

Номер документа	Познака	Найменування	При м.						
		Текстові документи							
1	ГЮІК.122022.026ПЗ	Пояснювальна записка	60 с.						
2		Рецензія	1 с.						
3		Науково-технічні публікації (апробація)	9 с.						
4		Сертифікати про участь у науково-технічних заходах	1 с.						
		Графічні документи							
5		Презентаційний матеріал	12 с.						
		Електронні матеріали							
6		2022_М_ІНФ_ІНФм-21-1_Ященко_А_В.doc							
7		2022_М_ІНФ_ІНФм-21-1_Ященко_А_В.pdf							
8		2022_М_ІНФ_ІНФм-21-1_Ященко_А_В.pptx							
9		Каталог з програмою – program							
10		2022_М_ІНФ_ІНФм-21-1_Ященко_А_В_readme.txt							
11		Оригінальність тексту _____ відсотків							
		Керівник атестаційної роботи							
		доц. Тітова О. В. _____							
Зм	Арк	№ докум.	Підпис	Дата	ГЮІК.122022.026Д4				
Розроб.	Ященко А. В.				Дослідження використання методів Deep Learning для розпізнавання транспортних засобів на зображенні Відомість кваліфікаційної роботи магістра				
Перевір.	Тітова О. В.								
Т.контр									
Н.контр	Творошенко І.С.								
Затв.	Кобилін О.А.								
					Лім			А	А
									1
					ХНУРЕ Кафедра Інформатики				



International Science Group

ISG-KONF.COM

**XXXVII
INTERNATIONAL SCIENTIFIC
AND PRACTICAL CONFERENCE
"MODERN WAYS OF SOLVING THE LATEST PROBLEMS
IN SCIENCE"**

**Varna, Bulgaria
September 20 - 23, 2022**

ISBN 979-8-88796-809-4

DOI 10.46299/ISG.2022.1.37

MODERN WAYS OF SOLVING THE LATEST PROBLEMS IN SCIENCE

Proceedings of the XXXVII International Scientific and Practical Conference

Varna, Bulgaria
September 20 – 23, 2022

UDC 01.1

The XXXVII International Scientific and Practical Conference «Modern ways of solving the latest problems in science», September 20 – 23, 2022, Varna, Bulgaria. 518 p.

ISBN – 979-8-88796-809-4

DOI – 10.46299/ISG.2022.1.37

EDITORIAL BOARD

<u>Pluzhnik Elena</u>	Professor of the Department of Criminal Law and Criminology Odessa State University of Internal Affairs Candidate of Law, Associate Professor
<u>Liudmyla Polyvana</u>	Department of Accounting and Auditing Kharkiv National Technical University of Agriculture named after Petr Vasilenko, Ukraine
<u>Mushenyk Iryna</u>	Candidate of Economic Sciences, Associate Professor of Mathematical Disciplines, Informatics and Modeling. Podolsk State Agrarian Technical University
<u>Prudka Liudmyla</u>	Odessa State University of Internal Affairs, Associate Professor of Criminology and Psychology Department
<u>Marchenko Dmytro</u>	PhD, Associate Professor, Lecturer, Deputy Dean on Academic Affairs Faculty of Engineering and Energy
<u>Harchenko Roman</u>	Candidate of Technical Sciences, specialty 05.22.20 - operation and repair of vehicles.
<u>Belei Svitlana</u>	Ph.D., Associate Professor, Department of Economics and Security of Enterprise
<u>Lidiya Parashchuk</u>	PhD in specialty 05.17.11 "Technology of refractory non-metallic materials"
<u>Levon Mariia</u>	Candidate of Medical Sciences, Associate Professor, Scientific direction - morphology of the human digestive system
<u>Hubal Halyna Mykolaivna</u>	Ph.D. in Physical and Mathematical Sciences, Associate Professor

