчить про актуальність цієї проблеми та пошуку шляхів інтелектуалізації процесів розпізнавання рухомих об'єктів через використання НМ різних видів. *Метою статті* є дослідження, аналіз і розгляд актуальних проблем і перспектив розробки програмного забезпечення для розпізнавання транспортних об'єктів на основі використання теорії розпізнавання образів, методів та засобів штучного інтелекту, різних типів нейромереж.

**Результати дослідження.** Щоб ідентифікувати рухомі об'єкти, їх треба спочатку виокремити з відеопотоку, що фіксується відповідними пристроями та відповідним програмним забезпеченням, яке підтримує так званий комп'ютерний зір. Виокремлення зображень окремих об'єктів відбувається за допомогою багатьох способів, зокрема через сегментацію зображень з відеопотоку й техніку так званого віднімання фону (видалення його із зображення) (рис. 1).



Рис. 1. Приклад віднімання фону в разі виявлення руху

Для реалізації алгоритму віднімання фону часто використовують фонове моделювання, завдяки якому створюється опорний кадр, що містить лише фонові об'єкти. У разі наявності на фоні тіней і рухомих об'єктів слід розробляти адаптивну фонову модель, яка приймає будь-які зміни, що відбулися на тлі сцени (наприклад, рух дерев і переміщення прапорів, зміна в освітленні в різні години доби, зміна погодних умов тощо). Віднімання фону можна здійснити за допомогою та-

ких кроків, як передстадійна обробка, фонове моделювання, виявлення об'єкта, перевірка даних.

Передстадійна обробка необхідна для зменшення шумів камери та навколишнього середовища за допомогою ефекту згладжування. Під час фонового моделювання новий кадр створюється за допомогою перших кількох кадрів відеопослідовності для представлення лише фонових об'єктів. У разі виявлення об'єкта всі вхідні кадри з відеопослідовності прибираються з фонові моделі. Потім різницю порівнюють з пороговим значенням для отримання бінарного зображення на виході.

Виявлення об'єктів та їх класифікація для аналізу поведінки важливі під час відеоспостереження. «Прибирання» фону порівнює поточний кадр відео з кадром відліку. Різниця пікселів порівнюється з визначеним пороговим значенням для вилучення об'єкта переднього плану, що рухається. Якщо різниця більша за поріг, то відповідний піксель належить об'єкту переднього плану, а якщо менший, то пікселі належать до фонового об'єкта.

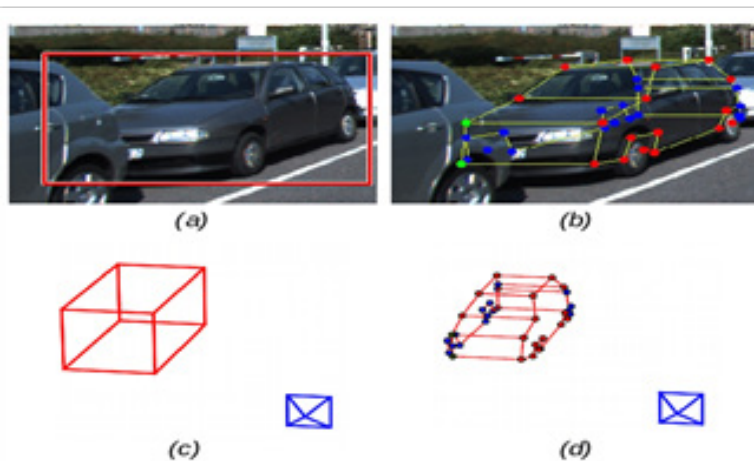


Рис. 2. Формування 3D-моделі транспортного засобу

*Розпізнавання та відстеження об'єктів.* Під час відстеження об'єктів застосовуються 2D-моделі з чіткими фігурами та 3D-моделі, фрактальний метод знаходження групових об'єктів транспортної інфраструктури на зображеннях (Yaacoub et al., 2020; Kartashov et al., 2019). На рис. 2 продемонстровано процес перетворення знімка транспортного засобу (рис. 2 (a)) у знімок автомобіля з нанесеними на ньому реперними точками 3D-моделі (рис. 2 (b)) через перетворення паралелепіпеда (рис. 2 (c)) в 3D-модель автомобіля (рис. 2 (d)).

На рис. 3 (a) і рис. 3 (b) показано розпізнавання об'єктів з виділенням контура, у такий спосіб можна отримувати чіткі контури об'єкта.



