

Кенюк Андрій Тарасович,
кандидат медичних наук, доцент,
доцент кафедри ортопедичної стоматології,
ДВНЗ «Ужгородський національний університет»
ORCID ID: 0000-0001-6093-0785
м. Ужгород, Україна

ПРОГНОСТИФІКАЦІЯ ВТРАТИ ТА КРИТИЧНОЇ КОМПРОМЕТАЦІЇ ФУНКЦІОНАЛЬНОГО СТАНУ ДЕНТАЛЬНИХ ІМПЛАНТАТІВ З ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ: ПЕРСПЕКТИВИ КЛІНІЧНОГО ВПРОВАДЖЕННЯ

Вступ. Акумуляція та таргетне опрацювання даних щодо трендів розвитку та фактичної експериментальної ефективності запропонованих моделей штучного інтелекту, сфокусованих на квантифікації ймовірності втрати дентальних імплантатів чи критичної компрометації їх функціонального стану, сприятиме об'єктивізації рівнів їх перспективної застосовуваності та значущості при вихідній клінічній оцінці прогнозу та виборі методу реабілітації ортопедичними конструкціями різного типу на внутрішньокісткових опорах з варіативними сценаріями розподілу таких.

Мета дослідження. Оцінити предикативну значущість та доцільність безпосереднього клінічного впровадження систем машинного навчання для прогнозу ймовірності втрати дентальних імплантатів, а також для квантифікації ризику розвитку умов критичної компрометації їх функціонального стану з неможливістю виконання функції внутрішньокісткової опори протетичних конструкцій.

Матеріали та методи. Дизайн дослідження базувався на принципах системного аналізу та картування наукових джерел, в котрих було висвітлено аспекти застосування методів машинного навчання та штучного інтелекту для прогнозування успішності функціонування, виживання та ризику втрати дентальних імплантатів. Дослідження було виконано з дотриманням рекомендацій щодо прозорості та відтворюваності аналітичних оглядів у сфері медицини із фокусом на досвіді використання клінічно-орієнтованих предикативних моделях, котрі базуються на технології штучного інтелекту. **Результати досліджень та їх обговорення.** Проведений аналіз наукових джерел засвідчив, що системи машинного навчання та штучного інтелекту демонструють загалом високу потенційну ефективність у прогнозуванні функціонування, виживання та ризику втрати дентальних імплантатів, із середніми показниками точності у широкому діапазоні 70-96,13% залежно від типу використовуваних даних і архітектури моделей. Найбільш перспективними виявилися мультимодальні та ансамблеві підходи, які поєднують клінічні, анамнестичні та рентгенологічні дані, однак більшості наявних моделей характеризуються гетерогенністю вибірок, обмеженою зовнішньою валідацією та фокусом переважно на детекції вже сформованих патологічних змін, а не на ранній істинній предикції ризику.

Висновки. Переважна більшість існуючих моделей орієнтована на детекцію вже маніфестованих патологічних змін, зокрема втрати періімплантатійної кісткової тканини або ознак періімплантиту, що фактично обмежує їх функцію до класифікації клінічно несприятливих станів, а не до ранньої істинної предикції ризику. Відсутність систематичної зовнішньої та мультицентричної валідації, недостатня калібрація моделей щодо клінічно значущих кінцевих точок, а також дефіцит уніфікованих і стандартизованих даних знижують рівень доказовості та обмежують широке клінічне впровадження систем машинного навчання та штучного інтелекту вищезазначеної спрямованості.

Ключові слова: дентальний імплантат, прогноз, успішність, критерії, штучний інтелект, машинне навчання, втрата імплантата, стоматологічна реабілітація.

Keniuk Andrii Tarasovych, Candidate of Medical Sciences, Associate Professor, Department of Prosthetic Dentistry, Uzhhorod National University; ORCID ID: 0000-0001-6093-0785, Uzhhorod, Ukraine

PROGNOSTICATION OF LOSS AND CRITICAL COMPROMISE OF THE DENTAL IMPLANTS FUNCTIONAL STATE BY USING MACHINE LEARNING METHODS: PROSPECTS FOR CLINICAL IMPLEMENTATION

Introduction. Accumulation and targeted processing of data regarding trends in development and actual experimental effectiveness of proposed artificial intelligence models focused on quantifying the probability of dental implant loss or critical compromise of their functional status will contribute to the objectification of their prospective applicability and significance during initial clinical prognosis while selecting prosthetic rehabilitation methods using different types of intraosseous fixtures under variable distribution scenarios.

