
МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

УДК 004.92

Р. Ю. ЧЕХМЕСТРУК, К. В. СІКІЛЬЧУК, Т. Б. МАРТИНЮК, В. П. МАЙДАНЮК

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ АЛГОРИТМИ ФОРМУВАННЯ ТА АНАЛІЗУ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

*Вінницький національний технічний університет, Хмельницьке шосе 95, 21021, Вінниця,
Україна, e-mail: martyniuk@vntu.edu.ua*

Анотація. У роботі розглянуто застосування інтелектуальних алгоритмів для аналізу та формування медичних зображень у задачах персоналізованої 3D-реконструкції анатомічних структур людини. Проаналізовано сучасні методи сегментації медичних зображень та визначено їх основні недоліки, зокрема недостатню точність при наявності шумів, артефактів і пошкоджених ділянок даних. Запропоновано метод реконструкції, що поєднує алгоритми глибокого навчання та принципи симетрії анатомічних структур. Проведено експериментальне дослідження та порівняння результатів із базовими методами. Отримані результати свідчать про підвищення точності реконструкції та покращення якості відновлення анатомічних структур. У ході дослідження було розроблено інтелектуальний метод персоналізованої 3D-реконструкції анатомічних структур, який поєднує алгоритми глибокого навчання, просторовий аналіз та симетричне відновлення пошкоджених областей. Запропонований метод базується на використанні нейронної мережі U-Net для сегментації медичних зображень та подальшому застосуванні геометричних принципів симетрії для реконструкції відсутніх ділянок структури. Проведене експериментальне дослідження підтвердило ефективність запропонованого методу. Отримані результати показали покращення показників Dice та IoU у порівнянні з класичними алгоритмами та стандартною U-Net сегментацією. Крім того, використання симетричного відновлення дозволило зменшити похибку реконструкції та покращити геометричну цілісність тривимірних моделей.

Ключові слова: медичні зображення, сегментація, реконструкція, глибоке навчання, U-Net, 3D-модель, штучний інтелект, формування зображень.

Abstract. The paper considers the application of intelligent algorithms for medical image analysis and formation in tasks of personalized 3D reconstruction of human anatomical structures. Modern medical image segmentation methods are analyzed and their main limitations are identified, including insufficient accuracy in the presence of noise, artifacts, and damaged image regions. A reconstruction method combining deep learning algorithms and anatomical symmetry principles is proposed. An experimental study and comparison with baseline approaches were conducted. The obtained results demonstrate improved reconstruction accuracy and better restoration quality of anatomical structures. The study developed an intelligent method for personalized 3D reconstruction of anatomical structures, which combines deep learning algorithms, spatial analysis and symmetrical restoration of damaged areas. The proposed method is based on the use of the U-Net neural network for segmentation of medical images and the subsequent application of geometric principles of symmetry for the reconstruction of missing parts of the structure.

The experimental study confirmed the effectiveness of the proposed method. The results obtained showed an improvement in the Dice and IoU indicators compared to classical algorithms and standard U-Net segmentation. In addition, the use of symmetrical restoration allowed to reduce the reconstruction error and improve the geometric integrity of three-dimensional models.

Keywords: medical images, segmentation, reconstruction, deep learning, U-Net, 3D model, artificial intelligence, image formation.

DOI: 10.31649/1681-7893-2026-51-1-68-78

Р. Ю. ЧЕХМЕСТРУК, К. В. СІКІЛЬЧУК, Т. Б. МАРТИНЮК, В. П. МАЙДАНЮК, 2026

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

ВСТУП

Сучасна медицина активно використовує цифрові технології візуалізації для діагностики, аналізу та планування лікування різних захворювань. Одними з найбільш поширених методів отримання медичних зображень є комп'ютерна томографія (КТ) та магнітно-резонансна томографія (МРТ), які дозволяють отримувати детальну інформацію про внутрішню структуру організму людини. Медичні зображення широко

застосовуються у нейрохірургії, травматології, онкології та інших галузях медицини, де точність аналізу безпосередньо впливає на ефективність діагностики та лікування. Однією з основних задач аналізу медичних зображень є сегментація анатомічних структур - процес виділення органів, тканин або патологічних областей на цифровому зображенні.

Якість сегментації визначає точність подальшої реконструкції та побудови тривимірних моделей. Однак медичні зображення часто містять шуми, артефакти, неоднорідності інтенсивності та пошкоджені ділянки, що значно ускладнює автоматичний аналіз даних. Традиційні методи сегментації, засновані на пороговій обробці, кластеризації або регіональному рості, мають обмежену точність при роботі зі складними медичними зображеннями. Сучасні методи на основі глибокого навчання, зокрема згорткових нейронних мереж типу U-Net, забезпечують кращі результати сегментації, проте також мають певні недоліки. Більшість існуючих алгоритмів орієнтована переважно на двовимірний аналіз зображень та не забезпечує повноцінного відновлення втрачених або пошкоджених фрагментів анатомічних структур.

Особливо актуальною є задача персоналізованої 3D-реконструкції анатомічних об'єктів. Тривимірні моделі дозволяють більш точно оцінювати просторову форму органів і тканин, виконувати передопераційне планування та створювати цифрові моделі пацієнтів. Водночас більшість сучасних алгоритмів реконструкції характеризуються високою обчислювальною складністю, потребують значних обсягів навчальних даних та демонструють недостатню стійкість до дефектів медичних зображень.

У зв'язку з цим виникає необхідність розробки інтелектуального методу, який поєднує алгоритми глибокого навчання та геометричні принципи симетрії для підвищення точності персоналізованої 3D-реконструкції анатомічних структур людини.

1. ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

Аналіз медичних зображень є одним із основних напрямків сучасної медичної інформатики та комп'ютерної діагностики. Використання методів комп'ютерної томографії (КТ), магнітно-резонансної томографії (МРТ) та інших засобів медичної візуалізації дозволяє отримувати високодеталізовану інформацію про внутрішню структуру організму людини. Такі технології широко застосовуються для виявлення патологій, оцінювання стану тканин, планування хірургічних втручань та побудови персоналізованих моделей пацієнтів.

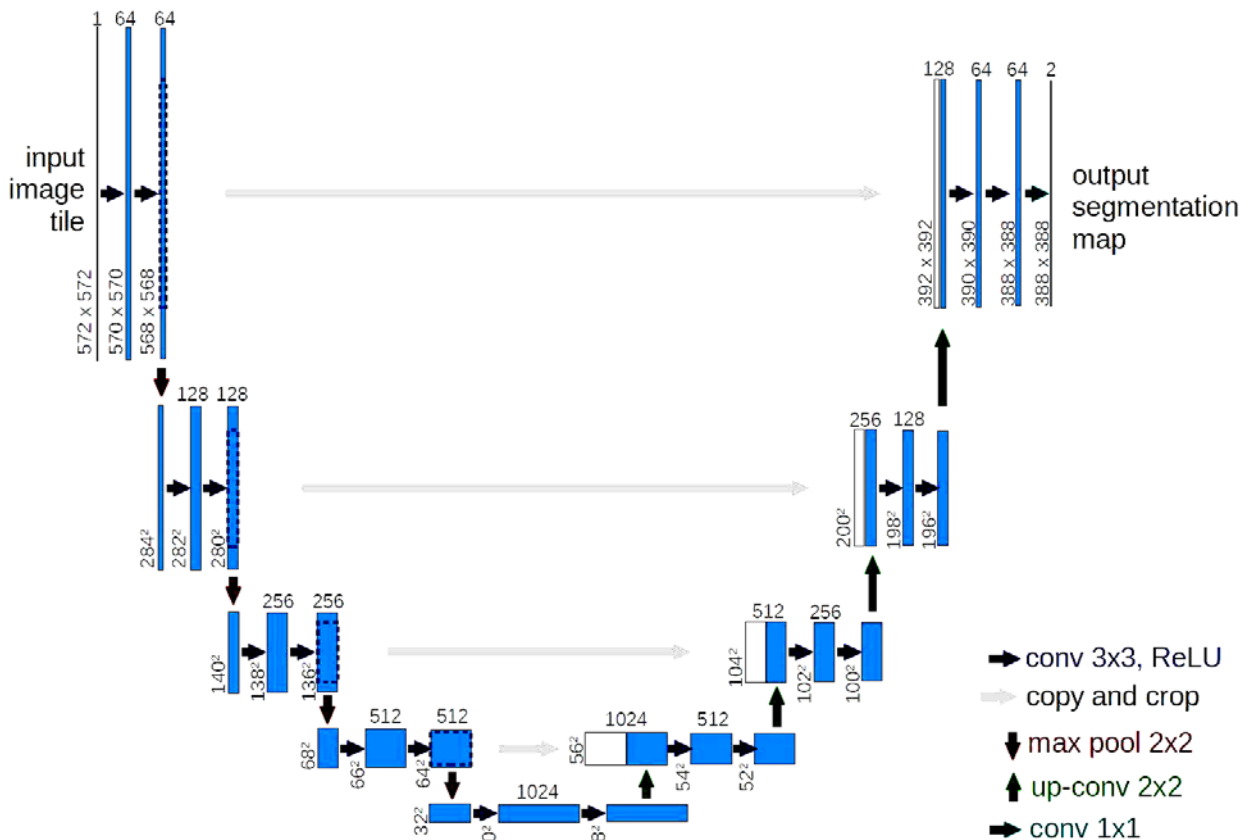
Медичні зображення зазвичай зберігаються у форматі DICOM, який містить не лише графічну інформацію, а й додаткові параметри дослідження. Однак отримані дані часто містять шуми, артефакти, неоднорідності інтенсивності та інші дефекти, що ускладнюють автоматичний аналіз. Наявність металевих імплантів, рухів пацієнта або особливостей роботи обладнання може суттєво впливати на якість зображення та знижувати точність подальшої обробки.

Для зменшення впливу шумів і дефектів застосовуються методи попередньої обробки даних. До найбільш поширених підходів належать згладжування, нормалізація інтенсивності, медіанна фільтрація та підвищення контрастності. Такі методи дозволяють покращити якість медичних зображень і підвищити ефективність подальших алгоритмів сегментації та реконструкції.

Однією з основних задач аналізу медичних зображень є сегментація анатомічних структур – процес виділення органів, тканин або патологічних областей на цифровому зображенні. Точність сегментації безпосередньо впливає на якість подальшої реконструкції та побудови тривимірних моделей. Класичні методи сегментації, засновані на пороговій обробці, кластеризації та регіональному рості, мають обмежену ефективність у випадках складної структури тканин або низької контрастності.

Сучасні підходи до сегментації базуються на використанні алгоритмів машинного та глибокого навчання. Найбільшого поширення набули згорткові нейронні мережі (CNN), здатні автоматично виділяти ознаки зображення та адаптуватися до складних структур даних. Однією з найбільш відомих архітектур у сфері медичної сегментації є U-Net [1] (рис. 1), запропонована спеціально для роботи з біомедичними зображеннями.

