



МІНІСТЕРСТВО ОБОРОНИ УКРАЇНИ
ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ПОВІТРЯНИХ СИЛ ІМЕНІ ІВАНА КОЖЕДУБА

ISSN 1681-7710



СИСТЕМИ ОБРОБКИ ІНФОРМАЦІЇ

Щоквартальний
збірник наукових праць

Заснований
у березні 1996 року

Збірник публікує результати наукових досліджень у галузі інформаційних технологій та електроніки, зокрема з питань розробки методів і засобів збору, обробки та відображення інформації, проектування комп'ютерних систем і мереж, створення та вдосконалення інформаційних систем і технологій різного призначення, кібербезпеки та захисту інформації, комп'ютерної інженерії, електроніки та радіотехніки. Збірник призначений для наукових працівників, викладачів, докторантів, ад'юнктів, аспірантів, курсантів та студентів відповідних спеціальностей.

Засновник і видавець:

Харківський національний університет
Повітряних Сил імені Івана Кожедуба
61023, м. Харків-23, а/с 11800

Телефон:

+38 (057) 704-91-97
+38 (098) 332-62-27

E-mail редколегії: journal-hnups@ukr.net

Інформаційний сайт:

journal-hnups.com.ua

№3(186)/2026

Харків • 2026

РЕДАКЦІЙНА КОЛЕГІЯ:

Головний редактор:

Залевський Геннадій Станіславович , доктор технічних наук, старший науковий співробітник, Харківський національний університет Повітряних Сил імені Івана Кожедуба, Харків, Україна.

Заступник головного редактора:

Хижняк Ірина Анатоліївна , доктор технічних наук, доцент, Харківський національний університет Повітряних Сил імені Івана Кожедуба, Харків, Україна.

Члени редакційної колегії:

- **Духопельников Сергій** , кандидат фізико-математичних наук, Інститут радіофізики та електроніки ім. О.Я. Усикова НАН України, Харків, Україна;
- **Ерден Фатіх** , доктор філософії, професор, Університет Едіттепе, кафедра електротехніки та електроніки, Стамбул, Туреччина;
- **Журавська Ірина Миколаївна** , доктор технічних наук, професор, Чорноморський національний університет імені Петра Могили, Миколаїв, Україна;
- **Ісламов Іслам Джамал огли** , доктор технічних наук, професор, Бакінський інженерний університет, Баку, Азербайджан;
- **Коломійцев Олексій Володимирович** , доктор технічних наук, професор, Заслужений винахідник України, Національний технічний університет "Харківський політехнічний інститут", Харків, Україна;
- **Лемешко Олександр Віталійович** , доктор технічних наук, професор, Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна;
- **Лук'янчук Вадим Володимирович** , доктор технічних наук, старший науковий співробітник, професор, Харківський національний університет Повітряних Сил імені Івана Кожедуба, Харків, Україна;
- **Осієвський Сергій Валерійович** , кандидат технічних наук, доцент, Харківський національний університет Повітряних Сил імені Івана Кожедуба, Харків, Україна;
- **Радівілова Тамара Анатоліївна** , доктор технічних наук, професор, Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна;
- **Сабзієв Елхан** , доктор фізико-математичних наук, професор, Інститут систем управління МОН Азербайджанської Республіки, Баку, Азербайджан;
- **Тютюник Вадим Володимирович** , доктор технічних наук, професор, Харківський національний економічний університет імені Семена Кузнеця, Харків, Україна;
- **Ясечко Максим Миколайович** , доктор технічних наук, професор, Харківський національний університет Повітряних Сил імені Івана Кожедуба, Харків, Україна;

Відповідальний секретар:

Слободянюк Валерій Валерійович , доктор технічних наук, Харківський національний університет Повітряних Сил імені Івана Кожедуба, Харків, Україна.

Включений до категорії "Б" Переліку наукових фахових видань України, у межах кластеру "Інформаційні технології та електроніка" за спеціальностями F3, F4, F5, F6, F7, G5, G6, G7 (наказ Міністерства освіти і науки України від 11.06.2026 р. № 928).

Ідентифікатор медіа – R30-03672 (рішення від 21.03.2024 р. № 938).

Усі статті, що публікуються в журналі, проходять обов'язкове рецензування, яке здійснюється за анонімною формою як для авторів, так і для рецензентів (подвійне сліпе рецензування). Унікальність текстів публікацій перевіряється за допомогою системи пошуку ознак плагіату StrikePlagiarism. За достовірність викладених фактів, цитат та інших відомостей відповідальність несе автор.



Публічність та доступ: Журнал зберігається в реферативній базі даних "Україніка наукова" Національної бібліотеки України імені В.І. Вернадського та включено в довідник періодичних видань Ulrich's Periodicals Directory (USA), міжнародний каталог журналів відкритого доступу DOAJ.

Авторські права: За авторами зберігаються всі авторські права та права на видання без обмежень. Журнал дозволяє користувачам: читати, завантажувати, копіювати, поширювати, друкувати та посилатися на повні тексти статей за умови зазначення авторства. Дозволяється повторне використання змісту журналу у відповідності з ліцензією Creative Commons CC-BY.



MINISTRY OF DEFENCE OF UKRAINE
IVAN KOZHEDUB KHARKIV NATIONAL
AIR FORCE UNIVERSITY

ISSN 1681-7710



INFORMATION PROCESSING SYSTEMS

**Quarterly
scientific publication**

Founded in March, 1996

The scientific works "Information Processing Systems" objective is to publish the results of scientific research in the field of information technologies and electronics, in particular on the development of methods and means of collecting, processing and displaying information, designing computer systems and networks, creation and improvement of information systems and technologies for various purposes, cybersecurity and information protection, computer engineering, electronics and radio engineering. The Digest is intended for researchers, lecturers, doctoral students, adjuncts, postgraduate students, cadets and students of relevant specialties.

Founder and publisher:

Ivan Kozhedub Kharkiv National Air Force
University
post office box 11800, Kharkiv, 61023,
Ukraine

Phone:

+38 (057) 704-91-97
+38 (098) 332-62-27

E-mail: journal-hnups@ukr.net

Website: journal-hnups.com.ua

№3(186)/2026

Kharkiv • 2026

© Ivan Kozhedub Kharkiv National Air Force University, 2026

EDITORIAL BOARD:

Editor-in-Chief:

Zalevskiy Hennadii , Doctor of Technical Sciences, Senior Researcher, Ivan Kozhedub Kharkiv National Air Force University, Kharkiv, Ukraine.

Deputy Editor-in-Chief:

Khyzhniak Iryna , Doctor of Technical Sciences, Ivan Kozhedub Kharkiv National Air Force University, Kharkiv, Ukraine.

Editorial Board:

- **Dukhopelnykov Sergii** , Candidate of Physical and Mathematical Sciences, O.Ya. Usikov Institute of Radiophysics and Electronics of the NAS of Ukraine, Kharkiv, Ukraine;
- **Erden Fatih** , PhD, Professor, Yeditepe University, Department of Electrical and Electronics Engineering, Istanbul, Turkey;
- **Zhuravska Iryna** , Doctor of Technical Sciences, Professor, Petro Mohyla Black Sea National University, Mykolaiv, Ukraine;
- **Islamov Islam Jamal ogli** , Doctor of Technical Sciences, Professor, Baku Engineering University, Baku, Azerbaijan;
- **Kolomiitsev Oleksii** , Doctor of Technical Sciences, Professor, Honored Inventor of Ukraine, National Technical University "Kharkiv Polytechnic Institute", Kharkiv, Ukraine;
- **Lemeshko Oleksandr** , Doctor of Technical Sciences, Professor, Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv, Ukraine;
- **Lukianchuk Vadym** , Doctor of Technical Sciences, Senior Researcher, Professor, Ivan Kozhedub Kharkiv National Air Force University, Kharkiv, Ukraine;
- **Osiievskiy Serhii** , Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Ivan Kozhedub Kharkiv National Air Force University, Kharkiv, Ukraine;
- **Radivilova Tamara** , Doctor of Technical Sciences, Professor, Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv, Ukraine;
- **Sabziev Elkhan** , Doctor of Physical and Mathematical Sciences, Professor, Institute of Control Systems of the Ministry of Science and Education of the Republic of Azerbaijan, Baku, Azerbaijan;
- **Tiutiunyk Vadym** , Doctor of Technical Sciences, Professor, Simon Kuznets Kharkiv National University of Economics, Kharkiv, Ukraine;
- **Yasechko Maksym** , Doctor of Technical Sciences, Professor, Ivan Kozhedub Kharkiv National Air Force University, Kharkiv, Ukraine;

Executive Secretary:

Slobodianiuk Valerii , Doctor of Technical Sciences, Ivan Kozhedub Kharkiv National Air Force University, Kharkiv, Ukraine.