Objective of the research. To assess the predictive significance and feasibility of the direct clinical implementation of machine learning systems for forecasting the probability of dental implant loss, as well as quantifying the risk of conditions leading to critical compromise of their functional capacity, rendering them as incapable of fulfilling the role of intraosseous support for prosthetic structures.

Materials and methods. Study design was based on the principles of systematic analysis and mapping of scientific literature sources covering the application of machine learning and artificial intelligence methods for predicting the performance, survival, and risk of failure of dental implants. Provided research adhered to guidelines ensuring transparency and reproducibility of analytical reviews in medical science, with a focus on clinically-oriented predictive models based on artificial intelligence technologies.

© Кенюк А. Т., 2026



Стаття поширюється на умовах ліцензії відкритого доступу CC BY 4.0

Results and discussion. Analysis of scientific literature indicated that machine learning and artificial intelligence systems generally demonstrate high potential effectiveness in predicting dental implant performance, survival, and risk of failure, with reported accuracy levels ranging from 70% to 96,13%, depending on the type of data used and model architecture. The most promising results were observed with multimodal and ensemble approaches that integrate clinical, anamnestic, and radiographic data. However, most existing models are characterized by sample heterogeneity, limited external validation, and a predominant focus on detecting already manifested pathological changes rather than performing true early risk prediction.

Conclusions. Majority of current models are oriented toward the detection of already manifested pathological changes, such as peri-implant bone loss or signs of peri-implantitis, which essentially restrict their functionality to classification of clinically unfavorable states rather than early prediction. Lack of systematic external and multicenter validation, insufficient calibration of models for clinically significant endpoints, and deficit of unified and standardized datasets reduce the level of evidence and limit the widespread clinical implementation of machine learning and artificial intelligence systems in this domain.

Key words: dental implant, prognosis, success rate, criteria, artificial intelligence, machine learning, implant loss, dental rehabilitation.

Вступ. Сучасні варіанти програмного забезпечення, котрі функціонують з уже імплементованими в їх структуру алгоритмами машинного навчання та штучного інтелекту (ШІ), передбачають можливості для автоматичного або ж напівавтоматичного планування процедури дентальної імплантації за даними конусно-променевої комп'ютерної томографії, автоматичної сегментації зон небезпеки, верифікації просторового положення уже встановлених опор, а також їх ідентифікації за особливостями дизайну та розмірними характеристиками [1]. Крім того, доступні цифрові ШІ-базовані інструменти оцінки невідповідностей посадки супраконструкцій на внутрішньокісткові опори, об'єктивізації стану періімплантаційної кісткової тканини з категоризацією клінічної значущості обсягу її редукції та врахуванням часового компоненту за рентгенологічними даними, класифікації досягнутих рівнів успішності на різних за кількістю досліджуваних вибірках з конкретними вихідними характеристиками інтраосальних структур, або ж специфікою їх встановлення [2]. В достатній мірі клінічно валідованими є окремі системи штучного інтелекту, котрі сфокусовані на розробці дизайну конструкцій навігаційних шаблонів, як етапу планування імплантологічних втручань, котрі в значній мірі дозволяють оптимізувати витрати часу в ході хірургічних маніпуляцій [4, 5].

В той же час лише окремі наукові дослідження сфокусовані на перспективах використання машинного навчання та штучного інтелекту для прогнозу успішності функціонування дентальних імплантатів в різних клінічних умовах, що обумовлено обмеженим обсягом сформованих вибірок з уніфікованим рівнем якості репрезентації цільових досліджуваних параметрів як факторів впливу (даних рентгенографії, даних електронних медичних карт, даних нотування клінічних показників в ході моніторингу, даних щодо стоматологічного та соматичного статусу пацієнтів, які можуть бути класифіковані за різними підходами) [5, 6, 7].