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ



Архітектура U-Net складається зі стискуючої та розширюючої частин, між якими реалізовано пропускні з'єднання. Це дозволяє поєднувати глобальну інформацію про структуру зображення з локальними деталями, що суттєво підвищує точність сегментації. На основі U-Net було створено ряд модифікацій [2-7], зокрема 3D U-Net та U-Net++, які забезпечують кращу адаптацію до тривимірних медичних даних.

Для оцінювання якості сегментації використовуються різні метрики. Однією з найбільш поширених є коефіцієнт Dice [8], який визначає ступінь перекриття між еталонною та отриманою сегментацією:

$$\frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|}, \quad (1)$$

де A – множина пікселів еталонної маски, а B – множина пікселів результату сегментації.

Окрім коефіцієнта Dice, широко використовується метрика IoU (Intersection over Union) [8], яка характеризує відношення площі перетину до площі об'єднання сегментованих областей:

$$\frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}. \quad (2)$$

Використання декількох метрик дозволяє більш об'єктивно оцінити якість алгоритмів сегментації та реконструкції.

Попри значний розвиток алгоритмів сегментації, задача реконструкції анатомічних структур залишається актуальною. Особливо складними є випадки, коли частина даних відсутня або пошкоджена. У таких ситуаціях традиційні методи часто не забезпечують достатньої точності відновлення форми об'єкта.

Перспективним напрямком є використання інтелектуальних алгоритмів у поєднанні з геометричними принципами симетрії. Багато анатомічних структур людини мають часткову або повну симетрію, що дозволяє використовувати неушкоджені ділянки для реконструкції пошкоджених областей. Поєднання алгоритмів глибокого навчання та симетричних перетворень створює передумови для підвищення точності персоналізованої 3D-реконструкції [13,14].

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

У таблиці 1 наведено переваги та недоліки різних методів аналізу медичних зображень.

Таблиця 1 – Порівняння переваг і недоліків методів аналізу медичних зображень

Метод	Переваги	Недоліки
Класичні алгоритми	Проста реалізація	Низька точність
U-Net	Висока якість сегментації	Обмеження при реконструкції
Запропонований метод	3D-реконструкція та симетрія	Більша обчислювальна складність

Таким чином, аналіз сучасних методів показує, що існує необхідність у розробці інтелектуальних підходів, здатних забезпечувати не лише точну сегментацію, але й ефективну персоналізовану реконструкцію анатомічних структур людини.

Метою роботи є підвищення точності персоналізованої 3D-реконструкції анатомічних структур людини шляхом розробки інтелектуального методу аналізу медичних зображень.

2. МЕТОД

Проведений аналіз сучасних методів сегментації та реконструкції медичних зображень показав, що існуючі методи мають ряд обмежень. Класичні алгоритми демонструють недостатню точність при роботі зі складними медичними даними, а сучасні нейромережеві методи переважно орієнтовані на сегментацію зображень без повноцінного відновлення пошкоджених ділянок анатомічних структур. Крім того, значна частина існуючих рішень виконує аналіз окремих двовимірних зрізів, що ускладнює побудову цілісних тривимірних моделей.

У зв'язку з цим у роботі запропоновано інтелектуальний метод персоналізованої 3D-реконструкції анатомічних структур, який поєднує алгоритми глибокого навчання, просторовий аналіз та геометричні принципи симетрії. Основною ідеєю методу є використання сегментації медичних зображень для подальшого відновлення пошкоджених або відсутніх ділянок структури на основі симетричних властивостей анатомічного об'єкта.

Запропонований метод (рис. 2) складається з декількох послідовних етапів: попередньої обробки даних, сегментації анатомічних структур, визначення площини симетрії, реконструкції пошкоджених ділянок та формування тривимірної моделі.

На першому етапі виконується попередня обробка медичних зображень. Вхідними даними є КТ або МРТ-зображення у форматі DICOM. Оскільки медичні дані можуть містити шуми, артефакти та неоднорідності інтенсивності, перед сегментацією застосовується фільтрація та нормалізація. Для зменшення шумів використовується медіанна фільтрація, а нормалізація інтенсивності дозволяє привести значення пікселів до єдиного діапазону. Це забезпечує більш стабільну роботу нейронної мережі та підвищує точність подальшого аналізу.

Після попередньої обробки виконується сегментація анатомічних структур за допомогою нейронної мережі U-Net. Використання U-Net дозволяє автоматично виділяти області інтересу навіть у випадках складної структури тканин або низької контрастності зображення. Архітектура мережі забезпечує поєднання локальних та глобальних ознак зображення, що є особливо важливим при роботі з медичними даними.

Результатом роботи нейронної мережі є сегментаційна маска (рис. 3), яка визначає межі анатомічної структури. Отримані маски використовуються для подальшого аналізу геометрії об'єкта та визначення площини симетрії. Використання симетрії є одним із основних елементів запропонованого методу, оскільки багато анатомічних структур людини мають часткову або повну симетричність.

Для визначення симетричної області використовується просторовий аналіз форми анатомічної структури. Після визначення площини симетрії виконується дзеркальне відображення неушкодженої частини структури відносно обраної площини. Отримані дані використовуються для відновлення пошкоджених або відсутніх ділянок.

