

А.О. Блиндарук, О.О. Шаповалова

Харківський національний економічний університет ім. Семе́на Кузне́ця, Харків

ГРАФОВЕ ПРЕДСТАВЛЕННЯ ПРОСТОРОВО-ЧАСОВОЇ ДИНАМІКИ КОНТУРІВ ОБ'ЄКТІВ З ВІДЕО ЗА ДОПОМОГОЮ ПАРАМЕТРИЗАЦІЇ КРИВИХ NURBS

У статті розглядається метод графового подання просторово-часової динаміки контурів об'єктів у відеопотоці з використанням параметризації кривих NURBS. Актуальність теми обумовлена зростаючою потребою в точній ідентифікації рухомих об'єктів у системах відеоспостереження, автономних платформах, інтелектуальних системах аналізу поведінки та візуального моніторингу. Запропонований підхід передбачає покадрове виділення контурів рухомих об'єктів на основі сучасних методів сегментації, подальшу апроксимацію отриманих контурів кривими NURBS, параметризацію кривих для отримання структурованих геометричних даних та побудову графової структури, яка дозволяє формалізовано відобразити просторову форму і динаміку об'єкта протягом заданого відеоінтервалу.

Створюється модель просторово-часових графів, у яких вузли відповідають контрольним точкам параметризованих кривих на кожному кадрі, а ребра описують як просторові зв'язки між точками в межах одного кадру, так і часові залежності між відповідними точками на послідовних кадрах. Такий підхід дозволяє відобразити не лише геометричну форму об'єкта, а й зміну її положення в часі, що є критично важливим для задач відстеження, прогнозування та ідентифікації.

Показано приклади графового представлення контурів об'єктів на основі відеоданих, а також ілюстровано приклад структури побудованого просторово-часового графа. Запропонований підхід є завершеним функціональним рішенням для подання об'єктів з відео у вигляді структурованих графів, придатних до аналізу за допомогою графових нейронних мереж, зокрема ST-GCN.

Ключові слова: відеоаналіз; графова модель; графові нейронні мережі (GNN); ідентифікація рухомих об'єктів; комп'ютерний зір; контур об'єкта; параметризація кривих; просторово-часова динаміка; NURBS; ST-GCN.

Вступ

Одним із провідних напрямів розвитку сучасних інформаційних технологій є створення інтелектуальних систем комп'ютерного зору, здатних до автоматичного виявлення, відстеження та ідентифікації об'єктів у динамічному середовищі. Такі системи знаходять широке застосування у відеоспостереженні, транспортній безпеці, робототехніці, автономному управлінні, а також у сфері аналізу поведінки об'єктів у соціальному чи біомедичному контекстах. Успішність функціонування таких систем значною мірою залежить від якості структурного подання інформації про об'єкти, зокрема їх контурів, просторового положення, деформацій і змін положення у часі.

Традиційно задачі виявлення та опису об'єктів у відеопотоці реалізуються шляхом покадрової обробки з подальшим виділенням контурів, які часто супроводжуються шумом, є складними для математичної обробки, неструктурованими та непридатними до подальшого формального аналізу, зокрема в контексті глибокого навчання. У той же час сучасні моделі графових нейронних мереж (GNN), зокрема просторово-часові архітектури, демонструють високий потенціал у задачах аналізу структурованих даних, що змінюються у часі, але вимагають специ-

фічного формату вхідних графів, які поєднують просторові та часові зв'язки [1].

У цьому контексті особливого значення набуває розробка способів формалізованого подання контурів об'єктів, які б одночасно відображали як їхню геометричну структуру, так і динаміку змін у відеопотоці. Одним із перспективних підходів є використання кривих NURBS (Non-Uniform Rational B-Splines), які дозволяють виконати згладжену апроксимацію контурів об'єктів відеоспостереження та отримати параметризоване подання, придатне до подальшого графового моделювання [2]. Побудова графів на основі параметризації контрольних точок кривих NURBS забезпечує можливість формування просторово-часових графових структур, у яких фіксуються як зв'язки між точками одного кадру, так і відповідність точок на різних послідовних кадрах у часі.