Приймаючи до уваги, що рівні успішності функціонування дентальних імплантатів на рівні досліджуваних когорт встановлених інтраосальних опор є достатньо високими, а клінічні та рентгенологічні показники, як критерії оцінки випадків успішного функціонування все-таки можуть частково відрізнятися, попри те, що кумулятивно можуть бути асоційовані із однією і тією ж категорією успішності, доцільним є виокремлення впливу таких предикторів (або ж їх комбінації), які б сприяли прогностичній ідентифікації граничних випадків наслідків дентальної імплантації у формі втрати інтраосальних опор, чи критичної

компрометації їх функціонального стану по причині біологічних чи механічних ускладнень [8, 9]. Такі, зокрема, можуть включати випадки періімплантиту, перелому гвинтів, критичної відсутності конгруентності посадки ортопедичних конструкцій поза межами біологічної та механічної толерантності, ранню втрату інтраосальних опор, сценарії кластерної або ж групової втрати дентальних імплантатів.

Водночас приймаючи до уваги усі доступні наразі надбання експериментальних моделей машинного навчання та штучного інтелекту предикативного характеру, які потенційно можуть бути корисними для клінічної стоматологічної практики, важливо розуміти, що можливості щодо безпосередньої інтеграції таких наразі є обмеженими, внаслідок дефіциту відповідних валідаційних досліджень, необхідності інтеграції самих моделей в інтерфейс програмного забезпечення, потреби в перевірці ефекту генералізації отриманих результатів та універсальності вагових значень встановлених регресорів для інших варіативних досліджуваних когорт [10, 11].

Відтак, акумуляція та таргетне опрацювання даних щодо трендів розвитку та фактичної експериментальної ефективності запропонованих моделей ШІ, сфокусованих на квантифікації ймовірності втрати дентальних імплантатів чи критичної компрометації їх функціонального стану, сприятиме об'єктивізації рівнів їх перспективної застосовуваності та значущості при вихідній клінічній оцінці прогнозу та виборі методу реабілітації ортопедичними конструкціями різного типу на внутрішньокісткових опорах з варіативними сценаріями розподілу таких.

Мета дослідження. Оцінити предикативу значущість та доцільність безпосереднього клінічного впровадження систем машинного навчання для прогнозу ймовірності втрати дентального імплантата, а також для квантифікації ризику розвитку умов критичної компрометації їх функціонального стану з неможливістю виконання функції внутрішньокісткової опори протетичних конструкцій.

Матеріали та методи. Дизайн дослідження базувався на принципах системного аналізу та картування наукових джерел, в котрих було висвітлено аспекти застосування методів машинного навчання та штучного інтелекту для прогнозування успішності функціонування, виживання та ризику втрати дентальних імплантатів. Дослідження було виконано з дотриманням рекомендацій щодо прозорості та відтворюваності аналітичних оглядів у сфері медицини із фокусом на досвіді використання клінічно-орієнтованих предика-

тивних моделях, котрі базуються на технології штучного інтелекту.

Пошук наукових публікацій здійснювали в електронних базах даних PubMed/MEDLINE, Scopus та Web of Science, а також через пошукову систему Google Scholar. Для ідентифікації релевантних джерел використовували комбінації ключових слів і MeSH-термінів, зокрема: “dental implants”, “implant failure”, “implant survival”, “implant success”, “machine learning”, “artificial intelligence”, “prediction model”. Пошук обмежувався науковими роботами англійською мовою, опублікованими протягом останніх 10 років, з особливим акцентом на дослідження 2019–2025 років, що відображають сучасний рівень технологічної зрілості застосованих моделей, орієнтованих на прогностифікацію ризиків критичної компрометації функціонального стану дентальних імплантатів з оцінкою можливості впровадження таких в клінічну практику. Критеріями включення наукових робіт до пулу відібраних, які в подальшому були опрацьовані з використанням принципів контент-аналізу, були такі, в яких:

1) застосовувалися алгоритми машинного навчання або штучного інтелекту для прогнозування втрати, виживання або критичної компрометації функціонального стану дентальних імплантатів;

2) було чітко визначено параметри, на основі котрих провадилось функціонування вищезазначених моделей, та які визначали рівень їх предикативної ефективності;

3) наводилися кількісні показники ефективності застосованих моделей незалежно від принципів обрахунку використовуваних критеріїв (точність, чутливість, специфічність, прецизійність, показник F1-score, оцінка площі під ROC-кривою, C-індекс).

