

АЛГОРИТМИ ПЕРСОНАЛІЗОВАНОГО ПІДБОРУ ТА ОПТИМІЗАЦІЇ ІМПЛАНТА

Вінницький національний технічний університет

Анотація

Традиційне 2D-планування тотального ендопротезування колінного суглоба страждає від низької надійності та високої між-спостережачої варіабельності. Навіть існуючі 3D-плани виробників потребують корекції у 91.1% випадків, оскільки вони базуються на «фіксованих алгоритмах» та ігнорують хірург-специфічні філософії вирівнювання (механічне, кінематичне, функціональне). Дане дослідження представляє ядро автоматизованої системи, що вирішує цю проблему. Система включає 2D-3D конвеєр машинного навчання, здатний прогнозувати розмір імпланту зі стандартних рентгенівських знімків з точністю ~99% (в межах ± 1 розміру). Ядром системи є багато-критеріальний алгоритм оптимізації, який персоналізує 3D-позиціонування імпланту шляхом мінімізації середньоквадратичного відхилення від «до-хворобного» стану, одночасно враховуючи кінематику та напруження у зв'язках.

Ключові слова: тотальне ендопротезування колінного суглоба, передопераційне планування, машинне навчання, 2D-3D реконструкція, оптимізація імпланту, кінематичне вирівнювання, механічне вирівнювання, штучний інтелект.

Annotation

Traditional 2D templating for total knee arthroplasty suffers from low reliability and high inter-observer variability. Even existing 3D manufacturer's preoperative plans require correction in 91.1% of cases because they are based on "fixed algorithms" and ignore surgeon-specific alignment philosophies (mechanical, kinematic, functional). This work presents the core of an automated system that addresses this problem. The system includes a 2D-to-3D machine learning pipeline capable of predicting implant size from standard X-rays with ~99% accuracy (within ± 1 size). The system's core is a multi-criteria optimization algorithm that personalizes the 3D implant positioning by minimizing the root-mean-square deviation from the "pre-diseased" state, concurrently targeting both kinematics and ligament strains.

Keywords: total knee arthroplasty, preoperative planning, machine learning, 2D-to-3D reconstruction, implant optimization, kinematic alignment, mechanical alignment, artificial intelligence.

Вступ

Тотальне ендопротезування колінного суглоба залишається однією з найуспішніших хірургічних процедур, що значно покращує якість життя пацієнтів з термінальною стадією остеоартриту [1]. Однак, незважаючи на технологічний прогрес, рівень незадоволеності пацієнтів після ендопротезування колінного суглоба сягає 20% [2]. Критичною причиною цього є неточності у передопераційному плануванні та позиціонуванні компонентів [3].

Традиційний підхід, що базується на 2D-рентгенографічному шаблонуванні, демонструє низьку надійність та точність [4]. Цей метод страждає від високої між-спостережачої варіабельності, особливо при вимірюванні ключових кутових параметрів, де надійність може бути низькою ($ICC < 0,50$) [5]. Навіть при використанні 3D-зображень (МРТ/КТ) ручна ідентифікація анатомічних орієнтирів для визначення ротаційного вирівнювання демонструє «високу» варіабельність, що сягає діапазону $3,47^\circ$ для заднього виросткового кута та $12,36^\circ$ для орієнтирів великогомілкової кістки [6].

Ця неточність призводить до мальпозиції компонентів, що є однією з головних причин нестабільності, болю та механічної відмови, що потребує ревізійної хірургії [7-8]. Для вирішення цієї проблеми виробники імплантів запропонували 3D-плани [9-10]. Однак ці плани генеруються за «фіксованими алгоритмами» і не враховують індивідуальні хірургічні преференції. Як наслідок, дослідження показують, що 91,1% таких планів потребують суттєвих корекцій з боку хірурга.

