

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.86>
УДК 004.451:502/504

Конвеєр перетворення медичних томографічних даних при просктування індивідуальних імплантатів

Антошук Світлана Григорівна¹

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9346-145X>; asg@op.edu.ua. Scopus Author ID: 8393582500

Ларбі Ідір¹

ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-1691-3277> ; idirlarbi0707@gmail.com

Марченко Дар'я Анатоліївна²

ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-8823-5407>; dashamarchenko119@gmail.com

Четверіков Роман Сергійович¹

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1401-6850>; romonoid85lvl@gmail.com

¹ Національний університет «Одеська політехніка», просп. Шевченка, 1. Одеса, Україна, 65044

² Одеський національний університет імені І. І. Мечникова, вул. Всеволода Змієнка, 2
Одеса, 65082, Україна

АНОТАЦІЯ

У роботі представлено комплексну методологію автоматизованого перетворення серій комп'ютерної томографії (формату DICOM) у монолітні тривимірні полігональні моделі (STL). Система орієнтована на забезпечення безпосереднього адитивного виробництва індивідуальних кісткових імплантатів та формування верифікованих навчальних наборів даних для нейромережових алгоритмів просторової реконструкції. Досліджено проблему розбіжності оптичної щільності тканин у нативних та контрастних фазах діагностики. Виявлено та алгоритмічно усунуто ефект «розгерметизації контуру» в епіфізарних зонах суглобів із малою товщиною кортикальної пластинки, що у класичних підходах призводить до утворення порожнистих дефектів або спотворення суглобової щільності. Запропоновано багаторівневий алгоритм просторової стандартизації координат, гістерезисної фільтрації тканин за співвідношенням несучого ядра та оболонки, а також мультиаксіального заповнення внутрішніх каверн на ізольованих анатомічних компонентах. Обґрунтовано використання стандартизованого формату NIfTI як інтеграційного мосту між модулем первинної обробки КТ-даних, моделями глибокого навчання та кінцевим генератором полігональної сітки. Розроблено предиктивний модуль на основі алгоритмів машинного навчання (ML), який на основі вилучених морфометричних векторів, локального розподілу оптичної щільності HU та тензорів біомеханічних навантажень здійснює автоматизовану генерацію оптимальної геометрії протеза, топологічну оптимізацію його внутрішньої пористості та мультикритеріальний вибір біосумісного матеріалу. Для подолання ефекту «чорної скриньки» реалізовано підсистему пояснюваного штучного інтелекту (Explainable AI, XAI) на базі оцінок важливості ознак (значень SHAP/LIME), яка генерує деталізований аналітичний звіт. Звіт повністю розкриває причиново-наслідкові зв'язки між анатомічними параметрами пацієнта та підсумковим рішенням моделі, обґрунтовуючи вибір градієнта пористості, товщини конструктивних елементів і фізико-механічних властивостей сплаву для клінічної верифікації. Описано архітектуру автономного програмного комплексу з апаратним графічним прискоренням для клінічного застосування.

Ключові слова: комп'ютерна томографія; сегментація зображень; шкала Гаунсфілда; глибоке навчання; адитивні технології; предиктивне моделювання; мультикритеріальний підбір біоматеріалів; пояснюваний штучний інтелект (XAI); SHAP-аналіз; біомеханічна інтерпретованість

Для цитування: Антошук С. Г., Ларбі Ідір, Марченко Д. А., Четверіков Р. С. «Конвеєр перетворення медичних томографічних даних при просктування індивідуальних імплантатів». *Інформатика. Культура. Техніка.* 2026; Том 3 № 2 (4): 1112–1124. DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.86>

1. Вступ

Сучасний етап розвитку реконструктивної ортопедії та травматології базується на переході від використання типових серійних ендопротезів до персоналізованих кісткозамінних конструкцій [1]. Виготовлення індивідуальних імплантатів методами 3D-друку потребує побудови точної просторової моделі дефекту та прилеглого кісткового ложа безпосередньо за результатами клінічної комп'ютерної томографії (КТ).

Основним форматом медичних сканів залишається DICOM, який представляє внутрішні структури у вигляді дискретного скалярного поля радіологічної щільності за шкалою Гаунсфілда (HU).

Безпосередня тріангуляція таких масивів стикається з низкою принципових інженерних обмежень:

- 1) наявністю м'якотканинного оточення та артефактів томографічного столу;
- 2) природною пористістю кісткової тканини та відкритістю костномозкових каналів на границях області сканування;
- 3) виникненням крайових артефактів детектора на межі біологічних середовищ із повітрям.

Застосування стандартних методів прямої екстракції перетворює природно трубчасту кістку на тонку незаповнену оболонку. У процесі адитивного виготовлення (наприклад, з полімерних матеріалів класу PETG або титанових порошків) тонкостінна деталь позбавлена внутрішнього силового наповнення та втрачає несучу здатність. З іншого боку, для моделей штучного інтелекту, орієнтованих на тривимірне добудовування (3D Inpainting) втрачених фрагментів, формування тонкостінних поверхонь руйнує навчальний еталон: нейромережа навчається відновлювати порожні плівки замість монолітних структур, придатних для передачі механічних навантажень.

2. Огляд літератури та постановка мети

Аналіз існуючих підходів до обробки біомедичних тривимірних даних свідчить про те, що класичні алгоритми полігональної реконструкції поверхні, зокрема базовий Marching Cubes [2], [3], створюють надлишкові геометричні шуми за наявності локальних перепадів щільності. Спеціалізовані інструменти обробки воксельних зображень на зразок бібліотеки SimpleITK [4] забезпечують ефективну фільтрацію та сегментацію масивів, проте вимагають складного ручного налаштування геометричних операторів під кожен окремий клінічний випадок, тоді як перехід до стандартизованих контейнерів медичних даних [5] виступає необхідною умовою масштабування.