The Journal is inscribed to the category "B" of the List of Scientific Professional Publications of Ukraine, within the cluster "Information Technologies and Electronics" by specialties F3, F4, F5, F6, F7, G5, G6, G7 (Order of Ministry of Education and Science of Ukraine № 928 dated June, 11, 2026).

Media ID – R30-03672 (Decision No. 938 dated March, 21, 2024).

All the articles that are published must be peer reviewed.

It is conducted anonymously both for authors and reviewers (double blind peer review).

The uniqueness of publication texts is checked using the StrikePlagiarism detection system of plagiarism.

The authors take responsibilities for the reliability of stated facts, quotations and other statements.



Publicity and access: The Journal is stored in the referential database "Ukrainika Naukova" of the National Library of Ukraine named after V.I. Vernadskyi and included in the periodical reference book Ulrich's Periodicals Directory (USA) and the Directory of Open Access Journals (DOAJ).

Author's rights: The authors retained all copyrights and publishing rights with no limited publications. The Journal allows users: to read, download, copy, distribute, type and refer to the whole articles upon conditions of attribution. Repeated recycling of Journal contents is allowed according to Creative Commons CC-BY licence.

ЗМІСТ CONTENTS

<i>Афанасьєв Ю.В.</i> Моделі та методи синхронного формування частотних і ключових параметрів IoT mesh-радіомережі	07
<i>Afanasiev Y.</i> Models and methods for synchronous formation of frequency and key parameters in an IoT mesh radio network	07
<i>Афонін Ю.С., Яковішин А.Я., Савінов В.Ю.</i> Метод формування комбінованого датасету для виявлення вибухонебезпечних предметів засобами YOLOv26	17
<i>Afonin Yu., Yakovishin A., Savinov V.</i> Method for generating a combined dataset for explosive object detection using YOLOv26	17
<i>Блиндарук А.О., Шаповалова О.О.</i> Метод ідентифікації рухомих об'єктів на основі інтервальних просторово-часових графів	30
<i>Blindaruk A., Shapovalova O.</i> Method for identification of moving objects based on interval spatio-temporal graphs	30
<i>Бойчук А.В.</i> Дослідження впливу AI-асистованого прийняття рішень на ефективність виявлення дефектів у процесі тестування програмного забезпечення в Agile-командах	41
<i>Boichuk A.</i> Human–AI collaboration in software testing: impact of AI-assisted decision making on defect detection effectiveness in Agile teams	41
<i>Гаврилов Д.С., Мусієнко О.П., Сізон Д.О., Воробйов Є.С.</i> Методика оцінки ефективності підрозділів щодо виконання завдань протиповітряної оборони на основі показників живучості та автономності	48
<i>Havrylov D., Musienko O., Sizon D., Vorobiov Y.</i> Methodology for evaluating the effectiveness of unmanned air defense system units based on survivability and autonomy indicators	48
<i>Гладишев М.Г., Захарченко І.В., Малько П.М., Лютов В.В.</i> Дослідження особливостей функціонування Ad-hoc мереж в умовах радіоелектронного впливу противника	57
<i>Hladyshch M., Zakharchenko I., Malko P., Liutov V.</i> Research on the operational features of Ad-hoc networks under enemy electronic warfare conditions	57
<i>Комін Д.С., Шульга В.В., Хажанець Ю.А., Кириченко Д.Ю.</i> Удосконалений метод розрахунку пропускну здатності інформаційних напрямків з урахуванням затримок в мережі та багатопотоковості при обміні даними	64
<i>Komin D., Shulha V., Khazanets Y., Kyrychenko D.</i> Improved method for calculating the bandwidth of information directions taking into account network delays and multithreading during data exchange	64
<i>Кузнєцов О.Л., Чечуй О.В., Литвин А.В.</i> Можливості підвищення точності визначення напрямку на джерело радіовипромінювання в реальних умовах розповсюдження радіохвиль при використанні технології MIMO	74
<i>Kuznietsov O., Chechui O., Lytvyn A.</i> Possibilities of increasing the accuracy of determining the direction to a source of radio radiation in real conditions of radio wave propagation using MIMO technology	74
<i>Ляшенко О.С., Башилов В.С.</i> Метод енергоефективного федеративного навчання для аналізу даних у туманних мережах	83
<i>Liashenko O., Bashilov V.</i> Method of energy-efficient federated learning for data analysis in fog networks	83
<i>Молодожон Ю.М., Патлай Д.В.</i> Моделі та методи масштабованого мультиагентного керування мережею мобільних платформ на основі цифрового двійника та edge обробки телеметрії	92
<i>Molodozhon Y., Patlai D.</i> Models and methods for scalable multi-agent control of mobile platform networks based on digital twins and edge based telemetry processing	92

<i>Пархоменко Д.О.</i>	
Метод структурного синтезу підсистеми прийняття колективних рішень у групуванням різномірних безпілотних літальних апаратів	100
<i>Parkhomenko D.</i>	
Method for structural synthesis of a collective decision-making subsystem for a group of heterogeneous unmanned aerial vehicles	100
<i>Прочухан Д.В.</i>	
Нейромережовий метод визначення стадії глаукоми з механізмом радіально-полярної уваги	110
<i>Prochukhan D.</i>	
Neural network method for determining the stage of glaucoma with the mechanism of radial-polar attention	110
<i>Слободяник О.Ю.</i>	
Метод глибокого виявлення аномалій у power quality даних показників якості електроенергії, зумовлених геофізичними факторами	116
<i>Slobodyanyk O.</i>	
Deep anomaly detection method in power quality data caused by geophysical factors	116
<i>Тютюник В.В., Тютюник О.О., Усачов Д.В.</i>	
Мультисенсорне виявлення безпілотних літальних апаратів на основі динамічних байєсівських мереж	122
<i>Tiutiunyk V., Tiutiunyk O., Usachov D.</i>	
Multisensor detection of unmanned aerial vehicles based on dynamic Bayesian networks	122
<i>Худов Г.В., Гелуненко М.О., Синицький В.М., Боклаг І.Ю., Олійник Ю.В., Ірха А.В., Жуйков Д.Б.</i>	
Методичні засади використання технологій штучного інтелекту в освітньому процесі вищого військового навчального закладу з дотриманням принципів академічної доброчесності	134
<i>Khudov H., Helunenko M., Synytskyi V., Boklah I., Oliinyk Y., Irkha A., Zhuikov D.</i>	
Methodological principles for using artificial intelligence technologies in the educational process of a higher military educational institution in compliance with academic integrity principles	134
<i>Шкода В.М., Бондаренко Д.О.</i>	
Модель прогнозування story points на основі семантичних ембедингів текстових описів задач із використанням методів машинного навчання	143
<i>Shkoda V., Bondarenko D.</i>	
Story point prediction based on semantic embeddings of task descriptions using machine learning	143
<i>Луценко О.В., Щербак С.С.</i>	
Прогнозування виплат за динамічними страховими претензіями на основі темпоральних графових нейронних мереж	149
<i>Lutsenko O., Shcherbak S.</i>	
Temporal graph neural networks for dynamic insurance claim payout prediction	149
<i>Зарічний Я.</i>	
Сервісний семантичний пошук з ранжуванням на основі параметрів якості обслуговування	160
<i>Zarichnyi Y.</i>	
Service semantic search with ranking based on quality of service parameters	160
<i>Здорик Н.В., Янковський О.А.</i>	
Формування компактного ознакового простору RF-сигналів на основі узгодженого багатокритеріального оцінювання інформативності ознак	166
<i>Zdoryk N., Yankovskyi O.</i>	
Formation of a compact feature space for RF signals based on consistent multi-criteria evaluation of feature informativeness	166
Алфавітний показник	177
<i>Alphabetical index</i>	177

УДК 004.93

DOI: 10.30748/soi.2026.186.03

А.О. Блиндарук, О.О. Шаповалова

Харківський національний економічний університет ім. Семе́на Кузне́ця, Харків

МЕТОД ІДЕНТИФІКАЦІЇ РУХОМИХ ОБ'ЄКТІВ НА ОСНОВІ ІНТЕРВАЛЬНИХ ПРОСТОРОВО-ЧАСОВИХ ГРАФІВ

У статті розглядається задача ідентифікації рухомих об'єктів у відео, яка є актуальною для сучасних систем комп'ютерного зору, відеоспостереження та інтелектуального аналізу даних. Особливу складність становлять сценарії, у яких об'єкти змінюють форму, орієнтацію або частково перекриваються, що обмежує ефективність традиційних підходів, заснованих на піксельних ознаках або ключових точках.

