

DOI: 10.20998/2079-0023.2023.01.17  
УДК 519.2

**О. М. НИКУЛІНА**, д-р техн. наук, професор, завідувачка кафедри інформаційних систем та технологій Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут», Харків, Україна; e-mail: elniknik02@gmail.com; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2938-4215>

**В. П. СЕВЕРИН**, д-р техн. наук, професор, професор кафедри системного аналізу та інформаційно-аналітичних технологій Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут», Харків, Україна; e-mail: valerii.severyn@khpri.edu.ua; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2969-6780>

**О. М. КОНДРАТОВ**, аспірант кафедри інформаційних систем та технологій Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут», Харків, Україна; e-mail: kondratovolexiy@gmail.com; ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6367-9944>

**Н. Ю. РЕКОВА**, д-р економічних наук, професор, професор кафедри цифрових технологій та проектно-аналітичних рішень ТОВ «Технічний університет «МЕТІНВЕСТ ПОЛІТЕХНІКА», Запоріжжя, Україна, e-mail: natarekova@gmail.com; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0956-6564>

## АНАЛІЗ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ДЛЯ ДИСТАНЦІЙНОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ДИНАМІЧНИХ ОБ'ЄКТІВ

Розглянуто проблему ідентифікації динамічних об'єктів з використанням інформаційних технологій дистанційної ідентифікації. Зазначено, що ідентифікація рухомих об'єктів має важливе значення в різних сферах, включаючи автономні транспортні засоби, медичну діагностику та робототехніку. Мета статті полягає в аналізі різних інформаційних технологій виявлення об'єктів, які можуть бути використані в майбутніх дослідженнях з дистанційної ідентифікації. Проведено аналіз методів визначення швидкості як динамічного параметру, аналіз двокрокових та однокрокових методів віддаленої ідентифікації об'єктів, аналіз ранніх методів ідентифікації, а також аналіз методів покращення віддаленої ідентифікації об'єктів. Розглянуто кілька засобів визначення руху об'єктів, зокрема, пропорційно-інтегрально-диференціальний регулятор, метод блоку вирівнювання, фазова кореляція, алгоритми піксельної рекурсії та методи оптичного потоку Лукаса – Канаді, Хорна – Шунка, Фарнбека, густого оптичного потоку. Ці засоби можуть бути використані для ефективного визначення руху об'єктів та ідентифікації їхньої швидкості незалежно від розміру та положення об'єктів. Розглянуті двокрокові та однокрокові методи виявлення об'єктів: метод регіонів зі згортковими нейронними мережами, його покращення, мережі пулінгу просторової піраміди, метод "Ти дивишся лише один раз", однокроковий багаторамковий метод, мережі сітківки, кутова мережа, центральна мережа та трансформер виявлення, які використовують різні підходи для покращення продуктивності та точності виявлення об'єктів. Підкреслено необхідність використання методів згорткових нейронних мереж та мереж пулінгу просторової піраміди для ефективної ідентифікації об'єктів незалежно від їхнього розміру та положення. Пропонуються нові підходи, які дозволяють створювати представлення фіксованої довжини для обробки зображень та регіонів інтересу, а також методи Віоли – Джонса, гістограми орієнтованих градієнтів, моделі деформованих частин. Дослідження в області виявлення об'єктів сприяють розвитку інформаційних технологій та покращенню ефективності систем ідентифікації динамічних об'єктів. Шляхом огляду та аналізу різних методів надані рекомендації для дослідників і практиків, що працюють у галузі дистанційної ідентифікації динамічних об'єктів.

**Ключові слова:** Дистанційна ідентифікація динамічних об'єктів, виявлення об'єктів, оптичний потік, ідентифікація швидкості, глибоке навчання, згорткові нейронні мережі.

**Вступ.** Дистанційна ідентифікація параметрів динамічних об'єктів (ДІПДО) спрямована на ідентифікацію параметрів об'єктів на відстані з використанням різних датчиків та зображень і є підгалуззю виявлення об'єктів (ВО). ВО є фундаментальним завданням в області комп'ютерного зору з різноманітними застосуваннями, такими як нагляд, автономні транспортні засоби, робототехніка та розумне виробництво. Основною метою ВО є ідентифікація параметрів виявлених об'єктів, включаючи положення, розмір, форму та орієнтацію. Надано короткий огляд підходів до віддаленого визначення параметрів об'єкта, включаючи методи визначення швидкості як динамічного параметру, методи на основі моделей, методи на основі машинного навчання, методи на основі ознак. Підхід на основі машинного навчання включає використання різних алгоритмів навчання, таких як глибоке навчання для визначення параметрів об'єкта з великого набору даних з мітками зображень. Це дослідження підкреслює важливість віддаленого визначення параметрів об'єкта і надає цінні посилання на ресурси для

дослідників та практиків, що працюють в галузі комп'ютерного зору.