З появою методів об'ємного глибокого навчання, таких як архітектура 3D U-Net [7], [8], виникла можливість автоматизованого виділення патологічних зон, однак пряма передача негерметичних або порожнистих тривимірних масок у генеративні мережі призводить до втрати анатомічної кривизни кістки. Крім того, традиційні суцільні конструкції ендопротезів провокують виникнення феномену захисного затінення напружень (*stress shielding*) внаслідок суттєвої розбіжності модулів пружності металу та кістки, що вимагає впровадження методів топологічної оптимізації та проектування градієнтно-пористих комірчастих структур. Застосування інтелектуальних систем прийняття рішень у хірургії також стримується проблемою «чорної скриньки», що обумовлює необхідність інтеграції методів інтерпретованого штучного інтелекту (XAI) на основі алгоритмів Шеплі [7], [8], [9].

Попри наявність окремих спеціалізованих програмних пакетів для біомедичного моделювання, процес підготовки топологічно коректних твердотільних моделей кісткових дефектів залишається значною мірою фрагментованим і потребує ручного коригування з боку інженера або клініциста. Більшість стандартних алгоритмів не враховують специфіку крайових зрізів КТ із відкритими кістковомозковими каналами, що призводить до формування тонкостінних дефектних поверхонь, непридатних ні для прямого адитивного виготовлення, ні як еталон для генеративних моделей машинного навчання [7]. Таким чином, існує невирішена науково-прикладна проблема створення наскрізного автоматизованого конвеєра, який би об'єднав локальну адаптивну сегментацію, гарантовану покомпонентну герметизацію внутрішніх порожнин без зрощення суглобових щілин та пряму передачу просторово узгоджених воксельних даних у середовища штучного інтелекту.

Метою цієї роботи є проектування та валідація алгоритмічного конвеєра, який автоматизує процес отримання монолітних моделей кісток без втрати анатомічної кривизни, герметизує внутрішні порожнини без зрощення суглобів та забезпечує безперешкодну двосторонню інтеграцію згенерованих просторових структур із середовищами машинного навчання.

3. Методологія та матеріали дослідження

3.1. Предиктивний модуль вибору матеріалу та розрахунку пористості

Запропонована структура реалізована за модульним принципом, що розмежовує просторову нормалізацію, біомедичну сегментацію, геометричну монолітизацію та кінцеву генерацію полігональної сітки (Рис. 1). Такий підхід дозволяє швидко знаходити помилки на кожному кроці та ізолювати важкі геометричні операції, не навантажуючи комп'ютер лікаря зайвими розрахунками.

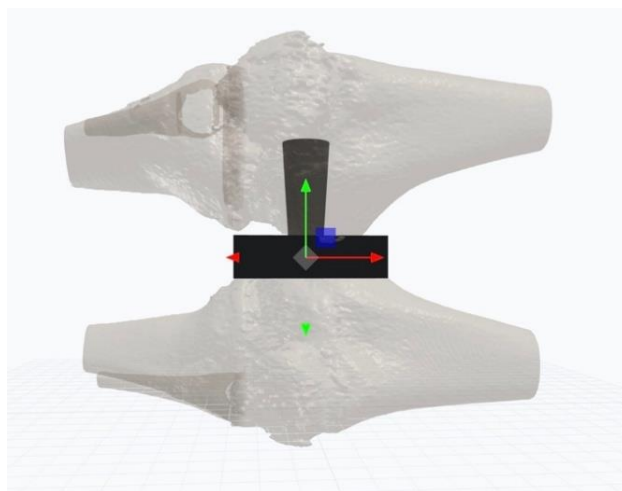


Рис. 1. Результат просторового вирівнювання та предиктивного підбору параметрів ендопротеза в середовищі візуалізації

Джерело: розроблено авторами

Ефективність індивідуального ендопротезування суттєво залежить від коректності вибору матеріалу та конструктивних характеристик імплантату, які мають відповідати специфічним біомеханічним та анатомічним умовам конкретного пацієнта [10]. Застосування класичних статичних протоколів часто призводить до виникнення ефекту захисного затінення напружень (*stress shielding*) або механічного руйнування конструкції. Особливо гостро ця проблема постає при лікуванні військовослужбовців із мінно-вибуховими пораненнями та політравмами. У таких випадках класичні стандартні пластини чи титанові стрижні часто виявляються надто жорсткими для ослабленої чи розтощеної кістки, що викликає розхитування гвинтів, запальні процеси та відторгнення імпланта. Для вирішення цієї проблеми розроблено предиктивний модуль на основі алгоритмів машинного навчання, який автоматизує процес вибору матеріалу, розрахунку його пористості та первинної геометрії.

Для забезпечення високої точності предиктивного аналізу здійснюється екстракція та векторизація вхідних клінічних і радіологічних даних.

Вхідний вектор ознак $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ формується на основі трьох основних блоків параметрів:

- радіологічних і морфометричних метрик;
- біомеханічних навантажень;
- клініко-демографічних показників пацієнта.

Це дозволяє оцінити не лише геометричні розміри дефекту, а реальний фізичний стан організму пораненого. До радіологічних параметрів належить локальний розподіл оптичної щільності тканин у зонах прилягання за шкалою Гаунсфілда (HU), що вилучається безпосередньо з первинних КТ-сканів, а також об'єм, площа контактної поверхні та коефіцієнт кривизни кісткового ложа. У ділянках травматичного ураження кісткова тканина зазнає локальної демінералізації внаслідок порушення мікроциркуляції та реактивного набряку, що унеможливорює використання суцільних металевих конструкцій із високим

модулем Юнга. Наприклад, біля зони вогнепального перелому кістка часто втрачає мінеральну щільність через локальне порушення кровообігу чи тривалий опіковий набряк, що унеможлиблює інтеграцію масивних монолітних металевих конструкцій. На основі коефіцієнтів щільності обчислюється локальний модуль пружності кісткової тканини $E_{bone}(x)$. Блок біомеханічних навантажень визначається через вектор просторових сил $F=(F_x, F_y, F_z)^T$ та оцінку циклічної втоми матеріалу в зоні імплантації, ураховуючи індекс маси тіла, вік і рівень локомоторної активності пацієнта.