Запропоновано метод ідентифікації рухомих об'єктів на основі інтервальних просторово-часових графів, сформованих із параметризованих контурів об'єкта. Підхід передбачає сегментацію об'єкта на відеокадрах, виділення його контуру та апроксимацію параметричними кривими NURBS (Non-Uniform Rational B-Spline). Дискретизовані точки контуру використовуються як вузли графа, для яких формується розширений вектор ознак, що включає геометричні, позиційні та динамічні характеристики.

Просторові графи, побудовані для окремих кадрів, об'єднуються в інтервальні просторово-часові графи шляхом введення часових зв'язків між відповідними вузлами та застосування механізму ковзного вікна. Це дозволяє отримати послідовність графових структур, що відображають різні фази руху об'єкта та формують його поведінкове представлення.

Для ідентифікації використовується просторово-часова графова нейронна мережа ST-GCN (Spatio-Temporal Graph Convolutional Networks), яка виконує аналіз структурних та часових залежностей у графах. Результати окремих інтервалів агрегуються для формування фінального рішення. Запропонований підхід забезпечує формування інформативного просторово-часового представлення об'єкта та дозволяє підвищити точність і стійкість ідентифікації за рахунок урахування його поведінкових характеристик.

Ключові слова: автоматизована ідентифікація; аналіз відеоданих; графи; комп'ютерний зір; нейронні мережі; параметризація; поведінкові характеристики; штучний інтелект; ST-GCN.

Вступ

У сучасних інформаційних технологіях, комп'ютерному зорі та системах штучного інтелекту задачі ідентифікації рухомих об'єктів у послідовностях відео відіграють ключову роль. Зростання обсягів відеоданих та їх застосування у системах відеоспостереження, безпілотних платформах, робототехнічних комплексах і медичних системах висуває підвищені вимоги до точності та інтерпретованості методів ідентифікації [1]. Особливу складність становлять сценарії, у яких об'єкти змінюють форму, орієнтацію або частково перекриваються.

Рух об'єктів у реальному середовищі супроводжується складною динамікою, що включає зміну геометричної форми, траєкторії, швидкості та взаємодії з оточенням. На відміну від статичних зображень, потоки відео містять часову компоненту, яка може бути використана для підвищення точності ідентифікації. У цьому контексті особливої актуальності набуває підхід до ідентифікації об'єктів за їх поведінковими характеристиками, а не лише за статичними візуальними ознаками.

У сучасній практиці аналізу відео широко застосовуються методи на основі піксельних масок, ключових точок, оптичного потоку та обмежувальних прямокутників [2]. Проте такі підходи, як правило, формують опис об'єкта в межах окремого кадру та не

забезпечують узгодженого просторово-часового представлення. Вони не враховують цілісної геометричної структури об'єкта та її еволюцію у часі, що обмежує їх ефективність у задачах ідентифікації.

Додатковим обмеженням є відсутність формалізованого геометричного представлення об'єкта. Методи на основі масок не забезпечують структурної спадковості у часі, ключові точки не дають повного опису форми, а оптичний потік відображає лише локальні переміщення без урахування глобальних зв'язків. У результаті об'єкт розглядається як набір ізольованих спостережень, що ускладнює формування стійких ознак для його ідентифікації.

У зв'язку з цим актуальним є розроблення методів, що поєднують геометричний опис контурів об'єктів із їх просторово-часовою динамікою у межах єдиної моделі. Перспективним напрямом є використання інтервальних просторово-часових графів у поєднанні з графовими нейронними мережами, зокрема ST-GCN, що дозволяє формувати інформативне представлення руху об'єкта та підвищувати ефективність його ідентифікації.

Постановка проблеми. Аналіз сучасних підходів до обробки відеоданих показує, що існуючі методи не забезпечують комплексного представлення рухомого об'єкта, яке одночасно враховує його геометричну форму, структурну організацію та часову динаміку. Більшість із них обмежується

підсільними або спрощеними структурними описами, що не дозволяє адекватно моделювати зміну форми та поведінки об'єкта в процесі руху.

У задачах ідентифікації рухомих об'єктів ключового значення набуває побудова структурованого представлення, здатного інтегрувати геометричні характеристики форми з просторово-часовими залежностями. Таке представлення повинно забезпечувати інваріантність до змін масштабу, орієнтації та часткового перекриття, а також відображати динамічні властивості руху, зокрема швидкість, напрямок і характер деформацій.

Перспективним напрямом є використання графових моделей, у яких об'єкт подається у вигляді системи взаємопов'язаних елементів. Поєднання графових структур із параметризованим описом контурів створює передумови для формування інформативного просторово-часового представлення, що відображає як геометрію, так і динаміку об'єкта.

У зв'язку з цим формулюється задача розробки методу ідентифікації рухомих об'єктів на основі інтервальних просторово-часових графів, який забезпечує:

- параметризоване представлення контурів об'єкта;
- побудову просторово-часової графової моделі руху об'єкта;
- інтеграцію геометричних і динамічних характеристик;
- формування інформативного ознакового опису вузлів;
- можливість використання отриманого представлення в графових нейронних мережах для задач ідентифікації.

Розв'язання цієї задачі передбачає побудову моделі, що перетворює послідовність відео у набір інтервальних просторово-часових графів, придатних для подальшого аналізу та ідентифікації об'єктів за допомогою сучасних методів графового машинного навчання.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. За останнє десятиліття активно розвиваються підходи до аналізу рухомих об'єктів, що поєднують геометричну інформацію та часову динаміку. Традиційні згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Network – CNN), незважаючи на високу ефективність у задачах класифікації, мають обмеження при моделюванні просторово-часових залежностей [3].

Одним із ключових напрямів стало використання графових представлень. Архітектура ST-GCN продемонструвала ефективність для обробки просторово-часових даних, а подальші моделі розширили ці можливості за рахунок механізмів самоуваги та адаптивної структури графа.

Паралельно розвиваються методи геометричного представлення об'єктів. Параметричні криві, зок-

рема B-spline та NURBS, забезпечують точне та компактне описання контурів навіть при деформаціях, що робить їх придатними для аналізу в динаміці.

Разом з тим, підходи на основі RNN (Recurrent Neural Network), TCN (Temporal Convolutional Network) або LSTM (Long Short-Term Memory), що використовуються для моделювання часових залежностей, не враховують топологічні зв'язки між частинами об'єкта.

Найбільш перспективними є методи, які поєднують параметризовані контури з просторово-часовими графами, де вузли відповідають точкам контуру, а ребра описують як просторові, так і часові зв'язки [4; 16]. Такий підхід дозволяє враховувати не лише форму, а й поведінкові характеристики об'єкта.

Аналіз сучасних досліджень показує, що більшість методів розглядає окремо геометрію, траєкторії або часову динаміку [5; 17]. Графові нейронні мережі ефективні для структурованих даних, але здебільшого застосовуються до об'єктів із фіксованою структурою, тоді як параметричні криві рідко інтегруються з графовими моделями.

У результаті відсутній узагальнений підхід, що поєднує геометричний опис контурів із просторово-часовою динамікою. Це обґрунтовує доцільність використання інтервальних просторово-часових графів на основі параметризованих контурів для задач ідентифікації рухомих об'єктів.

Метою статті є розробка методу ідентифікації рухомих об'єктів на основі інтервальних просторово-часових графів, сформованих із параметризованих контурів. Запропонований підхід передбачає формалізоване представлення геометрії об'єкта за допомогою параметричних кривих, побудову структурованої графової моделі та інтеграцію просторових і часових характеристик руху в межах єдиного подання.

