

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

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

## **МОДЕЛЮВАННЯ ТА ІДЕНТИФІКАЦІЯ РУХОМИХ ОБ'ЄКТІВ З ВИКОРИСТАННЯМ ПРОСТОРОВО-ЧАСОВИХ ГРАФІВ ПАРАМЕТРИЗОВАНИХ КОНТУРІВ**

**Анотація.** У статті розглянуто задачу моделювання та ідентифікації рухомих об'єктів у відеопотоці в умовах зміни форми під час руху. Традиційні підходи, що базуються на піксельних ознаках або ключових точках, не забезпечують повного опису геометричної структури об'єкта та його просторово-часової динаміки, що ускладнює процес ідентифікації.

Метою роботи є розробка методу представлення рухомого об'єкта у вигляді послідовності просторово-часових графів, побудованих на основі параметризованих контурів, з подальшим використанням графових нейронних мереж для ідентифікації.

У запропонованому підході відеодані перетворюються у послідовність кадрів, на яких за допомогою сегментаційної моделі виконується виділення маски об'єкта та його контуру. Контур апроксимується параметричною кривою NURBS (Non Uniform Rational B-Splines), що дозволяє отримати впорядковану множину точок, які використовуються як вузли графа. Для кожного кадру формується просторовий граф, який відображає геометричну структуру об'єкта, а за допомогою механізму ковзного вікна будується інтервальний просторово-часовий граф, що враховує еволюцію об'єкта у часі. Для аналізу отриманих графів використовується архітектура ST-GCN.

Наукова новизна полягає у поєднанні параметричного опису контурів об'єктів на основі NURBS із просторово-часовими графовими моделями, що дозволяє формалізувати як геометричні, так і динамічні характеристики руху у межах єдиного структурованого подання. Запропонований підхід забезпечує формування інформативних ознак, що підвищують точність ідентифікації об'єктів у складних умовах спостереження.

Практичне значення полягає у можливості застосування методу в системах відеоспостереження, робототехніці, автономних системах та задачах аналізу поведінки об'єктів.

**Ключові слова:** просторово-часові графи, NURBS, контур об'єкта, графові нейронні мережі, ST-GCN, ідентифікація об'єктів, комп'ютерний зір.

**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>

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

## **MODELING AND IDENTIFICATION OF MOVING OBJECTS USING SPATIO-TEMPORAL GRAPHS OF PARAMETERIZED CONTOURS**

**Abstract.** The paper addresses the problem of modeling and identification of moving objects in video streams under conditions of shape variation during motion. Traditional approaches based on pixel-level features or keypoints do not provide a complete description of the object's geometric structure and its spatio-temporal dynamics, which complicates the identification process.

The aim of this work is to develop a method for representing a moving object as a sequence of spatio-temporal graphs constructed on the basis of parameterized contours, with subsequent application of graph neural networks for identification.

In the proposed approach, video data are transformed into a sequence of frames, where an object mask and its contour are extracted using a segmentation model. The contour is approximated by a parametric NURBS (Non-Uniform Rational B-Splines) curve, which enables obtaining an ordered set of points used as graph nodes. For each frame, a spatial graph is constructed to represent the geometric structure of the object, while a sliding window mechanism is used to build an interval spatio-temporal graph that captures the temporal evolution of the object. The ST-GCN architecture is employed to analyze the resulting graphs.

The scientific novelty lies in combining a parametric description of object contours based on NURBS with spatio-temporal graph models, which makes it possible to formalize both geometric and dynamic motion characteristics within a unified structured representation. The proposed approach ensures the formation of informative features that improve object identification accuracy under challenging observation conditions.

The practical significance lies in the possibility of applying the method in video surveillance systems, robotics, autonomous systems, and object behavior analysis tasks.

**Keywords:** spatio-temporal graphs, NURBS, object contour, graph neural networks, ST-GCN, object identification, computer vision.

**Постановка проблеми.** У сучасних системах комп'ютерного зору та штучного інтелекту задачі моделювання та ідентифікації рухомих об'єктів у послідовності відео набувають особливої актуальності. Це пов'язано зі стрімким розвитком систем відеоспостереження, автономних систем, робототехніки та аналітики поведінки об'єктів, де необхідно не лише виявляти об'єкти, але й здійснювати їх стійку ідентифікацію в динамічних умовах [1].

Рух об'єктів у реальному середовищі супроводжується змінами їх форми, положення, масштабу, а також можливими частковими або повними перекриттями. Такі фактори суттєво ускладнюють застосування традиційних підходів, які базуються на статичних візуальних ознаках, піксельних масках або ключових точках. Подібні методи, як правило, не враховують цілісну геометричну структуру об'єкта та не забезпечують інтеграції просторових і часових характеристик у межах єдиного представлення.

Водночас відеопотік містить важливу додаткову інформацію у вигляді часової динаміки, яка може бути використана для більш точного аналізу та ідентифікації об'єктів. У цьому контексті особливого значення набуває здатність моделі враховувати не лише зовнішній вигляд об'єкта, але й характер його руху, зміну форми та поведінкові шаблони.

Існуючі підходи до моделювання руху об'єктів здебільшого розглядають просторові та часові характеристики окремо або використовують спрощені представлення, що не відображають повної структури об'єкта [2]. Відсутність формалізованого опису контурів та їх еволюції у часі обмежує можливості формування інформативних ознак, необхідних для задач ідентифікації.

Таким чином, виникає необхідність розробки методів, які забезпечують інтегроване подання рухомого об'єкта, що поєднує геометричну структуру, просторові взаємозв'язки та часову динаміку у межах єдиної формалізованої моделі.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** За останні роки спостерігається активний розвиток методів моделювання руху об'єктів у відеоданих, що поєднують просторові та часові характеристики. Значна частина сучасних підходів базується на використанні глибоких нейронних мереж, зокрема згорткових архітектур, які продемонстрували високу ефективність у задачах класифікації та сегментації зображень [3]. Проте такі моделі обмежено враховують структурні взаємозв'язки між елементами об'єкта та їх зміну у часі.

У відповідь на ці обмеження активно розвиваються графові нейронні мережі, які дозволяють працювати зі структурованими даними та враховувати взаємозв'язки між елементами об'єкта. Графові моделі реалізують механізм передачі інформації між вузлами, що дає змогу ефективно моделювати складні залежності у даних та формувати узагальнені представлення об'єктів.

Особливу увагу приділено просторово-часовим графовим нейронним мережам [4]. Однією з ключових архітектур у цьому напрямі є ST-GCN, запропонована для аналізу динамічних структур, зокрема скелетних моделей людини. Даний підхід дозволяє автоматично виявляти як просторові, так і часові закономірності у даних, що суттєво підвищує ефективність задач розпізнавання руху.

Подальші дослідження розвивають цей напрям, використовуючи механізми уваги, багаторівневу агрегацію ознак та адаптивні структури графів, що дозволяє підвищити точність аналізу складних динамічних процесів [5]. Такі підходи демонструють високу ефективність у задачах розпізнавання поведінки, аналізу рухів та обробки відеоданих.