**Мета та задачі дослідження.** Мета статті полягає в аналізі методів ДІПДО для використання в майбутніх дослідженнях. Для досягнення мети поставлено задачі:

- 1) проаналізувати методи визначення швидкості як динамічного параметру.
- 2) проаналізувати методи ВО на основі згорткових нейронних мереж (ЗНМ);
- 3) проаналізувати ранні методи ВО;
- 4) проаналізувати методи, які покращують ВО.

**Методи визначення руху об'єктів.** Пропорційно-інтегрально-диференціальний (ПІД) регулятор використовується для визначення руху або швидкості об'єкта. Цей регулятор включає три компоненти: пропорційний, інтегральний та диференціальний. Пропорційна складова враховує поточну помилку між заданою і фактичною величиною, і пропорційно збільшує або зменшує вихідний сигнал для наближення до заданого значення. Це дозволяє швидко реагувати на зміни і відповідати на них пропорційно. Інтегральна складова накопичує помилки в часі та враховує їх у

© Нікуліна О. М., Северин В. П., Кондратов О. М., Рекова Н. Ю., 2023



**Дослідницька стаття:** Цю статтю опубліковано видавництвом *НТУ «ХПІ»* у збірнику «Вісник Національного технічного університету "ХПІ" Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології». Ця стаття поширюється за міжнародною ліцензією [Creative Common Attribution \(CC BY 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/). **Конфлікт інтересів:** Автор/и заявив/или про відсутність конфлікту.



вихідному сигналі. Це допомагає усунути сталий стан помилки і забезпечує точніше регулювання. Диференціальна складова оцінює швидкість зміни помилки і змінює вихідний сигнал для зменшення осциляцій та збільшення стабільності системи. Завдяки комбінації цих трьох складових ПДД-регулятор дозволяє ефективно визначати рух або швидкість об'єкта і намагається зменшити помилку між заданим значенням і фактичним станом об'єкта. Метод блоку вирівнювання (БВ) використовується для визначення руху об'єктів на відеозаписах. Зображення розбивається на блоки, і для кожного блоку виконується пошук відповідного блоку на наступному кадрі. Метод блоку вирівнювання може бути застосований на різних рівнях, наприклад, на піксельному рівні або на рівні піраміди зображень. Він є простим та ефективним методом для виявлення руху на відеозаписах, однак його точність може бути недостатньою. Фазова кореляція є одним з методів, який може використовуватися для визначення руху або швидкості об'єкта в комп'ютерному зорі та обробці зображень. Цей метод ґрунтується на використанні фазової інформації в сигналах зображень для виявлення переміщення між кадрами або шаблоном та вхідним зображенням. Алгоритми піксельної рекурсії є методами, які використовують аналіз пікселів в зображенні. Кожен піксель у зображенні аналізується окремо і порівнюється зі своїми сусідніми пікселями або попередніми кадрами зображення. За допомогою алгоритмів та методів обробки, таких як порівняння інтенсивності, градієнтів, кластеризація або використання шаблонів, можна виявити зміну позиції або значення пікселя і визначити швидкість руху об'єкта. Також розроблені методи оптичного потоку. Метод оптичного потоку Лукаса-Канади використовує інтенсивність пікселів для визначення оптичного потоку і базується на апроксимації локального рівняння різниці інтенсивності з використанням методу найменших квадратів. Метод оптичного потоку Хорна – Шунка також використовує інтенсивність пікселів і гладкість оптичного потоку, формулює задачу оптимізації для знаходження глобального оптичного потоку з мінімізацією функціоналу енергії. Метод оптичного потоку Фарнбека використовує метод апроксимації поліномами для визначення оптичного потоку, алгоритм побудови піраміди для обробки зображень різних розмірів і отримання точних результатів. Метод густого оптичного потоку використовує густу сітку точок для визначення оптичного потоку на зображенні та надає інформацію про рух в областях зображення [13].

**Методи на основі ЗНМ.** У 2012 р. відбулося відродження ЗНМ. Основу яких ще покладено у 1998 р. Я. Лекуном та використані для розпізнавання рукописних цифр. Оскільки ЗНМ можуть навчатися стійким і високорівневим ознакам зображення, у 2014 р. для ВО запропоновано метод регіонів зі згортковими нейронними мережами (МРЗНМ). З того часу ВО почало швидко еволюціонувати. У глибинному навчанні виділяють дві групи методів: "методи з двокроковою архітектурою" і "методи з однокроковою архітектурою", де перші розглядають виявлення як "грубе до точного", а другі як "завершення за один