Для досягнення поставленої мети передбачається розробити метод перетворення послідовності відео у набір інтервальних просторово-часових графів, де вузли відповідають точкам параметризованого контуру, а ребра відображають просторові та часові взаємозв'язки між ними. Таке представлення забезпечує узгоджене врахування геометричних, позиційних і динамічних характеристик об'єкта та створює основу для їх подальшої обробки за допомогою графових нейронних мереж.

Реалізація підходу спрямована на формування інформативного просторово-часового представлення, що дозволяє ефективно враховувати зміну форми, структуру та динаміку руху об'єкта в часі і забезпечує підвищення точності його ідентифікації.

Виклад основного матеріалу

Запропонований метод спрямований на ідентифікацію рухомих об'єктів у відео шляхом формування інтервальних просторово-часових графів. Його основна ідея полягає у послідовному перетворенні відеоданих у структуроване графове представлення, яке поєднує геометрію контуру об'єкта, просторові зв'язки між його елементами та часову динаміку їх зміни.

Загальна структура методу включає кілька взаємопов'язаних етапів. Спочатку відеопотік розбивається на послідовність кадрів, що формують дискретний часовий ряд зображень. Далі на кожному кадрі виконується сегментація об'єкта за допомогою нейромережевої архітектури U²-Net та виділення його зовнішнього контуру, який використовується як початкова геометрична основа для подальшого аналізу [6].

Наступним етапом є апроксимація контуру параметричною NURBS-кривою. Це дозволяє перейти від дискретного піксельного опису межі об'єкта до гладкого та компактного параметризованого представлення. Після цього крива дискретизується за параметром, у результаті чого формується впорядкована множина точок, які надалі розглядаються як вузли графа.

Для кожного вузла обчислюється вектор ознак, що включає геометричні, позиційні та динамічні характеристики. Такий опис дозволяє враховувати не лише положення точки на контурі, а й локальні властивості форми та її зміну у часі.

На основі отриманих вузлів для кожного кадру будується просторовий граф, у якому ребра відображають сусідні зв'язки між точками параметризованого контуру. Подальше об'єднання послідовності таких графів у межах ковзного вікна дає змогу сформувати інтервальний просторово-часовий граф. У ньому просторові ребра описують структуру контуру в окремому кадрі, а часові ребра – еволюцію відповідних вузлів між сусідніми кадрами.

Сформовані інтервальні графи приводяться до уніфікованого вигляду, що включає множину вузлів, список просторових і часових ребер та матрицю ознак. Отримане структуроване представлення є придатним для подальшої обробки за допомогою просторово-часової графової нейронної мережі ST-GCN, яка виконує аналіз графової структури та ідентифікацію рухомого об'єкта.

Отже, запропонований метод реалізує послідовний ланцюг перетворень: відео → кадри → маски → контури → NURBS-представлення → вузли з ознаками → просторові графи → інтервальні просторово-часові графи → ST-GCN → ідентифікація.

Саме така структура забезпечує перехід від сирих відеоданих до формалізованого просторово-

часового представлення, що відображає геометрію, структуру та динаміку рухомого об'єкта і може бути використане для його ідентифікації.

Початковим етапом методу є перетворення відеопотоку у дискретну часову послідовність кадрів, що слугує основою для подальшого формування просторово-часового представлення об'єкта. Відео розглядається як впорядкована у часі послідовність зображень, кожне з яких відображає стан динамічної сцени у відповідний момент часу.

На цьому етапі виконується завантаження відеофайлу та його декомпозиція на окремі кадри із заданою частотою дискретизації. Отримана послідовність кадрів зберігає часовий порядок та дозволяє відстежувати зміну положення, форми та контуру об'єкта.

Кожен кадр розглядається як окреме зображення, що містить інформацію про просторову структуру сцени. Збереження часової узгодженості між кадрами є критично важливим, оскільки подальше формування інтервальних просторово-часових графів базується на встановленні відповідностей між елементами об'єкта у суміжних моментах часу.

Частота вибірки кадрів може адаптуватися залежно від характеристик відеоданих та динаміки руху об'єкта, що забезпечує гнучкість застосування методу.

Результатом етапу є впорядкована послідовність кадрів, яка використовується для подальшої сегментації, параметризації контурів та побудови інтервальних просторово-часових графів, призначених для ідентифікації рухомих об'єктів.

Після формування часової послідовності кадрів виконується виділення об'єкта та визначення його геометричного контуру. Даний етап є базовим, оскільки контур використовується як основа для подальшої параметризації та побудови графового представлення.

Виділення об'єкта здійснюється методами сегментації, результатом яких є бінарна маска, що відокремлює об'єкт від фону. На основі отриманої маски визначається зовнішній контур, який подається у вигляді впорядкованої множини точок у координатному просторі зображення. Такий опис забезпечує компактне представлення форми об'єкта та зберігає його геометричні характеристики.

Важливою вимогою є стабільність контурів у часовій послідовності, оскільки подальше формування інтервальних просторово-часових графів базується на узгодженні відповідних елементів об'єкта між сусідніми кадрами.

У запропонованому методі використовується нейромережева модель сегментації, що дозволяє отримувати точні маски об'єкта навіть у складних умовах спостереження. Після цього виконується

виділення зовнішнього контуру та формування множини координатних точок, які описують його геометрію.

Результатом етапу є впорядкована множина контурних точок для кожного кадру, що слугує основою для подальшої параметризації, побудови графів та ідентифікації рухомих об'єктів.

Для сегментації об'єкта у послідовності відео використовується неймережева архітектура U²-Net, яка забезпечує точне відокремлення об'єкта від фону та формування детальної маски. Сегментація є критичним етапом, оскільки визначає якість подальшого виділення контуру та побудови графового представлення [7].

U²-Net базується на вкладених U-структурах та використанні Residual U-block (RSU), що дозволяє ефективно поєднувати локальні особливості зображення з глобальним контекстом. Завдяки цьому досягається висока точність визначення меж об'єкта навіть у складних умовах спостереження.

У межах методу модель застосовується до кожного кадру незалежно та формує карту ймовірностей належності пікселів до об'єкта, яка перетворюється у бінарну сегментаційну маску. Отримана маска використовується для подальшого виділення контуру.

Використання U²-Net забезпечує достатню деталізацію меж об'єкта та стабільність результатів, що є необхідним для формування узгодженого просторово-часового представлення та подальшої ідентифікації рухомих об'єктів.

Після сегментації кожного кадру формується карта ймовірностей належності пікселів до об'єкта з неперервними значеннями в діапазоні $[0,1]$. Для подальшого геометричного аналізу виконується перехід до дискретного представлення шляхом побудови бінарної маски.

Бінаризація здійснюється пороговим перетворенням, у результаті якого пікселі з імовірністю, що перевищує заданий поріг, відносяться до області об'єкта, а інші – до фону. Вибір порогу може визначатися емпірично або автоматично залежно від характеристик даних.

Отримана бінарна маска подає об'єкт у вигляді зв'язної області пікселів, що зберігає його геометричну структуру та спрощує подальше виділення контуру.

Критичною вимогою є стабільність масок у часовій послідовності, оскільки подальше формування інтервальних просторово-часових графів ґрунтується на узгодженні геометрії об'єкта між кадрами.

Результатом етапу є бінарне представлення об'єкта для кожного кадру, яке використовується для визначення його зовнішнього контуру та подальшої параметризації.

Після побудови бінарної маски виконується визначення геометричного контуру об'єкта, що задає

межу між об'єктом і фоном та забезпечує перехід до компактного опису його форми.

Нехай бінарна маска визначається функцією $M(x, y)$. Контур об'єкта формально задається як множина пікселів області об'єкта, що мають принаймні одного сусіда, який належить фону:

$$\left\{ \begin{aligned} C &= (x, y) \mid M(x, y) = \\ &= 1, \exists (x', y') \in N(x, y) : M(x', y') = 0 \end{aligned} \right\},$$

де $N(x, y)$ – околиця пікселя.

У результаті отримується впорядкована множина точок

$$C = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N,$$

яка є дискретною апроксимацією зовнішньої межі об'єкта.