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

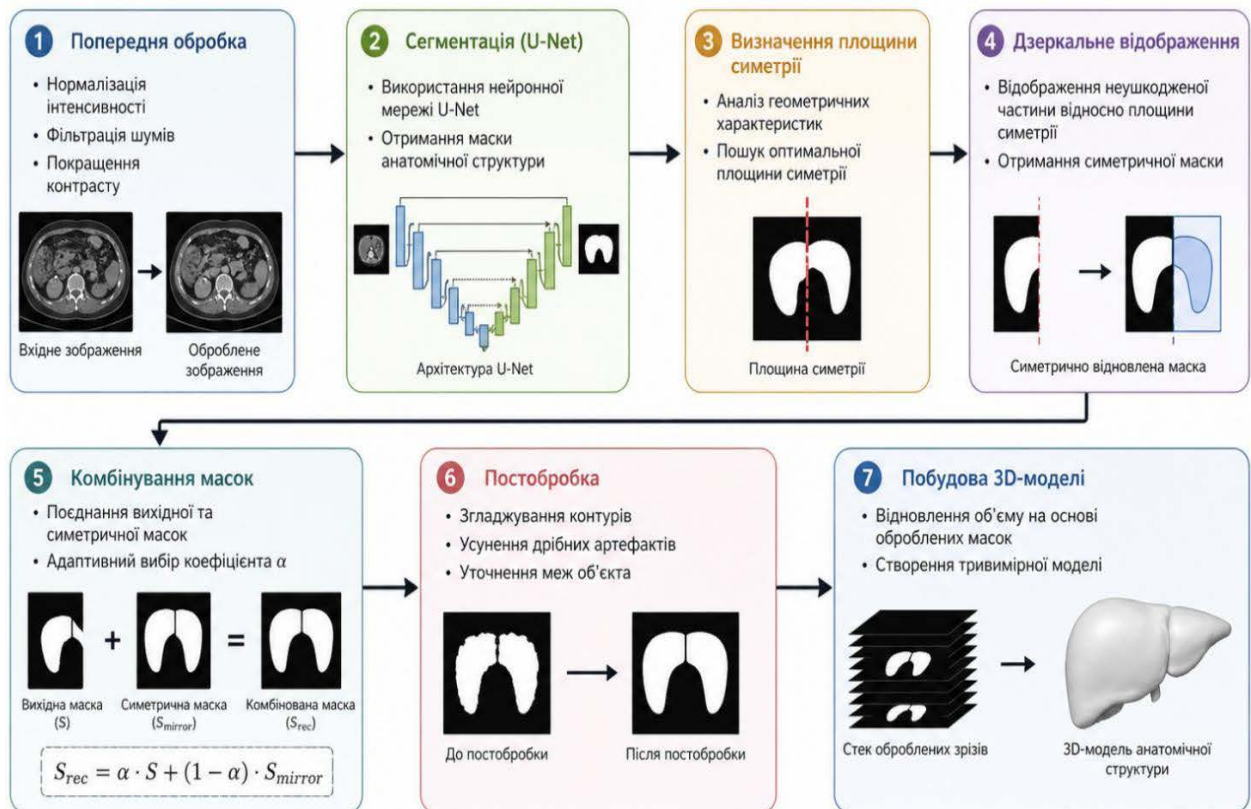


Рисунок 2– Схема запропонованого методу реконструкції анатомічних структур

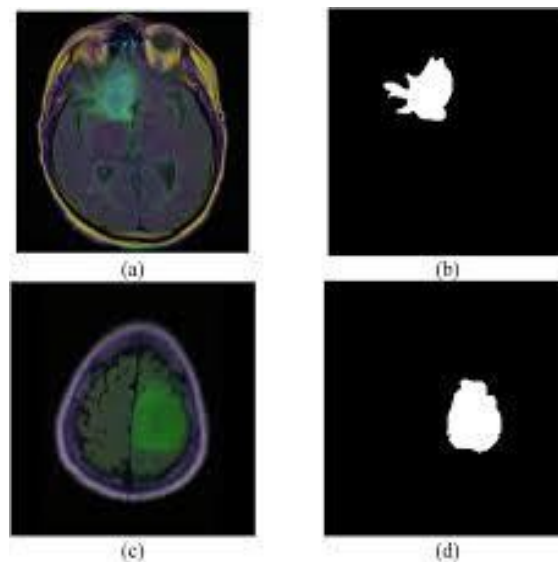


Рисунок 3 – Приклад сегментації медичного зображення та виділення області реконструкції

Математично процес реконструкції можна описати як:

$$R(x, y, z) = \alpha S(x, y, z) + (1 - \alpha) M(x, y, z),$$

де $R(x, y, z)$ - результат реконструкції, $S(x, y, z)$ - сегментована область, $M(x, y, z)$ - симетрично відновлена область, α - коефіцієнт вагового поєднання даних.

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

Запропонована модель дозволяє комбінувати інформацію, отриману безпосередньо із сегментації, та дані симетричного відновлення. Завдяки цьому забезпечується більш плавне відновлення контурів та зменшується кількість артефактів у реконструйованій області.

Для оцінювання точності сегментації та реконструкції використовуються метрики Dice та IoU. Коефіцієнт Dice (див. (1)) дозволяє оцінити ступінь перекриття між еталонною та отриманою сегментацією. Метрика IoU (див. (2)) визначає співвідношення між площею перетину та площею об'єднання сегментованих областей.

Додатково для оцінювання точності реконструкції використовується середньоквадратична похибка:

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2,$$

де x_i - еталонне значення, y_i - реконструйоване значення, N - кількість елементів.

Використання декількох метрик дозволяє комплексно оцінити якість сегментації та реконструкції анатомічних структур.

На завершальному етапі формується персоналізована тривимірна модель анатомічної структури. Для побудови поверхні використовується алгоритм Marching Cubes [9], який дозволяє створювати 3D-моделі на основі воксельних даних. Отримані моделі можуть використовуватися для візуалізації, планування хірургічних втручань та створення цифрових двійників пацієнтів.

У таблиці 2 показано, що на відміну від класичних методів [10] та стандартної U-Net сегментації, запропонований метод використовує додаткову інформацію про симетрію анатомічних структур. Це дозволяє більш ефективно відновлювати пошкоджені ділянки та покращувати якість тривимірної реконструкції. Крім того, метод демонструє меншу чутливість до шумів і дефектів медичних зображень, що є важливим для практичного застосування у клінічних умовах.

Таблиця 2 – Особливості основних методів аналізу медичних зображень

Метод	Тип аналізу	Реконструкція пошкоджень	Використання симетрії	3D-модель
Класичні алгоритми	2D	Часткова	Ні	Обмежено
U-Net	2D/3D	Обмежена	Ні	Частково
Запропонований метод	3D	Повна	Так	Так

Таким чином, запропонований метод поєднує переваги алгоритмів глибокого навчання [11] та геометричних підходів до реконструкції, забезпечуючи підвищення точності персоналізованої 3D-реконструкції анатомічних структур людини.

Для перевірки ефективності запропонованого методу персоналізованої 3D-реконструкції було проведено експериментальне дослідження на медичних зображеннях комп'ютерної та магнітно-резонансної томографії. Основною метою експерименту стало оцінювання точності сегментації, якості реконструкції пошкоджених ділянок та ефективності використання симетричного відновлення у порівнянні зі стандартними методами.

3. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ

У дослідженні використовувалися медичні зображення у форматі DICOM, що містили анатомічні структури з частковими пошкодженнями або дефектами. Перед початком аналізу всі дані проходили попередню обробку, яка включала нормалізацію інтенсивності, медіанну фільтрацію та усунення шумів. Попередня обробка дозволила зменшити вплив артефактів та забезпечити стабільнішу роботу алгоритмів сегментації.

Після обробки зображень виконувалася сегментація анатомічних структур за допомогою нейронної мережі U-Net [12]. Отримані сегментаційні маски використовувалися для побудови тривимірної моделі та подальшого визначення площини симетрії. На наступному етапі виконувалося дзеркальне відображення неушкодженої частини структури, що дозволяло відновити пошкоджені області та сформувати цілісну 3D-модель.

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

Для оцінювання результатів використовувалися коефіцієнт Dice, метрика IoU та середньоквадратична похибка MSE. Значення метрик порівнювалися (таблиця 3) для класичних алгоритмів сегментації, стандартної U-Net та запропонованого методу симетричного відновлення.

Таблиця 3 – Порівняння експериментальних результатів точності сегментації та реконструкції

Метод	Dice	IoU	MSE
Класичні методи	0,742	0,618	0,084
U-Net	0,887	0,804	0,041
Запропонований метод	0,918	0,861	0,024

Отримані результати демонструють, що запропонований метод забезпечує найвищі показники точності серед усіх досліджуваних підходів. Зростання значень Dice та IoU свідчить про покращення якості сегментації та більш точне перекриття реконструйованих областей з еталонними даними. Одночасно зменшення значення MSE вказує на зниження похибки реконструкції та точніше відновлення геометрії анатомічних структур.

Для більш детального аналізу було виконано візуальне та кількісне порівняння результатів реконструкції між стандартним методом сегментації U-Net та запропонованим методом симетричного відновлення. На рис. 4 наведено результати порівняння різних етапів реконструкції: вихідного медичного зображення, сегментаційної маски, локальної реконструкції пошкодженої області та фінальної тривимірної моделі.

Порівняння результатів реконструкції анатомічних структур

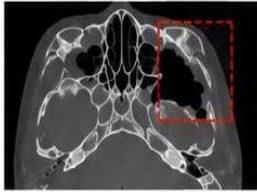
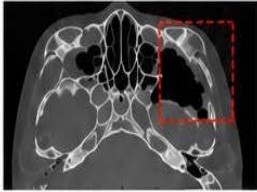
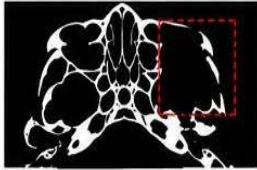
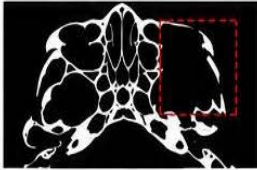
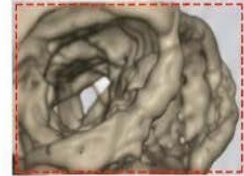
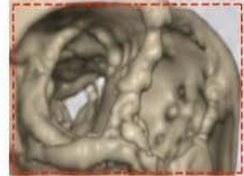


Метод сегментації U-Net без симетричного відновлення (базовий метод)	Запропонований метод (симетричне відновлення)
1. Вхідне КТ-зображення (з пошкодженням)	
	
<p>Характеристики:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Тип: КТ • Розмір: 512×512 • Товщина зрізу: 1 мм • Пошкодження: часткова втрата кісткової структури • Наявність шуму та артефактів 	<p>Характеристики:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Тип: КТ • Розмір: 512×512 • Товщина зрізу: 1 мм • Пошкодження: часткова втрата кісткової структури • Наявність шуму та артефактів
2. Сегментаційна маска	
	
<p>Характеристики сегментації:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Dice: 0.88 • IoU: 0.79 • Precision: 0.90 • Recall: 0.82 • Час виконання: 9.8 с 	<p>Характеристики сегментації:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Dice: 0.92 • IoU: 0.86 • Precision: 0.94 • Recall: 0.90 • Час виконання: 10.6 с
3. 3D-реконструкція (фрагмент області пошкодження)	
	
<p>Характеристики реконструкції:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Наявні поверхневі артефакти • Неповне відновлення анатомічної форми • Нерівномірна геометрія поверхні 	<p>Характеристики реконструкції:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Гладка поверхня • Повне відновлення анатомічної форми • Покращена геометрична цілісність • Мінімальна кількість артефактів
4. 3D-реконструкція (повна модель)	
	
<p>Характеристики 3D-моделі:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Середня гладкість поверхні: 0.61 • Ступінь відновлення: 74% • Об'єм структури: 42.5 см³ • MSE: 0.041 • Експертна оцінка: 3.2/5 	<p>Характеристики 3D-моделі:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Середня гладкість поверхні: 0.79 • Ступінь відновлення: 90% • Об'єм структури: 45.8 см³ • MSE: 0.024 • Експертна оцінка: 4.5/5

Рисунок 4 – Порівняння результатів реконструкції анатомічних структур між стандартним методом U-Net і запропонованим методом симетричного відновлення

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

Отримані результати показують, що використання лише стандартної сегментації U-Net не забезпечує повного відновлення форми анатомічного об'єкта та може призводити до появи поверхневих артефактів і нерівномірної геометрії моделі.

У таблиці 4 наведено значення кількісного покращення різних параметрів точності сегментації та 3D-реконструкції при застосуванні запропонованого методу.

Таблиця 4 – Значення кількісного покращення параметрів точності сегментації та 3D-реконструкції (середнє по 20 випадках)

Метрика	Покращення	U-Net без симетрії (середнє \pm std)	Запропонований метод (середнє \pm std)
Dice \uparrow	+3.5%	0.887 \pm 0.028	0.918 \pm 0.021
IoU \uparrow	+7.1%	0.804 \pm 0.041	0.861 \pm 0.034
MSE \downarrow	+41.4%	0.041 \pm 0.010	0.024 \pm 0.006
Гладкість поверхні \uparrow	+29.5%	0.61 \pm 0.07	0.79 \pm 0.06
Ступінь відновлення (%) \uparrow	+15.5 в. п.	74.2 \pm 6.8	89.7 \pm 5.3
Час реконструкції (с) \downarrow	-	49.1 \pm 5.6	53.7 \pm 5.1

На рисунку 5 наведено приклад візуального порівняння 3D-реконструкції на основі U-Net без симетрії та запропонованого методу.

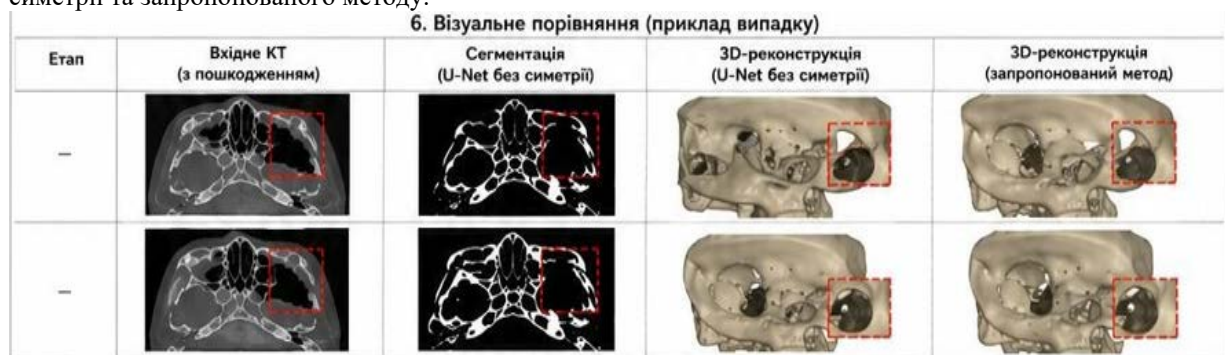


Рисунок 5 – Результати 3D-реконструкції на основі U-Net без симетрії та запропонованого методу

У таблиці 5 наведено результати якісного порівняльного аналізу застосування оригінального та запропонованого методів.

Таблиця 5 – Результати якісного порівняльного аналізу застосування оригінального та запропонованого методів.

Критерій	U-Net без симетрії	Запропонований метод	Висновок
Точність сегментації	Середня	Вища	Вища точність
Відновлення форми	Часткове	Повне	Повніше відновлення
Анатомічна коректність	Середня	Вища	Краща анатомічна коректність
Артефакти	Наявні	Мінімальні	Менше артефактів
Стійкість до шуму	Середня	Вища	Більша стійкість
Практична придатність	Обмежена	Вища	Краща придатність

Запропонований метод, який поєднує неймережеву сегментацію та симетричне відновлення, дозволяє сформувати більш цілісну структуру моделі та покращити геометричну відповідність реконструйованої області. Використання симетричних властивостей анатомічних структур забезпечує точніше відновлення контурів і зменшує кількість дефектів у пошкоджених ділянках.

Особливо помітною є різниця між методами на етапі формування повної 3D- моделі. Стандартний метод формує менш однорідну поверхню та демонструє нижчу точність відновлення

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

структури. Запропонований метод забезпечує більш гладку поверхню, кращу анатомічну цілісність та меншу кількість артефактів.

Для додаткового аналізу було досліджено вплив рівня пошкодження зображення на якість реконструкції (табл. 6).

Таблиця 6 – Вплив рівня пошкодження на точність реконструкції

Рівень пошкодження	Dice	IoU	Якість реконструкції
Низький	0,945	0,901	Висока
Середній	0,912	0,846	Добра
Високий	0,864	0,781	задовільна

Результати, наведені у таблиці, демонструють залежність точності реконструкції від ступеня пошкодження медичного зображення. Зі збільшенням кількості дефектів спостерігається зниження значень Dice та IoU, однак навіть при високому рівні пошкодження запропонований метод забезпечує задовільну якість відновлення анатомічних структур.