крок". У МРЗНМ спочатку здійснюється виділення набору пропозицій об'єктів, тобто кандидатів у ВО. Потім кожен пропозицію масштабують до зображення фіксованого розміру та вводять у попередньо навчену модель ЗНМ, щоб отримати ознаки. Нарешті, лінійні опорно-векторні машини (ОВМ), які називаються ОВМ-класифікаторами, використовуються для прогнозу наявності об'єкта в кожній області та для визначення класу об'єктів. МРЗНМ значно покращує результати на вибірці візуальних об'єктів класів. Недоліком МРЗНМ є надмірні обчислення ознак на великій кількості пропозицій. З одного зображення може бути понад 2000 прямокутників, що призводить до надзвичайно повільної швидкості виявлення, понад 14 секунд на одне зображення з використанням графічної карти. У 2014 р. були запропоновані мережі пулінгу просторової піраміди (МППП), які дозволяють генерувати представлення фіксованої довжини незалежно від розміру зображення або регіону інтересу. Використання МППП дозволяє обчислити ознаки лише один раз для всього зображення і потім згенерувати представлення фіксованої довжини для регіонів інтересу, що прискорює процес виявлення без втрати точності. Недоліками МППП є необхідність багатокрокового навчання та формування повнозв'язних шарів, ігноруючи попередні шари. У 2015 р. Р. Гіршик запропонував швидкий МРЗНМ (ШМРЗНМ), який є удосконаленням МРЗНМ та МППП. ШМРЗНМ дозволяє одночасно навчати метод та регресор обведення прямокутників в рамках однакової конфігурації мережі. Хоча ШМРЗНМ успішно поєднує переваги МРЗНМ та МППП, його швидкість виявлення все ще обмежена виявленням пропозицій. У 2015 р. запропоновано надшвидкий МРЗНМ (НМРЗНМ), який працює майже в реальному часі. У НМРЗНМ впроваджені мережі регіонів пропозицій, що дозволяє практично безкоштовно генерувати пропозиції регіонів. При переході від МРЗНМ до НМРЗНМ більшість окремих блоків системи ВО, такі як виділення пропозицій, вилучення ознак, регресія обведення прямокутників та інші, були поступово інтегровані в єдину навчальну рамку з кінця до кінця. Хоча все ще збереглася велика кількість обчислень на наступному кроці ВО. У 2017 р. запропоновані пірамідальні мережі ознак (ПМО). Щоб не виконувати ВО лише на картах ознак верхнього шару мережі, розроблена архітектура зверху вниз з бічними зв'язками для побудови високорівневої семантики на всіх шкалах. Оскільки ЗНМ природно формує піраміду ознак під час прямого поширення, ПМО удосконалили ВО з різноманітними масштабами. Використання ПМО в базовій системі НМРЗНМ досягло найкращих результатів ВО з використанням однієї моделі. ПМО стали основним будівельним блоком багатьох майбутніх методів. Таким чином, відродження згорткових нейромереж у 2012 р. спричинило революцію в виявленні об'єктів. Двокрокові методи, починаючи з МРЗНМ, розвивалися з небаченою швидкістю, що призвело до появи НМРЗНМ – першого метода глибинного навчання майже в реальному часі. ПМО покращили ВО за допомогою архітектури згори донизу і бічних зв'язків для побудови високорівневої

семантики на всіх шкалах. Методи з одним кроком на основі згорткових нейронних мереж можуть виявляти всі об'єкти за один крок. Вони популярні серед мобільних пристроїв з функціями, які використовуються в реальному часі та простоті розгортання, але їх продуктивність помітно знижується при виявленні густо розташованих та малих об'єктів. У 2015 р. запропоновано метод «Ти дивишся лише один раз» (МТДЛОР). МТДЛОР працює надзвичайно швидко і використовує одну нейронну мережу для обробки повного зображення. Для МТДЛОР характерне зниження точності локалізації порівняно з двокроковими методами, особливо для деяких малих об'єктів. Також у 2015 р. був запропонований одноходовий багаторамковий метод (ОХБМ), який значно покращує точність однокрокових методів ВО, особливо для певних малих об'єктів. ОХБМ виявляє об'єкти різних масштабів на різних шарах мережі. У 2017 р. досліджені причини відставання за точністю від двокрокових методів ВО і запропоновані мережі сітківки (МС). Вони виявили, що основною причиною є незбалансованість класів переднього та заднього плану. З цією метою в МС була введена нова функція втрат під назвою "фокусована втрата", щоб метод більше уваги звертав на складні невірно класифіковані приклади під час навчання та досягнення такої ж точності в порівнянні з двокроковими методами. У 2018 р. введено кутову мережу (КМ). Для вирішення проблем з нерівномірністю класів, великою кількістю ручних гіперпараметрів і тривалим часом збіжності була відкинута попередня парадигма виявлення та розглянута задача передбачення ключових точок (КТ). Після отримання КТ кутові мережі розгрупувають та знову групують КТ. У 2019 р. К. Жоу та ін. запропонували Центральну мережу (ЦМ), яка також використовує КТ, але виключає витратні післяпроцеси, такі як групове призначення ключових точок (як у КМ, екстремальній мережі тощо) та не максимальне придушення (НМП), що призводить до повноцінної мережі виявлення кінець до кінця. ЦМ вважає об'єкт однією точкою, тобто центром об'єкта, і регресує всі його атрибути, такі як розмір, орієнтація, розташування, на основі посилення на центральну точку. Модель є простою та елегантною, і може використовуватись для трьохвимірних ВО, оцінки пози людини, вивчення оптичного потоку, визначення глибини та інших завдань. У 2020 р. Н. Каріон та ін. запропонували трансформер виявлення (ТРВИ), де вони розглядали ВО як задачу передбачення множини та запропонували мережу виявлення з використанням трансформерів. Пізніше К. Жу та інші запропонували деформований ТРВИ для вирішення проблеми великого часу збіжності ТРВИ та обмеженої продуктивності виявлення малих об'єктів, що дало найкращі результати. ВО є критичним завданням у комп'ютерному зорі. Однокрокові та двокрокові методи ВО мають свої переваги та недоліки. Однокрокові методи ВО, такі як МТДЛОР, ОХБМ, МС, КМ та ЦМ мають переваги у мобільних застосунках і сценаріях реального часу завдяки своїй простоті та швидкості, тоді як двокрокові методи є більш точними, але повільними. ТРВИ відображає нову