Створення графової моделі на основі параметризованих контурів об'єктів у відео відкриває нові можливості для застосування графових нейронних мереж у задачах ідентифікації рухомих об'єктів. Це дозволяє не лише описувати форму об'єкта у вигляді структурованої множини вузлів і зв'язків, а й узгоджено враховувати динамічні зміни, що відбуваються з ним у часі. Запропонований підхід є дослідженням інтеграції кривих NURBS і GNN та

спрямований на практичну реалізацію графового подання для подальшого використання в нейромережевому аналізі відео.

Постановка проблеми. Відеоаналіз об'єктів, що перебувають у русі, є складною науково-прикладною задачею, яка потребує поєднання методів комп'ютерного зору, геометричного моделювання та машинного навчання. Одним із ключових викликів у цій сфері є необхідність ефективного подання інформації про контурну структуру об'єктів та її зміну в часі таким чином, щоб ця інформація була придатною до обробки нейронними мережами, зокрема графовими.

У сучасних підходах до аналізу відео, як правило, фокус робиться на роздільному розв'язанні задач сегментації, детекції та трекінгу об'єктів [3]. При цьому контури об'єктів подаються як набір піксельних точок або масок, які мають нестабільну форму, залежать від шумів та зміни перспективи. Таке подання не передбачає формальної структури, яка б дозволила ефективно їх використовувати в глибоких нейронних моделях з графовою топологією. Особливо гостро ця проблема постає при спробах описати зміну форми об'єкта в часі, тобто створити узгоджену просторово-часову модель на основі контурів.

З іншого боку, графові нейронні мережі, такі як ST-GCN, вимагають спеціалізованого формату входних даних: графів, де вузли та ребра формалізовано описують структуру об'єкта, а часові залежності виражені через зв'язки між послідовними кадрами. Для створення таких графів необхідна структура, що описує контур об'єкта на відео як геометричну сутність, параметризовану у просторі та часі.

У наявних дослідженнях практично відсутні комплексні підходи, які б дозволяли переходити від контурного опису об'єкта у відео до формалізованої графової структури, що мала б стати підґрунтям організації в подальшому глибокого навчання [4]. Зокрема, не розроблено ефективних методів параметризації контурів у відео, які б дозволяли створити узгоджені просторово-часові графи. Це обмежує можливість точного відображення динаміки форми об'єкта, що, у свою чергу, впливає на ефективність його ідентифікації.

Таким чином, актуальною науковою проблемою є розробка методу формального графового подання просторово-часової динаміки контурів об'єктів у відеопотоці, який поєднує апроксимацію кривими та їх параметризацію із подальшою побудовою графової моделі, адаптованої до потреб сучасних архітектур графових нейронних мереж.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Розробка інтелектуальних систем ідентифікації об'єктів у відео базується на міждисциплінарному поєднанні методів комп'ютерного зору, глибокого

навчання та геометричного моделювання. Протягом останнього десятиліття інтенсивно розвиваються підходи до виділення контурів об'єктів, аналізу руху, відстеження траєкторій та автоматичної класифікації на основі візуальних даних. Водночас спостерігається тенденція до впровадження структурованих моделей, зокрема графових, для подання інформації про об'єкти та їхню поведінку.

Серед сучасних методів сегментації об'єктів у відеопотоці особливу увагу заслуговують архітектури на основі глибоких згорткових мереж, архітектури U²-Net та Mask R-CNN. Ці моделі забезпечують точне відокремлення об'єктів навіть у разі складного фону, а їхній вихід (бінарні маски) може бути використаний для подальшого контурного аналізу [5]. Проте, результати таких моделей потребують додаткового структурування, якщо метою є побудова векторизованого або графового подання.