Паралельно з розвитком графових моделей активно досліджуються методи геометричного представлення об'єктів. Зокрема, параметричні криві, такі як B-

spline та NURBS, забезпечують точне та компактне подання контурів об'єктів, дозволяючи описувати складні форми та їх деформації у безперервному вигляді. Такі підходи є ефективними для відновлення геометрії об'єкта, проте зазвичай застосовуються ізольовано від моделей аналізу часової динаміки.

Існуючі роботи, що поєднують геометричні подання з часовими моделями (наприклад, RNN, LSTM або TCN), дозволяють враховувати динаміку процесів, проте часто не забезпечують явного врахування топологічних зв'язків між елементами об'єкта [6].

Таким чином, аналіз сучасних досліджень показує, що більшість існуючих підходів зосереджена на окремих аспектах моделювання руху — геометрії, динаміці або структурі, але не забезпечує їх комплексного поєднання у межах єдиної формалізованої моделі. Це обумовлює необхідність розробки методів, які інтегрують параметризоване подання контурів із просторово-часовими графами для більш ефективної ідентифікації рухомих об'єктів.

**Мета статті** – розробка методу моделювання та ідентифікації рухомих об'єктів у відеопотоці на основі просторово-часового графового подання параметризованих контурів об'єкта.

Для досягнення поставленої мети передбачається формування підходу, що забезпечує параметричний опис геометрії контуру об'єкта, побудову просторових та просторово-часових графів, а також інтеграцію геометричних, позиційних і динамічних характеристик руху з подальшим використанням графових нейронних мереж для ідентифікації.

**Виклад основного матеріалу. Загальна структура запропонованого методу.** Запропонований у роботі метод призначений для моделювання та ідентифікації рухомих об'єктів у відеопотоці на основі поєднання геометричного опису форми об'єкта, просторово-часового графового подання та засобів графового глибокого навчання. Його побудова ґрунтується на ідеї поетапного перетворення початкових відеоданих у структуроване подання, в подальшому придатне для аналізу динаміки руху та ідентифікації об'єкта. Такий підхід дозволяє перейти від звичайного покадрового аналізу зображень до формалізованого опису об'єкта як системи взаємопов'язаних елементів, поведінка яких відстежується у часі.

На відміну від традиційних підходів, де об'єкт у відео переважно описується або піксельною маскою, або набором окремих ключових точок, у запропонованому методі основою подання є його контур. Саме контур дозволяє зберегти інформацію про форму об'єкта, а після параметризації — отримати впорядковану множину точок, яка може бути використана для формування графової моделі. Така модель, на відміну від маски, є структурованою і компактною, а на відміну від довільного набору ключових точок, зберігає цілісність форми та топологічні зв'язки між сусідніми елементами контуру. Це є важливим для задачі ідентифікації, де істотне значення мають не лише координати окремих елементів, а й характер зміни форми об'єкта у часі.

Загальна структура методу реалізується як послідовність взаємопов'язаних етапів. На першому етапі відеофайл подається на вхід системи та розбивається на впорядковану часову послідовність кадрів. Кожен кадр розглядається як окремий стан сцени, у якому присутній досліджуваний об'єкт. Така дискретизація

відеопотоку дозволяє відокремити часові стани об'єкта та надалі простежити, як змінюються його положення, форма й взаємне розташування елементів між сусідніми моментами часу. Збереження часової послідовності кадрів є принципово важливим, оскільки саме вона надалі визначає побудову часових зв'язків у просторово-часовому графі.

На другому етапі для кожного кадру виконується сегментація об'єкта. Її метою є відокремлення об'єкта від фону та отримання бінарної маски, яка визначає область, що відповідає об'єкту в зображенні.

На основі цієї маски виділяється зовнішній контур об'єкта. Таким чином, відбувається перехід від піксельного подання сцени до геометричного подання форми об'єкта. Контур тут розглядається не просто як допоміжний результат сегментації, а як базова математична основа для подальшого структурованого моделювання. Це дозволяє винести в центр аналізу саме форму об'єкта та її зміну, що є особливо важливим у випадках, коли текстурна або колірна інформація є недостатньо надійною.

На третьому етапі дискретний контур апроксимується параметричною кривою NURBS. Використання саме такого представлення дає змогу перейти від нерівномірного набору контурних точок до гладкої кривої з формалізованим параметром. Завдяки цьому з'являється можливість рівномірної дискретизації кривої, отримання впорядкованого набору точок і забезпечення узгодженого подання форми об'єкта в різних кадрах. Важливо, що таке параметризоване подання робить можливим не лише геометричний опис форми, а й обчислення похідних характеристик, пов'язаних із кривизною, напрямком дотичної, локальною конфігурацією контуру та іншими ознаками, які мають значення для подальшого графового аналізу.

Наступним етапом є побудова вузлів графа та формування їх ознак. Кожна дискретизована точка параметризованого контуру інтерпретується як вузол просторового графа. Для кожного такого вузла обчислюється набір характеристик, що відображають не лише його координатне положення, а й локальні геометричні властивості, відносно розташування в межах форми та зміну в часі. Це означає, що у графовій моделі вузол є не просто точкою, а інформаційно насиченим елементом, який репрезентує окрему частину контуру об'єкта. Саме розширення вузлового опису за рахунок геометричних, позиційних і динамічних характеристик створює підґрунтя для формування більш інформативного просторово-часового представлення, ніж при використанні лише координатних ознак.

Після цього для кожного окремого кадру формується просторовий граф, у якому вузли відповідають точкам параметризованого контуру, а ребра відображають сусідні зв'язки між ними вздовж кривої. Такий граф дозволяє подати форму об'єкта як впорядковану структуровану систему, а не як набір незалежних координат. У межах цього подання зберігається топологія контуру та послідовність точок, що забезпечує зв'язність форми. Завдяки цьому подальший аналіз може враховувати не лише значення ознак окремих вузлів, а й їх локальне оточення, що є однією з ключових переваг графових моделей.

Однак для задачі ідентифікації об'єкта недостатньо розглядати лише один просторовий граф, що відповідає окремому кадру. Рухомий об'єкт повинен бути

поданий у динаміці, тобто як послідовність взаємопов'язаних станів. Саме тому наступним етапом є об'єднання кількох послідовних просторових графів у єдиний інтервальний просторово-часовий граф. Таке об'єднання виконується на основі механізму ковзного вікна. У побудованій структурі зберігаються не лише просторові зв'язки всередині кожного кадру, а й часові зв'язки між відповідними точками у сусідніх кадрах. У результаті формується модель, яка одночасно описує форму об'єкта та її еволюцію протягом певного часового інтервалу. Саме така інтеграція просторової та часової інформації дозволяє переходити від опису статичної форми до аналізу поведінкових і динамічних патернів руху.

Сформовані інтервальні просторово-часові графи використовуються як вхідні дані для архітектури ST-GCN. Застосування цієї архітектури в запропонованому методі дозволяє виконувати обробку не скелетних даних, а графів, побудованих на основі параметризованих контурів об'єкта. Це є важливою особливістю підходу, оскільки дає змогу поширити переваги просторово-часових графових згорток на задачі моделювання форми та руху довільних об'єктів. У результаті ідентифікація здійснюється на основі цілісного аналізу просторової структури, геометричних властивостей та часової динаміки, що підвищує інформативність моделі у складних умовах спостереження.

Отже, загальна структура запропонованого методу являє собою цілісний ланцюг перетворення відеоданих у просторово-часове графове представлення рухомого об'єкта. Її принципова особливість полягає в тому, що на кожному етапі зберігається та уточнюється інформація про форму об'єкта, його просторові зв'язки та часову еволюцію. Саме така організація методу забезпечує основу для подальшої ідентифікації рухомих об'єктів на базі сучасних графових нейронних мереж.

**Виділення об'єкта та формування контуру.** Одним із початкових етапів запропонованого методу є виділення рухомого об'єкта на кожному кадрі відеопослідовності та формування його геометричного подання у вигляді контуру. Саме на цьому етапі здійснюється перехід від сирих піксельних даних до структурованого опису форми об'єкта, який надалі використовується для побудови графової моделі.

Початково послідовність відео подається у вигляді впорядкованої послідовності кадрів, кожен з яких розглядається як окреме зображення сцени у певний момент часу. Для кожного кадру виконується задача сегментації, метою якої є відокремлення об'єкта від фону та інших елементів сцени. У запропонованому підході для цього використовується модель U<sup>2</sup>-Net, яка добре зарекомендувала себе у задачах виділення об'єктів завдяки здатності враховувати як локальні, так і глобальні особливості зображення [7].

Застосування сегментаційної моделі дозволяє отримати бінарну маску, у якій кожному пікселю кадру ставиться у відповідність значення належності до об'єкта (Рис.1). Таким чином формується область, що відповідає досліджуваному об'єкту. Важливо, що така маска є більш стійкою до змін освітлення, шумів та складного фону порівняно з методами, які безпосередньо працюють із піксельними значеннями або кольоровими характеристиками.

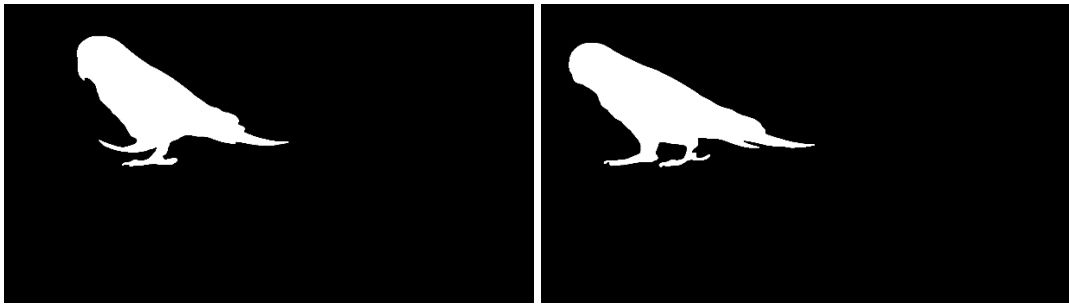


Рис. 1. Приклад бінарної маски рухомого об'єкта-птаха на двох різних кадрах

На основі отриманої маски виконується виділення зовнішнього контуру об'єкта. Контур визначається як замкнена крива, що обмежує область маски, і представляється у вигляді впорядкованої множини точок у координатному просторі зображення. Впорядкованість точок є принципово важливою, оскільки вона дозволяє зберегти топологічну структуру контуру та забезпечує можливість подальшої параметризації.

Отриманий контур виступає первинним геометричним описом форми об'єкта. На відміну від маски, яка є дискретним піксельним представленням, контур дозволяє працювати з формою об'єкта як із геометричним об'єктом. Це значно спрощує подальші етапи обробки, зокрема апроксимацію кривими, обчислення геометричних характеристик та формування графової структури.

Особливістю використання контурного подання є те, що воно забезпечує компактність даних при збереженні ключової інформації про форму об'єкта. У той час як маска може містити тисячі пікселів, контур описується значно меншою кількістю точок, що зменшує обчислювальну складність подальших етапів. Крім того, контур є більш стійким до внутрішніх змін текстури об'єкта, оскільки описує лише його межу [8].

У процесі обробки можуть виникати ситуації, коли маска містить шум або має складну форму з дрібними нерівностями. У таких випадках доцільно застосовувати попередню обробку контуру, зокрема згладжування або фільтрацію, що дозволяє усунути незначні коливання та підготувати контур до стабільної параметризації. Це особливо важливо для подальшого використання NURBS, оскільки якість апроксимації значною мірою залежить від якості вхідних даних.

Таким чином, на даному етапі формується ключовий елемент запропонованого методу - впорядкований контур об'єкта для кожного кадру відеопослідовності (Рис. 2). Саме цей контур надалі використовується як основа для параметричного опису, побудови графової структури та аналізу просторово-часової динаміки руху об'єкта.



Рис. 2. Приклад впорядкованого контуру об'єкта для окремих кадрів

**Параметризація контуру кривими NURBS.** Після формування впорядкованого контуру об'єкта для кожного кадру наступним етапом є його параметризація з використанням нерівномірних раціональних B-сплайнів (NURBS) [9]. Даний етап відіграє ключову роль у запропонованому методі, оскільки забезпечує перехід від дискретного представлення контуру до його гладкої аналітичної форми, придатної для подальшого структурованого аналізу.

Контур, отриманий на попередньому етапі, являє собою множину точок, розташованих уздовж межі об'єкта. Незважаючи на впорядкованість, така множина може бути нерівномірною, містити шум або мати надлишкову кількість точок. Безпосереднє використання такого представлення ускладнює побудову стабільної графової моделі та порівняння об'єктів між різними кадрами. Саме тому доцільним є перехід до параметричного опису, який забезпечує узгоджене та компактне подання форми.

Для апроксимації контуру використовується NURBS-крива, яка задається набором контрольних точок, вагових коефіцієнтів та вузлового вектора. Загальний вигляд такої кривої визначається як зважена комбінація базисних функцій B-сплайнів, що дозволяє гнучко керувати формою кривої та точно відтворювати складні геометричні об'єкти. Використання раціональної форми забезпечує можливість опису як простих, так і складних контурів з високою точністю [10].

Параметричне подання має суттєві переваги у порівнянні з дискретним контуром. По-перше, воно забезпечує гладкість кривої та усуває локальні нерівності, які можуть виникати внаслідок шуму сегментації. По-друге, параметризація вводить єдиний параметр, що описує положення точки на контурі, що дозволяє узгоджено співставляти точки між різними кадрами. По-третє, таке подання дозволяє обчислювати похідні характеристики, зокрема кривизну та напрямок дотичної, які використовуються як ознаки у графовій моделі.

Після побудови NURBS-кривої виконується її рівномірна дискретизація за параметром. Для цього інтервал параметра розбивається на фіксовану кількість значень, і для кожного з них обчислюється відповідна точка на кривій. У результаті формується впорядкована множина точок, рівномірно розподілених уздовж контуру. Важливо, що така дискретизація забезпечує однакову кількість точок для кожного кадру, що є критично важливим для побудови просторово-часових зв'язків у подальших етапах.

Отримані точки NURBS-кривої використовуються як вузли майбутнього графа. Завдяки параметризації кожна точка має не лише координати, а й значення параметра, що визначає її положення на контурі. Це дозволяє встановлювати відповідність між точками у різних кадрах за однаковими значеннями параметра, що є основою для формування часових зв'язків у просторово-часовому графі.

Особливу увагу слід приділити вибору кількості точок дискретизації. З одного боку, збільшення кількості точок дозволяє більш точно відтворити форму об'єкта, з іншого — призводить до зростання обчислювальної складності побудови графа та його обробки. Тому на практиці використовується компромісне значення, яке забезпечує достатню точність подання при прийнятних витратах ресурсів.

Таким чином, параметризація контуру за допомогою NURBS дозволяє отримати уніфіковане, гладке та впорядковане подання форми об'єкта (Рис. 3). Це

створює основу для побудови графової структури, у якій вузли мають узгоджене положення та можуть бути співставлені у часі. Саме ця властивість є ключовою для формування просторово-часових графів та подальшої ідентифікації об'єкта.

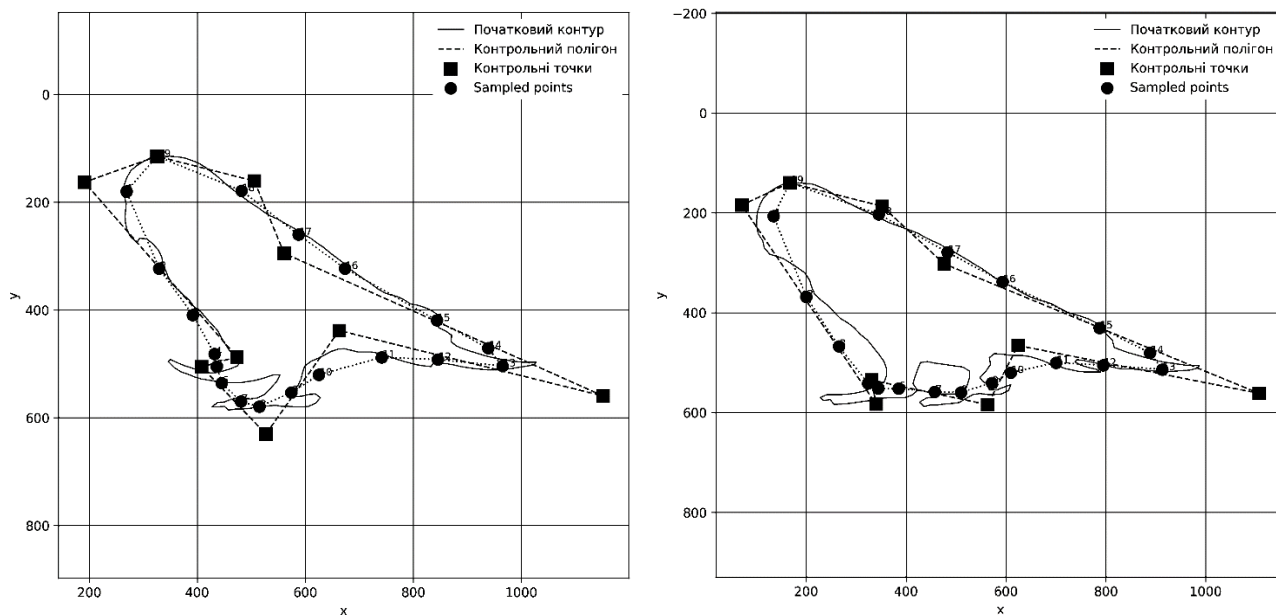


Рис. 3. Гладке впорядковане подання об'єкта після NURBS апроксимації для двох кадрів послідовності відео

**Формування ознак вузлів графа.** Після параметризації контуру та отримання впорядкованої множини точок наступним етапом є формування ознак вузлів графа. Даний етап спрямований на розширення опису кожної точки контуру шляхом включення не лише її координат, але й додаткових характеристик, що відображають геометричні, позиційні та динамічні властивості об'єкта.

У запропонованому підході кожна точка, отримана в результаті дискретизації NURBS-кривої, розглядається як вузол графа. Однак для ефективного використання графових нейронних мереж недостатньо враховувати лише просторові координати вузлів. Необхідно сформувати інформативний вектор ознак, який дозволяє моделі враховувати локальні властивості форми, положення точки відносно об'єкта та зміну її характеристик у часі.

Формування ознак базується на трьох групах характеристик: геометричних, позиційних та динамічних. Такий поділ дозволяє комплексно описати кожну точку як елемент структури об'єкта, що має як локальні властивості, так і поведінку у часі.

До геометричних характеристик належать ознаки, що описують локальну форму контуру в околі точки [11]. Зокрема, до них відноситься кривизна, яка характеризує ступінь вигину кривої, напрямок дотичної, що визначає орієнтацію контуру у даній точці, а також кут між сусідніми сегментами контуру. Такі характеристики дозволяють враховувати локальні особливості форми об'єкта, які можуть бути інформативними для задачі ідентифікації.

Позиційні характеристики відображають положення точки в межах зображення та відносно самого об'єкта. До них відносяться координати точки у

декартовій системі, їх нормалізовані значення відносно розміру кадру, параметр кривої, що визначає положення точки вздовж контуру, а також відносне положення точки за довжиною дуги. Крім того, враховується відстань від точки до центра мас об'єкта, що дозволяє описати її розташування у внутрішній структурі форми.

Динамічні характеристики формуються на основі аналізу зміни положення відповідних точок у послідовних кадрах. Оскільки параметризація забезпечує узгодженість точок між кадрами, з'являється можливість обчислення швидкості та прискорення для кожної точки. Це дозволяє враховувати не лише форму об'єкта, але й характер його руху, що є важливим для задачі ідентифікації поведінки.

Таким чином, для кожного вузла формується вектор ознак, який інтегрує інформацію про геометрію контуру, положення точки та її зміну у часі. Такий підхід дозволяє перейти від простого геометричного опису до багатовимірного представлення, яке є більш придатним для обробки сучасними графовими нейронними мережами.

Важливою особливістю запропонованого підходу є те, що всі ознаки формуються на основі єдиного параметризованого подання контуру. Це забезпечує їх узгодженість між кадрами та дозволяє коректно формувати просторово-часові залежності у графі. Завдяки цьому вузли графа стають інформаційно насиченими елементами, що відображають як структуру об'єкта, так і його динамічні властивості.

У результаті кожен просторовий граф містить не лише топологію зв'язків між точками, але й матрицю ознак вузлів, яка використовується як вхід до графової нейронної мережі. Саме така інтеграція геометричних, позиційних та динамічних характеристик забезпечує підвищення інформативності моделі та створює основу для ефективної ідентифікації рухомих об'єктів.

**Побудова просторових графів.** Після формування множини вузлів та їх ознак для кожного кадру наступним етапом є побудова просторового графа, який відображає геометричну структуру об'єкта [12]. Даний етап полягає у встановленні зв'язків між вузлами відповідно до їх розташування на параметризованому контурі та формуванні графової моделі, що зберігає топологію форми об'єкта.

У запропонованому підході кожен вузол графа відповідає точці, отриманій в результаті дискретизації NURBS-кривої. Таким чином, множина вузлів безпосередньо відображає форму об'єкта, а їх впорядкованість визначається параметром кривої. Це дозволяє інтерпретувати вузли як послідовність елементів, що утворюють замкнену структуру, яка відповідає зовнішньому контуру об'єкта.

Побудова просторових зв'язків між вузлами виконується на основі їх сусідства уздовж контуру. Кожен вузол з'єднується з попереднім і наступним вузлом у послідовності, що формує ланцюгову структуру графа. Додатково, для забезпечення замкненості контуру, встановлюється зв'язок між першим і останнім вузлом. У результаті формується циклічний граф, який точно відображає топологію межі об'єкта.

Такий спосіб побудови графа дозволяє зберегти природну структуру контуру та забезпечує узгодженість зв'язків між вузлами. На відміну від підходів, де зв'язки встановлюються на основі евклідової відстані або  $k$ -найближчих сусідів,

запропонована схема гарантує, що кожен вузол має чітко визначене локальне оточення, яке відповідає геометрії об'єкта.

Отриманий просторовий граф характеризується наявністю множини вузлів, набору ребер та матриці ознак. Вузли містять інформацію про геометричні, позиційні та динамічні характеристики точок, тоді як ребра відображають топологічні зв'язки між ними. Така структура дозволяє розглядати об'єкт як систему взаємопов'язаних елементів, що є принципово важливим для подальшого використання графових нейронних мереж.

Особливістю побудованого графа є його уніфікованість для всіх кадрів відеопослідовності. Завдяки використанню параметризації та фіксованої кількості точок, кожен граф має однакову кількість вузлів і однакову структуру зв'язків. Це забезпечує можливість коректного порівняння графів між собою та формування часових залежностей на наступному етапі [13].

Крім того, така структура графа дозволяє ефективно реалізувати операції агрегації інформації між вузлами. Оскільки кожен вузол пов'язаний із сусідніми елементами контуру, інформація може передаватися вздовж графа, що дозволяє враховувати локальні взаємозв'язки при обробці даних. Це є важливою передумовою для застосування графових згорткових операцій [14].

Таким чином, побудова просторових графів забезпечує перехід від параметричного опису контуру до структурованої моделі, яка відображає форму об'єкта у вигляді системи взаємопов'язаних вузлів (Рис. 4). Отримане представлення є базовим елементом для формування просторово-часових графів і подальшої ідентифікації рухомого об'єкта.

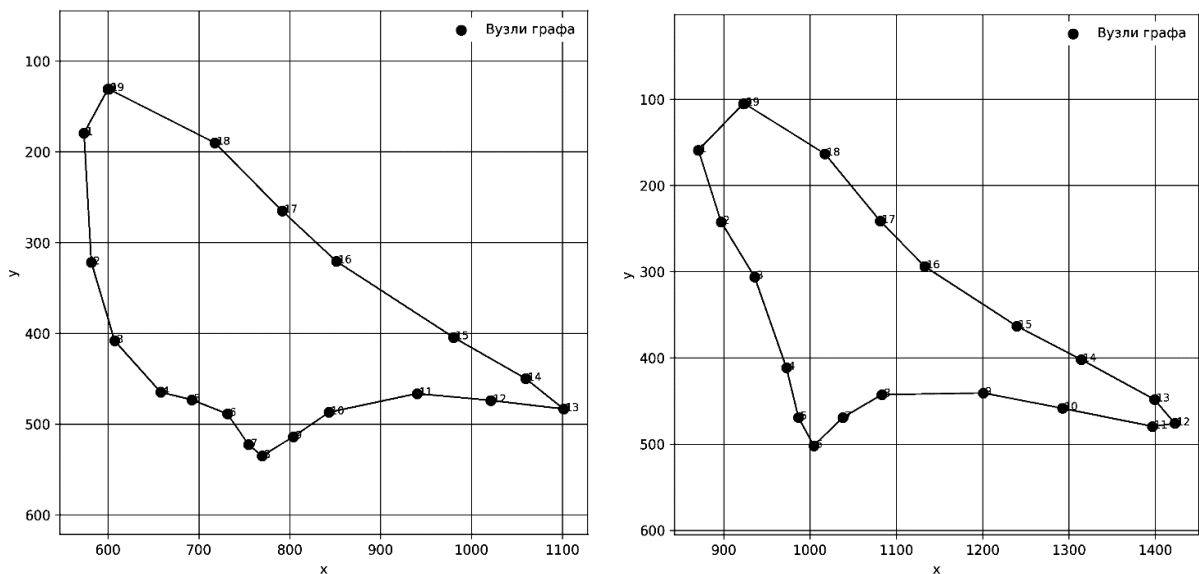


Рис. 4. Просторові графи двох кадрів послідовності відео

**Формування інтервальних просторово-часових графів.** Побудова просторових графів для окремих кадрів забезпечує формалізоване подання геометричної структури об'єкта у кожен момент часу. Однак для задачі моделювання та ідентифікації рухомих об'єктів цього недостатньо, оскільки необхідно враховувати зміну форми об'єкта та його поведінку у часі. З цією метою

у запропонованому підході здійснюється формування інтервальних просторово-часових графів, які інтегрують інформацію про послідовність станів об'єкта.

Формування просторово-часового представлення виконується шляхом об'єднання кількох послідовних просторових графів у межах заданого часового інтервалу (Рис. 5). Для цього використовується механізм ковзного вікна, який дозволяє розглядати не всю відеопослідовність відразу, а окремі її фрагменти фіксованої довжини. Кожне таке вікно відповідає певному часовому інтервалу та використовується для побудови одного просторово-часового графа.

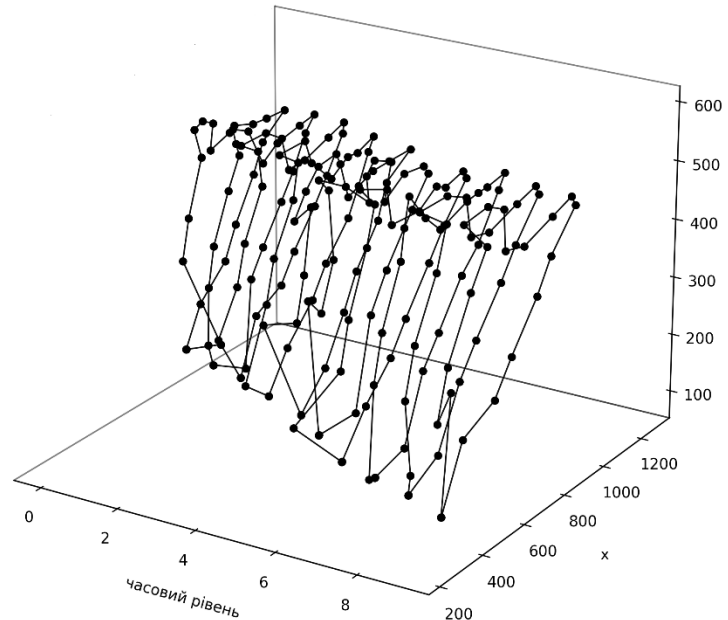


Рис. 5. Набір з 10 послідовних просторових графів у межах часового інтервалу

Нехай відеопослідовність подана як впорядкований набір кадрів. Для заданого розміру вікна послідовно формуються групи кадрів із певним кроком зсуву. Для кожної такої групи об'єднуються відповідні просторові графи, утворюючи єдину структуру. У результаті формується множина інтервальних графів, кожен з яких відображає поведінку об'єкта протягом певного відрізка часу.

У межах сформованого інтервального графа зберігаються два типи зв'язків: просторові та часові. Просторові зв'язки відповідають ребрам, що вже були побудовані для кожного окремого кадру та відображають структуру контуру об'єкта. Часові зв'язки встановлюються між відповідними вузлами сусідніх кадрів і відображають зміну положення точки у часі.

Ключовим моментом побудови часових зв'язків є використання параметричного поданняможем контуру. Завдяки параметру  $t$  кожна точка на контурі має узгоджене положення у різних кадрах. Це дозволяє встановити відповідність між вузлами просторових графів у сусідніх кадрах без необхідності додаткових процедур пошуку відповідностей. Таким чином, кожен вузол у кадрі  $t$  з'єднується з відповідним вузлом у кадрі  $t+1$ , що формує часову структуру графа (Рис. 6).

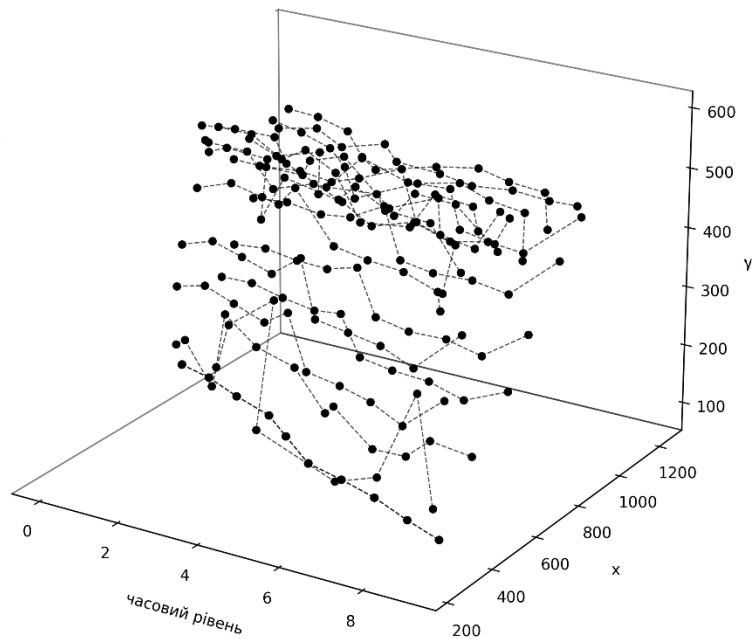


Рис. 6. Відображення часових ребер просторово-часового графа у межах визначеного інтервалу

У результаті формується просторово-часовий граф, у якому вузли представляють точки контуру у різні моменти часу, а ребра відображають як просторові, так і часові залежності. Така структура може бути інтерпретована як тривимірна модель, де дві координати відповідають просторовому положенню точки, а третя - часу.

Особливістю використання ковзного вікна є можливість формування великої кількості навчальних прикладів на основі одного відео. Кожен інтервальний граф є окремим об'єктом для подальшого аналізу, що дозволяє ефективно використовувати дані та підвищує стійкість моделі до варіацій руху.

Сформовані інтервальні графи мають уніфіковану структуру, оскільки всі просторові графи містять однакову кількість вузлів і однакову топологію. Це дозволяє представити кожен інтервальний граф у вигляді стандартного набору даних: множини вузлів, набору ребер та матриці ознак. Такий формат є придатним для використання у графових нейронних мережах, зокрема в архітектурі ST-GCN [15].

Таким чином, формування інтервальних просторово-часових графів забезпечує інтеграцію геометричної, позиційної та динамічної інформації у межах єдиного представлення (Рис. 7). Це дозволяє перейти від аналізу окремих кадрів до дослідження поведінки об'єкта як цілісного процесу, що є необхідним для задачі ідентифікації.

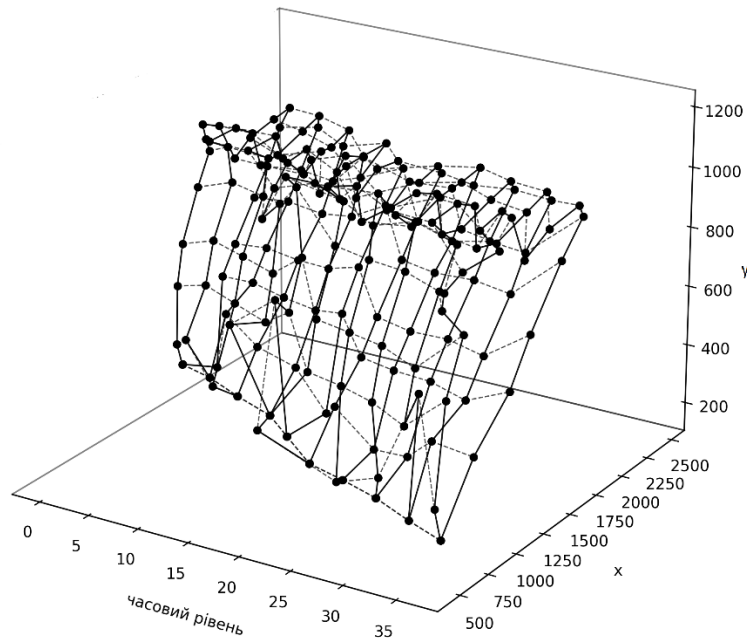


Рис. 7. Інтервальний просторово-часовий граф, утворений з 10 послідовних кадрів рухомого об'єкта-птаха

**Використання ST-GCN для ідентифікації рухомих об'єктів.** Після формування множини інтервальних просторово-часових графів наступним етапом є їх використання для задачі ідентифікації рухомих об'єктів. У запропонованому підході для цього застосовується архітектура просторово-часових графових нейронних мереж типу ST-GCN, яка дозволяє виконувати обробку структурованих даних із урахуванням як просторових, так і часових залежностей [16].

Сформований інтервальний граф розглядається як єдиний об'єкт, що описує поведінку рухомого об'єкта протягом певного часового інтервалу. Його структура включає множину вузлів, що відповідають точкам контуру у різні моменти часу, множину ребер, які поділяються на просторові та часові, а також матрицю ознак вузлів, сформовану на попередньому етапі. Саме така структура даних безпосередньо використовується як вхід для графової нейронної мережі.

Особливістю застосування ST-GCN у межах даного підходу є те, що на відміну від класичних задач, де така архітектура використовується для аналізу скелетних моделей людини, у даному випадку вона застосовується до графів, побудованих на основі параметризованих контурів об'єкта. Це дозволяє скористатися перевагами просторово-часових графових згорток для розв'язання задач аналізу форми та руху довільних об'єктів.

У процесі обробки ST-GCN виконує агрегацію інформації від сусідніх вузлів графа. Просторові зв'язки дозволяють враховувати локальну структуру контуру, тоді як часові зв'язки забезпечують передачу інформації між відповідними точками у різні моменти часу. Таким чином, модель одночасно аналізує як геометричні характеристики об'єкта, так і його динаміку.

Важливою складовою є використання сформованого вектора ознак вузлів. Завдяки тому, що кожен вузол містить геометричні, позиційні та динамічні характеристики, модель отримує багатовимірне подання об'єкта. Це дозволяє

враховувати не лише положення точок, але й їх локальні властивості та поведінку у часі, що суттєво підвищує інформативність аналізу.

У результаті проходження інтервального графа через мережу формується узагальнене подання, яке відображає характер руху та зміну форми об'єкта у межах заданого інтервалу. На основі цього подання здійснюється ідентифікація об'єкта, що відбувається у вигляді класифікації за належністю до певного класу або встановлення унікального ідентифікатора.

Особливістю запропонованого підходу є те, що ідентифікація здійснюється не на рівні окремих кадрів, а на основі інтервального подання. Це дозволяє враховувати поведінкові патерни руху об'єкта, що підвищує стійкість моделі до шумів, часткових перекриттів та змін зовнішнього вигляду.

Таким чином, використання ST-GCN у поєднанні з просторово-часовими графами параметризованих контурів забезпечує ефективний механізм інтеграції геометричної та динамічної інформації. Це створює основу для підвищення точності ідентифікації рухомих об'єктів у складних умовах відеоспостереження.

**Узагальнення результатів реалізації методу.** У межах даного дослідження реалізовано послідовний підхід до моделювання та ідентифікації рухомих об'єктів у відеопотоці, який базується на інтеграції методів комп'ютерного зору, геометричного моделювання та графових нейронних мереж. Запропонований метод забезпечує перехід від піксельного подання відеоданих до формалізованої просторово-часової графової моделі об'єкта.

На першому етапі виконується сегментація об'єкта та виділення його контуру, що дозволяє отримати геометричне подання форми. Далі здійснюється параметризація контуру за допомогою NURBS-кривих, що забезпечує гладке, впорядковане та уніфіковане представлення об'єкта у кожному кадрі. Це створює основу для побудови узгоджених структур між різними моментами часу.

На наступному етапі виконується формування ознак вузлів, які включають геометричні, позиційні та динамічні характеристики. Такий підхід дозволяє представити кожну точку контуру як інформаційно насичений елемент, що відображає як локальні властивості форми, так і її зміну у часі.

Побудова просторових графів забезпечує структуроване подання форми об'єкта у кожному кадрі, зберігаючи топологію контуру та зв'язки між його елементами. Подальше об'єднання цих графів за допомогою механізму ковзного вікна дозволяє сформувати інтервальні просторово-часові графи, які інтегрують інформацію про динаміку руху об'єкта.

Завдяки використанню параметричного подання забезпечується узгодженість вузлів між кадрами, що дозволяє коректно формувати часові зв'язки без додаткових процедур зіставлення. Це є важливою перевагою запропонованого підходу та забезпечує цілісність просторово-часового подання.

Сформовані інтервальні графи використовуються як вхідні дані для архітектури ST-GCN, що дозволяє виконувати аналіз руху об'єкта з урахуванням як його геометричної структури, так і часової динаміки. У результаті модель формує узагальнене подання об'єкта, яке використовується для його ідентифікації.

Процес навчання моделі відбувається ітеративно та включає наступні етапи:

- подача пакету вхідних даних;

- прями́й прохі́д чере́з моде́ль;
- обчислення функції втрат;
- зворотне поширення помилки (backpropagation);
- оновлення параметрів моделі.

Цей процес повторюється для кожного пакету та кожної епохи до досягнення збіжності (Рис. 8).

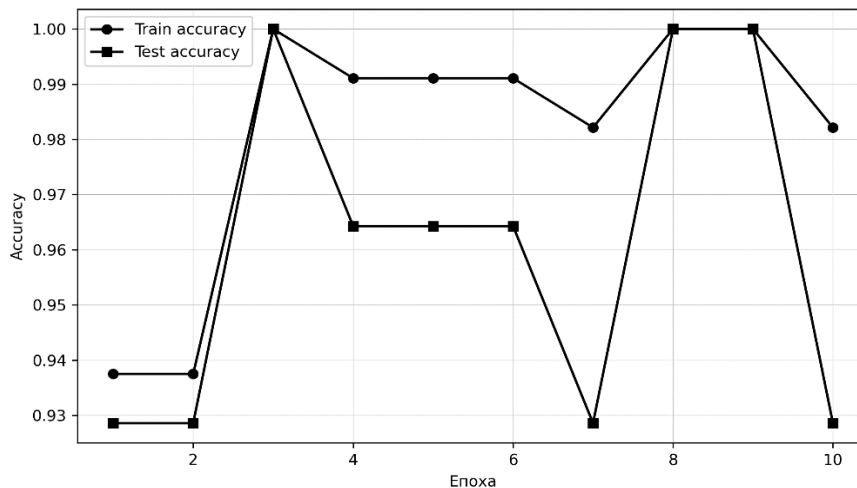


Рис. 8. Динаміка точності класифікації під час навчання моделі

Для задачі багатокласової класифікації використовується функція втрат крос-ентропії, яка є стандартним вибором для подібних задач і добре узгоджується з використанням функції активації Softmax на вихідному шарі (Рис.9).

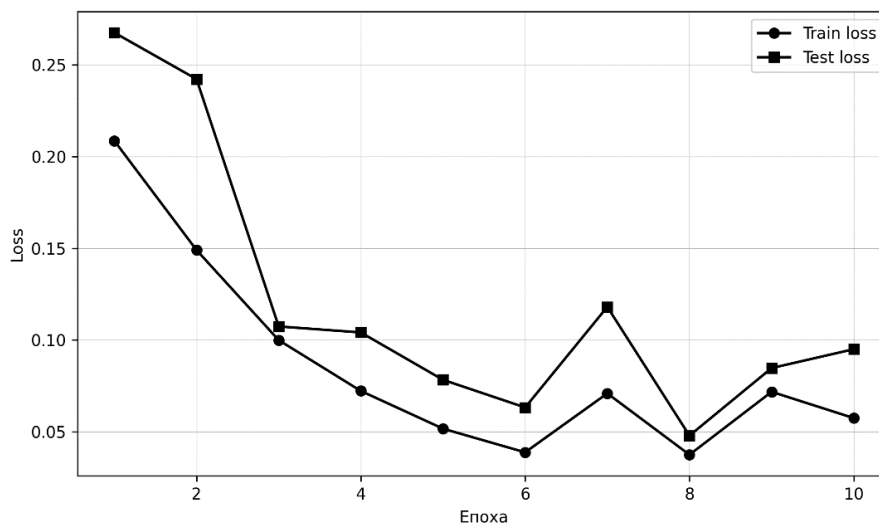


Рис. 9. Динаміка функції втрат під час навчання моделі

Реалізація моделі інтегрується у загальний пайплайн дослідження:

- вхідні дані формуються на основі обробки багатьох послідовностей відео;
- модель отримує підготовлені тензори;
- результати класифікації використовуються для подальшого аналізу (Рис.10).

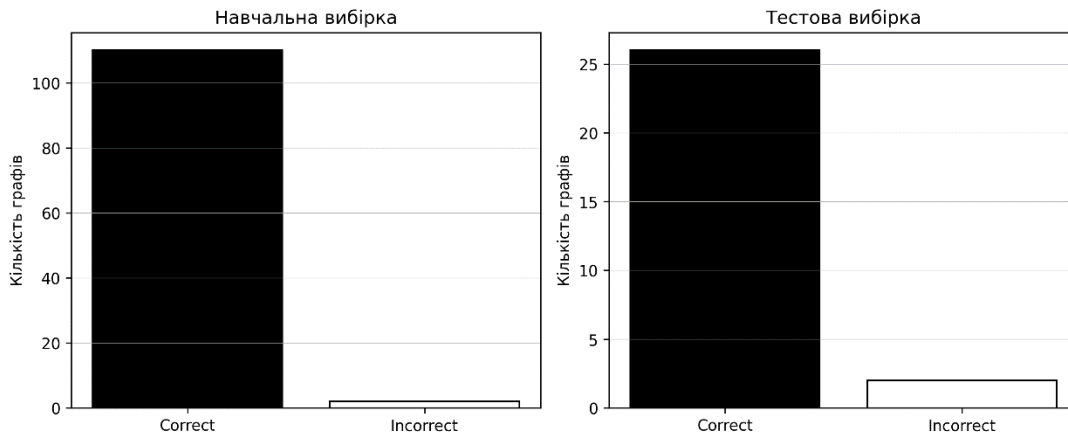


Рис.10. Результати класифікації тестового прикладу

Таким чином, реалізований метод забезпечує комплексне подання рухомого об'єкта, яке поєднує форму, структуру та динаміку у межах єдиної моделі. Це дозволяє підвищити інформативність ознак та створює основу для ефективного застосування графових нейронних мереж у задачах ідентифікації.

**Висновки.** У статті розв'язано задачу моделювання та ідентифікації рухомих об'єктів у відеопотоці на основі інтегрованого використання методів комп'ютерного зору, параметричного геометричного моделювання та графових нейронних мереж.

У результаті проведеного дослідження запропоновано метод подання рухомого об'єкта-птаха у вигляді інтервальних просторово-часових графів, побудованих на основі параметризованих контурів. Реалізація методу включає послідовність етапів, що охоплюють сегментацію об'єкта, виділення та параметризацію його контуру за допомогою NURBS, формування вузлів та їх ознак, побудову просторових графів і подальше їх об'єднання у просторово-часову структуру.

Показано, що використання параметричного подання контуру забезпечує узгодженість вузлів між кадрами та дозволяє формувати часові зв'язки без застосування додаткових алгоритмів зіставлення. Це спрощує побудову просторово-часового графа та підвищує стабільність моделі при обробці відеоданих.

Запропоновано підхід до формування вектора ознак вузлів, який поєднує геометричні, позиційні та динамічні характеристики. Така інтеграція дозволяє враховувати не лише форму об'єкта, але й особливості його руху, що підвищує інформативність подання.

На основі сформованих інтервальних графів застосовано архітектуру ST-GCN, яка забезпечує аналіз просторово-часових залежностей та дозволяє виконувати ідентифікацію об'єкта з урахуванням його поведінкових характеристик.

Отримані результати демонструють доцільність використання просторово-часових графів параметризованих контурів для задач ідентифікації рухомих об'єктів. Запропонований підхід забезпечує формування цілісного представлення об'єкта, яке інтегрує геометрію, структуру та динаміку руху.

Практичне значення роботи полягає у можливості застосування розробленого методу в системах відеоспостереження, робототехніці, автономних системах та задачах аналізу поведінки об'єктів.

#### ***Література:***

1. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications. Springer, 2022. <https://szeliski.org/Book/>
2. Forsyth D., Ponce J. Computer Vision: A Modern Approach. Pearson, 2012. <https://www.pearson.com>
3. Kipf T.N., Welling M. Semi-Supervised Classification with Graph Convolutional Networks. arXiv, 2017. <https://arxiv.org/abs/1609.02907>
4. Yan S., Xiong Y., Lin D. Spatial Temporal Graph Convolutional Networks. AAAI, 2018. <https://arxiv.org/abs/1801.07455>
5. Wu Z. et al. A Comprehensive Survey on Graph Neural Networks. IEEE, 2021. <https://arxiv.org/abs/1901.00596>
6. Zhang Y. et al. Graph Neural Networks: A Review. 2020. <https://www.sciencedirect.com>
7. Qin X. et al. U<sup>2</sup>-Net. 2020. <https://arxiv.org/abs/2005.09007>
8. Suzuki S., Abe K. Border Following. 1985. <https://www.sciencedirect.com>
9. Piegl L., Tiller W. The NURBS Book. 1997. <https://link.springer.com>
10. Rogers D.F. An Introduction to NURBS. 2001. <https://www.sciencedirect.com>
11. Do Carmo M. Differential Geometry. 1976. <https://archive.org>
12. Battaglia P. et al. Graph Networks. 2018. <https://arxiv.org/abs/1806.01261>
13. 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.
14. Xu K. et al. How Powerful are GNNs? 2019. <https://arxiv.org/abs/1810.00826>
15. Cheng K. et al. Shift GCN. 2020. <https://arxiv.org/abs/2003.14111>
16. Zhang P. et al. ST-GNN Survey. 2023. <https://arxiv.org/abs/2301.10569>

#### ***References:***

1. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications. Springer, 2022. <https://szeliski.org/Book/>
2. Forsyth D., Ponce J. Computer Vision: A Modern Approach. Pearson, 2012. <https://www.pearson.com>
3. Kipf T.N., Welling M. Semi-Supervised Classification with Graph Convolutional Networks. arXiv, 2017. <https://arxiv.org/abs/1609.02907>
4. Yan S., Xiong Y., Lin D. Spatial Temporal Graph Convolutional Networks. AAAI, 2018. <https://arxiv.org/abs/1801.07455>
5. Wu Z. et al. A Comprehensive Survey on Graph Neural Networks. IEEE, 2021. <https://arxiv.org/abs/1901.00596>
6. Zhang Y. et al. Graph Neural Networks: A Review. 2020. <https://www.sciencedirect.com>
7. Qin X. et al. U<sup>2</sup>-Net. 2020. <https://arxiv.org/abs/2005.09007>
8. Suzuki S., Abe K. Border Following. 1985. <https://www.sciencedirect.com>
9. Piegl L., Tiller W. The NURBS Book. 1997. <https://link.springer.com>
10. Rogers D.F. An Introduction to NURBS. 2001. <https://www.sciencedirect.com>
11. Do Carmo M. Differential Geometry. 1976. <https://archive.org>
12. Battaglia P. et al. Graph Networks. 2018. <https://arxiv.org/abs/1806.01261>
13. A.O. Blyndaruk, O.O. Shapovalova, "Graph Representation of Spatio-Temporal Dynamics of Object Contours from Video Using NURBS Curve Parameterization," *Information Processing Systems*, 2025, Issue 3 (182), ISSN 1681-7710, pp. 7–13, DOI: 10.30748/soi.2025.182.01.

14. Xu K. et al. How Powerful are GNNs? 2019. <https://arxiv.org/abs/1810.00826>
15. Cheng K. et al. Shift GCN. 2020. <https://arxiv.org/abs/2003.14111>
16. Zhang P. et al. ST-GNN Survey. 2023. <https://arxiv.org/abs/2301.10569>