

НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ СИСТЕМИ АВТОМАТИЗОВАНОГО МОНІТОРИНГУ ТРАНСПОРТУ ТА ТЕХНІКИ В УМОВАХ ІНФРАСТРУКТУРНИХ ОБ'ЄКТІВ

Андрій Костецький, магістрант¹ (ORCID: 0009-0008-4224-3867),

Максим Якуша, магістрант¹ (ORCID: 0009-0003-2306-2095)

¹Київський національний університет будівництва і архітектури, Україна

АНОТАЦІЯ

Робота присвячена аналізу можливостей застосування глибоких нейронних мереж для автоматизованого моніторингу транспортних засобів і будівельної техніки в умовах інфраструктурних об'єктів. Проведено порівняльний огляд сучасних архітектур (YOLOv5, Faster R-CNN, ResNet, VGG16, MobileNet). Показано, що ефективність систем залежить від завдань: для моніторингу транспортних потоків пріоритетною є швидкість, тоді як для класифікації будівельної техніки – точність. Запропоновано інтеграцію різних архітектур у комплексні системи «розумних» міст і будівельних майданчиків.

Ключові слова: нейронні мережі, CNN, YOLOv5, ResNet, моніторинг будівельної техніки, будівельна техніка.

1. ВСТУП

Сучасні інфраструктурні об'єкти вимагають постійного контролю задля підвищення безпеки й оптимізації логістики. Використання технологій комп'ютерного зору відкриває нові можливості для автоматизації цих процесів. Особливої актуальності набуває забезпечення ефективного моніторингу транспортних потоків та будівельної техніки на великих майданчиках, де ручне спостереження є недостатньо ефективним через масштаби та складність операцій.

Стрімкий розвиток глибокого навчання та нейромережевих технологій дозволяє створювати інтелектуальні системи, здатні автоматично аналізувати відеопотоки в реальному часі, ідентифікувати об'єкти, класифікувати їх типи та відстежувати траєкторії руху. Це особливо важливо для будівельних майданчиків, логістичних центрів та транспортних вузлів, де необхідно забезпечити безпеку, оптимізувати маршрути руху та запобігти можливим аварійним ситуаціям.

У [1] автори наголошують: «Впровадження CNN у системи розпізнавання номерних знаків на базі IoT суттєво підвищує автоматизацію моніторингу транспортних потоків». Подібно, в роботі [2] зазначається: «YOLOv5 забезпечує ефективне виявлення в умовах щільного трафіку при поєднанні з методом NMS-ансамблювання». Сучасні дослідження демонструють, що поєднання різних архітектур нейронних мереж дозволяє досягти оптимального балансу між швидкістю та точністю, що є вирішальним фактором для практичного впровадження таких систем.

2. МЕТОДОЛОГІЯ

Автоматизовані системи моніторингу транспорту та техніки ґрунтуються на багатоступеневій схемі:

1. Попередня обробка зображення.
2. Виявлення об'єктів (YOLOv5, S-YOLOv5).
3. Класифікація (ResNet, MobileNet, CNN-RNN).
4. Інтеграція результатів у систему управління.

У [3] зазначено: «Гібридний підхід CNN-RNN демонструє стійкість при розпізнаванні номерних знаків у складних умовах навколишнього середовища». Це

підтверджує доцільність поєднання згорткових і рекурентних мереж у завданнях відеоспостереження.

Додатково слід відзначити важливість формування навчальних вибірок і їх аугментації. Як підкреслюють автори [4], застосування технік обертання, масштабування, зміни освітленості та додавання шуму дозволяє підвищити стійкість моделей до змінних умов експлуатації. Це суттєво зменшує ризик переобучення та забезпечує кращу узагальнюючу здатність нейронних мереж.

Оцінювання ефективності проводиться з використанням стандартних метрик Precision, Recall, F1-score та mAP, що дозволяє об'єктивно порівнювати різні архітектури. У роботі [2] підкреслюється, що комплексний підхід, який поєднує точність, швидкодію та обчислювальні витрати, є необхідним для вибору оптимальної моделі.

3. РЕЗУЛЬТАТИ ТА ОБГОВОРЕННЯ

3.1 Розпізнавання номерних знаків

YOLOv5 та його полегшена модифікація S-YOLOv5 забезпечують роботу у реальному часі. Як відзначають автори [2]: «YOLOv5 досяг точності виявлення 92,6 % при швидкості обробки в режимі реального часу, що робить її придатною для онлайн-моніторингу трафіку». Водночас у [4] підкреслюється: «S-YOLOv5 зменшує обчислювальне навантаження, зберігаючи порівнянну точність зі стандартною YOLOv5».

Таблиця 1: Порівняння архітектур для моніторингу транспорту

Архітектура	Швидкість	Точність	Переваги	Недоліки	Джерело
YOLOv5	~45 fps	92-93 %	Робота у реальному часі	Менш точна вночі	[2]
Архітектура	Швидкість	Точність	Переваги	Недоліки	Джерело

S- YOLO v5	~50 fps	~92 %	Легка модель для мобільних застосунків	Потре бує адапта ції	[4]
------------------	------------	-------	--	-------------------------------	-----

3.2 Моніторинг будівельної техніки

Для класифікації та розпізнавання будівельної техніки доцільним є використання глибоких згорткових нейронних мереж, які забезпечують високу точність та стійкість до зміни умов середовища. Архітектура *ResNet* демонструє точність понад 98 % у багатьох завданнях класифікації [1]. Як зазначено в дослідженнях, *ResNet* перевершує традиційні *CNN* завдяки наявності залишкових зв'язків, що полегшують навчання дуже глибоких моделей та дозволяють уникнути проблеми зникання градієнта. На протипагу цьому, архітектура *MobileNet* розроблена спеціально для мобільних та вбудованих рішень, де критично важливими є обмежені обчислювальні ресурси та енергоефективність. Автори [4] підкреслюють, що *MobileNet* забезпечує оптимальний баланс між точністю та швидкістю, що робить її придатною для розгортання на пристроях з обмеженими можливостями без значної втрати якості класифікації. Завдяки цим особливостям *ResNet* доцільно застосовувати в системах, де пріоритетом є максимальна точність, тоді як *MobileNet* забезпечує практичність і мобільність у реальних умовах експлуатації.

Таблиця 2: Порівняння архітектур CNN для класифікації будівельної техніки

Архітектура	Точність	Переваги	Недоліки
ResNet	>98 %	Уникнення зникаючого градієнта	Великі обчислювальні витрати
MobileNet	91-92 %	Легкий, придатний для мобільних пристроїв	Менш точний ніж ResNet
CNN-RNN	~95 %	Аналіз часових залежностей	Потребує великих датасетів

3.3 Інтегровані системи

Для створення комплексних рішень автоматизованого моніторингу доцільним є поєднання різних архітектур нейронних мереж, що дозволяє одночасно досягати високої швидкодії та максимальної точності. Такий підхід забезпечує гнучкість системи та можливість її адаптації до різноманітних сценаріїв експлуатації. У роботі [4] наголошується, що інтеграція легких моделей *YOLO*, здатних ефективно працювати в режимі реального часу, із залишковими мережами типу *ResNet*, які забезпечують глибоку класифікацію та високу точність, відкриває можливість для розробки багатофункціональних систем моніторингу міського середовища. Поєднання таких моделей дозволяє одночасно реалізувати швидке виявлення об'єктів, їх подальшу класифікацію та аналітичну обробку даних, що є ключовим фактором у впровадженні інтелектуальних транспортних рішень та систем

«розумного» міста. Додатковим кроком для підвищення ефективності системи може бути використання гібридного підходу, що поєднує переваги різних моделей для досягнення оптимального результату в реальних умовах.

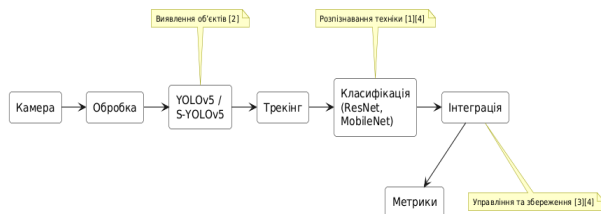


Рисунок 1. Схема системи моніторингу транспорту і техніки

4. ВИСНОВКИ

1. Глибокі нейромережеві моделі (*YOLOv5*, *ResNet*, *CNN-RNN* тощо) показали високу ефективність у завданнях автоматизованого моніторингу транспорту та будівельної техніки, що підтверджується результатами досліджень [1–4].

2. Вибір архітектури залежить від умов застосування: для систем реального часу доцільно використовувати легкі моделі (*YOLOv5*, *S-YOLOv5*) [2], тоді як для детальної класифікації оптимальними є *ResNet* та гібридні *CNN-RNN* рішення [1], [3].

3. Інтеграція різних моделей у єдину систему забезпечує баланс між швидкістю та точністю [4], що є ключовим для побудови надійних комплексів моніторингу транспортної інфраструктури та будівельних майданчиків.

4. Проведене дослідження підтверджує доцільність використання модульного підходу, де окремі елементи системи відповідають за обробку відео, виявлення, класифікацію та інтеграцію результатів. Такий підхід дозволяє масштабувати систему залежно від умов експлуатації [3].

5. Перспективними напрямками подальших досліджень є інтеграція хмарних сервісів і технологій Edge AI, що дають змогу зменшити затримку обробки даних та забезпечити ефективне використання ресурсів у режимі реального часу [4]. Це створює підґрунтя для впровадження інтелектуальних

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

[1] Implementation of number plate detection system for vehicle registration using IoT and recognition using CNN. Sensors, 2023. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2665917423000971>

[2] Rahman R., Azad Z.B., Hasan M.B. Densely-Populated Traffic Detection using YOLOv5 and Non-Maximum Suppression Ensembling. arXiv:2108.12118, 2021. URL: <https://arxiv.org/abs/2108.12118>

[3] Shivakumara P., et al. CNN-RNN based method for license plate recognition. IET Image Processing, 2018. URL: <https://digital-library.theiet.org/doi/full/10.1049/trit.2018.1015>

[4] S-YOLOv5: A Lightweight Model for Detecting Objects Thrown from Tall Buildings in Communities. Information (MDPI), 2024. URL: <https://www.mdpi.com/2078-2489/15/4/188>