У сфері геометричного подання контурів активно застосовуються параметричні криві, зокрема сплайни та криві Без'є. Проте, криві NURBS (Non-Uniform Rational B-Splines) мають переваги у гнучкості апроксимації, компактності подання складної геометрії та можливості точного контролю над формою кривої через контрольні точки, вузлові вектори тощо. Дослідження щодо використання NURBS у відеоаналізі обмежені переважно задачами тривимірного моделювання, а не формалізації контурів об'єктів у графовому вигляді. Згадки про використання параметризації контурів з метою створення структурованих моделей, придатних для графових нейромереж, майже відсутні.

Особливе місце займають дослідження в галузі графових нейронних мереж (GNN), які в останні роки демонструють високі результати у задачах класифікації, прогнозування та виявлення аномалій у структурованих даних [6]. Просторово-часові архітектури на кшталт ST-GCN (Spatio-Temporal Graph Convolutional Networks), DCRNN (Diffusion Convolutional RNN), TGN (Temporal Graph Networks) дають змогу моделювати зміну станів вузлів у часі на основі графової структури. Однак, для використання таких моделей необхідно забезпечити відповідний формат входних даних, зокрема побудову просторово-часових графів, які узгоджують геометрію об'єкта на кожному кадрі з його динамікою в часі.

Попередні публікації авторів [7; 8] були присвячені аналізу потенціалу поєднання кривих NURBS та GNN для задач виявлення та ідентифікації рухомих об'єктів, у яких було обґрунтовано доцільність інтеграції цих технологій. Побудова структурованої графової моделі через параметризацію кривих, що апроксимують контури об'єктів на відео, розглядається як проміжний етап цього дослідження. Поточна робота є продовженням зазначеного напрямку й реалізує запропоновану концепцію у вигляді конк-

ретного методу побудови просторово-часових графів на основі параметризованих кривих [9].

Аналіз наукових джерел свідчить про наявність ефективних інструментів для контурного аналізу та графового навчання окремо, проте, виявляє нестачу узгоджених рішень для їхньої інтеграції в єдину технологію, орієнтовану на ідентифікацію рухомих об'єктів у відеопотоці.

Мета статті – розробка методу графового подання просторово-часової динаміки контурів рухомих об'єктів у відеопотоці шляхом поєднання параметризації контурів, апроксимованих кривими, з побудовою структурованої графової моделі, що забезпечує можливість подальшої обробки із залученням архітектур графових нейронних мереж.

Для досягнення поставленої мети передбачено реалізацію етапів автоматизованого отримання контурів об'єктів з відео, згладжування та формалізації їхньої геометрії за допомогою параметричних NURBS кривих, побудови просторово-часового графа, у якому поєднано просторові зв'язки між складовими форми об'єкта на кожному кадрі з відповідностями у часі між кадрами, а також структуровання отриманого графа відповідно до вимог графових моделей глибокого навчання, зокрема ST-GCN.

Результатом запропонованого підходу є повноцінна вхідна графова структура, яка репрезентує як форму об'єкта, так і її динаміку в часі протягом заданого відеоінтервалу. Створена графова структура є придатною до використання в системах ідентифікації, класифікації та прогнозування поведінки рухомих об'єктів. У межах статті ця мета досягається шляхом реалізації всієї послідовності обробки: від відеоаналізу до побудови графа та демонстрації результатів на прикладі фрагментів відео.

Виклад основного матеріалу

У межах запропонованого підходу як вхідні дані розглядається відеофрагмент, що містить цільовий об'єкт, який перебуває у русі протягом певного інтервалу часу. Відеопотік представлено як дискретну послідовність кадрів з фіксованою частотою дискретизації. Для кожного кадру передбачається виявлення та виділення контуру цільового об'єкта.

Мета полягає у побудові узагальненого графа, що описує зміну форми об'єкта у просторі та часі на основі покадрової зміни послідовності його контурів, що апроксимуються кривими та параметризуються. Такий граф має враховувати як зв'язки, що відображають елементи контурної структури об'єкта на кожному кадрі, так і відповідності контрольних точок та елементів на послідовних кривих між кадрами. Результуюча структура графа повинна бути сумісною з архітектурами графових нейронних

мереж, зокрема ST-GCN [10], і містити усі необхідні ознаки для подальшої ідентифікації цільового об'єкта.