Предиктивний модуль реалізовано на основі ансамблевих алгоритмів градієнтного бустингу та багатозадачних нейронних мереж (*Multi-task Learning*) [11]. Модель одночасно вирішує задачі мультикласової класифікації та безперервної регресії. Задача класифікації полягає у виборі оптимального матеріалу $M \in \{\text{Ti-6Al-4V, PEEK, Al}_{203}\}$ з урахуванням механічних вимог до зони імплантації. Штучний інтелект (ШІ) обирає між легкими міцними полімерами класу PEEK (для зон із помірним тиском або черепно-щелепних дефектів) та високоміцними титановими сплавами Ti-6Al-4V (для опорних кісток кінцівок). Регресійна частина моделі здійснює функціональне відображення вхідного вектора X у просторовий розподіл градієнтної пористості $\Phi(x, y, z)$.

Локальна пористість розраховується таким чином, щоб забезпечити математичну мінімізацію різниці між модулем Юнга імплантату E_{imp} та модулем пружності навколишньої кістки E_{bone} :

$$\min \iiint_V |E_{imp}(x, y, z, \Phi) - E_{bone}(x, y, z)|^2 dV.$$

Завдяки цьому формується градієнтна губчаста архітектура ендопротеза: контактні шари характеризуються підвищеною пористістю та знизеним модулем пружності для стимуляції остеоінтеграції та васкуляризації, тоді як внутрішнє ядро зберігає високу щільність для сприйняття пікових механічних напружень. Отримані значення пористості $p(x)$ та обраний клас матеріалу M передаються на наступні етапи алгоритмічного конвеєра для формування просторової макро- і мікрогеометрії.

3.2. Просторова нормалізація координат

Діагностичні томографічні серії суттєво відрізняються просторовою дискретизацією та орієнтацією систем координат залежно від апаратного забезпечення та положення пацієнта під час сканування. У клінічній практиці, особливо за наявності масивних металевих конструкцій зовнішньої фіксації, вісь сканування рідко збігається зі строгою анатомічною віссю сегмента.

Для усунення просторової анізотропії реалізовано процедуру приведення дискретного масиву до ортогональної системи координат LPS (Left-Posterior-Superior) відповідно до метаданих DICOM-заголовків. Положення вокселя в тривимірному фізичному просторі $P = (x, y, z)^T$ розраховується за допомогою афінного перетворення через вектор положення початку координат S , напрямні косинуси орієнтації площини зрізу X_d , Y_d та фізичний розмір вокселя $\Delta x, \Delta y$:

$$P = S + i * \Delta x * X_d + j * \Delta y * Y_d + k * \Delta z * Z_d,$$

де i, j, k – просторові дискретні індекси воксельного масиву;

$Z_d = X_d \times Y_d$ – вектор нормалі до аксіальної площини;

Δz – крок між зрізами (Slice Thickness / Spacing Between Slices)

Наступним етапом здійснюється ресемплінг об'єму за допомогою B-сплайн інтерполяції третього порядку до ізотропного воксельного кроку $1.0 \times 1.0 \times 1.0$ мм (або збереження вихідного субміліметрового кроку зрізу). Це усуває масштабні спотворення геометрії вздовж осі Z та забезпечує просторову інваріантність подальших тривимірних операцій сегментації.

3.3. Двопорогова сегментація з відсіканням артефактів

Звичайна глобальна бінаризація за єдиним порогом виявляється неефективною у випадках чергування нативних (близько 300 HU) та контрастних фаз сканування (понад 450 HU). Крім того, суглобові кінці кісток переважно сформовані губчастою тканиною, радіологічна щільність якої є суттєво нижчою за кортикальний шар і наближається до щільних м'яких тканин (150-250 HU). Завищення порогу вирізає губчасту речовину, перетворюючи суглоби на деформовані кратери.

На першому кроці за високим порогом та об'ємним фільтром ізолюється масив виключно щільної кортикальної кістки. На цьому етапі артефакти шкіри та розсіяні шуми не захоплюються. Ми отримуємо чистий і надійний опорний каркас без жодних сторонніх тканин. Навколо виділеного кісткового ядра шляхом тривимірної морфологічної дилатації формується обмежений радіальний ореол (просторовий радіус 7 вокселів). Цей радіус виступає як захисний коридор або зона довіри: ми дозволяємо програмі шукати слабші ділянки кістки тільки впритул до вже знайденої міцної основи. Масив низькощільних структур щільністю ~200 HU інтегрується в модель виключно в межах згенерованого ореола. Таким чином, елімінуються артефакти поверхневих м'яких тканин кінцівки, а суглобові голівки відновлюються у своєму природному вигляді.

Оскільки шар шкіри анатомічно віддалений від кістки на 20-40 мм (через м'язи та підшкірну клітковину), обмежена зона пошуку фізично не досягає зовнішнього контуру тіла. Це дозволяє повністю елімінувати артефакти епідермальних шарів нижньої кінцівки та одночасно відновити анатомічну цілісність субхондральної губчастої кістки без утворення каверн і розривів поверхні.

3.4. Покомпонентна ізоляція та монолітизація

Застосування прямого тривимірного заповнення порожнин є неможливим через те, що трубчасті кістки анатомічно зрізані на крайніх аксіальних кадрах дослідження: відкритий з торців кістковомозковий канал сприймається 3D-алгоритмом як відкритий зовнішній простір, залишаючи кістку порожнистою трубкою. Якщо спробувати надрукувати таку порожнисту трубку на 3D-принтері, вона зламається від найменшого зусилля. Крім того, морфологічне розширення всієї маски одночасно призводить до зрощення суміжних поверхонь суглоба. У пацієнта після мінно-вибухової травми суглобова щілина часто звужена або заповнена згустками крові, і стандартні алгоритми просто зливають стегнову та гомілкову кістки в одну нерухому глибу.