еру у виявленні об'єктів, де використовуються трансформери, а деформований ТРВИ досяг найкращої продуктивності.

**Ранні методи ВО.** У 1990 х роках ранні алгоритми ВО були побудовані на основі штучно створених ознак. Це методи Віоли – Джонса, гістограми орієнтованих градієнтів, моделі на основі деформованих частин. У 2001 р. П. Віола та М. Джонс вперше досягли виявлення людських обличчя в реальному часі. Працюючи на процесорі Pentium III з тактовою частотою 700 МГц, метод Віоли–Джонса (ВД) був в десятки або навіть в сотні разів швидшим за інші алгоритми свого часу при порівнянні точності ВО. Метод ВД використовує вікна пошуку для проходження через всі можливі місця та масштаби на зображенні, щоб перевірити, чи містить вікно людське обличчя. Метод ВД значно покращив швидкість ВО, поєднавши три важливі техніки: інтегральне зображення, вибір ознак та каскадні класифікатори. У 2005 р. Н. Далал та Б. Тріггс запропонували метод гістограми орієнтованих градієнтів (ГОГ). Метод ГОГ є вдосконаленням методу інваріантного до масштабу перетворення ознак та методу контекстів форми. Для забезпечення балансу інваріантності ознак, що включають трансляцію, масштабування, освітлення і т. д., та нелінійності метод ГОГ розраховується на щільній сітці рівномірно розташованих комірок і використовує локальну нормалізацію контрасту на "блоках". Для ВО різного розміру метод ГОГ змінює масштаб вхідного зображення декілька разів, при цьому розмір вікна виявлення залишається незмінним. Метод ГОГ став важливим фундаментом для багатьох методів ВО і широкого спектру застосувань у галузі комп'ютерного зору протягом багатьох років. Метод моделі деформованих частин (МДЧ) запропонований П. Фельценшвалбом у 2008 р. як розширення методу ГОГ. Він слідує філософії "розділяй і пануй", де навчання розглядається як вивчення способу розкладання об'єкта. Наприклад, задачу ВО "автомобіль" можна розкласти на ВО його вікон, кузова та коліс. Метод МДЧ Р. Гіршик розширив для роботи з об'єктами у реальному часі з більшими варіаціями. Ці методи мали потенціал розвитку, сучасні техніки ВО, засновані на глибокому навчанні, ефективніші завдяки автоматичному вивченню розпізнавальних ознак з великих наборів даних [4–20].

**Методи, які покращують ВО на основі ЗНМ.** У 2017 р. Ху та інші запропонували мережі відношень (МВ) для ВО: адаптований модуль уваги та модуль відношень об'єкта, який враховує взаємодію між різними цілями на зображенні, включаючи їх характерні ознаки та геометричну інформацію. Модуль відношень заміняє крок після обробки НМП, що дозволяє досягти більшої точності порівняно з НМП. У 2018 р. Дай та інші запропонували деформовані сгорткові мережі (ДСМ). КНМ можуть фокусуватися тільки на ознаках фіксованого квадратного розміру. ДСМ можуть створювати деформоване ядро, а зміщення фіксованого розміру від початкового конволюційного ядра знаходиться шляхом навчання мереж. Деформований пулінг також може адаптуватися до розташування частин для об'єктів з різними формами.

ДСМв1 досяг значного покращення точності. ДСМв2 використовує більше деформованих конволюційних шарів, ніж ДСМв1. Авторі з Гугл Мозку використали пошук нейронних архітектур для знаходження нової архітектури піраміди ознак, яку назвали пошуком архітектури нейронної мережі (ПАНМ) ПМО. Вона складається з підключень зверху вниз і знизу вгору для об'єднання ознак різних масштабів. Шляхом повторення архітектури ПМО одного і більше разів та їх конкатенації створюється велика архітектура під час пошуку, високорівневі шари ознак вибирають ознаки різних рівнів. Додавання додаткових мереж пірамід, збільшення розмірності ознак і використання великомістких архітектур значно підвищують точність ВО [21–23].