Загальна послідовність етапів побудови просторово-часового графа складається з таких кроків:

- захоплення відео та розбиття на дискретні кадри;
- виділення контуру об'єкта на кожному кадрі за допомогою архітектури для сегментації;
- апроксимація отриманого контуру кривою NURBS;
- параметризація кривої з фіксацією контрольних точок та елементів контуру;
- побудова просторового графа об'єкта для кожного кадру;
- об'єднання графів у єдиний просторово-часовий граф із часовими зв'язками;
- підготовка структури графа для аналізу в нейромережу ST-GCN.

Запропонована послідовність об'єднує етапи комп'ютерного зору, геометричного моделювання та формалізованої графової репрезентації, що забезпечує основу для подальшої ідентифікації об'єктів за допомогою нейромереж.

Одним із ключових етапів запропонованого підходу є виділення контуру цільового об'єкта на кожному кадрі відеопотоку. Цей етап забезпечує вихідні дані для подальшої геометричної обробки і суттєво впливає на якість побудованої графової моделі. У процесі роботи використовується методика сегментації із застосуванням глибокої нейронної мережі, орієнтованої на виділення об'єкта з фону [11]. У розглянутому прикладі обрано архітектуру U²-Net, яка демонструє високу точність при мінімальних обчислювальних витратах, що дозволяє застосовувати її у реальному часі або для великих обсягів відеоданих.

Модель U²-Net є ефективною у задачах сегментації з фокусом на виділення об'єктів, що домінують у полі зору. Її особливістю є використання каскадної архітектури з глибоким збереженням просторової інформації [3], що дозволяє отримувати маски об'єктів з високою деталізацією. Застосування цієї моделі до кожного кадру дозволяє отримати бінарну маску, яка точно відображає форму об'єкта (рис. 1). На основі цієї маски виконується витягування зовнішнього контуру за допомогою алгоритмів обробки зображень та функцій з бібліотеки OpenCV.

Щоб зменшити вплив шумів і локальних спотворень у відеокадрах, попередня обробка контурів включає згладжування, фільтрацію дрібних фрагментів і виділення найбільшої зв'язної компоненти. Взагалі, у випадку кількох об'єктів на кадрі передбачається фокусування на одному цільовому об'єкті, наприклад, що має найбільший розмір або на тому об'єкті, що рухається в межах заданої області заці-

кавленості. Отриманий контур подається у вигляді впорядкованої множини піксельних точок, які надалі підлягають апроксимації кривою NURBS.

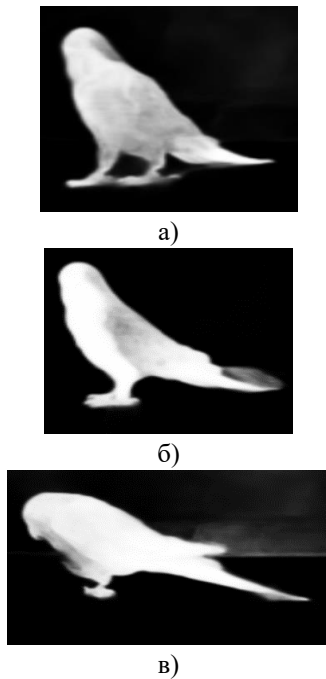


Рис. 1. Маска об'єкта:
а – кадр 3; б – кадр 4; в – кадр 8
Джерело: розроблено авторами.

Результатом цього етапу аналізу об'єкта з відео є послідовність векторизованих контурів об'єкта на кожному кадрі інтервалу відео, яка слугує основою для побудови параметричних кривих на наступних етапах.

Після отримання впорядкованої множини піксельних точок, що формують контур об'єкта на кожному кадрі, виконується його апроксимація з використанням параметричних кривих NURBS (Non-Uniform Rational B-Splines). Мета цього етапу полягає в отриманні згладженого, компактного та математично формалізованого подання форми об'єкта (рис. 2), придатного до подальшої параметризації та побудови графа.