122.	Сулейманов Т.С., Хейрабади Г.С., Амирова А.М. ПОВЕДЕНИЕ ОЧИЩАЕМОГО ГЛИНИСТОГО РАСТВОРА ПОД ДЕЙСТВИЕМ ВИБРАЦИИ	481
123.	Сідлецький О.Р., Гулак Н.К. СИСТЕМА БЕЗПЕЧНОГО VPN-З'ЄДНЕННЯ МОДЕЛЕЮ ZERO TRUST	485
124.	Сідлецький Я.Р., Гулак Н.К. ПРОГРАМНИЙ ЗАСТОСУНОК ДЛЯ ЗАХИЩЕНОГО УПРАВЛІННЯ КОРИСТУВАЧАМИ ТА ЇХ РЕСУРСАМИ	488
125.	Шило Г.І., Гулак Н.К. ВИЯВЛЕННЯ КІБЕРЗАГРОЗ В ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ	491
126.	Шишацький А.В., Рансевич Р.І., Шкнай О.В., Бондар О.О., Кручковський О.Л. АНАЛІЗ ТЕХНІЧНИХ ХАРАКТЕРИСТИК УДАРНИХ БЕЗПЛОТНИХ АВІАЦІЙНИХ СИСТЕМ РОСІЙСЬКОЇ ФЕДЕРАЦІЇ ТА РЕСПУБЛІКИ БІЛОРУСЬ	494
127.	Яременко Р. АЛГОРИТМ LZW ТА ЙОГО ВДОСКОНАЛЕННЯ	504
128.	Ященко А. АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ ПІДХОДІВ ДО ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧ ДЕТЕКЦІЇ ОБ'ЄКТІВ	507
129.	Әбдуахит М.Қ., Жолдасова А.Ш., Жайлаубай А.М., Демеубаева Ұ.О. DIGITAL TECHNOLOGIES IN CONTEMPORARY ART	512
130.	Әбдуахит М.Қ., Мамадиева К.Х., Тұймебай Ж.Қ., Жолдыбаева Г.Т. ҰЯЛЫ БАЙЛАНЫСТЫҢ БЕСІНШІ БУЫНЫ	515

АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ ПІДХОДІВ ДО ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧ ДЕТЕКЦІЇ ОБ'ЄКТІВ

Ященко Артур,
Магістр з інформатики
Харківський національний університет радіоелектроніки

Один з наївних підходів, який базується на згорткових нейронних мережах є використання канонічних зображень класів, які необхідно знайти на зображенні, та використання рухливого фрейму для виявлення подібності. Такий підхід відомий під назвою зіставленням із шаблоном [1, 2]. У ситуаціях, коли замість шаблону використовується натренований класифікатор, для досягнення досконалого результату потрібно зробити повне зіставлення фреймів для повного переконання у правдивості класифікатора (об'єкти можуть знаходитись у різних місцях зображення та мати різні масштаби) [3–9].

Для розрахунку кількості фреймів зображення $W \times H$ потрібно скористатися формулою, що виконує перебір дуже не ефективним методом та займає досить багато часу. Для того, щоб зменшити цей час використовують два базових підходи:

- одностайний метод – такий підхід, при якому не використовуються жодні алгоритми для генерації областей, при цьому передбачає координати лімітованих фреймів з різними характеристиками (як ступінь впевненості у подальшому завдяки корекції положення фреймів та результати класифікації);

- двоетапний метод – цей метод поділяють на два етапи. Перший етап – за допомогою нейронної мережі виконується пошук областей, які з великою вірогідністю включають у себе пошуковий об'єкт. Другий етап – на знайдених областях відбувається аналіз належності цих об'єктів до класу, який шукаємо та уточнюється розташування лімітованих фреймів.

Перевага алгоритмів R-CNN полягає у тому, що вони використовують передбачення областей, що забезпечує високу точність, але вони можуть бути дуже повільними для деяких сфер, таких як безпілотне керування автомобілем. Через це можна виділити ще одне сімейство алгоритмів, які не використовують області – сімейство алгоритмів швидкої детекції [10–16].