Ху та співавтори запропонували модуль об'єктових відношень для ВО, який враховує взаємодію між цілями на зображенні, замінюючи крок післяобробки НМП і досягаючи високої точності. ДСМв2 використовує більше деформованих шарів та функцію мімікування ознак для покращення деформованого ефекту та точності ВО. ПАН ПМО – це пошук нейроархітектури для нових архітектур піраміди ознак, що складаються з підключень зверху вниз і знизу вгору, які можуть генерувати особливості високої роздільної здатності для виявлення малих об'єктів, а стекинг додаткових пірамідних мереж і додавання розмірності ознак значно підвищують точність виявлення. Швидкість виявлення може бути покращена завдяки вивченню трьохвимірної форми об'єкта [24].

Складність відстеження та ідентифікації об'єктів камерами спостереження в реальних умовах полягає в нестабільності результатів спостереження, наприклад, збуреннях, викликаних зміною видимості об'єкта спостереження [25].

**Перспективи ДПДО.** Розвиток ДПДО є важливим для реалізації безпілотних автомобілів та інших автономних транспортних засобів. Ідентифікація швидкості, розміру, положення та орієнтації об'єктів на дорозі може допомогти в уникненні зіткнень та забезпеченні безпеки. ДПДО є важливим елементом в робототехніці, де роботи повинні взаємодіяти з рухомими об'єктами в навколишньому середовищі. ДПДО є важливим компонентом систем відеоспостереження та забезпечення безпеки. ДПДО може бути застосована для моніторингу навколишнього середовища, такого як виявлення рухомих об'єктів на вулицях, в аеропортах або в промислових майданчиках. Це може забезпечити безпеку, виявлення незвичайної активності та вчасне реагування на випадки аварій чи порушень. ДПДО може бути застосована в медичній діагностиці для визначення характеристик руху органів та тканин. Наприклад, визначення швидкості кровотоку або руху серця може допомогти у виявленні аномалій та допомогти в ранній діагностиці хвороб. Вона може бути використана для виявлення підозрілих дій, відстеження руху та ідентифікації осіб або об'єктів у режимі реального часу. ДПДО може бути використана для покращення віртуальної реальності та розширеної реальності. Це дозволяє взаємодіяти з рухомими об'єктами у віртуальному середовищі або

розширювати реальний світ з додатковою інформацією про рух та параметри об'єктів. В ігрових і спортивних областях ДПДО може бути використана для аналізу руху гравців, тренування та покращення стратегій. Вона дозволяє вимірювати швидкість, траєкторію та інші характеристики руху об'єктів у режимі реального часу.

**Висновки.** Під час періоду ВО на основі глибокого навчання відбулося зростання використання сгорткових нейронних мереж, які самостійно вивчають ознаки та здійснюють ВО. Метод ВД використовував ознаки Хаара і алгоритм адаптивного підсилення для виявлення обличчя у реальному часі. ДМЧ базувався на моделі пікторіальної структури і використовував суміш частин для ВО. В НМРЗНМ вперше використані МРП і отримані сучасні результати на різних контрольних наборах даних для ВО. У період виявлення на основі глибокого навчання відзначаються кілька важливих методів, які базувалися на глибоких нейронних мережах, зокрема ОХМ та МТДЛР у 2016 р., МС у 2017 р. ОХМ використовував одну мережу як для локалізації об'єктів, так і для класифікації. МТДЛР використовував одну мережу для прогнозування охоплюючих прямокутників та ймовірності класів безпосередньо з повних зображень, а МС ввів функцію фокусованої втрати, яка вирішувала проблему незбалансованості класів у ВО. ДПДО відноситься до процесу ідентифікації та відстеження руху та поведінки об'єкта у реальному часі. Цей процес залежить від ВО, яке передбачає визначення наявності та місцезнаходження об'єкта на зображенні або відеокадрі. ДПДО є важливою та актуальною проблемою, а застосування різних методів, включаючи ті, що базуються на згорткових нейронних мережах та оптичному потоці, дозволяє досягти високої точності та продуктивності в процесі виявлення та ідентифікації об'єктів.

