

END-TO-END ДИФЕРЕНЦІЙОВАНИЙ ЛАНЦЮГ NURBS – GEOM-GNN – TGN ДЛЯ ПРОСТОРОВО-ЧАСОВОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ РУХОМИХ ОБ'ЄКТІВ

Запропоновано комплексний підхід до ідентифікації рухомих об'єктів, що поєднує параметрично-гладку репрезентацію контурів раціональними NURBS-кривими (Non-Uniform Rational B-Splines), геометрично-зважену обробку графів у Geom-GNN та часово-подієве моделювання пам'яті у TGN.

Неперервні параметри кривої перетворюються в компактний просторовий граф, де вершини відповідають контрольним точкам, а ребра – сегментам та k -найближчим з'єднанням. Geom-GNN агрегує повідомлення з урахуванням відстаней, а Temporal Graph Network (TGN) підтримує рекурентну пам'ять, забезпечуючи стійку ідентифікацію під час руху об'єкта траєкторією.

Ключові слова: штучний інтелект, нейронні мережі, NURBS, GNN, TGN, ідентифікація об'єктів, просторово-часові дані.

Точна ідентифікація об'єктів, що рухаються, є критичною для комп'ютерного зору, робототехніки та розширеної реальності. Більшість сучасних трекерів використовує піксельні дескриптори, point-cloud тощо, які мають високу пам'ятну та обчислювальну складність і погано відтворюють гладку геометрію. Раціональні B-сплайни (NURBS) забезпечують компактний опис контуру з гарантією безперервності похідних, а графові нейронні мережі (GNN) природно працюють із топологічними структурами [1].

Окремо Geom-GNN демонструють високі показники на статичних 3-D об'єктах, тоді як TGN ефективна на потокових даних подій [2]. Однак, дослідження для об'єднання цих методів у єдиний градієнтно-спроможний ланцюг, що враховує і геометрію, і довгу часову залежність не є розвинутих досі.

Найважчі роботи та дослідження, зосереджуються переважно на статичній формі об'єктів, без розв'язання проблеми оновлення геометрії в реальному часі. Роботи з динамічними графами, зокрема Temporal Graph Network, навпаки оперують подієвими потоками, але базуються на «плоских» дескрипторах, що не містять детальної просторової інформації про криву. Тобто на звичайних векторних ознаках, які описують об'єкт лише як набір чисел без внутрішньої просторової структури. Наприклад, кольорові гістограми, середні значення пікселів чи 2-D координати рамки. Такі дескриптори називаємо «плоскі» за наступних причин:

- 1) Не містять геометрії контуру чи форми — немає інформації про кривини, взаємне розташування точок або топологію.
- 2) Не зберігають зв'язки між елементами — кожна ознака розглядається ізольовано, без контексту сусідніх точок чи сегментів.
- 3) Обмежуються фіксованим вектором — зміна роздільної здатності або деталізації не відбивається у структурі ознак.

Відсутність єдиної системи для ідентифікації об'єктів при просторово-часовому спостереженні пояснюється щонайменше трьома наступними викликами:

- 1) Диференційоване перетворення геометричної інформації про об'єкт спостереження в граф: адаптивне додавання або видалення контрольних точок для кожного кадру створює змінну топологію, що руйнує сталість розмірності. Тобто має місце обмеження фіксованою сіткою.
- 2) Узгодження геометричних і часових ознак: геометричні атрибути (кривина, орієнтація) живуть у різних масштабах та одиницях виміру порівняно з часовими інтервалами. Без спеціального нормування та механізму уваги ці домени «конкурують», що знижує якість повідомлень.
- 3) Керування пам'яттю при високій частоті подій: інтеграція потоків даних вже при швидкості по 30–60 FPS веде до стрімкого росту таблиці пам'яті в мережі TGN. Питання ефективного «забування» старих станів або їх-агрегації залишається відкритим.

Таким чином, запропонований у роботі диференційований ланцюг NURBS – Geom-GNN – TGN закриває прогалину між двома окремими ділянками досліджень: високоточною геометричною обробкою та динамічним графовим моделюванням [3]. Підхід демонструє, що шляхом об'єднання диференційованої вихідної обробки кривих, геометрично-зважених згорток і рекурентної пам'яті можна досягти універсальної, масштабованої та стійкої системи для просторово-часової ідентифікації рухомих об'єктів.

На етапі попередньої обробки при відео спостереженні кожен силует об'єкта у відеокадрі вилучається за допомогою стандартних методів сегментації (наприклад, U2-Net або Canny).

Отриманий контур апроксимується раціональною B-сплайн кривою фіксованого ступеня. Кількість контрольних точок нормується до верхньої межі: якщо точок замало, застосовується вставка вузлів, якщо забагато — зайві точки усуваються шляхом злиття збереженням геометричної похибки в межах заздалегідь заданого порогу. У результаті формується компактний вектор параметрів, інваріантний до роздільної здатності вихідного зображення та масштабу дискретизації.

Контрольні точки кривої розглядаються як вершини графа, а їх послідовні з'єднання — як ребра. Для збереження локальної геометрії додаються додаткові ребра між декількома найближчими за відстанню вершинами.

Кожна вершина збагачується атрибутами: тривимірними координатами, ваговим коефіцієнтом, оцінкою локальної кривини, кутом дотичної тощо. Таким чином граф зберігає усю форму кривої у дискретному, але топологічно зв'язному вигляді й займає на порядок менше пам'яті, ніж point-cloud або воксельне представлення.

На побудованому графі виконується багатшарова згортка Geom-GNN [4]. На відміну від класичних графових згорток, кожне повідомлення між вершинами модулюється наборами факторів, наприклад, евклідовою відстанню між їхніми координатами та кутовою різницею між напрямками нормалей.

Такий механізм дозволяє мережі диференціювати близьких за формою сусідів від далеких та ефективно працювати на графах із низькою гомофілією, де суміжні вершини можуть мати різні семантичні мітки. Тобто, в контексті графів, що розглядаються, ступінь, до якого взаємопов'язані вершини, мають схожі характеристики або однакові мітки (класи).

Щоб перетворити послідовність незалежних графів на динамічну структуру, здійснюється soft-matching контрольних точок між сусідніми кадрами.

Для кожної пари потенційно відповідних вершин створюється подія, що містить індекси вершин попереднього та поточного кадру, часову мітку та опис змін геометричних атрибутів (зсув центру, різницю кривини, зміну ваги).

Набір таких подій задає часовий граф, де ребра існують лише тоді, коли між вершинами відбувається взаємодія у часі.

Таким чином soft-matching не лише визначає попарні відповідності, а й формує багату подієву семантику, що кодує як геометричні, так і часові зміни, перетворюючи набір статичних NURBS-графів на єдиний потоковий просторово-часовий граф (рис. 1), придатний для обробки TGN без втрати градієнтної цілісності - властивості обчислювального ланцюга, при якому всі перетворення даних залишаються диференційованими:

1. Параметри NURBS, геометрично-зважені операції Geom-GNN і модуль пам'яті TGN утворюють єдину обчислювальну графову схему, де всі кроки (у тому числі soft-matching, нормування ознак, обчислення ваг повідомлень тощо) реалізовані диференційованими функціями.
2. Зворотне поширення помилки (back-propagation) може безперешкодно проходити крізь усі вузли цього графа, корегуючи як ваги нейронних шарів, так і параметри, що впливають на зіставлення контрольних точок або формування подій.
3. Не потрібно окремих кроків (наприклад, кластеризації), які переривали б ланцюг градієнта й змушували б використовувати два роздільні етапи — спершу препроцесинг, потім навчання нейромережі.

TGN підтримує окремий вектор пам'яті для кожної вершини просторово-часового графа [5]. Коли надходить нова подія, генерується повідомлення, що оновлює пам'ять як відправника, так і отримувача, із врахуванням давності події. Таким чином TGN зберігає довгострокову історію руху об'єкта, роблячи ідентифікацію стійкою до короткочасних оклюзій, злиття силуетів або пропусків кадрів.

Для сцен із високою деталізацією передбачено багаторівневу схему: на грубому рівні крива має мінімальну кількість контрольних точок і використовується для швидкого пошуку відповідності; на тонкому — підвищена щільність точок додається лише для частини кадрів, де потрібна висока точність.

Інтегрована модель NURBS – Geom-GNN – TGN демонструє, що поєднання гладкої геометричної репрезентації, геометрично-зважених графових операцій та часової пам'яті є життєздатним шляхом до високоточних систем відстеження та ідентифікації об'єктів [6].

Розвиток дослідження можливий у напрямі автоматичного регулювання розмірності графа залежно від складності сцени, а також у залученні наборів даних для покращення здатності на унікальні траєкторії та деформовані рухомі об'єкти [7].

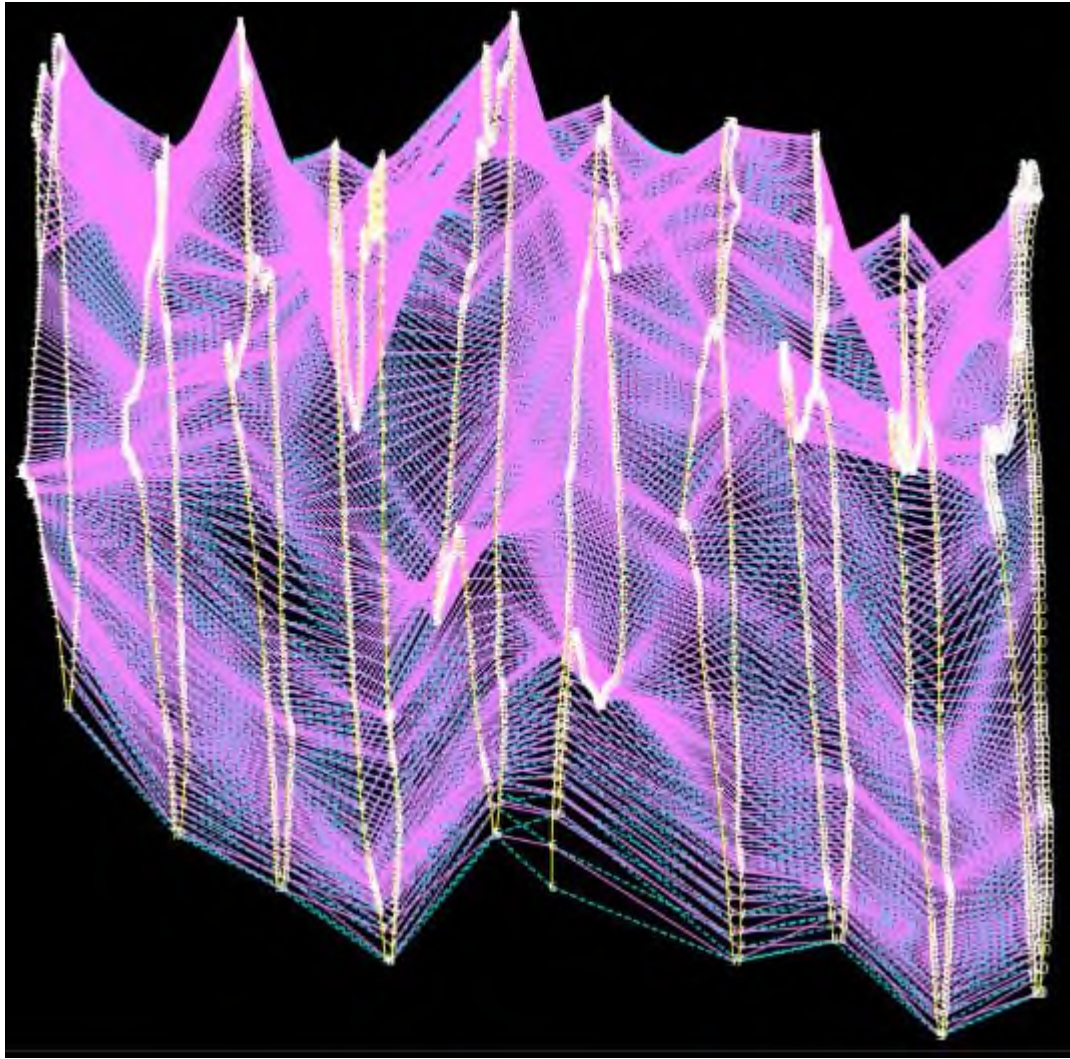


Рис. 1. Приклад просторово-часового графа, що побудовано на послідовних кадрах рухомого об'єкту.

Запропонований end-to-end диференційований ланцюг демонструє, що поєднання гладкої параметризації NURBS, геометрично-зваженої агрегації Geom-GNN та довго-часової пам'яті TGN забезпечує стійку ідентифікацію рухомих об'єктів при значному скороченні обчислювальних витрат.

Подальші напрями роботи включають адаптивне керування розмірністю графа в реальному часі та інтеграцію симулятивних даних для кращого узагальнення на унікальні траєкторії.

References

1. \Fan J., Gholami B., Bäck T., Wang H. (2024) *NeuroNURBS: Learning Efficient Surface Representations for 3D Solids*. <https://arxiv.org/html/2411.10848v1> [in English].
2. Rossi E., Chamberlain B., Frasca F. (2020) *Temporal Graph Networks for Deep Learning on Dynamic Graphs*. <https://arxiv.org/abs/2006.10637> [in English].
3. A.O. Blyndaruk, O.O. Shapovalova. (2024), Poiednannia metodiv GNN ta NURBS dlia identyfikatsii rukhomykh obiektiv. *Systemy obrobky informatsii*, № 1 (176). С. 7-11. DOI: 10.30748/soi.2024.176.01 [in Ukrainian].
4. Garcia Satorras V., Hoogeboom E., Welling M. (2021) *E(n) Equivariant Graph Neural Networks*. <https://arxiv.org/abs/2102.09844> [in English].
5. Zhang Y., Liang Y., Leng J., Wang Z. (2024) *SCGTracker: Spatio-Temporal Correlation and Graph Neural Networks for Multiple Object Tracking*. *Pattern Recognition*, 110249. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0031320323009469?via%3Dihub> [in English].
6. Lee J., Yeo C., Cheon S.-U., Park J. H., Mun D. H. (2023) *BRepGAT: Graph Neural Network to Segment Machining Feature Faces in a B-rep Model*. *Journal of Computational Design and Engineering*, 10 (6), 2384–2400. <https://academic.oup.com/jcde/article/10/6/2384/7453688?login=false> [in English].
7. Blyndaruk A.O., Shapovalova O.O. (2024), Dosiahnennia ta vyklyky u sferi vidstezhennia rukhomykh obiektiv ta analizu yikhnoi povedinky. *Molodizhnyi ekonomichnyi visnyk KhNEU im. S. Kuznetsia*, № 1, S.17-21 [in Ukrainian].

END-TO-END DIFFERENTIABLE NURBS – GEOM-GNN – TGN PIPELINE FOR SPATIOTEMPORAL IDENTIFICATION OF MOVING OBJECTS

A comprehensive approach to moving-object identification is proposed, combining parametric smooth contour representation with rational NURBS curves (Non-Uniform Rational B-Splines), geometry-aware graph processing in Geom-GNN, and event-based temporal memory modeling in TGN.

Continuous curve parameters are transformed into a compact spatial graph whose vertices correspond to control points, while edges capture segment connectivity and k -nearest relations. Geom-GNN aggregates messages with distance weighting, and a Temporal Graph Network (TGN) maintains recurrent memory, enabling robust identification as an object traverses its trajectory.

Keywords: artificial intelligence; neural networks; NURBS; GNN; TGN; object identification; spatiotemporal data.

Відомості про автора / Information about the Author

Блиндарук Андрій Олександрович, аспірант з комп'ютерних наук кафедри кібербезпеки та інформаційних технологій Харківського національного економічного університету, ім. Семе́на Кузне́ця, м. Харків, Україна, <https://orcid.org/0009-0009-8596-4020>

Andrii Blyndaruk, Ph.D. student in Computer Science of the Cybersecurity and Information Technologies Department, Kharkiv National University of Economics named after Simon Kuznets, Kharkiv, Ukraine, <https://orcid.org/0009-0009-8596-4020>

Шаповалова Олена Олександрівна, кандидат технічних наук, доцент Харківського національного економічного університету, ім. Семе́на Кузне́ця, м. Харків, Україна, <https://orcid.org/0000-0003-4566-6634>

Olena Shapovalova, Assis. professor, PhD, Kharkiv National University of Economics named after Simon Kuznets, Kharkiv, Ukraine, <https://orcid.org/0000-0003-4566-6634>