YOLO – цей алгоритм був започаткований як перша спроба реалізувати детекцію об'єктів у реальному часі. Сутність алгоритму у тому, що вихідне зображення поділяється на сітку з $N \times N$ чарунків. Коли центр об'єкта потрапляє всередину координат чарунку, то цей чарунок є відповідальним за визначення параметрів місцезнаходження об'єкта. Кожний чарунок описує кілька варіантів розташування обмежуючих рамок для одного і того ж об'єкта. Кожен з цих варіантів характеризується п'ятьма значеннями – координатами центру рамки, що обмежує його шириною і висотою, а також ступеня впевненості в тому, що рамка, що обмежує, містить в собі об'єкт. Також необхідно для кожної пари класу об'єктів та чарунку визначити ймовірність того, що чарунок містить у собі об'єкт цього класу. Таким чином, останній шар мережі, що приймає кінцеве

рішення про обмежувальні рамки і класифікації об'єктів, працює з тензором розмірності.

YOLO працює набагато швидше за алгоритми сімейства R-CNN за рахунок того, що підтримує дроблення на константну кількість чарунків замість того, щоб пропонувати області та розраховувати рішення для кожної області окремо.

Недоліком алгоритму є погана якість розпізнавання об'єктів складної форми.

YOLOv2, YOLOv3 – відрізняється від попередньої версії використанням батчевої нормалізації на згорткових шарах, навчання моделей відбувається на зображеннях з підвищеною розширенням, наявністю та використанням ключових рамок для передбачення місцезнаходження об'єктів, використанням алгоритму кластеризації k -середніх для ефективного навчання вибору розмірів обмежувальних фреймів з використанням функції відстані на основі IoU [17–21]. Кількість рамок-центроїдів, що обмежують, обираються за допомогою «методу ліктя».

YOLOv2 допускає, що рамки, що обмежуються, можуть не суттєво відхилятися від розташування центру, що забезпечує стабільність на тлі менш ефективного рівномірного вибору рамок-кандидатів по всьому вихідному зображенню.

Алгоритм YOLO9000, названий через використання 9000 кращих класів ImageNet, використовує деревоподібну структуру класів та аналізує їх вкладеність. Якщо серед класів є мітка «Йоркширський тер'єр», це означатиме, що знайдений об'єкт буде підкласом мітки «Собака». Через це не виникає взаємної винятковості класів, бо функція softmax до всіх класів не буде застосовуватись. Для передбачення ймовірності вузла класу, слід йти шляхом від вузла до кореня. Шлях прогнозування умовної ймовірності може зупинитися на будь-якому етапі, залежно від того, які мітки доступні.

YOLOv3 – поліпшена версія YOLOv2, де використовується:

- логістична регресія для оцінок достовірностей рамок, що обмежують;
- кілька незалежних логістичних класифікаторів для кожного класу (замість одного шару softmax);
- з'єднання між рівнями прогнозування рамок, що обмежують;
- архітектури DarkNet та ResNet для згорткових мереж.

SSD (Single Shot Detector) – модель, що використовує пірамідальну ієрархію виходів мережі, що забезпечує ефективну детекцію об'єктів різних розмірів.

Зображення послідовно обробляється у різних шарах згорткової мережі, які зменшуються у розмірах. Коли зображення виходить із останнього шару кожної розмірності, то кожен шар приймає рішення щодо детекції об'єктів, таким чином складається «пірамідальна характеристика» зображення. Це дозволяє детектувати різних масштабів об'єкти.

Різниця між YOLO та SSD полягає у тому, що SSD не розбиває зображення на сітку довільного розміру, а передбачає зміщення ключових рамок.

R-CNN – алгоритм, який базується на згорткових нейронних мережах. Суть його полягає у тому, що замість використання рухомих фреймів фіксованого розміру на першому кроці алгоритм намагається знайти прямокутні фрейми

різних розмірів, які потенційно можуть містити об'єкт. Кількість таких прямокутних фреймів, згенерованих на першому етапі, дорівнює 2000. Знайдені області завдяки афінним перетворенням набувають розмір, який подається до CNN. Дуже часто в якості CNN використовують архітектуру CaffeNet, яка для кожної області отримує 4096 ознак. Вектори ознак цих областей обробляються за допомогою SVM, що виконує класифікацію об'єктів з одною SVM на кожний домен.