#### Список використаної літератури

1. Severin V. P., Nikulina E. N., Buriakovskiy V. S. Development of the controller for the quadcopter finkenin simulation enviroment vrep. *Вісник Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут»: сб. наук. пр. Темат. вип.: Системний аналіз, управління та інформаційні технології.* Харків: НТУ «ХПІ», 2016. № 37 (1209). С. 9–12.
2. Ammar A., Chebbah A., Fredj H., Souani C. *Comparative Study of latest CNN based Optical Flow Estimation.* URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9806070/references#references>. (дата звернення: 27.04.2023).
3. Нікуліна О. М., Северин В. П., Коцюба Н. В. Розробка інформаційної технології оптимізації управління складними динамічними системами. *Вісник Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут»: сб. наук. пр. Темат. вип.: Системний аналіз, управління та інформаційні технології.* Харків: НТУ «ХПІ», 2020. № 2 (4). С. 63–69.
4. Zou Z., Chen K., Shi Z., Shi Z., Guo Y., Ye J. *Object Detection in 20 Years: A Survey.* URL: [https://arxiv.org/pdf/1905.05055.pdf?fbclid=IwAR0ILGAWTwU-9-iH6lZyPFXYXA5JRWArM\\_XoSJ78QEhmnn-txrv\\_iGEzCio](https://arxiv.org/pdf/1905.05055.pdf?fbclid=IwAR0ILGAWTwU-9-iH6lZyPFXYXA5JRWArM_XoSJ78QEhmnn-txrv_iGEzCio) (дата звернення: 27.04.2023).
5. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems.* 2012. P. 1097–1105.
6. Girshick R., Donahue J., Darrell T., Malik J. *Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation.* URL: <https://arxiv.org/abs/1311.2524> (дата звернення: 27.04.2023).