На відміну від традиційних поліліній або сплайнів, NURBS-криві мають значно кращі можливості для опису геометричних об'єктів. Вони забезпечують безперервність першого й другого порядків, гнучко адаптуються до складної геометрії та дозволяють точно контролювати форму кривої через систему контрольних точок, вагових коефіцієнтів і вузлового вектора. Така властивість є особливо важливою для збереження локальних особливостей форми об'єкта за умов варіативності контурів між кадрами.

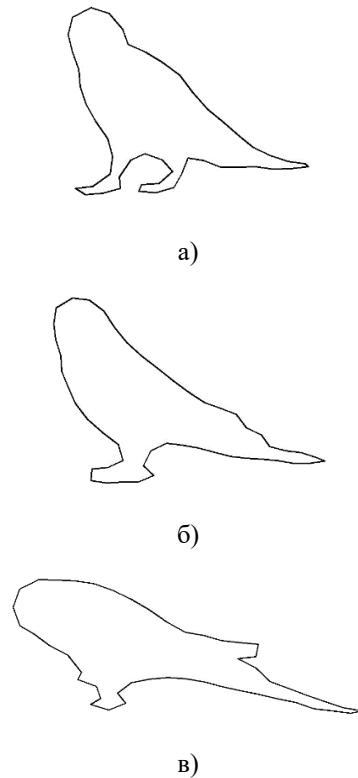


Рис. 2. NURBS апроксимація контуру об'єкта:
а – кадр 3; б – кадр 4; в – кадр 8
Джерело: розроблено авторами.

Для забезпечення відповідності та порівняння між кадрами апроксимованого контуру об'єкта встановлюється фіксована кількість контрольних точок, які рівномірно розподіляються за довжиною контуру. Точки також можуть бути визначені на основі кривизни кривої, залежно від ступеня її зміни вздовж контуру.

Після апроксимації виконується параметризація кривої, тобто прив'язка її до одновимірного параметра $t \in [0,1]$, що дозволяє отримати координати контрольних точок у формалізованому вигляді [12]. Кожна така точка має координати у просторі зображення, індекс вздовж кривої та доповнена додатковими ознаками – локальною кривизною і тангенційним напрямком в точці.

Результатом цього етапу є компактне векторне подання форми об'єкта на кожному кадрі у вигляді впорядкованої множини параметризованих точок, що описують криву за його контуром. Ці точки слугують вузлами для побудови просторового графа об'єкта та забезпечують структуровану основу для формування просторово-часової графової моделі.

Після апроксимації та параметризації контуру об'єкта на кадрі у вигляді кривої NURBS з фіксованою кількістю контрольних точок виникає можливість формалізувати геометричну структуру у вигляді графа. На цьому етапі формується просторовий граф (*static spatial graph*) цільового об'єкта з

кадру, в якому кожна параметризована контрольна точка подається як вузол, а топологічні й метричні зв'язки між точками – як ребра.

Граф для кожного кадру визначається множиною вузлів, що відповідають координатам параметризованих точок кривої, та множиною ребер, які встановлюються за принципом послідовного з'єднання (ланцюгової топології) або на основі евклідової відстані між точками. Ребра формуються між сусідніми точками кривої – це зберігає локальну структуру форми об'єкта. Граф доповнюється додатковими зв'язками між точками з визначенням кривизни та просторовим розташуванням, що дозволяє краще відобразити складну геометрію.

Вузли графа містять як інформацію про координати, так і додаткові ознаки: локальну кривизну, параметр часу, нормалізовані координати, тангенційний напрям. Усі ці ознаки використовуються як вектор атрибутів вузла, що є необхідною складовою при поданні графа в графовій нейронній мережі.

В результаті для кожного кадру формується окремий структурований граф цільового об'єкта, що репрезентує його просторову форму у вигляді сукупності вузлів і ребер – просторовий граф (рис. 3). Таке подання служить вихідними даними для подальшої побудови просторово-часової моделі.