Fast R-CNN – цей алгоритм є покращеною версією алгоритму R-CNN (покращена швидкість обробки даних). Характерною особливістю цього алгоритму передача до CNN не окремих областей, а всього зображення одразу для отримання загальної карти ознак. Через це області накладаються на загальну карту ознак і в результаті кількість операцій згортки зменшується. Оскільки області мають різний розмір, необхідно привести ознаки до фіксованого вигляду. За допомогою операції RoIPooling область ділиться на сітку, де розмірність чарунків збігається з розмірністю виходу, після чого чарункам сітки надають вибір максимального значення. Отримані області фіксованого розміру використовуються для здійснення як класифікації, так і лінійної регресії для зсуву меж його фреймів.

Faster R-CNN – є покращеною версією алгоритму Fast R-CNN (покращена продуктивність алгоритму). Розробники цього алгоритму запропонували використовувати окремий модуль RPN (Region Proposal Network). RPN виступає як згорткова мережа, яка генерує області за ознаками вихідного зображення.

Згенеровані області передаються в два шари:

- box-regression-layer, що прогнозує значення зсуву для рамок, які виконують обмеження;
- box-classification-layer, що класифікує зображення в межах запропонованої області.

Ключову роль при цьому відіграють ключові рамки (anchor boxes) – рамки з різними положеннями та розмірами для вікна, яке рухається. Такі рамки мають фіксоване положення, різні форми та масштаби.

Для одного масштабу обирається три ключові рамки:

- квадратної форми;
- прямокутної форми, орієнтованої горизонтально;
- прямокутної форми, орієнтованої вертикально.

Далі здійснюється переміщення цих рамок для генерації областей. Для згенерованих таким чином областей розраховуються ймовірності знаходження об'єкта всередині рамки за допомогою cls-шару, а за зсув розташування відповідає reg-шар. Після проходження шару RPN виконується RoIPooling. Оскільки класифікацією та регресією кордонів займається як мережа в цілому, так і RPN, що пропонує області, функція втрат враховує як фінальне рішення щодо класифікації та регресії координат, так і класифікацію та регресію координат, проведену RPN.

Mask R-CNN – є покращеною версією алгоритму Faster R-CNN (додано можливість сегментації екземплярів об'єктів). До Mask R-CNN додається також маска об'єкта – прямокутна матриця належності пікселя поточному об'єкту.

Відбувається передбачення маски для кожного класу за допомогою класифікації без наявності інформації про те, що зображено в області, що виділяє окремий класифікатор на останньому рівні мережі.

Реалізація прогнозування маски викликала декілька архітектурних змін щодо Faster R-CNN: тепер використовується RoIAlign замість RoIPooling. RoIPooling добре підходить для масштабування рамок, що обмежують, однак, для масок такий метод виявляється неточним.

RoIAlign не використовує заокруглень зсувів для пулінгу, а зберігає значення з точкою, що плаває, використовуючи білінійну інтерполяцію. Це забезпечило точне виділення маски об'єкта.

Список літератури:

1. Daradkeh Y.I., Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., and Al-Dhaifallah M. (2022) Classification of Images Based on a System of Hierarchical Features, *Computers, Materials & Continua*, 72(1), pp. 1785–1797.
2. Daradkeh Y.I., Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., and Zeghid M. (2022) Cluster representation of the structural description of images for effective classification, *Computers, Materials & Continua*, 73(3), pp. 6069–6084.
3. M. Ayaz Ahmad, Irina Tvoroshenko, Jalal Hasan Baker, Liubov Kochura, and Vyacheslav Lyashenko (2020) Interactive Geoinformation Three-Dimensional Model of a Landscape Park Using Geoinformatics Tools, *International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology*, 10(5), pp. 2005–2013.
4. Творошенко І.С., Табашник В.А. (2018) Розробка просторової моделі геоінформаційної підтримки людей з обмеженими можливостями, що пересуваються на інвалідних колясках, у місті Харків, *Збірник наукових праць Харківського національного університету Повітряних Сил*, 1(55), С. 122–128.
5. Tvoroshenko I.S. (2004) Structure and functions of intelligent decision-making tools in complex systems, *Artificial Intelligence*, № 4, С. 462–470.
6. Кучеренко Е.И., Творошенко И.С. (2003) Процессы принятия решений в сложных системах на основе нечетких интервальных представлений, *Вісник Національного технічного університету «ХПІ». Тематичний випуск: Системний аналіз, управління та інформаційні технології, Х.: НТУ «ХПІ»*, 1(7), С. 79–86.
7. Кучеренко Є.І., Творошенко І.С. (2011) Оперативне оцінювання простору станів складних розподілених об'єктів з використанням нечіткої інтервальної логіки, *Штучний інтелект*, № 3, С. 382–387.
8. Кучеренко Е.И., Корниловский А.В., Творошенко И.С. (2010) О методах настройки функций принадлежности в нечетких системах, *Системы управления, навигации и связи*, Т. 1, № 13, С. 94–98.
9. Кучеренко Е.И., Творошенко И.С. (2010) Прикладные аспекты моделирования нечетких процессов в сложных системах, *Збірник наукових праць Харківського університету Повітряних сил*, 1(123), С. 127–131.