Таким чином, виникає гостра потреба у створенні автоматизованої системи, яка вирішує два завдання:

1. Усуває варіабельність та неточність ручного планування.
2. Переходить від «фіксованих алгоритмів» до адаптивних моделей, що враховують не лише пацієнт-специфічну анатомію, але й хірург-специфічну філософію планування (напр., механічне, кінематичне чи функціональне вирівнювання).

2D-3D конвеєр машинного навчання для прогнозування розміру імпланта

Для вирішення проблеми доступності, коли дорогі КТ/МРТ недоступні, система включає підмодуль, що використовує ML для генерації 3D-прогнозів кісток на основі стандартних бі-планарних 2D-рентгенівських знімків. Цей підхід є критично важливим для широкого впровадження автоматизації у клінічну практику.

Методологія цього 2D-3D конвеєра є багатоетапною та базується на глибокому навчанні:

- Сегментація CNN: Чотири модифіковані згорткові нейронні мережі архітектури U-Net (по одній для кожної проекції AP/Lateral та кожної кістки) ізолюють дистальний відділ стегна та проксимальний відділ великогомілкової кістки на 2D-знімках.
- Вилучення контурів: Детектор країв (наприклад, Canny) застосовується для вилучення 2D-контурів кісток з масок сегментації.
- Оцінка глибини: Спеціалізовані Моделі глибини точок (Point Depth Models, PDM) оцінюють Z-координату (глибину) для точок 2D-контурів, перетворюючи їх на розріджену 3D-хмару точок.
- 3D-реконструкція: Створена розріджена 3D-хмара точок «припасовується» (з використанням ітеративного методу найближчої точки) до статистичної моделі форми (Statistical Shape Model, SSM). SSM "морфує" базову модель, щоб вона відповідала референсним точкам пацієнта, генеруючи повний 3D-прогноз кістки.

На згенерованій 3D-моделі проводиться автоматизоване віртуальне припасування імплантів з цифрової бібліотеки. Система оцінює кожен варіант розміру за двома ключовими метриками, що визначають якість припасування:

- RMSE (Root-Mean-Squared Error): Оцінює глобальну відповідність. Це середньоквадратична похибка, що розраховується як евклідова відстань між поверхнею компонента імпланта та 3D-моделлю кістки пацієнта.

$$RMS\ error = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - x_i^A)^2}{N}}$$

- Max Over/Underhang (Ouh): Оцінює локальну відповідність. Ця метрика обчислює максимальне випинання (overhang) або не-покриття (underhang) країв імпланта відносно країв кістки, використовуючи відстань

$$(h(C, B) = \max_{c \in C} \{ \min_{b \in B} \{ d(c, b) \} \})$$

Валідація цього методу на 78 пацієнтах [10] показує, що для стегнового компонента точність прогнозування точного розміру становить 78% (за метрикою RMSE) та 72% (за метрикою Ouh). Для великогомілкової кістки ці показники становлять 80,5% та 73% відповідно. Найголовніше, що точність прогнозування в межах 1 розміру (що є клінічно прийнятним діапазоном) сягає 99% для обох компонентів. Це значно перевершує точність та надійність традиційного 2D-шаблонування, яке страждає від високої варіабельності між спостерігачами та часто не може досягти хорошої точності точного розміру.

Алгоритми оптимізації для позиціонування компонентів

Після вибору 3D-моделі (з КТ/МРТ або 2D-3D) та оптимального розміру імпланта, наступним і найбільш критичним кроком є його позиціонування (6 ступенів свободи). Саме на цьому етапі система повинна врахувати хірургічну специфіку. Незважаючи на прогрес у навігації та роботизованих системах, визначення ідеального позиціонування, адаптованого до індивідуальних вимог пацієнта, залишається складним завданням.

Система використовує алгоритм оптимізації для пошуку оптимального положення компонентів (у межах 6 ступенів свободи), що мінімізує багато-критеріальну цільову функцію. Цільова функція визначається як мінімізація середньоквадратичного відхилення (Root-Mean-Square Deviation, RMSD) між моделюванням постопераційного стану та бажаним "до-хворобним" (pre-diseased) станом пацієнта. Оптимізація проводиться у визначеному діапазоні 5 мм та 5 градусів) від початкового механічного вирівнювання (MA), щоб забезпечити клінічну застосовність.