а) б)  
Рис. 3. Розпізнавання рухомих об'єктів з виділенням контура

Метод фрактальної селекції застосовується до будь-яких типів цифрових зображень транспортних засобів і демонструє надійні результати у виявленні групових антропогенних об'єктів транспортної інфраструктури. Частка помилок типу «пропустити об'єкт» становить більш ніж 8,5 % залежно від ландшафту й умов спостереження.

Метод має низьку обчислювальну складність, що дає змогу реалізувати автоматичний пошук об'єктів у режимі надходження даних в реальному часі. На рис. 4 та рис. 5 продемонстровано застосування методу фрактальної селекції під час класифікації транспортних об'єктів.



Рис. 4. Фрактальна селекція легкових автомобілів

Розпізнавання об'єктів стає процесом використання методів, заснованих на моделюванні знань про об'єкти. Тут можуть бути застосовані і моделі візуалізації, і нейромережеві моделі, і онтологічні (наприклад, для відображення складних статичних ситуацій на дорозі).

Для класифікації об'єктів застосовують багато різних підходів. Наприклад, за допомогою запропонованого в статті (Yaacoub, 2020) підходу можна розпізнавати та відстежувати пішоходів, використовуючи попередню 2D-модель силуету моделі, засновану на контурах B-сплайна (рис. 6). У процесі такого розпізнавання обличчя використовують так звані контрольні точки обличчя, між якими за допомогою контурів B-сплайна формується відповідний елемент обличчя.





Рис. 5. Фрактальна селекція вантажних автомобілів

Поширеним методом відстежування об'єктів є фільтрація, яка дає змогу прогнозувати кожен рух розпізнаного об'єкта. Поширеними фільтрами в системах спостереження є фільтр Калмана та фільтр частинок (Samaras et al., 2019).

*Фільтр частинок* перекомпоновує набір випадкових вибірок, пов'язаних з вагою елементів (частинок) об'єкта, й обчислює ймовірності оцінки на основі цієї ваги. Установлення обмежувальних коробок або еліпсів (так званих «крапель» для зображень окремих ділянок об'єкта) з максимальною ймовірністю – ще один підхід до відстеження об'єктів (у тому числі й транспортних), заснований на статистичних моделях.



Рис. 6. Виділення типів об'єктів на основі контурів В-сплайна

Під час розпізнавання рухомих транспортних об'єктів на сьогодні поширені такі види НМ (Yaacoub et al., 2020; Kartashov et al., 2019; Prakash, 2018; Samaras et al., 2019):

– згортоква нейронна мережа (CNN) та її різновиди: Deep Convolutional Neural Network, Region-CNN (R-CNN), Fully Convolutional Neural Networks, Mask R-CNN та інші;

- рекурентна нейронна мережа (RNN);
- НМ з довгою короткочасною пам'яттю (LSTM).

*Нейронні мережі* – це набір алгоритмів, які інтерпретують сенсорні дані за допомогою машинного сприйняття, маркування або кластеризації вхідних даних. Вони можуть розпізнати оцифровані зразки об'єктів, в які мають бути переведені всі дані реального світу (зображення, звук, текст, час, простір тощо). НМ складаються з великої кількості взаємопов'язаних елементів (нейронів).

Нейрони організуються в шари. Вхідний шар буде мати входи, і залежно від міцності з'єднання з кожним нейроном у наступному шарі вхідний сигнал подається на наступний рівень. Міцність з'єднання корегується вагою. Значення кожного нейрона в кожному шарі залежатиме від ваги зв'язку та значення нейронів попереднього шару.

Приклад фрагмента НМ наведено на рис. 7, де  $S$  – множина вхідних нейронів, що відповідають обробленим за допомогою тієї чи тієї функції активації вхідним імпульсам.

Ці імпульси можуть бути підсилені (бути сильними з великою вагою) чи такими, які, маючи невелику вагу, потім слабшають і не здійснюють сильного впливу на наступні нейрони в мережі;  $A$  – множина нейронів, на вхід яких надходять імпульси від попереднього шару нейронів;  $R$  – результувальний нейрон.

*Згорткова НМ (CNN)* (Samaras et al., 2019) – популярна модель НМ, яку використовують під час класифікації зображень. Для CNN характерним є те, що менша кількість параметрів і потрібних даних покращує час, необхідний для навчання моделі.