10. Gorokhovatskyi V., Putyatin Y., Gorokhovatskyi O., and Peredrii O. (2018) Quantization of the Space of Structural Image Features as a Way to Increase Recognition Performance, *The Second IEEE International Conference on DataStream Mining & Processing 21-25 August 2018. Lviv, Ukraine*, pp. 464–467.
11. Tvoroshenko I., and Tkachenko D. (2020) Mechanisms of image classification based on descriptors of local features, *Abstracts of IV International Scientific and Practical Conference «Integration of scientific bases into practice» (October 12-16, 2020). Stockholm, Sweden*, pp. 443–448.
12. Гороховатський В.А. (2003) Распознавание изображений в условиях неполной информации. Харків: ХНУРЭ, 112 с.
13. Tvoroshenko I., and Dziubenko M. (2020) Modern methods of analysis of the movement scheme using video detection of vehicles, *Abstracts of V International Scientific and Practical Conference «Study of modern problems of civilization» (October 19-23, 2020). Oslo, Norway*, pp. 422–428.
14. Gorokhovatsky V. (2014) Structural Analysis and Intellectual Data Processing in Computer Vision. SMIT: Kharkiv, Ukraine, 316 p.
15. Tvoroshenko I., and Gorokhovatskyi V. (2022) The Application of Hybrid Intelligence Systems for Dynamic Data Analysis, *International Journal of Engineering and Information Systems*, 6(2), pp. 40–48.
16. Tvoroshenko I., and Zarivchatskyi R. (2020) Analysis of existing methods for searching object in the video stream, *Abstracts of VI International Scientific and Practical Conference «About the problems of science and practice, tasks and ways to solve them» (October 26-30, 2020). Milan, Italy*, pp. 500–505.
17. Кучеренко Є.І., Творошенко І.С., Анопрієнко Т.В. (2016) Моделювання та оцінювання станів складних об'єктів із застосуванням формальної логіки, *Системи обробки інформації*, № 2, С. 76–82.
18. Tvoroshenko I. (2019) Development of models of spatial analysis of status of interactive processes of complex systems.
19. Творошенко І.С. (2018) Особливості застосування сучасних принципів штучного інтелекту до розробки ефективних механізмів моделювання складних систем, *Science and Technology of the Present Time: Priority Development Directions of Ukraine and Poland*, pp. 118–121.
20. Творошенко И.С., Дехтярь А.П. (2005) Информационные технологии в задачах компьютерной диагностики с использованием интеллектуальных систем. *Клиническая информатика и Телемедицина. Компьютерная Медицина–2005: материалы междунар. научн.-технич. конф., Харьков*, р. 138.
21. Гороховатський В.О., Творошенко І.С. (2022) Аналіз багатовимірних даних за описом у формі множини компонент: монографія. Харків: ХНУРЕ, 124 с.

CERTIFICATE



INTERNATIONAL
SCIENCE GROUP

is awarded to



Яценко Артур

for active participation

XXXVII International Scientific and Practical Conference
“MODERN WAYS OF SOLVING THE LATEST PROBLEMS IN SCIENCE”

20-23 September 2022, Varna, Bulgaria
24 Hours of Participation
(0,8 ECTS credits)

Organizing committee



Ekaterina Zvereva