Для подальшого використання точки контуру впорядковуються за довжиною дуги та інтерпретуються як дискретна параметрична крива

$$c(s) = (x(s), y(s)), s \in [0, L],$$

де s – параметр довжини дуги, L – довжина контуру.

Таке представлення створює основу для подальшої апроксимації NURBS-кривими, дискретизації вузлів та побудови просторово-часових графів.

Результатом є впорядкована множина контурних точок, що визначає геометричну основу для формування графової моделі та подальшої ідентифікації об'єкта.

Після визначення дискретного контуру виконується його апроксимація параметричною кривою, що забезпечує перехід від піксельного опису до гладкого математичного представлення форми об'єкта [8].

Для цього використовуються NURBS-криві (Non-Uniform Rational B-Splines), які забезпечують компактне та точне представлення складних контурів за допомогою обмеженої кількості контрольних точок [9]. NURBS-крива задається як раціональна комбінація базисних B-сплайн функцій і визначається контрольними точками, вагами та вузловим вектором, що задає її параметричну структуру.

У межах методу контрольні точки формуються на основі дискретного контуру, що дозволяє зберегти геометричні особливості форми об'єкта та отримати гладке параметризоване представлення [10].

Параметрична форма кривої дозволяє виконати її рівномірну дискретизацію за параметром u , в результаті чого формується впорядкована множина точок $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$, які використовуються як вузли просторового графа.

Застосування NURBS забезпечує компактність представлення, можливість обчислення локальних геометричних характеристик та узгодженість струк-

тури контуру у часі, що є важливим для подальшого формування інтервальних просторово-часових графів.

Результатом цього етапу є параметризоване представлення контуру та впорядкована множина

дискретних точок, що слугує основою для побудови графової моделі та подальшої ідентифікації об'єкта (рис. 1).

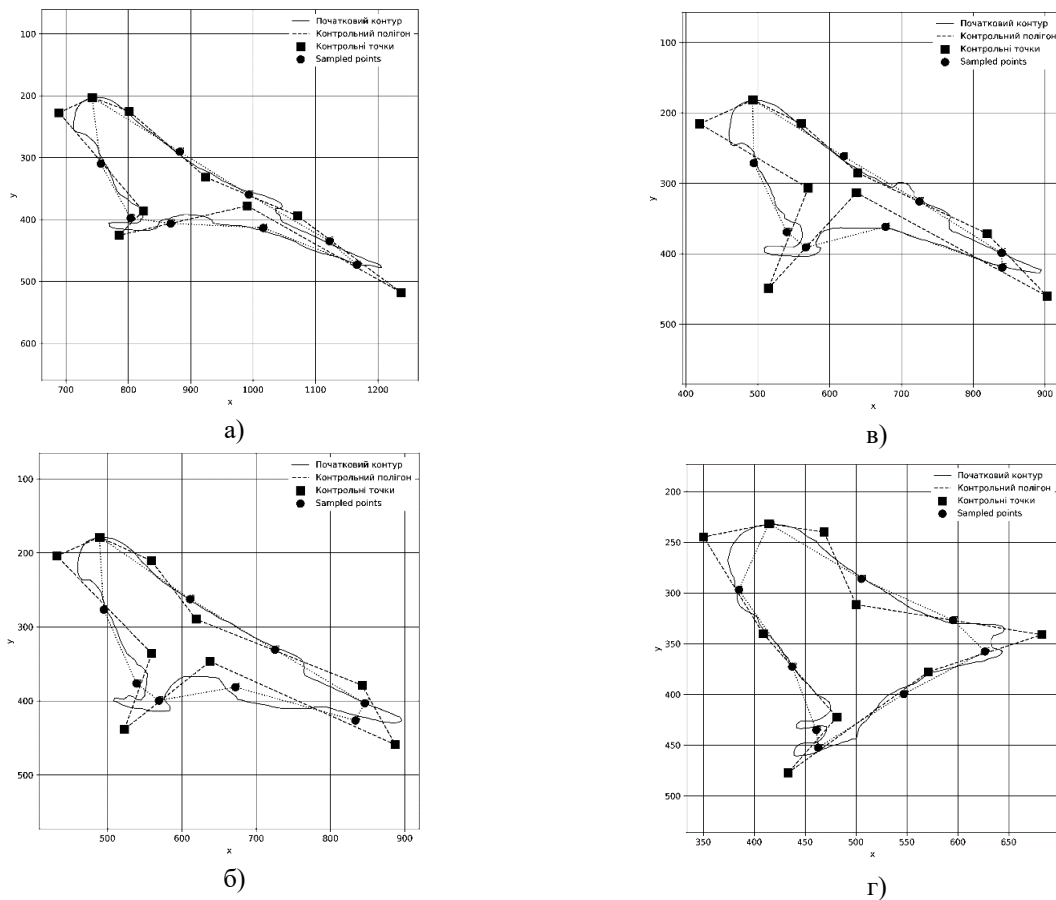


Рис. 1. NURBS апроксимація контуру об'єкта з кадру послідовності відео:

а – кадр 0; б – кадр 5; в – кадр 13; г – кадр 28

Джерело: розроблено авторами.

Після побудови параметризованого контуру формується ознаковий опис його дискретизованих точок, які розглядаються як вузли графа. Для кожного вузла визначається вектор ознак, що відображає геометричні властивості контуру, положення точки та її динаміку в часі.

Для кожного вузла формується вектор ознак

$$f_i \in R^{13},$$

а сукупність усіх ознак утворює матрицю

$$X \in R^{N \times 13}.$$

Ознаки поділяються на три групи: геометричні, позиційні та динамічні.

Геометричні ознаки описують локальні властивості форми контуру:

- координати точки (x, y) ;
- кривизна κ , що характеризує ступінь вигину;
- напрям дотичної;
- кут між суміжними сегментами контуру.

Ці характеристики дозволяють відобразити локальну геометрію та структурні особливості форми об'єкта.

Позиційні ознаки визначають розташування вузла відносно зображення та самого об'єкта:

- нормалізовані координати $\left(\frac{x}{W}, \frac{y}{H}\right)$;
- параметр положення t_i на кривій;
- відстань до центру мас об'єкта;
- позиція за довжиною дуги.

Таке представлення забезпечує інваріантність до масштабу та зберігає впорядкованість точок вздовж контуру.

Динамічні ознаки відображають зміну положення вузлів у часі:

- швидкість v , що визначається як зміна координат між кадрами;
- прискорення a_i , що характеризує зміну швидкості.

Врахування цих характеристик дозволяє описувати поведінкові властивості об'єкта та його динаміку.

У результаті кожен вузол графа описується 13-вимірним вектором ознак, що інтегрує геометричну форму, просторове положення та часову динаміку. Це забезпечує формування інформативного представлення, придатного для побудови інтервальних просторово-часових графів та подальшої ідентифікації рухомих об'єктів за допомогою графових нейронних мереж.

Після формування параметризованого контуру та обчислення ознак виконується побудова просторового графа, що відображає структуру об'єкта в межах окремого кадру [11; 18]. Такий граф дозволяє перейти від геометричного опису форми до її структурованого подання з можливістю подальшої обробки графовими нейронними мережами [12].

Нехай множина точок контуру задана як $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$. Тоді просторовий граф визначається як

$$G = (V, E, X),$$

де V – множина вузлів, E – множина ребер, $X \in R^{N \times 13}$ – матриця ознак.

Вузли графа V відповідають дискретизованим точкам параметризованого контуру:

$$V = \{v_i\}_{i=1}^N.$$

Кожен вузол характеризується вектором ознак f_i , що інтегрує геометричні, позиційні та динамічні характеристики.

Ребра відображають сусідні зв'язки між точками вздовж контуру. Для впорядкованої послідовності вузлів множина ребер визначається як

$$E = \{(v_i, v_{i+1})\}.$$

Для замкненого контуру додається зв'язок (v_N, v_1) , що формує циклічну структуру графа. За необхідності може використовуватися розширене сусідство для врахування локального геометричного контексту.

Топологія графа задається матрицею суміжності A , елементи якої визначають наявність зв'язку між вузлами. Для використання у графових нейронних мережах застосовується нормалізована матриця.

$$\hat{A} = D^{-\frac{1}{2}} A D^{-\frac{1}{2}},$$

де D – діагональна матриця степенів вузлів

$$D_{ii} = \sum_j A_{ij}.$$

У результаті кожен кадр подається у вигляді просторового графа, який зберігає топологію контуру та локальні властивості його елементів. Це створює основу для подальшого формування інтервальних просторово-часових графів і забезпечує можливість

ідентифікації рухомих об'єктів.