7. Girshick R., Donahue J., Darrell T., and Malik J. Region-based convolutional networks for accurate object detection and segmentation. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 2016. Vol. 38, no. 1. P. 142–158.
8. Uijlings J. R., Van De Sande K. E., Gevers T., Smeulders A. W. Selective search for object recognition. *International journal of computer vision*. 2013. Vol. 104, no. 2. P. 154–171.
9. Viola P., Jones M. *Rapid object detection using a boosted cascade of simple features*. URL: <https://www.cs.cmu.edu/~efros/courses/LBMV07/Papers/viola-cvpr-01.pdf> (дата звернення: 27.04.2023).
10. Viola P., Jones M. J. Robust real-time face detection. *International journal of computer vision*. 2004. Vol. 57, no. 2. P. 137–154.
11. Dalal N., Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/1467360> (дата звернення: 27.04.2023).
12. Lowe D. G. *Object recognition from local scale-invariant features*. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/790410> (дата звернення: 27.04.2023).
13. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of computer vision*. 2004. Vol. 60, no. 2. P. 91–110.
14. Belongie S., Malik J., Puzicha J. Shape matching and object recognition using shape contexts. *California univ san diego la jolla dept of computer science and engineering. Tech. Rep.* 2002. Vol. 24, no. 24. P. 509–522.
15. Felzenszwalb P., McAllester D., Ramanan D. *A discriminatively trained, multiscale, deformable part model*. URL: <https://cs.brown.edu/people/pfelzens/papers/latent.pdf> (дата звернення: 27.04.2023).
16. Felzenszwalb P. F., Girshick R. B., McAllester D. *Cascade object detection with deformable part models*. URL: <https://cs.brown.edu/people/pfelzens/papers/cascade.pdf> (дата звернення: 27.04.2023).
17. Malisiewicz T., Gupta A., Efros A. A. *Ensemble of exemplar-SVMs for object detection and beyond*. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6126229> (дата звернення: 27.04.2023).
18. Felzenszwalb P. F., Girshick R. B., McAllester D., Ramanan D. Object detection with discriminatively trained part-based models. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 2010. Vol. 32, no. 9, P. 1627–1645.
19. Girshick R. B., Felzenszwalb P. F., McAllester D. A. Object detection with grammar models. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2011. P. 442–450.
20. Girshick R. B. *From rigid templates to grammars: Object detection with structured models*. URL: <https://dl.dropboxusercontent.com/s/o9m1nq0jdax2on9/rbg-phd-dissertation.pdf?dl=0> (дата звернення: 27.04.2023).
21. Jiao L., Zhang F., Liu F., Yang S., Li L., Feng Z., Qu R. *A Survey of Deep Learning-based Object Detection*. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8825470> (дата звернення: 27.04.2023).
22. Hu H., Gu J., Zhang Z., Dai J., Wei Y. Relation networks for object detection. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2018. P. 3588–3597.
23. Zhu X., Hu H., Lin S., Dai J. *Deformable ConvNets v2: More Deformable, Better Results*. URL: <https://arxiv.org/abs/1811.11168> (дата звернення: 27.04.2023).
24. Kitakaze H., Yoshihara R., Okabea S., Matsumura R. Development of Harmful Bird Recognition System using Object Detection YOLO. *The Japanese Journal of the Institute of Industrial Applications Engineers Online edition*. URL: [https://www.jstage.jst.go.jp/article/jjiaie/8/1/8\\_10/\\_pdf/-char/ja](https://www.jstage.jst.go.jp/article/jjiaie/8/1/8_10/_pdf/-char/ja) (дата звернення: 27.04.2023).
25. Inomata T., Kimura K., Hagiwara M. *Object Tracking and Classification System Using Agent Search*. URL: [https://www.jstage.jst.go.jp/article/ieejieiss/129/11/129\\_11\\_2065/\\_pdf/-char/ja](https://www.jstage.jst.go.jp/article/ieejieiss/129/11/129_11_2065/_pdf/-char/ja) (дата звернення: 27.04.2023).
2. Ammar A., Chebbah A., Fredj H., Souani C. *Comparative Study of latest CNN based Optical Flow Estimation*. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9806070/references#references>. (accessed: 27.04.2023).
3. Nikulina E. N., Severyn V. P., Kotsiuba N. V. Rozrobka informatsiynoyi tekhnologii optimizatsii upravlinnya skladnymy dynamichnymy systemamy [Development of information technology for optimizing the control of complex dynamic systems]. *Vestnik Nats. tekhn. un-ta "KhPI": sb. nauch. tr. Temat. vyp.: Sistemnyy analiz, upravlenie i informatsionnye tekhnologii* [Bulletin of the National Technical University "KhPI": a collection of scientific papers. Thematic issue: System analysis, management and information technology]. Kharkov, NTU "KhPI" Publ., 2020, no. 2 (4), pp. 63–69.
4. Zou Z., Chen K., Shi Z., Shi Z., Guo Y., Ye J. *Object Detection in 20 Years: A Survey*. URL: [https://arxiv.org/pdf/1905.05055.pdf?fbclid=IwAR0ILGAWTuwU-9-iH6lZyPFXYXA5JRWarM\\_XoSJ78QEhmn-txvr\\_iGEzCio](https://arxiv.org/pdf/1905.05055.pdf?fbclid=IwAR0ILGAWTuwU-9-iH6lZyPFXYXA5JRWarM_XoSJ78QEhmn-txvr_iGEzCio) (accessed: 27.04.2023).
5. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*. 2012, pp. 1097–1105.
6. Girshick R., Donahue J., Darrell T., Malik J. *Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation*. URL: <https://arxiv.org/abs/1311.2524> (accessed: 27.04.2023).
7. Girshick R., Donahue J., Darrell T., and Malik J. Region-based convolutional networks for accurate object detection and segmentation. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 2016, vol. 38, no. 1, pp. 142–158.
8. Uijlings J. R., Van De Sande K. E., Gevers T., Smeulders A. W. Selective search for object recognition. *International journal of computer vision*. 2013, vol. 104, no. 2, pp. 154–171.
9. Viola P., Jones M. *Rapid object detection using a boosted cascade of simple features*. URL: <https://www.cs.cmu.edu/~efros/courses/LBMV07/Papers/viola-cvpr-01.pdf> (дата звернення: 27.04.2023).
10. Viola P., Jones M. J. Robust real-time face detection. *International journal of computer vision*. 2004, vol. 57, no. 2, pp. 137–154.
11. Dalal N., Triggs B. *Histograms of oriented gradients for human detection*. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/1467360> (accessed: 27.04.2023).
12. Lowe D. G. *Object recognition from local scale-invariant features*. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/790410> (accessed: 27.04.2023).
13. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of computer vision*. 2004, vol. 60, no. 2, pp. 91–110.
14. Belongie S., Malik J., Puzicha J. Shape matching and object recognition using shape contexts. *California univ san diego la jolla dept of computer science and engineering. Tech. Rep.* 2002, vol. 24, no. 24, pp. 509–522.
15. Felzenszwalb P., McAllester D., Ramanan D. *A discriminatively trained, multiscale, deformable part model*. URL: <https://cs.brown.edu/people/pfelzens/papers/latent.pdf> (accessed: 27.04.2023).
16. Felzenszwalb P. F., Girshick R. B., McAllester D. *Cascade object detection with deformable part models*. URL: <https://cs.brown.edu/people/pfelzens/papers/cascade.pdf> (accessed: 27.04.2023).
17. Malisiewicz T., Gupta A., Efros A. A. *Ensemble of exemplar-SVMs for object detection and beyond*. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6126229> (accessed: 27.04.2023).
18. Felzenszwalb P. F., Girshick R. B., McAllester D., Ramanan D. Object detection with discriminatively trained part-based models. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 2010, vol. 32, no. 9, pp. 1627–1645.
19. Girshick R. B., Felzenszwalb P. F., McAllester D. A. Object detection with grammar models. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2011, pp. 442–450.

#### References (transliterated)

1. Severin V. P., Nikulina E. N., Buriakovskiy V. S. Development of the controller for the quadcopter finkenin simulation environment vrep. *Vestnik Nats. tekhn. un-ta "KhPI": sb. nauch. tr. Temat. vyp.:*

20. Girshick R. B. *From rigid templates to grammars: Object detection with structured models*. URL: <https://dl.dropboxusercontent.com/s/o9m1nq0jdax2on9/rbg-phd-dissertation.pdf?dl=0> (accessed: 27.04.2023).
21. Jiao L., Zhang F., Liu F., Yang S., Li L., Feng Z., Qu R. *A Survey of Deep Learning-based Object Detection*. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8825470> (accessed: 27.04.2023).
22. Hu H., Gu J., Zhang Z., Dai J., Wei Y. Relation networks for object detection. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2018, pp. 3588–3597.
23. Zhu X., Hu H., Lin S., Dai J. *Deformable ConvNets v2: More Deformable, Better Results*. URL: <https://arxiv.org/abs/1811.11168> (accessed: 27.04.2023).
24. Kitakaze H., Yoshihara R., Okabe S., Matsumura R. Development of Harmful Bird Recognition System using Object Detection YOLO. *The Japanese Journal of the Institute of Industrial Applications Engineers Online edition*. URL: [https://www.jstage.jst.go.jp/article/jjiaae/8/1/8\\_10/\\_pdf/-char/ja](https://www.jstage.jst.go.jp/article/jjiaae/8/1/8_10/_pdf/-char/ja) (accessed: 27.04.2023).
25. Inomata T., Kimura K., Hagiwara M. *Object Tracking and Classification System Using Agent Search*. URL: [https://www.jstage.jst.go.jp/article/ieejieiss/129/11/129\\_11\\_2065/\\_pdf/-char/ja](https://www.jstage.jst.go.jp/article/ieejieiss/129/11/129_11_2065/_pdf/-char/ja) (accessed: 27.04.2023).

Надійшла (received) 10.05.2023

UDC 519.2

**O. M. NIKULINA**, Doctor of Technical Sciences, Associate Professor, Head of Department Information Systems and Technologies National Technical University «Kharkiv Polytechnic Institute», Kharkiv, Ukraine; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2938-4215>; e-mail: [elniknik02@gmail.com](mailto:elniknik02@gmail.com)

**V. P. SEVERYN**, Doctor of Technical Sciences, Professor, Professor of Department System Analysis and Information-Analytical Technologies National Technical University «Kharkiv Polytechnic Institute», Kharkiv, Ukraine; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2969-6780>; e-mail: [valerii.severyn@kphi.edu.ua](mailto:valerii.severyn@kphi.edu.ua)

**O. M. KONDRATOV**, Postgraduate of Department Information Systems and Technologies National Technical University «Kharkiv Polytechnic Institute», Kharkiv, Ukraine; ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6367-9944>; e-mail: [kondratovolexiy@gmail.com](mailto:kondratovolexiy@gmail.com)

**N. Y. REKOVA**, Doctor of Economics, Professor, Professor of Department IT, Analysis and Project Decisions, Ltd «Technical University «METINVEST POLYTECHNICS», Zaporizhzhia, Ukraine; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0956-6564>; e-mail: [natarekova@gmail.com](mailto:natarekova@gmail.com)

## ANALYSIS OF INFORMATION TECHNOLOGIES FOR REMOTE IDENTIFICATION OF DYNAMIC OBJECTS

The problem of identification of dynamic objects using remote identification information technologies is considered. It is noted that the identification of moving objects is important in various fields, including autonomous vehicles, medical diagnostics and robotics. The purpose of the article is to analyze various information technologies for detecting objects that can be used in future research on remote identification. Analysis of methods for determining speed as a dynamic parameter, analysis of two-step and one-step methods of remote identification of objects, analysis of early identification methods, as well as analysis of methods for improving remote identification of objects was carried out. Several means of determining the motion of objects are considered, in particular, the proportional-integral-differential controller, the leveling block method, phase correlation, pixel recursion algorithms, and the optical flow methods of Lucas – Kanady, Horn – Shunk, Farnbeck, dense optical flow. These tools can be used to effectively determine the movement of objects and identify their speed regardless of the size and position of the objects. Two-step and one-step object detection methods are considered: region method with convolutional neural networks, its improvements, spatial pyramid pooling networks, "You only look once" method, one-step multi-frame method, retinal networks, corner network, central network and detection transformer, which use different approaches to improve the performance and accuracy of object detection. The necessity of using methods of convolutional neural networks and spatial pyramid pooling networks for effective identification of objects regardless of their size and position is emphasized. New approaches are proposed that allow creating fixed-length representations for image processing and regions of interest, as well as Viola – Jones methods, oriented gradient histograms, and deformed part models. Research in the field of object detection contributes to the development of information technologies and the improvement of the efficiency of dynamic object identification systems. Through the review and analysis of various methods, recommendations for researchers and practitioners working in the field of remote identification of dynamic objects are provided.

**Keywords:** Remote identification of dynamic objects, object detection, optical flow, velocity identification, deep learning, convolutional neural networks.

*Повні імена авторів / Author's full names*

**Автор 1 / Author 1:** Нікуліна Олена Миколаївна, Nikulina Olena Mykolaivna

**Автор 2 / Author 2:** Северин Валерій Петрович, Severyn Valerii Petrovych

**Автор 3 / Author 3:** Кондратов Олексій Михайлович, Kondratov Oleksii Mikhailovich

**Автор 4 / Author 4:** Рекова Наталія Юріївна, Reкова Nataliia Yuriivna