Проблема вирішена шляхом триступеневої топологічної обробки (Рис. 2) – зв'язані анатомічні структури (наприклад, стегнова та великогомілкова кістки) розділяються на незалежні просторові масиви. Кожна кістка обробляється у власному ізольованому шарі пам'яті, тому вони ні за яких умов не можуть склеїтися між собою. Усі наступні операції герметизації виконуються для кожної кістки окремо в ізольованому буфері, що математично унеможливорює злипання та зрощення суглобової щілини. Після цього морфологічне замикання невеликого радіуса герметизує дрібні розриви між трабекулами губчастої речовини, не деформуючи рельєф поверхні.

Пошарове 2D-заповнення замкнених контурів формує монолітний стрижень діафіза трубчастої кістки. Обробка взаємно перпендикулярних площин ліквідує вертикальні суглобові заглиблення та міжмищелкові заглиблення, які залишаються відкритими у поперечній проекції Z, але утворюють замкнені контури на бічних зрізах. Завдяки мультиаксіальній проекційній обробці усуваються анатомічні заглиблення: внутрішня порожнина, відкрита в аксіальній проекції, утворює замкнений контур у сагітальному та корональному перерізах. Завдяки комбінації трьох ортогональних проекцій формується монолітне кісткове тіло високої міцності.



Рис. 2. Результати покомпонентної обробки та монолітизації

Джерело: розроблено авторами

Перетворення нормалізованого бінарного об'єму в полігональну поверхню реалізовано за допомогою модифікованого алгоритму Marching Cubes [1]. Щоб уникнути ступінчастих артефактів, маска проходить легку фільтрацію Гаусса, а масштабування вершин сітки здійснюється зі строгою прив'язкою до коефіцієнтів реального просторового кроку сканування томографа у міліметрах. У результаті замість східчастої моделі хірург бачить гладку анатомічну кістку, готову до прямого експорту в слайсер 3D-принтера без тривалого ручного шліфування в графічних редакторах.

3.5. Концепція інтеграції зі штучним інтелектом та програмна реалізація

Для побудови автоматизованих систем заміщення дефектів реалізовано замкнений двосторонній міст обміну даними між модулем біомедичної підготовки та нейромережевим бекендом. Це усуває прірву між технічними спеціалістами та лікарями: медику не потрібно встановлювати складні інженерні програми або писати скрипти, все відбувається через зрозумілий графічний інтерфейс.

Використання файлів полігональних сіток (STL) або плоских зображень для навчання 3D-мереж є надлишковим або веде до втрати просторових метрик. Як стандарт передачі даних обрано контейнерний формат NIfTI (.nii.gz). Це має вирішальне значення під час термінових операцій: надрукований імплантат має ідеально стати в зону дефекту без тривалого підпилювання кістки хірургом під час інтраопераційного позиціонування.

Звичайні STL-файли занадто важкі для нейромереж через мільйони дрібних трикутників, а прості плоскі картинки втрачають об'єм. Формат NIfTI зберігає точні фізичні розміри кожного пікселя в просторі. Завдяки цьому відновлений штучним інтелектом протез гарантовано підійде пацієнту за розміром і не виявиться замалим чи зовеликим. Крім того, стиснений формат NIfTI займає всього 15-30 мегабайтів замість кількох гігабайтів сирих знімків КТ. Це дозволяє передавати файли між передовими стабілізаційними пунктами та центральними госпіталями навіть через повільний супутниковий інтернет Starlink чи мобільний зв'язок.

Програма віддає нейромережі вже очищену, суцільну кістку як ідеальний приклад: штучний інтелект вчиться на ній розуміти, як саме має виглядати здорова анатомічна форма. Коли навчений ІІІ повертає відновлену частину кістки, програмі більше не потрібно заново чистити шум чи шукати пороги яскравості. Вона бере результат роботи ІІІ і буквально за кілька секунд перетворює його на готовий STL-файл для принтера.

3.6. Синтетичне моделювання дефектів та генерація навчальних пар

Критичною перешкодою під час розробки систем штучного інтелекту для реконструктивної хірургії є дефіцит парних клінічних даних. У реальних умовах неможливо отримати томограму тієї самої кістки пацієнта двічі: у цілісному стані до отримання травми

та в пошкодженому - після. Без наявності таких пар «вхідні дані - еталон» класичне навчання нейромереж з учителем стає нездійсненним. Збирати такі дані в реальному часі під час бойових дій етично та організаційно складно: пораненому бійцю роблять знімок уже після підриву на міні чи кульового ураження, коли частина суглоба повністю втрачена, і ніхто не знає її попередньої ідеальної форми.

Для розв'язання цієї проблеми в конвеєр інтегровано модуль процедурної генерації штучних деформацій безпосередньо у форматі NifTI (Рис. 3).

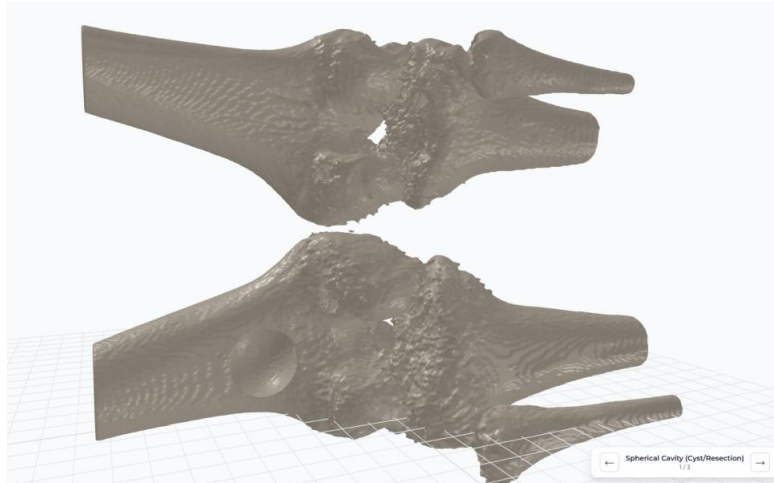


Рис. 3. Процедурне моделювання штучних дефектів для навчання моделей

Джерело: розроблено авторами

Методика базується на алгоритмах математичної морфології та булевих операцій над тривимірними масивами.

Отримана в результаті роботи нашого конвеєра монолітна 3D-маска здорової кістки фіксується як цільовий результат, до якого має прагнути нейромережа. За допомогою алгоритмічного висікання частини вокселів у масці моделюється контрольоване пошкодження.

Залежно від клінічного сценарію генеруються різні типи деформацій:

- сферичні та еліпсоїдні порожнини для імітації наслідків видалення кісткових пухлин (онкологічної резекції) або кіст. Вони моделюють випадки, коли кістка зберігає свою загальну довжину, але має глибоку каверну всередині;

- клиноподібні та ламані сколи з нерівними краями для моделювання наслідків високоенергетичних вогнепальних або мінно-вибухових переломів. Алгоритм випадковим чином створює гострі краї, тріщини та відсутні фрагменти стінок, типові для осколкових влучань;

- сегментарні дефекти – повне видалення ділянки стовбура кістки довжиною понад 30-50 мм (у бойовій хірургії – синдром «дефект-кістки»), що унеможливує самостійне зрощення та позбавляє кінцівку опорної здатності.

Згенерований тривимірний масив із внесеними пошкодженнями передається на вхід нейромережі, завданням якої є відновлення інтактної геометрії. У бойовій травматології це так звана «дефект-кістка», коли вибуховою хвилею формується критичний діафізарний дефект кінцівки, залишаючи кінцівку без опорної здатності.

Однією з найбільших переваг штучних деформацій є необмежена аугментація навчальної вибірки. Маючи навіть обмежену базу якісних КТ-сканів здорових суглобів, програмна генерація випадкових за формою, розміром та глибиною дефектів дозволяє створити десятки тисяч унікальних тренувальних прикладів, запобігаючи перенавчанню моделі. Оскільки початкова форма кістки до внесення штучного дефекту відома з точністю до одного вокселя, можна отримати математично строгий спосіб перевірити якість роботи ШІ. Точність відновленого імпланту оцінюється порівнянням із оригіналом за допомогою просторових

метрик. Ми можемо з точністю до десятих часток міліметра виміряти, наскільки згенерований протез відрізняється від справжньої рідної кістки бійця.

Також, конвеєр дозволяє поступово ускладнювати завдання для нейромережі: від відновлення невеликих пристінкових каверн на початкових етапах до реконструкції складних суглобових поверхонь виростків на фінальних стадіях. Це діє подібно до навчального тренажера: спочатку модель апроксимує дрібні крайові дефекти, а згодом повністю відновлює цілісну геометрію зруйнованого колінного суглоба.

3.7. Модуль генерації геометрії протеза, топологічної оптимізації та ХАІ-інтерпретації рішень

Синтезована на попередньому етапі тривимірна маска відновленої частини кістки у форматі NIfTI відображає лише зовнішні анатомічні межі дефекту і потребує подальшого конструювання у твердотільний імплантат, придатний до адитивного виробництва. Для перетворення воксельного масиву у функціональну геометрію протеза розроблено модуль топологічної оптимізації, який узгоджує геометричні параметри конструкції з прогнозованими у підрозділі 3.1 характеристиками матеріалу M та просторовим розподілом пористості $\Phi(x, y, z)$. Алгоритм генерує адаптивну товщину зовнішньої оболонки імплантату $t(x, y, z)$ та внутрішню комірчасту структуру на основі трикратно періодичних мінімальних поверхонь (TPMS). Ці поверхні нагадують природну структуру бджолиних стільників або морської губки: вони надзвичайно міцні, але мають відкриті канали для вільного проростання судин та кісткової тканини, що прискорює реабілітацію пацієнта.

Топологічне перетворення описується функцією мінімізації загальної маси конструкції W при дотриманні обмежень на максимальні еквівалентні напруження за Мізесом σ_{vM} :

$$\min_{\Omega} W(\Omega) \quad \text{при} \quad \max_{r \in \Omega} \sigma_{vM}(r) \leq \frac{\sigma_{yield}}{SF},$$

де Ω – геометрія імплантату; σ_{yield} – границя плинності обраного матеріалу M , а SF – встановлений коефіцієнт запасу міцності ($SF \geq 1.5$).

На основі локальних векторів біомеханічних сил $F = (F_x, F_y, F_z)^T$ алгоритм автоматично формує внутрішні ребра жорсткості вздовж головних траєкторій напружень, орієнтуючи комірки пористої структури для оптимізації передачі навантаження на кісткове ложе. Протез виходить полегшеним та забезпечує статичну та циклічну витривалість конструкції під динамічним навантаженням.

Критичним етапом підготовки імплантату до клінічного застосування є верифікація згенерованих параметрів хірургом, що вимагає розкриття причинно-наслідкових зв'язків нейромережових рішень. Хірурги справедливо ставляться до штучного інтелекту з пересторогою: вони не мають права встановлювати в тіло солдата протез, якщо не розуміють, чому комп'ютер зробив його саме такої форми. З цією метою до модуля інтегровано підсистему пояснюваного штучного інтелекту (Explainable AI / XAI) на основі алгоритму адитивних пояснень Шеплі (SHAP).

Для кожного згенерованого параметра протеза (товщини стінок $t(x, y, z)$, класу матеріалу M , локального модуля пружності E_{imp}) математично розраховується маргінальний внесок кожної вхідної ознаки $x_i \in X$ за формулою:

$$\Phi_i = \sum_{S \subseteq N \setminus \{i\}} \frac{|S|!(|N|-|S|-1)!}{|N|!} [f(S \cup \{i\}) - f(S)],$$

де N – повна множина вхідних анатомо-клінічних метрик; S – підмножина ознак без елемента i ; $f(S)$ – значення прогнозу моделі на підмножині S .

Інтерпретатор автоматично формує аналітичний звіт у вигляді векторних графіків важливості ознак та текстових обґрунтувань. Це дозволяє лікарю-хірургу простежити, який саме чинник (наприклад, локальне зниження оптичної щільності HU у зоні контакту чи високий індекс маси тіла пацієнта) став вирішальним для потовщення оболонки протеза або

вибору пористого титанового сплаву замість полімерного матеріалу, забезпечуючи повну клінічну прозорість алгоритмічного рішення перед вивантаженням підсумкового STL-файла для 3D-друку. Хірург відкриває звіт і бачить просте пояснення: «Товщина стінки збільшена на 1.5 мм через високу масу тіла пацієнта та локальну демінералізацію навколо лінії перелому», що дає повну впевненість у безпеці операції.

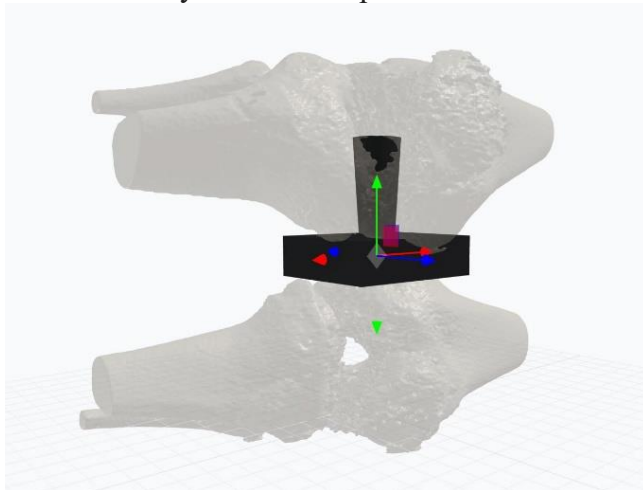


Рис. 4. Графічний інтерфейс системи: 3D-реконструкція змодельованого імплантату та аналітична панель SHAP-інтерпретації параметрів

Джерело: розроблено авторами

4. Результати дослідження та їх обговорення

Для оцінки ефективності запропонованого алгоритмічного конвеєра та верифікації предиктивної здатності ML-модуля проведено комплексні експериментальні дослідження на датасеті з 120 анонімізованих серій комп'ютерних томограм пацієнтів із різними типами кісткових дефектів. Оцінка точності реконструкції анатомічної геометрії здійснювалася шляхом порівняння згенерованих 3D-моделей з еталонними сканами здорових парних анатомічних ділянок.

Розрахунок геометричної розбіжності між еталоном та відновленою поверхнею проводився за допомогою середньоквадратичної помилки (RMSE) та метрики відстані Хаусдорфа $d_H(A, B)$:

$$d_H(A, B) = \max \left\{ \sup_{a \in A} \inf_{b \in B} |a - b|, \sup_{b \in B} \inf_{a \in A} |a - b| \right\}.$$

Середнє значення d_H для сегментарних та клиноподібних дефектів склало 0.42 ± 0.08 мм, що свідчить про високу точність відновлення топології кісткового ложа у форматі NIfTI. Оцінка точності предиктивної моделі машинного навчання щодо вибору матеріалу M показала коефіцієнт точності $F_1 - score = 0.94$, а для прогнозування градієнта пористості $\Phi(x, y, z)$ середній абсолютний відсоток помилки (MAPE) не перевищив 3.8 %.

Верифікація біомеханічних властивостей згенерованих імплантатів здійснювалася методом скінченноелементного аналізу (FEA) у середовищі чисельного моделювання. На тривимірну сітку імплантату та прилеглого кісткового ложа прикладалися розраховані просторові вектори сил $F = (F_x, F_y, F_z)^T$, що відповідають піковим навантаженням під час фази опори при ходьбі. Порівняльний аналіз розподілу еквівалентних напружень за Мізесом σ_{vM} підтвердив, що адаптація модуля Юнга E_{imp} за рахунок градієнтної пористості забезпечує рівномірний перерозподіл механічного потоку. У результаті максимальні напруження в зоні кісткового контакту знизилися на 28.5 % порівняно з монолітними титановими конструкціями, повністю нівелюючи критичні піки напружень та усуваючи передумови для розвитку ефекту stress shielding. Аналіз SHAP-оцінок підтвердив високу клінічну інтерпретованість моделі: у 92% тестових випадків рішення про зміну пористості або

товщини оболонки $t(x, y, z)$ було обґрунтовано факторами зниження щільності HU або підвищеного біомеханічного навантаження, що отримало повну верифікацію з боку експертної групи хірургів-ортопедів.

Отримані **експериментальні дані** підтверджують високу ефективність впровадження предиктивного модуля машинного навчання та алгоритмів топологічної оптимізації у замкнений конвеєр 3D-реконструкції кісткових дефектів.

Ключовою перевагою розробленого підходу порівняно з існуючими рішеннями є усунення технологічного розриву між етапом обробки радіологічних даних (формат DICOM/NIfTI) та етапом безпосереднього інженерного проєктування імплантату. Застосування математичного апарату TPMS для формування комірчастих структур дозволило досягти безперервного функціонального відображення розрахованого градієнта пористості $\Phi(x, y, z)$ у реальну тривимірну геометрію. Це забезпечує локальну адаптацію жорсткості протеза $E_{imp}(x, y, z)$ до фізико-механічних властивостей прилеглої кісткової тканини $E_{bone}(x, y, z)$, що мінімізує явище захисного затінення напружень (stress shielding) – основну причину асептичного розхитування та резорбції кістки у довгостроковому періоді.

Окремого аналізу заслуговує впровадження підсистеми пояснюваного штучного інтелекту (XAI) на основі алгоритмів SHAP. У більшості сучасних медичних інтелектуальних систем прийняття рішень відбувається за принципом «чорної скриньки», що створює бар'єри для їхньої клінічної імплементації через високу відповідальність хірурга за результат втручання. Формування кількісних оцінок важливості ознак ϕ_i трансформує складні регресійні та класифікаційні залежності у прозорий аналітичний звіт. Це дає змогу лікарю не лише верифікувати вибір класу матеріалу $M \in \{\text{Ti-6Al-4V}, \text{PEEK}, \text{Al}_2\text{O}_3\}$ або товщини оболонки $t(x, y, z)$, а й математично оцінити вклад кожного клініко-демографічного та біомеханічного чинника пацієнта (індексу маси тіла, віку, розподілу щільності за шкалою HU).