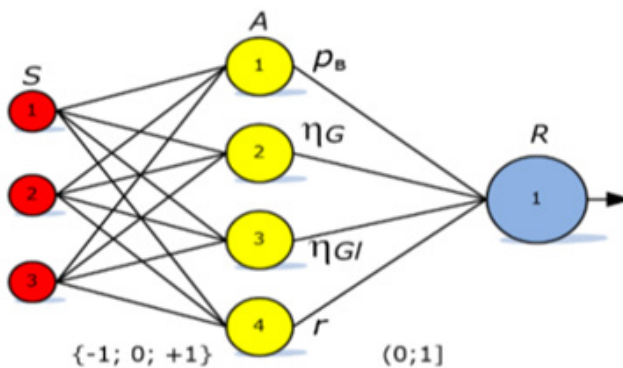


Рис. 7. Фрагмент НМ

Під час розпізнавання об'єкта (зображення транспортного засобу), замість пов'язаної мережі ваг від кожного пікселя зображення, CNN дає змогу переглядати й трохи виправляти зображення (завдяки перегляду не всього зображення, а розглядання його (мов би під лупою) послідовно по окремих підкадрах).

Нейрони всередині CNN розбиті на тривимірну структуру. Кожен набір нейронів аналізує невелику ділянку або особливість зображення. Інакше кажучи, кожна група нейронів спеціалізується на виявленні одного фрагмента зображення.

CNN використовує прогнози від шарів НМ для отримання остаточного результату, урахувавши ймовірності того, що певна особливість належить певному класу.

Є ще й масковане розпізнавання об'єктів з виділенням контура, в якому за допомогою CNN окреслюються чіткі контури об'єкта (транспортного засобу), що сприяє визначенню марки та моделі конкретного транспортного засобу.

R-CNN та Швидка R-CNN, вивчаючи пропозиції регіону, виявляють об'єкти, здійснюючи вибіркового пошуку об'єкта спостереження. Швидку R-CNN можна використовувати для обробки в режимі реального часу.

До Швидкої R-CNN зображення надається як вхід до згорткової мережі, що забезпечує згорткову мапу ознак. Замість використання алгоритму вибіркового пошуку на мапі функцій для ідентифікації пропозицій регіону використовується мережа прогнозування пропозицій регіону, які потім переробляються за допомогою шару об'єднання RoI. Цей шар потім використовують для класифікації зображення в запропонованій ділянці та прогнозування значень зміщення для обмежувальних полів.

Рекурентна НМ (RNN) (рис. 8) – узагальнена НМ, яка має внутрішню пам'ять. RNN виконує однакову функцію обробки для етапу введення даних, а вихід поточного вводу залежить від результатів попередньої обробки (обчислення). Отриманий результат копіюється та відправляється назад у мережу, і процес повторюється.

Для ухвалення рішення щодо об'єкта, який розпізнається, RNN ураховує поточний вхід і вихід, який отримано з попереднього входу. На відміну від НМ прямого поширення, RNN, в яких всі входи пов'язані один з одним, можуть використовувати свій внутрішній стан (пам'ять) для обробки послідовностей входів. Це робить можливим їх застосування до таких завдань, як розпізнавання рукописного тексту або розпізнавання мовлення.

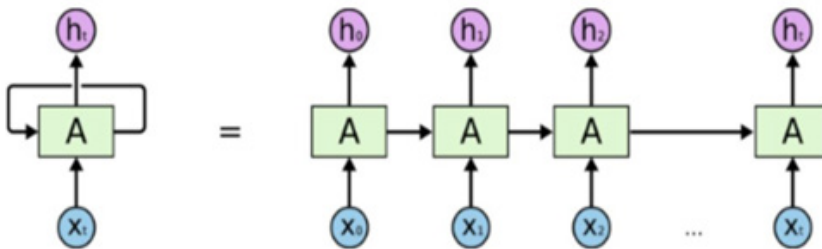


Рис. 8. Розгорнута RNN

Спочатку RNN бере  $X_0$  з вхідної послідовності імпульсів (сигналів) і виводить  $h_0$ . Пара  $\langle X_1, h_0 \rangle$  є входом наступного кроку. Аналогічно пара  $\langle X_2, h_1 \rangle$  – вхід для наступного кроку і т. п. RNN постійно пам'ятає контекст під час тренувального навчання.

LSTM (рис. 9) (Samaras et al., 2019) зберігає помилку, яка може бути поширена через деякий час і деяку кількість шарів. Підтримуючи постійну помилку, LSTM сприяє повторюваним мережам продовжувати вчитися протягом багатьох



моментів часу, відкриваючи канал для віддаленого зв'язку причин і наслідків. Це одна з головних проблем машинного навчання та штучного інтелекту (Тимошин та Орленко, 2018).

LSTM містять інформацію за межами нормального потоку періодичної мережі в осередку, що закривається. Інформація може зберігатися, записуватися або читатися з осередку, подібно до даних у пам'яті комп'ютера (ПК). Камера ухвалює рішення про те, що зберігати та коли дозволяти читати, писати й стирати через спеціальні ворота. На відміну від цифрового накопичувача в ПК, ці ворота є аналоговими. Аналоговий має перевагу перед цифровим у тому, що він є диференційованим і придатним для зворотного поширення.

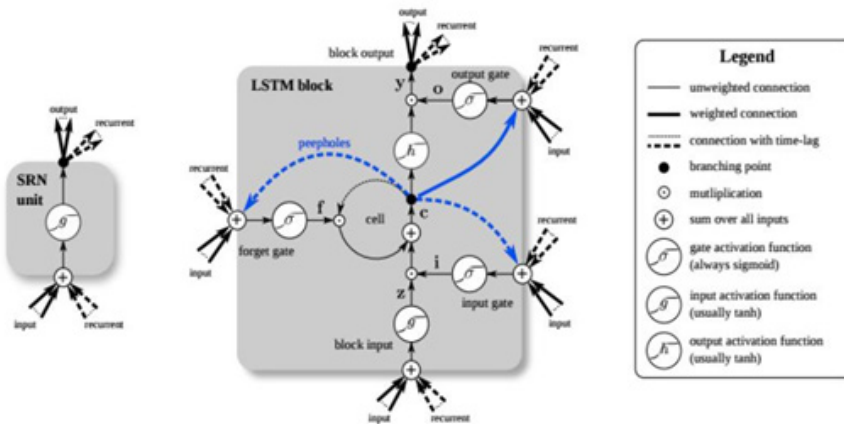


Рис. 9. Схеми простої рекурентної мережі та LSTM

*Алгоритм розпізнавання рухомих об'єктів* – обробки послідовності кадрів, що містять відображення об'єктів (транспортних засобів, що рухаються). Унаслідок роботи алгоритму формується послідовність кадрів, кожен з яких відображає індивідуальний трек транспортного засобу в полі зору камери та зображення цього засобу.

Алгоритм складається з трьох блоків. У першому блоці з декількох послідовних кадрів формується бінарний кадр, що відображає у вигляді білих плям на чорному тлі об'єкти, що рухаються, та/або їх фрагменти. У другому блоці кожна пляма забарвлюється у свій відтінок сірого й обчислюється маса пікселів у плямі, розміри прямокутника, що облямовує пляма, координати його вершин і центру. У третьому блоці обчислюється зміщення кожної плями щодо кожної плями на попередньому кадрі; по мінімуму зміщення визначається пляма, що, можливо, стосується того ж об'єкта. Завдяки індивідуальному забарвленню ці плями можна виділити та перенести на окремі кадри, що відображають послідовність близьких плям. Такі кадри індивідуальні для кожної плями та в результаті відображають трек об'єкта, що рухається, сформований накладанням синхронно рухомих плям. Оцінка швидкості транспортного засобу може проводитися по зміщенню центру або вершин прямокутників, що облямовують пляму.

Ефективність алгоритму обумовлена інформативністю вхідних кадрів, які можуть містити інформацію про положення та швидкості в полі зору камери, а також візуальні дані про розмір, зовнішній вигляд кожного транспортного засобу та його треку. Для роботи алгоритму слід задати порогові значення (або функції, що їх обчислюють) для оцінки величини попарного порівняння рівня освітленості в однойменних пікселях суміжних кадрів. Оптимальні порогові значення обумовлюють мінімальну кількість плям на кадрі.

*Аналітика поведінки.* В інформаційних системах візуального спостереження важливим є виявлення підозрілих людей. Такі системи поєднують прості методи обробки зображень (для забезпечення функцій зображення низького рівня) і методи штучного інтелекту (для надання експертних рішень).

Виявлення підозрілої поведінки людини охоплює моделювання та класифікацію людської діяльності за певними правилами. Такі системи використовують динамічну деформацію часу для розпізнавання жестів (Samaras et al., 2019) або самоорганізувальні мережі для класифікації траєкторій руху об'єкта.

У кожній точці руху точкового світла може бути власний рух жесту, який під час дослідження щодо фрагментів об'єкта можна використати для визначення загального стану системи. Незвичні події, наприклад вандалізм, можуть бути виявлені через незвичні, наприклад специфічні «бойові», рухи чи малоймовірні положення об'єктів.

Методами розуміння поведінки людини, зокрема, є моделі прихованих маркерів, динамічне викривлення в часі, машина кінцевих станів, недетерміновано-кінцевий стан автоматики (Сватюк та ін., 2020; Samaras et al., 2019), НМ із затримкою часу, самоорганізувальна НМ, методи мультиагентних технологій (Kartashov et al., 2019; Prakash, 2018).

На сьогодні в межах підвищення безпеки руху транспорту застосовують безпілотні літальні апарати, за допомогою яких можна в режимі реального часу отримувати зображення транспортної інфраструктури. Особливий інтерес становить автоматичне визначення розташування й оцінка стану транспортних засобів (наприклад, рухомого складу залізничного транспорту). Розв'язання поставленого завдання охоплює кілька етапів:

1. Виявлення об'єктів штучного походження – ухвалення рішення про наявність або відсутність об'єктів у зображенні, яке аналізують. У поле зору камери безпілотного апарата потрапляє кілька об'єктів, тому виявляються групові транспортні об'єкти.

2. Селекція об'єкта, коли визначається місце розташування, лінійні розміри, орієнтація та геометричний центр об'єкта.

3. Пошук й аналіз ознак об'єктів для розв'язання конкретного завдання. У деяких випадках можна розпізнати об'єкт, аналізуючи лінійні розміри зображення.

*Розпізнавання рухомих об'єктів у транспортному потоці.* Є різні способи отримання інформації про щільність потоку, швидкість руху транспортних засобів, затори на ділянках доріг і перехрестях. Серед цих способів слід виділити:

- датчики (установлені в автомобілі статичні транспортні конструкції, вбудовані в покриття), що фіксують проходження транспорту;

– системи відеоспостереження.

Система відеоспостереження містить апаратну частину (відеокамери) та програмну, призначену для обробки потокового відео в режимі реального часу. Алгоритм роботи складається з таких етапів:

- отримання вихідних даних у вигляді відеопотоку;
- розбиття відеопотоку на окремі кадри;
- попиксельний аналіз зображення;
- застосування різних методів обробки зображень;
- отримання інформації про кількість рухомих об'єктів та їх місце на ділянці.

Для розпізнавання транспортних засобів запропоновано алгоритм на основі CNN, який використовує концепцію інтегрального зображення, ознаки Хаара та їхню бінарну класифікацію. Наприклад, для бінарної класифікації «легковий автомобіль чи ні» вмісту контурів вирішили використовувати 12-тирівневу CNN. В алгоритмі застосовано фільтри з використанням лінії горизонту та трекінгу об'єктів.

Якість моделі транспортного засобу залежить від розмірів навчальної вибірки для НМ. Модель надійно функціонує лише за достатньої кількості зображень, що відповідають зовнішньому вигляду транспортних засобів й умовам освітлення. Для транспортних засобів, які зовні суттєво відрізняються від навчальної вибірки, потрібне перенавчання моделі.

Під час побудови моделі автомобілів розглянуто два випадки: автомобілі в довільному ракурсі (навчальна вибірка містила 10500 позитивних і 15000 негативних зображень) й автомобілі спереду (навчальна вибірка містила 3200 позитивних та 5900 негативних зображень). Фрагмент навчальної вибірки показано на рис. 10.

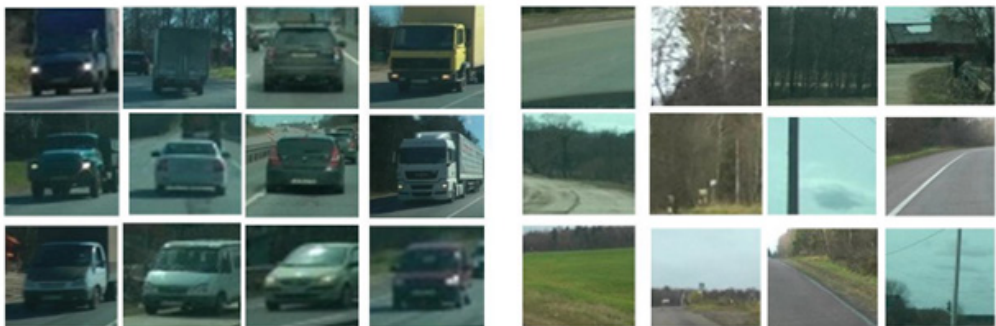


Рис. 10. Фрагмент навчальної вибірки під час побудови моделі транспортного засобу

Дані про контури автомобілів використовуються для оцінки їх особливостей, для тренування НМ й оцінки роботи моделей. Навіть якщо готова CNN дає результати, які здаються надійними, джерело верифікованих даних (так званих місцевих) дає змогу провести оцінку точності моделі транспортного засобу в необхідних реальних умовах.

Запропонований алгоритм розпізнавання транспортних об'єктів:

- потребує наявності інформації про розміри об'єктів, що виділяються (наприклад, об'єктів транспортної інфраструктури);
- застосовується до будь-яких типів цифрових зображень;

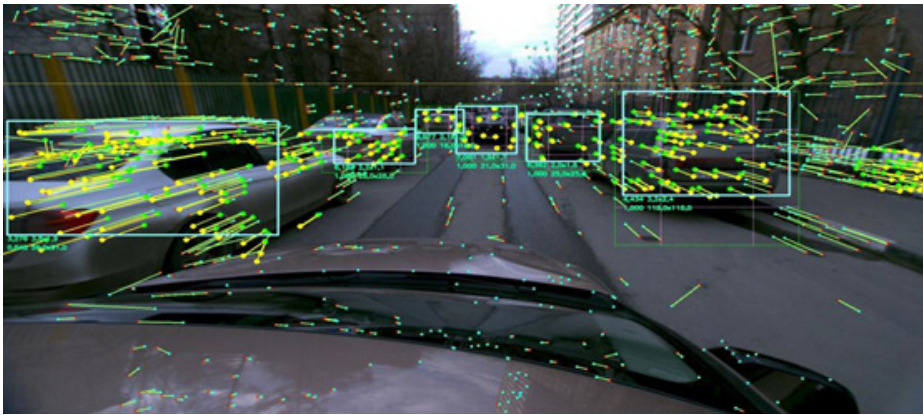


Рис. 11. Приклад використання запропонованого алгоритму розпізнавання транспортних засобів

- показує надійні результати в разі виявлення групових об'єктів транспортної інфраструктури;
- має низьку обчислювальну складність, що сприяє реалізації автоматичного пошуку об'єктів під час надходження даних у режимі реального часу.

**Висновки.** У роботі проаналізовано найбільш поширені методи розв'язання актуальних проблем розпізнавання транспортних об'єктів (транспортних засобів та об'єктів транспортної інфраструктури). На основі проведеного аналізу методів розпізнавання рухомих транспортних засобів визначено, які методи мають велику, а які малу обчислювальну складність.

Основну увагу в статті приділено методам, що розпізнають динамічні транспортні об'єкти (рухомі транспортні засоби). Основою інтелектуалізації процесів розпізнавання цієї групи транспортних об'єктів є використання різноманітних нейронних мереж.

Аналізуючи результати роботи запропонованого алгоритму розпізнавання, можемо зробити висновок, що якість розпізнавання перебуває на прийнятному рівні лише в разі розпізнавання транспортних засобів (автомобілів) спереду чи ззаду, коли відсоток розпізнаних автомобілів становить понад 84 %, а точність – понад 87,4 %. У разі розпізнавання автомобілів у довільному ракурсі відображення відсоток розпізнаних автомобілів становить 73,6 %, а точність розпізнавання – 76,3 %.

Це обумовлює необхідність проведення додаткових досліджень для відображення транспортних засобів у довільному ракурсі та можливості застосування запропонованого алгоритму розпізнавання автомобілів у системах допомоги водієві (наприклад, для виявлення можливих заторів на дорозі) та керування безпілотними транспортними засобами.

Запропонований алгоритм розпізнавання рухомих об'єктів на основі CNN має невелику обчислювальну складність у разі розпізнавання в біло-чорному варіанті та може слугувати для швидкого попереднього розпізнавання рухомих транспортних об'єктів.

## СПИСОК ПОСИЛАНЬ

- Борисов, Г.О., Гумен, Т.Ф. та Трапезон, К.О., 2020. Дослідження програмних особливостей об'єднання Android things на основі концепції Інтернету речей. *Вчені записки Таврійського національного університету імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки*, [e-journal] 31(70/1), с.29-35. <https://doi.org/10.32838/2663-5941/2020.1-1/0>
- Сватюк, Д.Р., Сватюк, О.Р. та Белей, О.І., 2020. Застосування згорткових нейронних мереж для безпеки розпізнавання об'єктів у відеопотоці. *Кібербезпека: освіта, наука, техніка*, [e-journal] 4(8), с.97-112. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2020.8.97112>
- Тимошин, Ю.А. та Орленко, С.П., 2018. Алгоритм розпізнавання обличчя людей на базі згорткової нейронної мережі. *Адаптивні системи автоматичного управління*, 1 (32), с.166-173.
- Ammar, A., Koubaa, A., Ahmed, M. and Saad, A., 2019. Aerial Images Processing for Car Detection using Convolutional Neural Networks: Comparison between Faster R-CNN and YoloV3. *Preprints*, [e-journal] 17 October. DOI: 10.20944/preprints201910.0195.v1.
- Introduction to computer vision: what it is and how it works, 2018. *DataRobot* [online] 2 April. Available at: <<https://www.datarobot.com/blog/introduction-to-computer-vision-what-it-is-and-how-it-works/>> [Accessed 28 August 2022].
- Kartashov, V.M., Oleynikov, V.N., Sheyko, S.A., Babkin, S.I., Koryttsev, I.V. and Zubkov, O.V., 2019. Peculiarities of Small Unmanned Aerial Vehicles Detection and Recognition. *Telecommunications and Radio Engineering*, [e-journal] 78 (9), pp.771-781. DOI: 10.1615/TelecomRadEng.v78.i9.30.
- Markov, E., 2016. Fractal methods for extracting artificial objects from the unmanned aerial vehicle images. *Journal of Applied Remote Sensing*, [e-journal] 10 (2), art. 25020. <https://doi.org/10.1117/1.JRS.10.025020>.
- Nechiporenko, A.S., Gubarenko, E.V. and Gubarenko, M.S., 2019. Authentication of users of mobile devices by their motor reactions. *Telecommunications and Radio Engineering*, [e-journal] 78(11), pp.987-1003. <https://doi.org/10.1615/TelecomRadEng.v78.i11.60>.
- Nidhi, G., 2017. The Incredible Future of Public Transport With This Gyroscopic Vehicle Design. *Industry Tap*, [online] 26 August. Available at: <<https://www.industrytap.com/incredible-future-public-transport-gyroscopic-vehicle-design/43587>> [Accessed 31 August 2022].
- Prakash, J., 2018. The intuition behind RetinaNet. *Medium*, [online] 23 March. Available at: <<https://medium.com/@14prakash/the-intuition-behind-retinanet-eb636755607d>> [Accessed 28 August 2022].
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R. and Farhadi, A., 2016. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, [e-journal] 27-30 June 2016. Institute of Electrical and Electronics Engineers. pp.779-788. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>.
- Samaras, S., Diamantidou, E., Ataloglou, D., Sakellariou, N., Vafeiadis, A., Magoulianitis, V., Lalas, A., Dimou, A., Zarpalas, D., Votis, K., Daras, P. and Tzovaras, D., 2019. Deep Learning on Multi Sensor Data for Counter UAV Applications – A Systematic Review. *Sensors*, [e-journal] 19 (22), 4837. <https://doi.org/10.3390/s19224837>.
- Yaacoub, J.-P., Noura, H., Salman, O. and Chehab, A., 2020. Security analysis of drones systems: Attacks, limitations, and recommendations. *Internet of Things*, [e-journal] 11, pp.1-39. <https://doi.org/10.1016/j.iot.2020.100218>.



## REFERENCES

- Ammar, A., Koubaa, A., Ahmed, M. and Saad, A., 2019. Aerial Images Processing for Car Detection using Convolutional Neural Networks: Comparison between Faster R-CNN and YoloV3. *Preprints*, [e-journal] 17 October. DOI: 10.20944/preprints201910.0195.v1.
- Borysov, H.O., Humen, T.F. and Trapezon, K.O., 2020. Doslidzhennia prohramnykh osoblyvostei obiednannia Android things na osnovi kontseptsii Internetu rechei [Study of software features of Android things integration based on the Internet of Things concept]. *Scientific notes of Taurida National V.I. Vernadsky University. Series: Technical Sciences*, [e-journal] 31(70/1), pp.29-35. <https://doi.org/10.32838/2663-5941/2020.1-1/0>.
- Introduction to computer vision: what it is and how it works, 2018. *DataRobot*, [online] 2 April. Available at: <<https://www.datarobot.com/blog/introduction-to-computer-vision-what-it-is-and-how-it-works/>> [Accessed 28 August 2022].
- Kartashov, V.M., Oleynikov, V.N., Sheyko, S.A., Babkin, S.I., Koryttsev, I.V. and Zubkov, O.V., 2019. Peculiarities of Small Unmanned Aerial Vehicles Detection and Recognition. *Telecommunications and Radio Engineering*, [e-journal] 78 (9), pp.771-781. DOI: 10.1615/TelecomRadEng.v78.i9.30.
- Markov, E., 2016. Fractal methods for extracting artificial objects from the unmanned aerial vehicle images. *Journal of Applied Remote Sensing*, [e-journal] 10 (2), art. 25020. <https://doi.org/10.1117/1.JRS.10.025020>.
- Nechiporenko, A.S., Gubarenko, E.V. and Gubarenko, M.S., 2019. Authentication of users of mobile devices by their motor reactions. *Telecommunications and Radio Engineering*, [e-journal] 78 (11), pp.987-1003. <https://doi.org/10.1615/TelecomRadEng.v78.i11.60>.
- Nidhi, G., 2017. The Incredible Future Of Public Transport With This Gyroscopic Vehicle Design. *Industry Tap*, [online] 26 August. Available at: <<https://www.industrytap.com/incredible-future-public-transport-gyroscopic-vehicle-design/43587>> [Accessed 31 August 2022].
- Prakash, J., 2018. The intuition behind RetinaNet. *Medium*, [online] 23 March. Available at: <<https://medium.com/@14prakash/the-intuition-behind-retinanet-eb636755607d>> [Accessed 28 August 2022].
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R. and Farhadi, A., 2016. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. In: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, [e-journal] 27-30 June 2016. Institute of Electrical and Electronics Engineers. pp.779-788. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>.
- Samaras, S., Diamantidou, E., Ataloglou, D., Sakellariou, N., Vafeiadis, A., Magoulianitis, V., Lalas, A., Dimou, A., Zarpalas, D., Votis, K., Daras, P. and Tzovaras, D., 2019. Deep Learning on Multi Sensor Data for Counter UAV Applications – A Systematic Review. *Sensors*, [e-journal] 19 (22), 4837. <https://doi.org/10.3390/s19224837>.
- Svatiuk, D.R., Svatiuk, O.R. and Belei, O.I., 2020. Zastosuvannia zghortkovykh neironnykh merezh dlia bezpeky rozpiznavannia obektiv u videopototsi [Application of convolutional neural networks for object recognition security in video stream]. *Cybersecurity: Education, Science, Technique*, [e-journal] 4(8), pp.97-112. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2020.8.97112>.
- Tymoshyn, Yu.A. and Orlenko, S.P., 2018. Alhorytm rozpiznavannia oblychchia liudei na bazi zghortkovoi neironnoi merezhi [Human face recognition algorithm based on convolutional neural network]. *Adaptyvni systemy avtomatychnoho upravlinnia*, 1 (32), pp.166-173.
- Yaacoub, J.-P., Noura, H., Salman, O. and Chehab, A., 2020. Security analysis of drones systems: Attacks, limitations, and recommendations. *Internet of Things*, [e-journal] 11, pp.1-39. <https://doi.org/10.1016/j.iot.2020.100218>.

**UDC 656.05:[629.066:004.032.26:004.383.8****Tkachenko Olha,**

*PhD in p Physics and Mathematics,  
Associate Professor at the Department of Information Technologies,  
State University of Infrastructure and Technology,  
Kyiv, Ukraine  
oitkachen@gmail.com  
<https://orcid.org/0000-0003-1800-618X>*

**Babichenko Dmytro,**

*Master's Student at the Department of Information Technologies,  
State University of Infrastructure and Technology,  
Kyiv, Ukraine  
dmitry.babichenko99@gmail.com  
<http://orcid.org/0000-0002-3309-9487>*

## **INTELLECTUALIZATION OF MOVING TRANSPORT OBJECTS RECOGNITION**

**The purpose of the article** is to research, analyze, and consider current problems and prospects for the development of software for the recognition of transport objects based on the use of pattern recognition theory, methods, and tools of artificial intelligence, and different types of neural networks.

**The research methodology** is basic methods and algorithms of pattern recognition, methods and means of artificial intelligence, and different types of neural networks. The article considers the main problems of intellectualization of processes occurring in transport. The main attention is paid to the intellectualization of the processes of transport objects' recognition. The article analyzes the most common recognition methods. A study of these methods and approaches to the recognition of moving vehicles is conducted. It is determined which methods have high and which have low computational complexity. Among the considered methods are those that recognize static transport objects (primarily transport infrastructure objects) using intelligent technologies, statistical, probabilistic, and other methods. The main attention is paid to methods that recognize dynamic transport objects. The basis of intellectualization of the processes of recognition of this group of objects is the use of neural networks, in particular convolutional, recurrent, neural networks with long short-term memory (LSTM), etc.

**The scientific novelty** of the research is the analysis of modern methods of moving transport objects' recognition, the results of which can be used in the development of their software product. The article emphasizes that the proposed modern approach to the recognition of transport objects (moving vehicles and transport infrastructure) involves solving a wide range of problems based on the use of intelligent technologies, in particular neural networks.

**Conclusions.** The most common methods for solving current problems of recognition of transport objects (vehicles and transport infrastructure) have been investigated and analyzed. Based on the analysis of methods for recognizing moving vehicles, it has been determined which methods have high and low computational complexity. The basis of the intellectualization of the recognition processes for this group of transport objects is the use of various neural networks.

**Keywords:** transport objects; intelligent technologies; intellectualization; neural networks; recognition methods; recognition of transport objects.

26.09.2022