Ключові цілі для оптимізації :

- Ціль 1 (Кінематика): Мінімізація RMSD між «до-хворобою» та постопераційною кінематикою суглоба (рухами).
- Ціль 2 (Навантаження на зв'язки): Мінімізація RMSD між «до-хворобними» та постопераційними напруженнями у зв'язках (ligament strains).
- Ціль 3 (Змішана): Одночасна оптимізація обох цілей, потенційно з різними ваговими коефіцієнтами для колатеральних зв'язок.

Дослідження показують, що такий підхід здатний одночасно оптимізувати обидва параметри. Наприклад, при одночасній оптимізації вдалося зменшити середнє відхилення кінематики (з 2,4 мм до 1,1 мм) та відхилення напружень у зв'язках (з 6,5% до < 3,2%) порівняно зі стандартним механічним вирівнюванням. Процес оптимізації є обчислювально інтенсивним (може вимагати до 32 годин) і включає автоматизоване зіставлення пацієнт-специфічної 3D-моделі кістки з 3D-моделями імплантів з цифрової бібліотеки.

Це «інтелектуальне ядро» системи вирішує проблему в 91,1% фіксованих планів виробників (MPP), які генеруються за «фіксованими алгоритмами». Такі MPP потребують значних корекцій з боку хірурга (перетворюючись на Surgeon Corrected Preoperative Plan, SCP) [10]. Пропонована система, навпаки, є адаптивною. Шляхом налаштування ваг цільової функції (тобто, пріоритету кінематики чи напружень зв'язок), хірург обирає свою філософію. Хірург, що дотримується «механічного вирівнювання» (MA), надасть пріоритет кінематичним цілям. Хірург, що дотримується «кінематичного» (KA) або «функціонального» (FA) вирівнювання, надасть високу вагу мінімізації напружень у зв'язках. Доведено, що моделі ШІ, навчені на попередніх корекціях хірургів, значно точніше передбачають фінальний план: точність AI-плану сягає 82 – 85% проти 68 – 73% у MPP. Це зменшує обсяг ручних корекцій на 39,7%. Таким чином, план є динамічно персоналізованим не лише для пацієнта, але й для хірурга.

Висновок

Запропонована архітектура автоматизованої системи планування ендопротезування колінного суглоба демонструє фундаментальний зсув від геометричного шаблонування до предиктивного біомеханічного моделювання. Наукова новизна полягає в інтеграції високоточної DL-сегментації (з точністю 0,99) та надійної детекції орієнтирів ($MAE < 1.4$ мм, $ICC > 0.9$) з багато-критеріальними алгоритмами оптимізації (що мінімізують відхилення кінематики та напружень зв'язок та біомеханічною верифікацією).

Перспективи розвитку полягають у створенні системи із замкненим циклом. Згенерований передопераційний план буде виконуватися роботизованими системами, такими як MAKO, ROSA або VELYS, які збиратимуть інтраопераційні дані. Ці дані, разом із післяопераційними функціональними результатами, отриманими через платформи віддаленого моніторингу пацієнтів, будуть повертатися у моделі машинного навчання. Це дозволить ШІ не просто імітувати хірургів, а й відкривати нові, неочевидні стратегії планування, що корелюють з найкращими довгостроковими клінічними результатами, перетворюючи ендопротезування колінного суглоба на по-справжньому стандартизований та керований даними процес.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Guo EW, Sayeed Z, Padela MT, Qazi M, Zekaj M, Schaefer P, Darwiche HF. Improving Total Joint Replacement with Continuous Quality Improvement Methods and Tools. Orthop Clin North Am. 2018 Oct;49(4):397-403. [[PubMed](#)]
2. Guo B, Qin S, Huang Y. [Research progress of knee-salvage treatment for knee osteoarthritis]. Zhongguo Xiu Fu Chong Jian Wai Ke Za Zhi. 2018 Oct 15;32(10):1292-1296. [[PMC free article](#)] [[PubMed](#)]
3. Ghosh A, Chatterji U. An evidence-based review of enhanced recovery after surgery in total knee replacement surgery. J Perioper Pract. 2019 Sep;29(9):281-290. [[PubMed](#)]
4. Cox CF, Sinkler MA, Black AC, Launico MV, Hubbard JB. StatPearls [Internet]. StatPearls Publishing; Treasure Island (FL): Oct 27, 2023. Anatomy, Bony Pelvis and Lower Limb, Knee Patella. [[PubMed](#)]