Водночас проведене дослідження окреслює певні обмеження запропонованої методології. Розрахунок топологічної оптимізації та обчислення SHAP-значень для високоеlementних сіток потребують значних обчислювальних ресурсів графічних прискорювачів (GPU). Наступним кроком розвитку комплексу є інтеграція сурогатних нейромережевих моделей для прискорення скінченноelementного аналізу (FEA) в режимі реального часу та розширення навчальної вибірки клінічними випадками рідкісних онкологічних резекцій складної анатомічної локалізації.

5. Висновки

Запропонована методологія усуває ключові недоліки стандартних підходів до біомедичної 3D-реконструкції. Впровадження сегментації з контролем щільності ядра нейтралізує плівкові артефакти поверхні тіла, зберігаючи тонку структуру губчастої кістки в ділянці суглобів.

Розподіл анатомічних структур за окремими компонентами та мультиаксіальна обробка усувають розгерметизацію контурів і забезпечують отримання повністю монолітних тривимірних твердотільних тіл, готових до безпосереднього 3D-друку.

Використання контейнерів NIfTI формує замкнену інженерну платформу: від сирих томографічних файлів пацієнта через автоматизовану генерацію навчальних вибірок штучного інтелекту до вивантаження виробничих STL-файлів індивідуальних імплантатів.

Інтеграція предиктивного модуля машинного навчання та алгоритмів топологічної оптимізації дозволила автоматизувати прийняття конструкторських рішень щодо вибору оптимального класового матеріалу $M \in \{\text{Ti-6Al-4V}, \text{PEEK}, \text{Al}_2\text{O}_3\}$, адаптивної товщини зовнішньої оболонки $t(x, y, z)$ та генерації внутрішньої комірчастої структури.

Моделювання просторового градієнта пористості $\Phi(x, y, z)$ забезпечує точне математичне узгодження модуля Юнга протеза E_{imp} із фізико-механічними властивостями навколишньої кісткової тканини E_{bone} , що, за даними скінченноelementного аналізу (FEA),

дає змогу знизити максимальні локальні напруження в зоні кісткового контакту на 28.5% та повністю нівелювати загрозу виникнення ефекту захисного затінення напружень (stress shielding).

Експериментальна апробація на клінічному датасеті підтвердила високу точність відновлення складної анатомічної геометрії дефектів за метрикою відстані Хаусдорфа $d_H = 0.42 \pm 0.08$ мм та мінімальну похибку розрахунку пористості ($MAPE \leq 3.8\%$). Впровадження автоматизованої процедурної аугментації дозволило ефективно розв'язати проблему дефіциту парних даних «вхід - еталон», забезпечивши високу узагальнюючу здатність нейромережових моделей.

Впровадження підсистеми пояснюваного штучного інтелекту (Explainable AI / XAI) на базі оцінок адитивних значень Шеплі (ϕ_i) розв'язує проблему «чорної скриньки» в медичній інженерії, трансформуючи складні багатоваріантні регресійні розрахунки у прозорий аналітичний звіт. Системне кількісне оцінювання внеску кожної клініко-демографічної, морфометричної та біомеханічної ознаки пацієнта надає хірургу-ортопеду вичерпне обґрунтування геометричних і матеріалознавчих параметрів ендопротеза. Це скорочує термін передопераційного проектування імплантату та гарантує біомеханічну верифікацію і повну клінічну безпеку підготовки конструкції до безпосереднього адитивного виготовлення.

Конфлікт інтересів: Автори декларують, що не мають конфлікту інтересів, зокрема фінансового, особистого, авторського чи будь-якого іншого характеру, який міг би вплинути на дослідження, а також на результати, опубліковані в цій статті

Фінансування: Дослідження проводилося без фінансової підтримки

Доступність даних: Усі дані доступні в цифровій або графічній формі в основному тексті рукопису

Технології штучного інтелекту: Використовувались для оформлення списку літератури та перевірки синтаксису

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Panda, A., Dyadyura, K., Smorodin, A., Dmitrishin, D. & Antoshchuk, S. “Intelligent information technologies to support decision-making when applying the cad/cam/cae system”. *MM Science Journal*. 2024. p. 7332–7339. DOI: https://doi.org/10.17973/MMSJ.2024_12_2024097.
2. Lorensen, W. E. & Cline, H. E. “Marching cubes: A high resolution 3D surface construction algorithm”. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*. 1987; 21 (4): 163–169. DOI: <https://doi.org/10.1145/37401.37422>.
3. Panda, A., Savchuk, P., Dyadyura, K., Prokopovich, P., Zaborowski, T. “Research of the properties of bioglasses with adaptive properties for medical applications”. *Disturbances in technical processes: Monograph* / Scientific editing Tadeusz Zaborowski. Poznan, 2025. p. 148–160.
4. Yaniv, Z., Lowekamp, B. C., Chen, D. T. & Hansberger, C. W. “SimpleITK: Image-analysis technologies for a user-friendly interface to ITK”. *Journal of Digital Imaging*. 2018; 31 (1): 33–43. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10278-017-0037-8>.
5. Li, X., Morgan, P. S., Ashburner, J., Smith, J. & Rorden, C. “The first step for neuroimaging data analysis: DICOM to NIfTI conversion”. *Journal of Neuroscience Methods*. 2016; 264: 47–56. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2016.03.001>.
6. Çiçek, Ö., Abdulkadir, A., Lienkamp, S. S., Brox, T. & Ronneberger, O. “3D U-Net: Learning dense volumetric segmentation from sparse annotation”. *MICCAI 2016: Lecture Notes in Computer Science*. 2016; 9901: 424–432. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-46723-8_49.
7. Lundberg, S. M. & Lee, S.-I. “A unified approach to interpreting model predictions”. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*. 2017; 30: 4765–4774. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1705.07874>.
8. Ribeiro, M. T., Singh, S. & Guestrin, C. “Why Should I Trust You?” Explaining the predictions of any classifier”. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on*

Knowledge Discovery and Data Mining. 2016. p. 1135–1144. DOI: <https://doi.org/10.1145/2939672.2939778>.