На основі просторових графів об'єкта для кожного окремого кадру формується узагальнений граф, який відображає не лише просторову структуру об'єкта, але й динаміку його змін у часі. Такий граф називається просторово-часовим графом (*spatio-temporal graph*), або, у контексті цієї роботи, – інтервальним графом, оскільки він репрезентує цільовий об'єкт протягом обраного інтервалу часу відеоспостереження.

Структура інтервального графа формується шляхом об'єднання множини просторових графів, отриманих з кожного кадру інтервалу, в єдину цілісну графову модель. В інтервальному графі зберігаються всі внутрішні зв'язки графів кожного кадру, що відображають просторову форму об'єкта в послідовні дискретні моменти часу. Крім того, ще додаються зв'язки між кадрами, які встановлюють відповідності між параметризованими точками на кривих різних кадрів.

Часові зв'язки будуються за принципом відповідності вузлів, що займають однакове або близьке положення вздовж параметричної кривої у послідовних кадрах. Це дозволяє поєднувати точки з однаковим параметром та зі схожим геометричним розташуванням [13]. Таким чином, кожен вузол має не лише просторові зв'язки в межах кадру, а й часові з відповідними вузлами на попередньому та наступному кадрах. В результаті формується зв'язна графова структура, яка репрезентує не лише форму об'єкта, а й зміну його положення в часі.

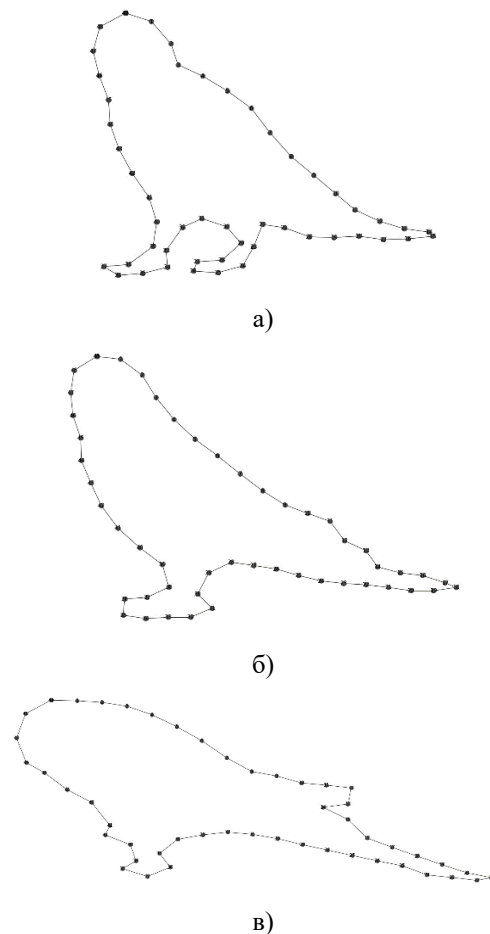


Рис. 3. Просторовий граф (static spatial graph) об'єкта:

а – кадр 3; б – кадр 4; в – кадр 8

Джерело: розроблено авторами.

Отриманий просторово-часовий граф дозволяє формалізовано відобразити динаміку контурної структури цільового об'єкта, зберігаючи повну інформацію про геометричні ознаки кожного вузла. Усі вузли містять параметризовані координати, локальні характеристики форми та ознаку, що вказує на належність до певного моменту часу. Завдяки цьому інтервальний граф (рис. 4) підтримує послідовність змін об'єкта і може бути безпосередньо використаний як вхідна структура для графових нейронних мереж, орієнтованих на аналіз просторово-часових даних, зокрема архітектур типу ST-GCN.

Після формування просторово-часового (інтервального) графа постає завдання адаптації його структури до формату, що є придатним для обробки графовими нейронними мережами, зокрема архітектурами типу ST-GCN. У цьому контексті важливими є два аспекти: по-перше, правильна організація структури графа у вигляді даних, що відповідають формальним вимогам фреймворку глибокого навчання; по-друге, формування відповідних векторів ознак вузлів та опис зв'язків, які враховують як просторову, так і часову топологію.