З пулу відібраних за ключовими словами публікацій виключалися такі, що були присвячені виключно технічним аспектам сегментації або детекції імплантатів без аналізу прогнозу клінічних наслідків, а також роботи без чітко описаної методології критеріальної валідації застосованих моделей.

Окрім аналізу характеристик застосованих моделей машинного навчання та штучного інтелекту, які потенційно могли забезпечувати прогностифікаційну функцію (тип алгоритму, тип навчання, тип вхідних даних, клінічна спрямованість, рівень та характер валідації), окремо аналізувалися підходи до роботи з незбалансованими даними, включаючи використання методів синтетичного доповнення вибірки меншості (на зразок, SMOTE, ADASYN, Generative Adversarial Networks), кластеризації (K-means) та ансамблевої оптимізації ваг класифікаторів.

В ході аналізу клінічної інтерпретації моделей окремим етапом оцінювали рівень пояснюваності таких, зокрема наявність аналізу важливості ознак, використання SHAP-значень, номограм або регресійних коефіцієнтів, що дозволило оцінити можливість трансляції результатів застосування таких у клінічній практиці як потенційного додаткового інструменту у системі підтримки прийняття рішень.

Результати дослідження та їх обговорення. Агрегація та системний підхід до картування даних щодо

точності моделей штучного інтелекту, котрі використовуються в імплантологічній практиці, засвідчили, що найпоширенішими серед таких були підходи до ідентифікації систем імплантатів (43% з усіх проаналізованих моделей) та планування хірургічного етапу дентальної імплантатів (23% з усіх проаналізованих моделей) [12]. При цьому цільова ефективність використовуваних моделей була варіативною з середнім показником в 88,7%, а найвищий рівень точності був відмічений щодо завдань, пов'язаних із детекцією та предикцією втрати кісткової тканини в періімплантаційній ділянці (усереднена точність – 93%) [12, 13].

Систематичний огляд Alqutaibi A. та колеги засвідчив, що моделі ШІ для опрацювання рентгенографічних даних можуть бути ефективно використані для прогностифікаційних цілей пов'язаних зі станом дентальних імплантатів, однак наразі такі в домінуючій більшості стосуються верифікації змін в проекції періімплантаційної кісткової тканини, аніж об'єктивізації ризику втрати опори [7]. Потребує уваги той факт, що ті моделі, які за даними об'єктивізації втрати кісткової тканини передбачають категоризацію випадку періімплантиту, і при критичній редукції кістки засвідчують ризик втрати опорної одиниці є в більшій мірі класифікаційними, аніж істинно предикативними [14]. Такий ефект обумовлений тим, що вищезгадані моделі по суті верифікують зміни, які на момент їх детекції, уже невідворотно призводять до неуспішного результату імплантації чи втрати опори, тоді як предикативні моделі повинні сприяти виявленню проблемних умов ще на момент, коли такі можна оптимізувати повністю чи в більшій мірі елімінувати ризик негативних наслідків. Систематичний огляд Revilla-Leon M. та колег також засвідчив уже попередньо виявлену тенденцію: точність та рівень технологічної зрілості моделей машинного навчання, орієнтованих на детекцію дентальних імплантатів, були вищими, аніж таких, орієнтованих на прогноз процесу остеоінтеграції (93-98% проти 62-80% щодо критерію точності) [15].

Більшість доступних для аналізу моделей штучного інтелекту, орієнтованих на детекцію періімплантиту за результатами рентгенографії, характеризуються значним рівнем хибно-позитивних результатів, що асоційовано із кумулятивним ефектом гіпердіагностики, та як наслідок – з потребою у оптимізації досягнутих рівнів специфічності [13]. При цьому уже існуючі прогностифікаційні підходи, які за своїм дизайном були побудовані на принципах регресійних взаємозалежностей, і які наразі не оптимізовані за рахунок алгоритмів ШІ, також демонстрували відмінні рівні ефективності щодо предикції прогнозу виживання дентальних імплантатів, однак такі були більш точними, аніж щодо прогнозу розвитку періімплантиту [16].

Хіе С. та колеги в ході апробації методу некерованого машинного навчання, орієнтованого на кластеризацію чинників в найбільшій мірі асоційованих із втратою дентальних імплантатів, продемонстрували ефективність такого підходу для диверсифікації впливу факторів ризику в різні терміни спостереження, та репрезентували його у форматі номограм [17]. При цьому досягнуті рівні конкурентності моделі на різних

термінах спостереження варіювали в межах 0,642–0,715 [17]. До структури кластеру факторів ризику з високим рівнем впливу на прогноз функціонування імплантата дослідники віднесли вік пацієнта, факт тютюнопаління, діаметр імплантату, довжину імплантату, положення імплантату та тип виконаного хірургічного втручання [17]. В цілому даний дизайн дослідження був орієнтований не на оптимізацію процедури прогнозування в цілому, а на виокремлення тих детермінант, котрі в найбільшій мірі під час кластеризації демонстрували найзначущіший вплив за даними продовжуваного спостереження [17]. Відтак для подальшої перевірки ролі сформованого кластеру доцільним є проведення зовнішньої валідації моделі на вибірках сформованих за мультицентричним принципом.

Контрольовані варіанти машинного навчання сприяли можливості досягнення точності прогнозу неуспішності функціонування дентального імплантата в розрізі ефективності його диференціації від успішності на рівні $AUC = 0,741$, використовуючи ансамблеві підходи, зокрема бутстреп-агрегацію (полягає у навчанні кількох моделей на випадкових підбірках даних, сформованих із повторенням, з подальшим об'єднанням їхніх рішень, що зменшує варіативність і перенавчання) та адаптивний бустинг (навчає моделі послідовно, надаючи більшу вагу прикладам, які були неправильно класифіковані раніше, що підвищує загальну точність моделі) в структурі концепції дерева прийняття рішень [18]. Використовуючи ці варіанти машинного навчання дослідники також визначили, що система імплантатів як така також може розцінюватися в якості фактора впливу прогнозу неуспішного функціонування, проте значущим впливом в якості предикторів також характеризувалися параметри ширини та довжини імплантата, факту аугментації кісткового гребня та вживання алкоголю [18].

Мультицентрична апробація моделі градієнтного бустингу, яка поєднує багато слабких моделей, які навчаються послідовно, виправляючи помилки попередніх, в ході прогнозу виживання дентальних імплантатів засвідчила кумулятивну точність в 0,87 (при цьому дискримінаційна прецизійність моделі щодо предикції втрати була чисельно вищою, аніж по відношенню до предикції успішності – 0,899 проти 0,840) [19]. З найбільш значущих предикторів впливу були відмічені діабет, щільність кістки та тютюнопаління [19]. Проте обмеження розробленої моделі та методології її перевірки полягали у валідації ефективності такої за ретроспективними даними, що може бути асоційовано з похибкою селективного вибору; крім того, більшість імплантатів втрачених у досліджуваній вибірці були асоційовані з періімплантитом, що обмежує ефективність даної моделі для інших клінічних сценаріїв, аніж ті, зміни при яких можуть бути виражено виокремлені з використанням лише рентгенологічних методів дослідження [19].

У роботі Huang N. та колег було чітко продемонстровано відмінності ефективності прогнозу втрати дентального імплантата при використанні різних наборів вихідних даних та відмінних підходів до статистичного та логістичного опрацювання таких [20].

Зокрема, дослідники відмітили, що використання інтегративної моделі (комбінація логістичної регресії та глибинного навчання), яка передбачає обробку мультимодальних даних (клінічних та рентгенологічних), сприяє досягнення довірчого предикативного інтервалу AUC в межах 0,84–0,95 [20]. В той же час глибинне навчання на основі лише даних рентгенографії засвідчило можливість прогнозу втрати імплантата з точністю за AUC в межах 0,80–0,92, а опрацювання лише клінічних даних лише методом логістичної регресії – в межах 0,63–0,79 [20].

В систематичному огляді Zhu Y. та колег, які провели аналіз 43 предикативних моделей, орієнтованих на оцінку ймовірності розвитку імплантат-асоційованих ускладнень та рівня виживання дентальних імплантатів, було відмічено, що попри заявлені високі показники дискримінативних властивостей досліджуваних моделей, лише 3 з них були валідовані на зовнішніх незалежних вибірках, відтак доказовість їх методологічної якості є обмеженою [21]. В цілому варто зазначити, що прогностичні моделі на основі ШІ розроблені для імплантологічної практики часто не калібровані щодо верифікації клінічно-значущих зв'язків серед сукупності виявлених кореляцій та взаємозалежностей, відтак прикінцеві налаштування моделей завжди потребують не просто зовнішньої, а клінічно-обґрунтованої валідації щодо значущості верифікованих результатів для цільового практичного застосування [22].