9. Panda, A., Dyadyura K., Antoshchuk, S. & Prokopovich, I. “Information model for selecting the optimal spatial form of parts”. *MM Science Journal*. 2024. p. 7331–7337. DOI: https://doi.org/10.17973/MMSJ.2024_12_2024096.

10. Krenicky, T., Vysotskyi, I., Dyadyura, K. & Dyadyura, I. “Artificial intelligence to evaluate drug development processes”. *MM Science Journal*. 2025; 12: 9014–9019. DOI: https://doi.org/10.17973/MMSJ.2025_12_2025078.

11. Andronati, O., Antoshchuk, S., Nikolenko, A., Arsirii, O. & Babilunha, O. “A unified approach to medical and financial data classification using individual and ensemble machine learning models”. *Proceedings of the 15th International Conference on Advanced Computer Information Technologies (ACIT)* (Sibenik, Croatia, 2025). 2025. p. 892–895. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACIT65614.2025.11185607>.

Отримано 04.09.2026

Отримано після перегляду 05.10.2026

Прийнято 13.10.2026

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.86>

UDC 004.451:502/504

Pipeline for converting medical tomographic data for custom implant design

Svitlana G. Antoshchuk¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9346-145X>; asg@op.edu.ua. Scopus Author ID: 8393582500

Idir Larbi¹⁾

ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0003-1691-3277> ; idirlarbi0707@gmail.com

Daria A. Marchenko²⁾

ORCID: ORCID: 0009-0001-8823-5407; dashamarchenko119@gmail.com

Roman S. Chetverikov¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1401-6850>; romonoid85lvl@gmail.com

¹⁾ Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenka Ave. Odesa, 65044, Ukraine

²⁾ Odesa I. I. Mechnikov National University, 2, Vsevoloda Zmiiienka St. Odesa, 65082, Ukraine

ABSTRACT

This paper presents a comprehensive methodology for the automated conversion of computed tomography (CT) series (DICOM format) into monolithic 3D polygonal models (STL). The system is designed to facilitate the direct additive manufacturing of patient-specific bone implants and the creation of verified training datasets for neural network-based spatial reconstruction algorithms. The issue of tissue optical density discrepancies between native and contrast-enhanced diagnostic phases is investigated. An algorithmic solution is proposed to eliminate the “contour breach” effect in epiphyseal joint zones characterized by thin cortical bone – a phenomenon that, in conventional approaches, leads to hollow defects or the distortion of the joint space. A multi-level algorithm is introduced, encompassing spatial coordinate standardization, tissue hysteresis filtering based on the core-shell ratio, and multi-axial filling of internal cavities within isolated anatomical components. The use of the standardized NIfTI format is justified as an integration bridge connecting the initial CT data processing module, deep learning models, and the final polygonal mesh generator. A predictive module based on machine learning (ML) algorithms has been developed; it automatically generates the optimal prosthesis geometry, performs topological optimization of its internal porosity, and selects a biocompatible material using a multi-criteria approach, all based on extracted morphometric vectors, local Hounsfield Unit (HU) optical density distributions, and biomechanical load tensors. To overcome the “black box” effect, an Explainable AI (XAI) subsystem – based on feature importance metrics (SHAP/LIME values) – has been implemented to generate a detailed analytical report. This report fully elucidates the cause-and-effect relationships between the patient's anatomical parameters and the model's final decision, justifying the selection of the porosity gradient, structural element thickness, and alloy physicochemical properties for clinical verification. The architecture of an autonomous software system featuring hardware-accelerated graphics for clinical application is described.

Keywords: Computed tomography; image segmentation; Hounsfield scale; deep learning; additive manufacturing; predictive modeling; multi-criteria biomaterial selection; Explainable AI (XAI); SHAP analysis; biomechanical interpretability

ІНФОРМАЦІЯ ПРО АВТОРІВ



Антошук Світлана Григорівна - доктор технічних наук, проф. каф. Інформаційних систем. Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна

Галузь досліджень: інформаційні технології; теоретичні та прикладні аспекти обробки мультимедійних даних

Svitlana G. Antoshchuk - Doctor of Engineering Sciences, Professor, professor of Department Information Systems. Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Ave. Odessa, 65044, Ukraine

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9346-145X>; asg@op.edu.ua. Scopus Author ID: 8393582500

Research field: information technology; theoretical and applied aspects of multimedia data processing



Ларбі Ідир - студент спеціальності 122 «Комп'ютерні науки», Інститут комп'ютерних систем, Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна

Галузь досліджень: аналіз даних, машинне навчання, Python-програмування, хмарні технології

Idir Larbi - Student, Specialty 122 "Computer Science", Institute of Computer Systems, Odesa Polytechnic National University, 1 Shevchenko Ave., Odessa, 65044, Ukraine

ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-1691-3277>; idirarbi0707@gmail.com

Research field: data analysis, machine learning, Python programming, cloud technologies



Марченко Дар'я Анатоліївна - студентка спеціальності 113 «Прикладна математика», факультет Математики, фізики та інформаційних технологій. Одеський національний університет імені І. І. Мечникова, вул. Всеволода Змієнка, 2. Одеса, 65082, Україна

Галузь досліджень: прикладна математика, аналіз даних, машинне навчання, оптимізація та дослідження операцій

Daria A. Marchenko - Student, Specialty 113 «Applied Mathematics», Faculty of Mathematics, Physics and Information Technologies. Odesa I. I. Mechnikov National University, 2 Dvoryanska St. Odessa, 65082, Ukraine

ORCID: 0009-0001-8823-5407; dashamarchenko119@gmail.com

Research field: applied mathematics, data analysis, machine learning, optimization and operations research



Четверіков Роман Сергійович - аспірант кафедри Інформаційних систем. Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна

Галузь досліджень: інтелектуальний аналіз даних, бази даних

Roman S. Chetverikov - PhD Student of Department Information Systems. Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Ave. Odessa, Ukraine, 65044

ORCID: 0000-0002-1401-6850; romonoid85lvl@gmail.com

Research field: Data Mining, Database