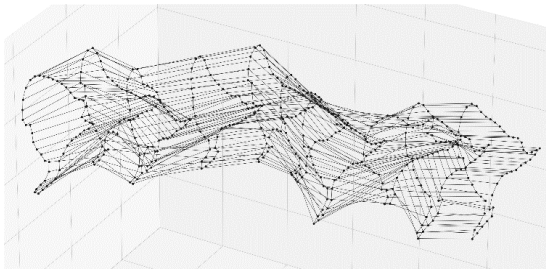


Рис. 4. Інтервальний просторово-часовий граф об'єкта (spatio-temporal graph), побудований на послідовних десяти кадрах відеоінтервала
Джерело: розроблено авторами.

Підготовка графа починається з впорядкування інформації про вузли. Для кожного вузла фіксуються:

- координати в нормалізованій формі (відносно розмірів зображення);
- параметр положення на кривій (за індексом та параметром кривої);
- локальні геометричні ознаки (кривизна, тангенційний напрямок);
- часовий індекс, що вказує на кадр, до якого належить вузол.

Ці дані структуруються у вигляді матриці ознак вузлів, де кожен рядок відповідає окремому вузлу графа. Матриця доповнюється списком індексів ребер – окремо для просторових і часових зв'язків, які об'єднуються в загальний опис структури графа.

Формується додаткове маркування типів ребер (edge type), що дозволяє моделі відрізнати просторові зв'язки в межах одного кадру від часових зв'язків між кадрами. Це важливо для реалізації багатоканальних або маскованих згорток у ST-GCN, де тип з'єднання може впливати на ваги або архітектуру згортки.

Дані зберігаються у структурі, що підтримується фреймворком, який використовується для навчання моделі: це може бути словник, граф-об'єкт або об'єкт спеціального формату [14; 15]. Інтервальні графи зберігаються як серії послідовних фреймів для повної просторово-часової агрегації даних руху цільового об'єкта для його подальшої ідентифікації за допомогою нейромережі.

Таким чином, формується повна структура вхідних даних для нейронної мережі, яка містить графову топологію, вектори ознак, часові мітки та типи зв'язків, формат, що є сумісним з архітектурою ST-GCN [6], [11].

Це дозволяє безпосередньо передати отриману інтервальну графову модель до нейронної мережі для подальшої ідентифікації об'єкта або класифікації його поведінки.

Висновки

У роботі запропоновано та реалізовано метод побудови просторово-часового графа (інтервального графа) цільового об'єкта з відео на основі параметризації його контурів кривими NURBS. Ключовим результатом дослідження є створення завершеної формалізованої процедури перетворення послідовності кадрів відео на структурований граф, який зберігає як геометричну форму об'єкта, так і динаміку її змін у часі.

Метод дозволяє будувати просторові графи для кожного кадру, об'єднувати їх у єдиний інтервальний граф, формувати вектори ознак вузлів та опис топології з урахуванням просторово-часових зв'язків. Візуальні результати, отримані в процесі реалізації, підтверджують збереження контурної структури об'єкта та послідовності її деформацій.

Побудована графова структура повністю відповідає вимогам архітектур графових нейронних мереж, зокрема ST-GCN, і може бути безпосередньо використана як для навчання, так і для ідентифікації об'єктів у відео.

Запропонований підхід дозволяє формувати великі вибірки інтервальних графів для попереднього навчання моделей і використовувати аналогічну процедуру побудови графів для об'єктів, які підлягають ідентифікації або класифікації його поведінки під час відеоспостереження.

Таким чином, запропоновано послідовний метод побудови інтервального графа, який є не лише ефективним інструментом опису просторово-часової динаміки рухомих об'єктів, але й базовим елементом для подальшого розвитку систем графової ідентифікації рухомих об'єктів на основі нейромережевого навчання.