5. Gupton M, Munjal A, Terreberry RR. StatPearls [Internet]. StatPearls Publishing; Treasure Island (FL): Jul 24, 2023. Anatomy, Hinge Joints. [[PubMed](#)]
6. Bordoni B, Varacallo MA. StatPearls [Internet]. StatPearls Publishing; Treasure Island (FL): May 8, 2023. Anatomy, Bony Pelvis and Lower Limb: Thigh Quadriceps Muscle. [[PubMed](#)]
7. Vasso M, Antoniadis A, Helmy N. Update on unicompartmental knee arthroplasty: Current indications and failure modes. EFORT Open Rev. 2018 Aug;3(8):442-448. [[PMC free article](#)] [[PubMed](#)]
8. Lützner J, Lange T, Schmitt J, Kopkow C, Aringer M, DGRh. Böhle E, ZVK. Bork H, DGOU. Dreinhöfer K, DNVF. Friederich N, Deutsche Arthrose-Hilfe e. V. Gravius S, DGOOC. Heller KD, BVOU. Hube R, DKG. Gromnica-Ihle E, Deutsche Rheuma-Liga Bundesverband e. V. Kirschner S, AE. Kladny B, DGOU. Kremer M, DGU. Linke M, Deutsche Gesellschaft für Medizinische Psychologie. Malzahn J, AOK Bundesverband. Sabatowski R, Deutsche Schmerzgesellschaft e. V. Scharf HP, Stöve J, Wagner R, DGORh. Günther KP. [The S2k guideline: Indications for knee endoprosthesis : Evidence and consent-based indications for total knee arthroplasty]. Orthopade. 2018 Sep;47(9):777-781. [[PubMed](#)]
9. Walker LC, Clement ND, Deehan DJ. Predicting the Outcome of Total Knee Arthroplasty Using the WOMAC Score: A Review of the Literature. J Knee Surg. 2019 Aug;32(8):736-741. [[PubMed](#)]
10. Jones GG, Logishetty K, Clarke S, Collins R, Jaere M, Harris S, Cobb JP. Do patient-specific instruments (PSI) for UKA allow non-expert surgeons to achieve the same saw cut accuracy as expert surgeons? Arch Orthop Trauma Surg. 2018 Nov;138(11):1601-1608. [[PMC free article](#)] [[PubMed](#)]
11. Тимчик С.В., Штофель Д.Х. Регенеративна медицина та 3D друк для біомедичної інженерії: Конспект лекцій. – Вінниця: ВНТУ, 2020.

Сидорук Олег Олександрович - аспірант гр 163-23а, кафедра біомедичної інженерії та оптико-електронних систем, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця.

Науковий керівник: **Коваль Леонід Григорович** - к.т.н., доцент, завідувач кафедри біомедичної інженерії та оптико-електронних систем, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця

Oleh Oleksandrovych Sydoruk - graduate student gr 163-23a, department of biomedical engineering and optical-electronic systems, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia.

Supervisor: **Koval Leonid Hryhorovych** - Ph.D., Associate Professor, Head of the Department of Biomedical Engineering and Optical-Electronic Systems, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia