

Conference name -«6 Міжнародна науково-практична конференція
Science and Information Technologies in the Modern World»
Section name – Комп'ютерна інженерія

ФОРМУВАННЯ ОЗНАК ВУЗЛІВ ПРОСТОРОВО-ЧАСОВОГО ГРАФА ДЛЯ ЗАДАЧ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ПОВЕДІНКИ РУХОМИХ ОБ'ЄКТІВ

Блиндарук Андрій Олександрович

аспірант, кафедри кібербезпеки та інформаційних технологій
andrii.blyndaruk@gmail.com

<https://orcid.org/0009-0009-8596-4020>

Шаповалова Олена Олександрівна

кандидат технічних наук, доцент,
Харківського національного економічного університету
(ХНЕУ) ім. С. Кузнеця, Україна

olena.shapovalova@hneu.net

<https://orcid.org/0000-0003-4566-6634>

Ідентифікація рухомих об'єктів у відео є однією з ключових задач сучасного комп'ютерного зору, що знаходить застосування у системах відеоспостереження, транспортному аналізі, робототехніці та автономних системах. Традиційні підходи до ідентифікації переважно базуються на аналізі зовнішніх ознак об'єкта, таких як форма, текстурна або колір. Однак у багатьох практичних умовах ці характеристики можуть змінюватися під впливом освітлення, ракурсу спостереження або часткового перекриття об'єкта, що ускладнює процес надійної ідентифікації.

У зв'язку з цим перспективним напрямом досліджень є використання поведінкових характеристик об'єкта, які відображають особливості його руху та зміну геометрії у часі. Такий підхід дозволяє перейти від аналізу статичних ознак до вивчення динаміки об'єкта, що забезпечує більш стійке та інформативне представлення для задач ідентифікації.

Розглядається підхід до представлення рухомих об'єктів у вигляді просторово-часових інтервальних графів, сформованих на основі параметризованих контурів. Особлива увага приділяється формуванню ознак вузлів графа, які відіграють ключову роль у подальшому аналізі поведінки об'єкта за допомогою методів графових нейромереж та машинного навчання.

В межах дослідження ідентифікація рухомих об'єктів розглядається як задача аналізу їх просторово-часових характеристик, представлених у вигляді структурованих графових моделей. Вихідними даними є відеопослідовність, що складається з впорядкованого набору кадрів, у кожному з яких виконується виділення області, що відповідає об'єкту.

На основі сегментованих областей визначаються контури об'єкта, які апроксимуються параметричними кривими типу NURBS (Non Uniform Rational B-Splines). Такий підхід дозволяє перейти від дискретного піксельного представлення межі до гладкого та компактного геометричного опису форми

об'єкта. У результаті кожен контур представляється у вигляді впорядкованої множини контрольних або параметрично вибраних точок.

На основі отриманих точок формується просторовий граф для кожного кадру відео, у якому вузли відповідають точкам контуру, а ребра задають їх топологічні зв'язки. Подальше об'єднання просторових графів у часовій послідовності дозволяє побудувати просторово-часовий граф, у якому, окрім просторових зв'язків, враховуються також часові залежності між відповідними вузлами у сусідніх кадрах.

Таким чином, рух об'єкта описується як еволюція його геометричної структури у часі, що дозволяє формалізувати задачу ідентифікації як відображення $f: G_{ST} \rightarrow Y$, де G_{ST} - просторово-часовий граф, що описує поведінку об'єкта на певному часовому інтервалі, а Y - множина ідентифікаторів або класів об'єктів.

Ключовим елементом такого представлення є вузли графа, які виступають носіями інформації про локальні властивості форми об'єкта та її зміну у часі. У зв'язку з цим особливої важливості набуває задача формування інформативного вектора ознак для кожного вузла, який повинен відображати як геометричні, так і динамічні характеристики об'єкта. Саме формування таких ознак визначає здатність просторово-часової графової моделі ефективно відображати поведінкові шаблони об'єкта та забезпечувати його подальшу ідентифікацію.

У запропонованому підході основним елементом моделювання поведінки рухомого об'єкта є його представлення у вигляді просторово-часового графа. Така структура дозволяє інтегрувати геометричні характеристики форми об'єкта з динамікою їх зміни у часі в межах єдиної формалізованої моделі.

На кожному кадрі відеопослідовності формується просторовий граф $G_t = (V_t, E_t)$, де множина вершин V_t відповідає точкам параметризованого контуру об'єкта, а множина ребер E_t визначає топологічні зв'язки між сусідніми точками. Такий граф відображає геометричну структуру форми об'єкта у конкретний момент часу.

Для врахування часової динаміки формується послідовність просторових графів $\{G_1, G_2, \dots, G_T\}$, які об'єднуються у просторово-часовий граф $G_{ST} = (V_{ST}, E_{ST})$. У цій структурі, окрім просторових ребер, вводяться часові ребра, що з'єднують відповідні вершини у сусідніх кадрах. Таке з'єднання забезпечує узгодженість представлення одних і тих самих точок контуру у часі.

З метою аналізу поведінки об'єкта використовується підхід ковзного вікна, у межах якого формується інтервальний просторово-часовий граф, що охоплює визначену заздалегідь кількість послідовних кадрів (Рис.1 а-г). Це дозволяє локалізувати аналіз динаміки та зосередитися на короткострокових поведінкових шаблонах об'єкта.

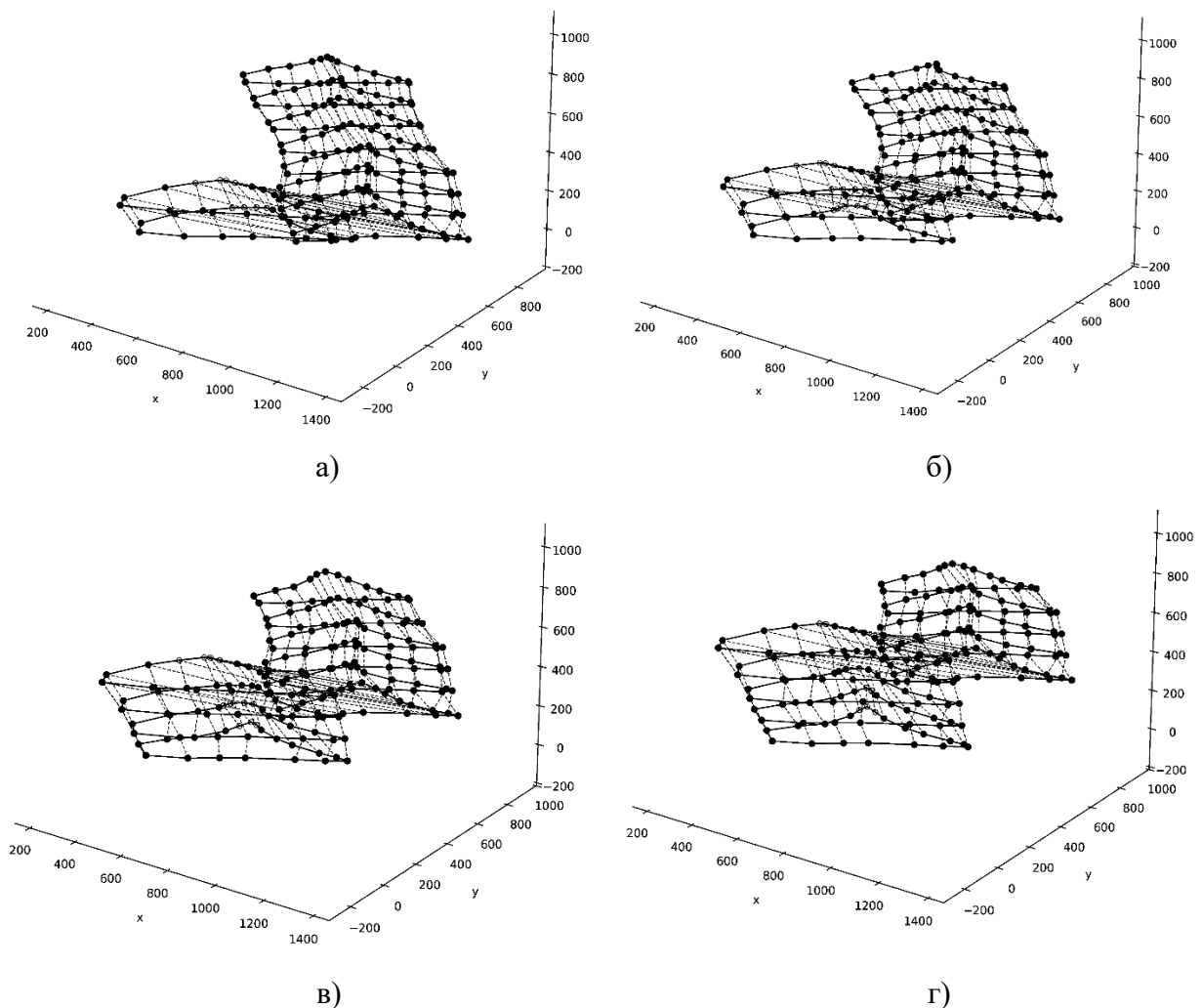


Рис.1. Просторово-часовий інтервальний граф побудований на десяти послідовних кадрах з використанням ковзного вікна

Запропоноване графове представлення має важливу перевагу - воно дозволяє розглядати рух об'єкта не лише як зміну його положення, але і як еволюцію його положення та геометричної форми. У такій моделі кожен вузол графа відповідає конкретній точці контуру та містить інформацію про її просторове положення і поведінку у часі .

Таким чином, просторово-часовий граф виступає базовою структурою для подальшого формування ознак вузлів та їх використання у методах графового машинного навчання, зокрема у просторово-часових графових нейронних мережах [1].

Ключовим етапом запропонованого підходу є формування інформативного вектора ознак для кожного вузла просторово-часового графа. Саме ці ознаки визначають здатність моделі адекватно відображати поведінкові характеристики об'єкта та забезпечувати його подальшу ідентифікацію. У межах дослідження кожен вузол графа, що відповідає точці параметризованого контуру, описується вектором із 13 характеристик, які об'єднані у три логічні групи: геометричні ознаки, позиційні ознаки, динамічні ознаки.

Такий підхід дозволяє сформувати комплексний опис точки контуру, що враховує форму об'єкта, її просторове положення та зміну у часі.

Геометричні ознаки характеризують локальну форму контуру об'єкта та відображають його морфологічні властивості. До цієї групи належать показники, що описують кривизну контуру, напрям дотичної та кутові характеристики між сусідніми сегментами. Враховуються локальні особливості форми об'єкта та забезпечується інваріантність представлення до незначних змін положення або масштабу.

Позиційні ознаки відображають просторове розташування точки на контурі об'єкта. До них належать координати точки у системі зображення, нормовані координати, а також її положення відносно центроїда об'єкта. Використання нормованих характеристик дозволяє зменшити залежність представлення від масштабу та розміру об'єкта, що є важливим для забезпечення узагальнювальної здатності моделі.

Динамічні ознаки описують зміну положення точки у часі та формуються на основі аналізу відповідних вузлів у послідовних кадрах відео. До цієї групи належать швидкість та прискорення точки, які обчислюються як похідні її координат за часом. Такі ознаки дозволяють враховувати характер руху окремих елементів контуру та формують основу для аналізу поведінкових характеристик об'єкта.

Таким чином, кожен вузол просторово-часового графа описується узагальненим вектором ознак, який інтегрує геометричні, позиційні та динамічні характеристики. Це забезпечує формування інформативного представлення поведінки об'єкта у вигляді структурованої графової моделі та створює основу для подальшого застосування методів просторово-часового графового машинного навчання.

Сформовані просторово-часові графи разом із векторами ознак вузлів використовуються як вхідні дані для просторово-часових графових нейронних мереж (ST-GCN), які призначені для аналізу структурованих даних із урахуванням їх просторових та часових залежностей.

У межах такого підходу кожен вузол графа характеризується вектором ознак, що інтегрує геометричні, позиційні та динамічні характеристики, тоді як ребра графа визначають просторові та часові взаємозв'язки між ними. Це дозволяє моделі виконувати агрегацію інформації як у межах одного кадру (просторова складова), так і між послідовними кадрами (часова складова).

Просторово-часова графова нейронна мережа реалізує функцію відображення $X = f(G_{ST})$, де G_{ST} - просторово-часовий граф із ознаками вузлів, а X - результат ідентифікації або класифікації поведінки об'єкта.

На відміну від традиційних підходів, що використовують лише координатні або траєкторні характеристики, запропоноване представлення забезпечує більш повний опис поведінки об'єкта за рахунок інтеграції інформації про форму, положення та динаміку його зміни. Це дозволяє моделі виявляти складні поведінкові шаблони, які не можуть бути отримані при використанні спрощених ознакових описів.

Завдяки використанню ST-GCN забезпечується ефективно узагальнення інформації у просторово-часовому графі, що підвищує точність ідентифікації рухомих об'єктів та забезпечує стійкість моделі до змін умов спостереження [2].

Практична реалізація запропонованого підходу виконана мовою програмування Python та охоплює повний обчислювальний конвеєр обробки відеоданих - від отримання вихідних кадрів до формування структурованого графового представлення, придатного для аналізу за допомогою просторово-часових графових нейронних мереж.

Особливу увагу у реалізації приділено формуванню ознак вузлів, які обчислюються для кожної точки параметризованого контуру та включають геометричні, позиційні та динамічні характеристики. Для забезпечення коректності обчислення динамічних ознак реалізовано механізм узгодження відповідних вузлів між сусідніми кадрами, що дозволяє визначати швидкість та прискорення точок контуру.

Отримані просторово-часові графи з ознаками вузлів перетворюються у тензорне представлення, яке використовується як вхід для навчання просторово-часової графової нейронної мережі. Такий підхід забезпечує узгодженість структури даних із вимогами моделей типу ST-GCN та дозволяє ефективно виконувати подальший аналіз поведінки об'єктів.

Результати експериментальної реалізації підтверджують працездатність запропонованого методу та демонструють, що сформований набір ознак вузлів забезпечує інформативне представлення поведінкових характеристик об'єкта, необхідне для його подальшої ідентифікації.

Розглянуто задачу формування ознак вузлів просторово-часового графа для ідентифікації поведінки рухомих об'єктів. Запропонований підхід базується на представленні об'єкта у вигляді параметризованого контуру, що дозволяє перейти від піксельного опису до структурованого геометричного подання.

У межах дослідження сформовано вектор ознак вузла, який включає 13 характеристик, об'єднаних у три групи: геометричні, позиційні та динамічні. Така структура забезпечує комплексний опис точки контуру та дозволяє одночасно враховувати форму об'єкта, положення точки та її зміну у часі.

Показано, що використання просторово-часового графового представлення у поєднанні з інформативними ознаками вузлів створює ефективну основу для застосування методів графового машинного навчання, зокрема просторово-часових графових нейронних мереж [3].

Практична реалізація методу підтверджує його працездатність та демонструє, що сформований набір ознак вузлів забезпечує адекватне відображення поведінкових характеристик об'єкта, що є необхідним для задач його ідентифікації.

Отримані результати можуть бути використані як основа для подальшого розвитку методів аналізу рухомих об'єктів, зокрема у напрямі розширення ознакового простору та вдосконалення моделей просторово-часового графового навчання.

Література.

1. А.О. Блиндарук, О.О. Шаповалова «Графове представлення просторово-часової динаміки контурів об'єктів з відео за допомогою параметризації кривих NURBS», Системи обробки інформації, 2025, випуск 3 (182) ISSN 1681-7710, стор.7-13, DOI: 10.30748/soi.2025.182.01.

2. Wu Z. et al. A Comprehensive Survey on Graph Neural Networks. IEEE, 2021. <https://arxiv.org/abs/1901.00596>
3. Kipf T.N., Welling M. (2017). Semi-Supervised Classification with Graph Convolutional Networks. International Conference on Learning Representations (ICLR). <https://arxiv.org/abs/1609.02907>