Список літератури

1. Ren S., He K., Girshick R., Sun J. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. *arXiv : web site*. 2015. URL: <https://arxiv.org/abs/1506.01497> (accessed).
2. 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. URL: <https://arxiv.org/abs/2006.10637> (accessed).
3. Wang Y., Lai C.-Y. Multi-stage neural networks: Function approximator of machine precision. *Journal of Computational Physics*. 2024. Vol. 504. Art. 112865. <https://doi.org/10.1016/j.jcp.2024.112865>.
4. 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>.
5. 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>.

6. 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>.
7. 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>.
8. Блиндарук А. О., Шаповалова О. О. Досягнення та виклики у сфері відстеження рухомих об'єктів та аналізу їхньої поведінки. *Молодіжний економічний вісник ХНЕУ ім. С. Кузнеця*. 2024. № 1. С. 17–21. URL: <https://hneu.edu.ua/content/documents/39/3856/Attaches/mv-1-2024.pdf> (дата звернення: _____).
9. Piegł L., Tiller W. The NURBS Book. Heidelberg : Springer Berlin, 1997. 660 p. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-59223-2>.
10. 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>.
11. Li Y., Yu R., Shahabi C., Liu Y. Diffusion Convolutional Recurrent Neural Network: Data-Driven Traffic Forecasting. *arXiv : web site*. 2018. URL: <https://arxiv.org/abs/1707.01926> (accessed _____).
12. Kumar S., Singh R. A Review on Parametric Curve and Surface Modeling Techniques in CAD. *Computer-Aided Design and Applications*. 2018. Vol. 15. No. 4. P. 550–560. <https://doi.org/10.1080/16864360.2017.1419641>.
13. Li X., Chen M. Linkage-FFD algorithm for dental crown and abutment shape design. *Computer-Aided Design and Applications*. 2018. Vol. 15. No. 4. P. 532–541. <https://doi.org/10.1080/16864360.2017.1419641>.
14. Bronstein M. M., Bruna J., LeCun Y., Szlam A., Vandergheynst P. Geometric Deep Learning: Going beyond Euclidean data. *IEEE Signal Processing Magazine*. 2017. Vol. 34. No. 4. P. 18–42. <https://doi.org/10.1109/MSP.2017.2693418>.
15. Zhang A., Lipton Z. C., Li M., Smola A. J. Dive into Deep Learning. *D2L.ai : web site*. 2020. URL: <https://d2l.ai/> (accessed _____).
16. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. *Deep Learning Book : web site*. 2016. URL: <https://www.deeplearningbook.org/> (accessed _____).

Надійшла до редколегії 00.00.2025

Схвалена до друку 00.00.2025

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

GRAPH-BASED REPRESENTATION OF SPATIO-TEMPORAL DYNAMICS OF OBJECTS CONTOURS IN VIDEO USING NURBS CURVE PARAMETERIZATION

A. Blyndaruk, O. Shapovalova

The article presents a method for graph-based representation of the spatio-temporal dynamics of object contours in video streams using NURBS curve parameterization. The relevance of this research stems from the increasing demand for accurate identification of moving objects in video surveillance systems, autonomous platforms, intelligent behavior analysis systems, and visual monitoring frameworks. The proposed approach involves frame-by-frame extraction of moving object contours based on segmentation techniques, subsequent approximation of these contours using NURBS curves, curve parameterization to obtain structured geometric data, and the construction of a graph structure that enables a formalized representation of the object's spatial shape and its dynamics over a specified video interval.

A spatio-temporal graph model is developed, wherein the nodes correspond to control points of the parameterized curves in each frame, while the edges encode both spatial relationships between points within a single frame and temporal dependencies between corresponding points across successive frames. This representation captures not only the geometric form of the object but also its evolution over time, which is crucial for tasks such as tracking, prediction, and identification.

The article provides examples of graph-based representations of object contours derived from video data and illustrates the structure of the resulting spatiotemporal graph. The proposed approach constitutes a comprehensive and functional solution for representing video objects as structured graphs, suitable for analysis using graph neural networks, in particular, ST-GCN.

Keywords: computer vision; curve parameterization; graph model; graph neural networks (GNN); moving object identification; NURBS; object contour; spatio-temporal dynamics; ST-GCN; video analysis.