Під час експерименту також було встановлено, що використання симетричного відновлення дозволяє компенсувати втрату частини даних у пошкоджених областях. Це особливо важливо у випадках складних анатомічних структур, де точність реконструкції безпосередньо впливає на якість подальшої візуалізації та планування медичних втручань.

Крім того, запропонований метод продемонстрував меншу чутливість до шумів та дефектів медичних зображень у порівнянні з класичними алгоритмами. Використання тривимірного аналізу дозволило покращити просторову узгодженість реконструйованої моделі та забезпечити більш плавне відновлення поверхні.

Таким чином, результати проведеного експериментального дослідження підтверджують ефективність запропонованого методу персоналізованої 3D- реконструкції анатомічних структур. Поєднання алгоритмів глибокого навчання, просторового аналізу та симетричного відновлення дозволило підвищити точність реконструкції, зменшити кількість артефактів та покращити якість формування тривимірних моделей.

ВИСНОВКИ

У роботі було проведено аналіз сучасних методів обробки медичних зображень, сегментації анатомічних структур та побудови тривимірних моделей. Встановлено, що класичні алгоритми та стандартні підходи на основі нейронних мереж мають обмеження при реконструкції пошкоджених або частково втрачених ділянок медичних даних. Основними недоліками існуючих методів є недостатня точність відновлення геометрії структури, висока чутливість до шумів і артефактів, а також обмежені можливості просторової реконструкції.

У ході дослідження було розроблено інтелектуальний метод персоналізованої 3D-реконструкції анатомічних структур, який поєднує алгоритми глибокого навчання, просторовий аналіз та симетричне відновлення пошкоджених областей. Запропонований метод базується на використанні нейронної мережі U-Net для сегментації медичних зображень та подальшому застосуванні геометричних принципів симетрії для реконструкції відсутніх ділянок структури.

Проведене експериментальне дослідження підтвердило ефективність запропонованого методу. Отримані результати показали покращення показників Dice та IoU у порівнянні з класичними алгоритмами та стандартною U-Net сегментацією. Крім того, використання симетричного відновлення дозволило зменшити похибку реконструкції та покращити геометричну цілісність тривимірних моделей.

Результати візуального порівняння також показали, що запропонований метод забезпечує більш повне відновлення анатомічної форми, меншу кількість артефактів та більш гладку поверхню реконструйованої моделі. Використання тривимірного аналізу дозволило підвищити просторову узгодженість реконструкції та покращити якість відновлення складних анатомічних структур.

Практичне значення роботи полягає у можливості використання запропонованого методу для підтримки медичної діагностики, планування хірургічних втручань, створення цифрових двійників пацієнтів та персоналізованого моделювання анатомічних структур. Запропонований метод може бути

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

адаптований для різних типів медичних зображень та використаний у сучасних системах комп'ютерної медичної візуалізації.

Перспективами подальших досліджень є вдосконалення алгоритмів симетричного відновлення, використання більш складних архітектур глибокого навчання, а також інтеграція запропонованого методу з автоматизованими системами медичного аналізу та тривимірного моделювання.

ПОДЯКИ

Дослідження виконано за підтримки проєкту (№ держреєстрації 0124U001134) Міністерства освіти і науки України

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation," in *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 9351, 2015, pp. 234–241.
2. Ö. Çiçek, A. Abdulkadir, S. S. Lienkamp, T. Brox, and O. Ronneberger, "3D U-Net: Learning Dense Volumetric Segmentation from Sparse Annotation," in *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 9901, 2016, pp. 424–432.
3. F. Milletari, N. Navab, and S.-A. Ahmadi, "V-Net: Fully Convolutional Neural Networks for Volumetric Medical Image Segmentation," in *Proc. 3DV*, 2016, pp. 565–571.
4. Z. Zhou, M. M. R. Siddiquee, N. Tajbakhsh, and J. Liang, "UNet++: A Nested U-Net Architecture for Medical Image Segmentation," in *Deep Learning in Medical Image Analysis and Multimodal Learning for Clinical Decision Support*, 2018, pp. 3–11.
5. F. Isensee, P. F. Jaeger, S. A. A. Kohl, J. Petersen, and K. H. Maier-Hein, "nnU-Net: A self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation," *Nature Methods*, vol. 18, pp. 203–211, 2021.
6. D. Jha, M. A. Riegler, D. Johansen, P. Halvorsen, and H. D. Johansen, "DoubleU-Net: A Deep Convolutional Neural Network for Medical Image Segmentation," in *Proc. IEEE Symp. Computer-Based Medical Systems*, 2020, pp. 558–564.
7. N. Ibtihaz and M. S. Rahman, "MultiResUNet: Rethinking the U-Net Architecture for Multimodal Biomedical Image Segmentation," *Neural Networks*, vol. 121, pp. 74–87, 2020.
8. M. Yeung, E. Sala, C.-B. Schönlieb, and L. Rundo, "Unified Focal Loss: Generalising Dice and Cross Entropy-Based Losses for Medical Image Segmentation," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 95, Art. no. 102026, 2022.
9. W. E. Lorensen and H. E. Cline, "Marching Cubes: A High Resolution 3D Surface Construction Algorithm," *Computer Graphics*, vol. 21, no. 4, pp. 163–169, 1987.
10. N. Sharma and L. Aggarwal, "Automated medical image segmentation techniques," *Journal of Medical Physics*, vol. 35, no. 1, pp. 3–14, 2010.
11. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2016.
12. Z. Huang, J. Ye, H. Wang et al., "Revisiting model scaling with a U-net benchmark for 3D medical image segmentation," *Scientific Reports*, vol. 15, Art. no. 29795, 2025.
13. Intellectual technologies in medical diagnostics, treatment and rehabilitation: monograph / [S.V. Pavlov, O.G. Avrunin, S.M. Zlepko, E.V. Bodiatskiy and others]; edited by S. Pavlov, O. Avrunin. – Vinnytsia: PP "TD "Edelweiss and K", 2019. – 260 p.
14. Romanyuk, O., Zavalniuk, Y., Pavlov, S., Chekhmestruk, R., etc. (2023). NEW SURFACE REFLECTANCE MODEL WITH THE COMBINATION OF TWO CUBIC FUNCTIONS USAGE. *Informatyka, Automatyka, Pomiarzy W Gospodarce I Ochronie Środowiska*, 13(3), 101–106.

REFERENCES

1. O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation," in *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 9351, 2015, pp. 234–241.
2. Ö. Çiçek, A. Abdulkadir, S. S. Lienkamp, T. Brox, and O. Ronneberger, "3D U-Net: Learning Dense Volumetric Segmentation from Sparse Annotation," in *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 9901, 2016, pp. 424–432.
3. F. Milletari, N. Navab, and S.-A. Ahmadi, "V-Net: Fully Convolutional Neural Networks for Volumetric Medical Image Segmentation," in *Proc. 3DV*, 2016, pp. 565–571.

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

4. Z. Zhou, M. M. R. Siddiquee, N. Tajbakhsh, and J. Liang, "UNet++: A Nested U-Net Architecture for Medical Image Segmentation," in *Deep Learning in Medical Image Analysis and Multimodal Learning for Clinical Decision Support*, 2018, pp. 3–11.
5. F. Isensee, P. F. Jaeger, S. A. A. Kohl, J. Petersen, and K. H. Maier-Hein, "nnU-Net: A self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation," *Nature Methods*, vol. 18, pp. 203–211, 2021.
6. D. Jha, M. A. Riegler, D. Johansen, P. Halvorsen, and H. D. Johansen, "DoubleU-Net: A Deep Convolutional Neural Network for Medical Image Segmentation," in *Proc. IEEE Symp. Computer-Based Medical Systems*, 2020, pp. 558–564.
7. N. Ibtehaz and M. S. Rahman, "MultiResUNet: Rethinking the U-Net Architecture for Multimodal Biomedical Image Segmentation," *Neural Networks*, vol. 121, pp. 74–87, 2020.
8. M. Yeung, E. Sala, C.-B. Schönlieb, and L. Rundo, "Unified Focal Loss: Generalising Dice and Cross Entropy-Based Losses for Medical Image Segmentation," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 95, Art. no. 102026, 2022.
9. W. E. Lorensen and H. E. Cline, "Marching Cubes: A High Resolution 3D Surface Construction Algorithm," *Computer Graphics*, vol. 21, no. 4, pp. 163–169, 1987.
10. N. Sharma and L. Aggarwal, "Automated medical image segmentation techniques," *Journal of Medical Physics*, vol. 35, no. 1, pp. 3–14, 2010.
11. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2016.
12. Z. Huang, J. Ye, H. Wang et al., "Revisiting model scaling with a U-net benchmark for 3D medical image segmentation," *Scientific Reports*, vol. 15, Art. no. 29795, 2025.
13. Intellectual technologies in medical diagnostics, treatment and rehabilitation: monograph / [S.V. Pavlov, O.G. Avrunin, S.M. Zlepko, E.V. Bodianskiy and others]; edited by S. Pavlov, O. Avrunin. – Vinnytsia: PP "TD "Edelweiss and K", 2019. – 260 p.
14. Romanyuk, O., Zavalniuk, Y., Pavlov, S., Chekhmestruk, R., etc. (2023). NEW SURFACE REFLECTANCE MODEL WITH THE COMBINATION OF TWO CUBIC FUNCTIONS USAGE. *Informatyka, Automatyka, Pomiry W Gospodarce I Ochronie Środowiska*, 13(3), 101–106.

Дата надходження: 15.02.2026

Дата прийняття до друку після рецензування: 19.04.2026

Дата публікації: 18.06.2026

Ця робота ліцензується відповідно до
[Creative Commons Attribution 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

ЧЕХМЕСТРУК РОМАН ЮРІЙОВИЧ – к.т.н., доцент кафедри програмного забезпечення, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна, **e-mail: chechm@vntu.edu.ua**,
<https://orcid.org/0000-0002-5362-8796>

СІКІЛЬЧУК КАРІНА В'ЯЧЕСЛАВІВНА – студентка кафедри програмного забезпечення, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна, **e-mail: sikilchuk@gmail.com**,
<https://orcid.org/0009-0002-8401-0291>

МАРТИНЮК ТЕТЯНА БОРИСІВНА – д.т.н., професор кафедри обчислювальної техніки, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна, **e-mail: martynyuk@vntu.edu.ua**,
<https://orcid.org/0000-0001-9952-9438>

МАЙДАНИУК ВОЛОДИМИР ПАВЛОВИЧ – к. т. н., доцент кафедри програмного забезпечення, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна, **e-mail: maidaniuk2000@gmail.com**,
<https://orcid.org/0000-0002-2386-6603>

Roman CHEKHMESTRUK, Karina SIKILCHUK, Tatiana MARTYNYUK, Volodymyr MAIDANYUK

INTELLIGENT ALGORITHMS FOR FORMATION AND ANALYSIS OF MEDICAL IMAGES

Vinnytsia National Technical University