Після побудови просторових графів для кожного кадру виконується їх інтеграція в інтервальний просторово-часовий граф, що відображає як геометрію об'єкта, так і його динаміку у часі. Даний етап є ключовим, оскільки забезпечує перехід до представлення, придатного для ідентифікації об'єкта за поведінковими характеристиками (рис. 2).

Нехай для кожного кадру t побудовано просторовий граф $G_t = (V_t, E_t, X_t)$. Інтервальний граф G^{int} формується на інтервалі довжини L як об'єднання послідовності графів:

$$G^{int} = \bigcup_{t=1}^L G_t.$$

Множина вузлів визначається як

$$V = \bigcup_{t=1}^L V_t, |V| = N * L,$$

де N – кількість вузлів у одному кадрі. Така структура забезпечує представлення об'єкта у часовому інтервалі.

Просторові ребра зберігаються всередині кожного кадру:

$$E_s = \bigcup_{t=1}^L E_t,$$

і відображають топологію контуру.

Часові ребра встановлюються між відповідними вузлами сусідніх кадрів:

$$E_t = \{(v_i(t), v_i(t+1))\}.$$

Вони забезпечують узгодження геометрії та дозволяють відстежувати динаміку точок контуру.

Інтервальний граф визначається як

$$G = (V, E_s \cup E_t, X),$$

де матриця ознак

$$X = \bigcup_{t=1}^L X_t.$$

Інтервальний просторово-часовий граф описує об'єкт як еволюцію його геометричної структури. Просторові зв'язки відображають форму, а часові – її зміну.

Таке представлення дозволяє формувати стійкі поведінкові патерни та є основою для подальшої ідентифікації рухомих об'єктів за допомогою графових нейронних мереж.

Для формування повного просторово-часового представлення руху об'єкта використовується механізм ковзного вікна, який дозволяє отримати множину інтервальних графів для всієї послідовності відео [13; 19].

Нехай відео містить T кадрів. Інтервальний граф формується на підпослідовності довжини L , тобто для кожного положення вікна будується граф:

$$G_k^{int}, k = 1, 2, \dots, T - L + 1.$$

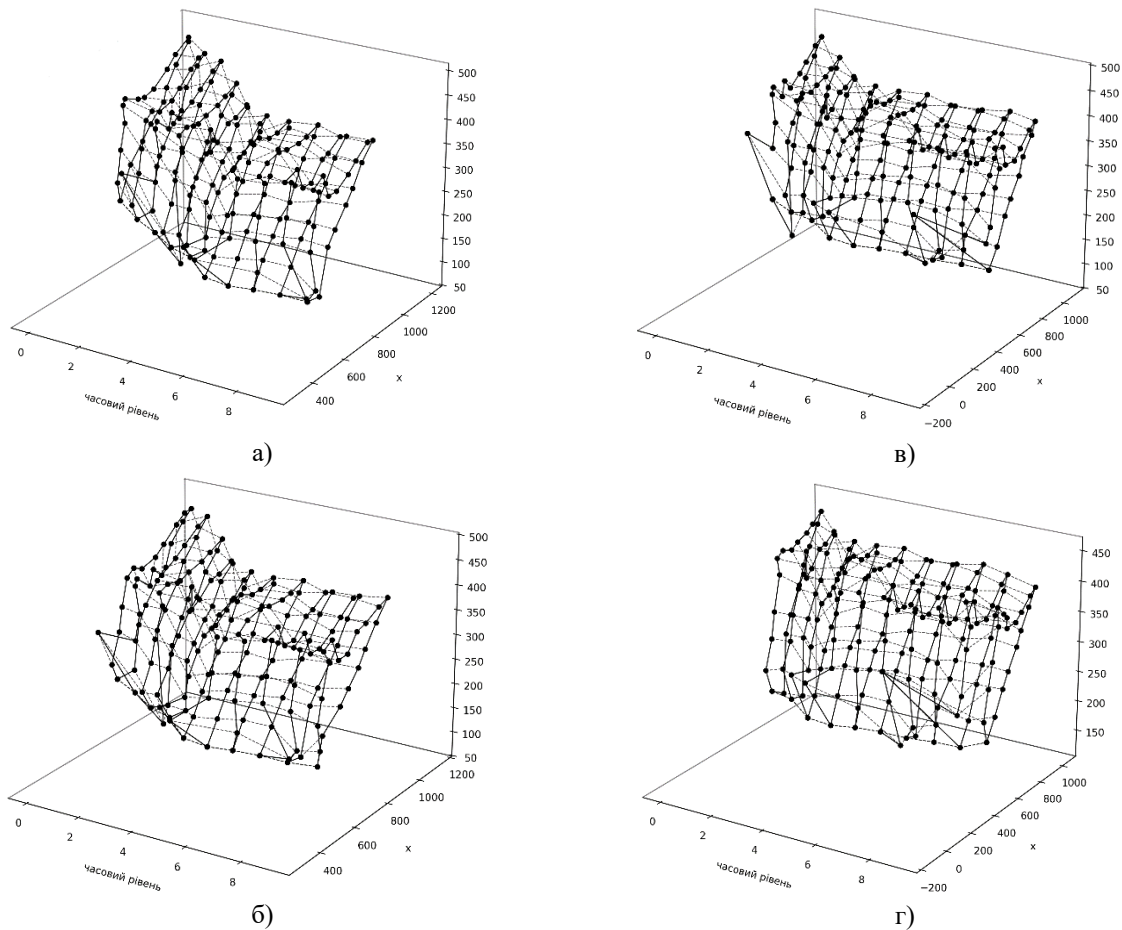


Рис. 2. Інтервальний просторово-часовий граф з відео послідовності:

а – кадри (0–9); б – кадри (1–10); в – кадри (2–11); г – кадри (3–12)

Джерело: розроблено авторами.

Використовується крок зсуву, рівний одному кадру, що забезпечує максимальне перекриття інтервалів та детальне відображення динаміки.

У результаті формується послідовність графів

$$\{G_k^{int}\}_{k=1}^{T-L+1},$$

де кожен граф описує локальний часовий інтервал руху об'єкта.

Кожен інтервальний граф відображає окрему фазу руху (прискорення, рівномірний рух, зміна напрямку тощо). Перекриття інтервалів забезпечує збереження безперервності динаміки та дозволяє сформувати стійкі поведінкові патерни. Формально така послідовність може розглядатися як часовий ряд графів.

Отримана множина інтервальних графів використовується як графова вибірка для навчання та інференсу ST-GCN. Кожен граф містить узгоджене представлення форми та динаміки об'єкта у межах інтервалу.

Таким чином, застосування ковзного вікна забезпечує формування послідовності інтервальних просторово-часових графів, що охоплюють різні фази руху та створюють основу для ідентифікації

об'єктів за їх поведінковими характеристиками.

Після формування множини інтервальних просторово-часових графів виконується їх перетворення у формат, придатний для обробки просторово-часовими графовими нейронними мережами. Кожен граф подається у вигляді трійки

$$G = (V, E, X),$$

де V – множина вузлів, E – множина ребер, $X \in \mathbb{R}^{I \times 13}$ – матриця ознак.

Для подачі у ST-GCN граф перетворюється у тензорне представлення, що включає:

- матрицю ознак X ;
- матрицю суміжності A ;
- структуру ребер E .

Для послідовності графів формується тензор

$$X \in \mathbb{R}^{C \times T \times V},$$

де C – кількість ознак, T – довжина інтервалу, V – кількість вузлів.

У результаті кожен інтервальний граф подається у стандартизованому вигляді, що забезпечує можливість ефективного навчання ST-GCN та подальшої ідентифікації рухомих об'єктів на основі їх просторово-часових характеристик.

Завершальним етапом методу є навчання моделі та автоматизована ідентифікація рухомих об'єктів на основі інтервальних просторово-часових графів [14; 20]. Для цього використовується архітектура ST-GCN, здатна ефективно обробляти графові дані з просторовими та часовими залежностями.

Інтервальні граfi розглядаються як структуроване представлення руху: вузли описують локальні властивості контуру, а просторові та часові ребра – взаємозв'язки та їх еволюцію. Це дозволяє моделі аналізувати як форму об'єкта, так і його динаміку.

Сформовані граfi подаються на вхід ST-GCN, яка виконує класифікацію об'єкта на основі його просторово-часових характеристик. Остаточне рішення формується шляхом агрегації результатів для послідовності інтервалів.

ST-GCN дозволяє виявляти складні просторово-часові закономірності, інтегруючи геометрію та динаміку об'єкта. У поєднанні з інтервальними граfiми це забезпечує формування інформативних поведінкових ознак та ефективну ідентифікацію рухомих об'єктів.

Таким чином реалізується метод ідентифікації рухомих об'єктів у відеопослідовностях на основі інтервальних просторово-часових графів [15]. Метод ґрунтується на поєднанні параметричного опису контурів об'єктів та графового представлення їх просторово-часової динаміки. На відміну від традиційних підходів комп'ютерного зору, які переважно використовують піксельні маски, ключові точки або прямокутні обмежувальні області, запропонований підхід формує структуровану модель об'єкта на основі його геометричних характеристик, змін форми та поведінкових ознак у часі.

У рамках дослідження розроблено послідовний алгоритм перетворення відеоданих у графову структуру, придатну для подальшої ідентифікації. На першому етапі виконується сегментація об'єкта у відеопотоці із застосуванням нейромережевої моделі U²-Net, що дозволяє отримати бінарні маски об'єкта на кожному кадрі. На основі отриманих масок виділяються контури об'єкта, які надалі апроксимуються параметричними кривими NURBS. Таке представлення забезпечує гладкий та компактний опис форми об'єкта і дозволяє отримати впорядковану множину точок параметризованої кривої.

Дискретизовані точки параметризованого контуру використовуються як вузли графа, що дозволяє сформувати просторову структуру об'єкта у вигляді графової моделі. Для кожного вузла обчислюється набір ознак, який включає геометричні, позиційні та динамічні характеристики. Зокрема, до вектора ознак входять координати точки, нормалізовані координати, параметр кривої, кривизна, напрям дотичної, відстань до центру мас, положення точки на дузі

кривої, а також динамічні характеристики руху, такі як швидкість та прискорення.

На наступному етапі просторові граfi, побудовані для окремих кадрів, об'єднуються в інтервальні просторово-часові граfi шляхом введення часових зв'язків між відповідними вузлами сусідніх кадрів. Для формування таких структур використовується механізм ковзного вікна, що дозволяє будувати послідовність інтервальних графів, кожен з яких відображає певну фазу руху об'єкта. Це забезпечує можливість аналізу локальної динаміки об'єкта в межах часових інтервалів та формування набору графових представлень, що описують різні стани його руху.

Сформовані інтервальні граfi використовуються як вхідні дані для просторово-часової графової нейронної мережі ST-GCN, яка виконує аналіз структурних та часових залежностей у графі. Модель навчається на окремих інтервальних графах, а на етапі інференсу використовує їх послідовність для формування узагальненого передбачення щодо ідентичності об'єкта.

Для верифікації запропонованого методу було проведено експериментальне дослідження на послідовностях відео з рухомим об'єктом птаха. Метою була демонстрація повного ланцюга перетворення відеоданих у інтервальні просторово-часові граfi та підтвердження їх придатності для задач ідентифікації.

Під час експерименту було проведено спостереження динаміки точності класифікації під час навчання архітектурно подібної моделі ST-GCN (рис. 3) та оцінено функцію втрат (рис. 4).

Експеримент підтвердив працездатність методу та продемонстрував можливість ефективного перетворення відеоданих у графове представлення, придатне для ідентифікації рухомих об'єктів за їх поведінковими характеристиками.

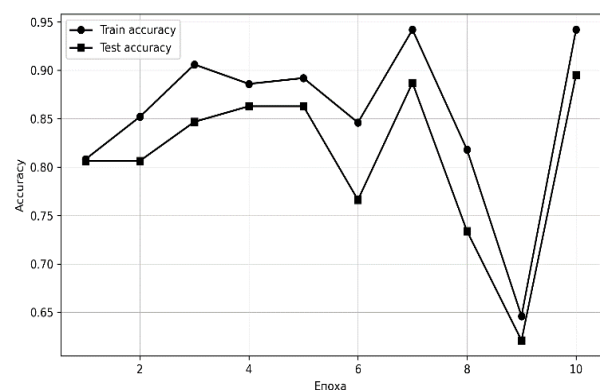


Рис. 3. Динаміка точності класифікації під час навчання моделі

Джерело: розроблено авторами.

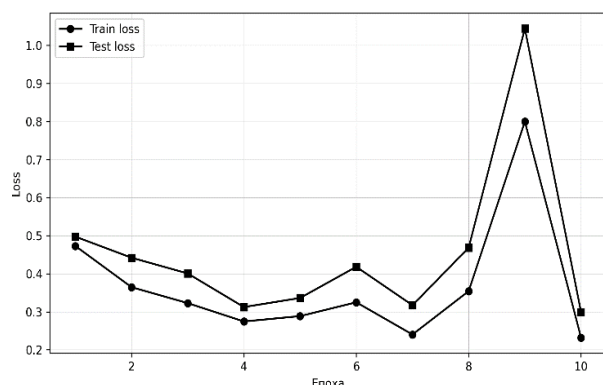


Рис. 4. Функція втрат під час навчання моделі
Джерело: розроблено авторами.

Таким чином, запропонований метод дозволяє перетворити відеопослідовність у структуроване інтервальне просторово-часове графове представлення, що зберігає геометричні характеристики об'єкта, закономірності його руху та поведінкові ознаки, необхідні для ідентифікації рухомих об'єктів.

Висновки

У роботі розроблено метод ідентифікації рухомих об'єктів на основі інтервальних просторово-часових графів, сформованих із параметризованих контурів об'єктів.

Вперше запропоновано підхід до представлення рухомих об'єктів у послідовностях відео у вигляді інтервальних просторово-часових графів, сформованих на основі параметризованих контурів, апроксимованих кривими NURBS. На відміну від існуючих методів, що базуються на скелетних моделях або ключових точках, запропоноване представлення є універсальним для об'єктів довільної форми та безпосередньо відображає геометрію контуру і її еволюцію у часі.

Удосконалено підхід до побудови графового представлення об'єкта, у якому вузли відповідають дискретизованим точкам параметризованої кривої, а ребра відображають як топологічні зв'язки між сусідніми елементами контуру, так і часові відповідності між ними у послідовності кадрів. Це забезпечує узгоджене просторово-часове представлення структури об'єкта.

Вперше запропоновано механізм формування інтервальних просторово-часових графів із використанням ковзного вікна, що дозволяє формувати послідовність графових структур, які відображають різні фази руху об'єкта та забезпечують більш повне представлення його динаміки.

Набув подальшого розвитку підхід до формування ознакового опису вузлів графа, який доповнено динамічними характеристиками, зокрема швидкістю та прискоренням точок параметризованого контуру. Це дозволяє формувати інформативні поведін-

кові ознаки, що підвищують ефективність ідентифікації.

Удосконалено підхід до ідентифікації рухомих об'єктів, який базується на використанні послідовності інтервальних просторово-часових графів та їх аналізі за допомогою просторово-часових графових нейронних мереж (ST-GCN). Запропонований підхід забезпечує агрегування інформації про рух об'єкта на різних часових інтервалах, що підвищує стійкість і точність ідентифікації за рахунок урахування поведінкових патернів.

Таким чином, науковий внесок дослідження полягає у створенні цілісного методу ідентифікації рухомих об'єктів, що поєднує параметричне геометричне представлення контурів із просторово-часовим графовим моделюванням та сучасними методами графового машинного навчання.

Подальші дослідження можуть бути спрямовані на розширення функціональних можливостей запропонованого методу ідентифікації рухомих об'єктів та його адаптацію до складніших сценаріїв аналізу відеоданих.

Одним із перспективних напрямів є розширення вектора ознак вузлів інтервального просторово-часового графа шляхом включення додаткових характеристик, таких як локальні контекстні ознаки, що описують взаємодію об'єкта з навколишнім середовищем. Це дозволить підвищити інформативність поведінкового представлення об'єкта та покращити точність його ідентифікації.

Іншим важливим напрямом є застосування методу до задач ідентифікації у сценах із кількома об'єктами. У цьому випадку доцільним є формування багатокомпонентних графових структур, що відображають як індивідуальні характеристики об'єктів, так і їх взаємодію, що відкриває можливість аналізу складних поведінкових патернів.

Перспективним також є розширення підходу на тривимірні дані, зокрема відео зі стереокамер або сенсорів глибини, що дозволить формувати просторово-часові графи у тривимірному просторі в умовах складних сцен [21].

Окремим напрямом розвитку є інтеграція із сучасними динамічними графовими нейронними мережами (зокрема TGN – Temporal Graph Networks), що дозволить ефективніше враховувати довготривалі часові залежності та підвищити якість ідентифікації на основі поведінкових характеристик.

Таким чином, запропонований підхід формує основу для подальшого розвитку методів ідентифікації рухомих об'єктів на основі інтервальних просторово-часових графів і може бути застосований у системах відеоспостереження, автономних робототехнічних системах та інтелектуальних системах аналізу відеоданих.

Список літератури

1. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications. 2nd ed. Cham : Springer, 2022. 925 p. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-34372-9>.
2. Gonzalez R. C., Woods R. E. Digital Image Processing. 4th ed. Harlow : Pearson, 2018. 1168 p.
3. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. Cambridge, MA : MIT Press, 2016. 800 p.
4. Zheng Y., Yi L., Wei Z. A Survey of Dynamic Graph Neural Networks. *Frontiers of Computer Science*. 2025. Vol. 19. Art. 196323. <https://doi.org/10.1007/s11704-024-3853-2>.
5. Zhou J., Cui G., Hu S., Zhang Z., Yang C., Liu Z., Wang L., Li C., Sun M. Graph Neural Networks: A Review of Methods and Applications. *AI Open*. 2020. Vol. 1. P. 57–81. <https://doi.org/10.1016/j.aiopen.2021.01.001>.
6. Long J., Shelhamer E., Darrell T. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation. *Proceedings of the 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Boston, MA, USA. 7–12 June, 2015. P. 3431–3440. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2015.7298965>.
7. Qin X., Zhang Z., Huang C., Dehghan M., Zaiane O. R., Jagersand M. U²-Net: Going Deeper with Nested U-Structure for Salient Object Detection. *Pattern Recognition*. 2020. Vol. 106. Art. 107404. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2020.107404>.
8. Piegl L., Tiller W. The NURBS Book. 2nd ed. Berlin : Springer, 1997. 646 p. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-59223-2>.
9. Farin G. Curves and Surfaces for CAGD: A Practical Guide. 5th ed. San Francisco : Morgan Kaufmann, 2002. 499 p.
10. Park H., Lee J. B-spline Curve Fitting Based on Adaptive Curve Refinement Using Dominant Points. *Computer-Aided Design*. 2007. Vol. 39. No. 6. P. 439–451. <https://doi.org/10.1016/j.cad.2006.12.006>.
11. Kipf T. N., Welling M. Semi-Supervised Classification with Graph Convolutional Networks. *arXiv* : web site. 2017. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1609.02907>.
12. Veličković P., Cucurull G., Casanova A., Romero A., Liò P., Bengio Y. Graph Attention Networks. *arXiv* : web site. 2018. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1710.10903>.
13. Rossi E., Chamberlain B., Frasca F., Eynard D., Monti F., Bronstein M. Temporal Graph Networks for Deep Learning on Dynamic Graphs. *arXiv* : web site. 2020. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.10637>.
14. Yan S., Xiong Y., Lin D. Spatial Temporal Graph Convolutional Networks for Skeleton-Based Action Recognition. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2018. Vol. 32. No. 1. P. 7444–7452. <https://doi.org/10.1609/aaai.v32i1.12328>.
15. Блиндарук А. О., Шаповалова О. О. Поєднання методів GNN та NURBS для ідентифікації рухомих об'єктів. *Системи обробки інформації*. 2024. № 1(176). С. 7–11. <https://doi.org/10.30748/soi.2024.176.01>.
16. Блиндарук А. О., Шаповалова О. О. Графове представлення просторово-часової динаміки контурів об'єктів з відео за допомогою параметризації кривих NURBS. *Системи обробки інформації*. 2025. № 3(182). С. 7–13. <https://doi.org/10.30748/soi.2025.182.01>.
17. Wu Z., Pan S., Chen F., Long G., Zhang C., Yu P. S. A Comprehensive Survey on Graph Neural Networks. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 2021. Vol. 32. No. 1. P. 4–24. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2020.2978386>.
18. Jain A., Zamir A. R., Savarese S., Saxena A. Structural-RNN: Deep Learning on Spatio-Temporal Graphs. *Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Las Vegas, NV, USA. 27–30 June, 2016. P. 5308–5317. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.573>.
19. Wang X., Gupta A. Videos as Space-Time Region Graphs. *Computer Vision – ECCV 2018* / Ferrari V., Hebert M., Sminchisescu C., Weiss Y. (eds.). Cham : Springer, 2018. P. 413–431. https://doi.org/10.1007/978-3-030-01228-1_25.
20. Shi L., Zhang Y., Cheng J., Lu H. Two-Stream Adaptive Graph Convolutional Networks for Skeleton-Based Action Recognition. *Proceedings of the 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Long Beach, CA, USA. 15–20 June, 2019. P. 12018–12027. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2019.01230>.
21. Jia Z., Wang C., Wang Y., Gao X., Li B., Yin L., Chen H. Recent Research Progress of Graph Neural Networks in Computer Vision. *Electronics*. 2025. Vol. 14. No. 9. Art. 1742. <https://doi.org/10.3390/electronics14091742>.

Надійшла до редколегії 07.05.2026

Схвалена до друку 03.08.2026

Дата публікації 30.09.2026

Відомості про авторів:

Блиндарук Андрій Олександрович

аспірант

Харківського національного економічного
університету ім. Семена Кузнеця,
Харків, Україна<https://orcid.org/0009-0009-8596-4020>**Шаповалова Олена Олександрівна**

кандидат технічних наук

доцент

Харківського національного економічного
університету ім. Семена Кузнеця,
Харків, Україна<https://orcid.org/0000-0003-4566-6634>

Information about the authors:

Andrii Blyndaruk

Post-Graduate

of Simon Kuznets Kharkiv
National University of Economics,
Kharkiv, Ukraine<https://orcid.org/0009-0009-8596-4020>**Olena Shapovalova**

PhD in Engineering

Assistant Professor

of Simon Kuznets Kharkiv
National University of Economics,
Kharkiv, Ukraine<https://orcid.org/0000-0003-4566-6634>

**METHOD FOR IDENTIFICATION OF MOVING OBJECTS
BASED ON INTERVAL SPATIO-TEMPORAL GRAPHS**

A. Blyndaruk, O. Shapovalova

This paper addresses the problem of moving object identification in video, which is highly relevant for modern computer vision systems, video surveillance, and intelligent data analysis. Particular challenges arise in scenarios where objects undergo shape deformation, rotation, or partial occlusion, which limits the effectiveness of traditional approaches based on pixel-level features or keypoints.

A method for moving object identification based on interval spatio-temporal graphs constructed from parameterized object contours is proposed. The approach includes object segmentation in video frames, contour extraction, and approximation using NURBS parametric curves. The discretized contour points are treated as graph nodes, for which an extended feature vector is constructed, including geometric, positional, and dynamic characteristics.

Spatial graphs built for individual frames are combined into interval spatio-temporal graphs by introducing temporal connections between corresponding nodes and applying a sliding window mechanism. This allows generating a sequence of graph structures that represent different phases of object motion and form a behavior-oriented representation.

For identification, a Spatio-Temporal Graph Convolutional Network (ST-GCN) is employed to analyse structural and temporal dependencies within the graphs. Predictions obtained for individual intervals are aggregated to produce the final decision. The proposed approach enables the formation of an informative spatio-temporal representation of the object and improves the accuracy and robustness of identification by incorporating behavioral characteristics.

Keywords: artificial intelligent; automated identification; behavioral characteristics; computer vision; graphs; neural networks; parameterization; ST-GCN; video data analysis.