При апробації методів логістичної регресії, класифікатора «random forest», методу опорних векторів та ансамблевих методів веб-базована модель прогнозування неуспішності функціонування дентальних імплантатів продемонструвала свою ефективність на рівні 0,87 за параметрами площі під ROC-кривою [23]. При цьому найвища точність моделі була верифікована при застосуванні мультимодальних показників в якості даних для опрацювання, а саме характеристик місцевої анестезії, довжини імплантата, діаметра імплантата, передопераційного застосування антибіотиків, та частота реалізації візитів з метою виконання професійної гігієни [23].

Продовжується розробка моделей, які за спрощеним дизайном працюють лише для диференціації імплантатів з високим ризиком втрати у різностроковій перспективі, та низьким ризиком втрати (дихотомічно), приймаючи до уваги особливості детекції ділянок імплантації на ортопантомограмах [24]. Зокрема, кумулятивна точність таких моделей, апробованих Zhao Y. та колегами, які сприяли дихотомічній диференціації групи імплантатів з високим ризиком, виявилася вищою, аніж лікарів-експертів, при чому дослідники виокремили детермінанти діаметру імплантату та типу ортопедичної конструкції в якості найбільш значущих регресорів [24]. Схожа модель з дихотомічним розподілом ризику, однак специфічно для випадків імплантації з потребою проведення субантальної аугментації, була запропонована Zhu Y. та колегами, і сегментаційна та дискримінативні показники такої були достатньо високими (чутливість – 0,90, специфічність – 0,87) [21]. Такі результати можуть бути аргу-

ментовані тим, що дефінітивна версія моделі окрім обробки власне рентгенологічних даних, включала також опрацювання мануально внесених клінічних показників, що сприяло вираженості зростання прогностичної точності запропонованого алгоритму.

Відтак попередні дані щодо ефективності різних моделей штучного інтелекту, розроблених для прогнозу функціонування та виживання дентальних імплантатів, засвідчили прогностичну точність таких на рівні 70–96,13%. При цьому слід відмітити, що даний діапазон включає показники моделей, розроблених як для оцінки прогнозу функціонального стану імплантатів, так і для оцінки ризику розвитку різних типів ускладнень, періімплантиту, втрати кісткової тканини в періімплантаційній ділянці, а також втрати дентального імплантата. У більшості досліджень критерії оцінки ефективності апробованих моделей включали параметри точності, чутливості, специфічності, прецизійності, F1-критерію та похідні характеристики ROC-кривої. Водночас автори відмітили, що найоптимальнішими є моделі, які працюють на основі комбінованих даних (рентгенологічних, анамнестичних та діагностично-клінічних), але поєднання таких асоційовано з гетерогенністю вихідної вибірки та потребою у формалізації та уніфікації їх уведення в структуру процесингових алгоритмів [25].

Базуючись на проведеному аналізі Zhu Y. та колеги виокремили п'ять основних аспектів, врахування та/або вдосконалення котрих потенційно сприятиме зростанню ефективності клінічно-орієнтованих прогностичних моделей, які функціонують на основі принципів машинного навчання, для імплантологічної практики: 1) досягнення балансу між простотою реалізації та перевірки моделі, і рівнем її предикативності; 2) використання строгих критеріїв для верифікації відповідного стану дентальних імплантатів; 3) при виборі методу побудови моделі необхідно враховувати особливості наявних клінічних даних, доступних для аналізу, а не лише можливість адаптації сучасних статистичних підходів для обробки великих масивів інформації; 4) при реалізації досліджень з оцінки ефективності клінічно-орієнтованих предикативних моделей репрезентація результатів таких повинна проводитися згідно відповідних стандартів щодо повноти та прозорості викладу отриманих даних; 5) обов'язковим для проведення є аналіз впливу відсутніх або виключених з опрацювання даних, етапів калібрації та зовнішньої валідації [21].

Перспективним також залишається комбінування класичних критеріїв оцінки стану дентальних імплантатів із біомаркерними, та блендинг таких в структурі ансамблевих моделей машинного навчання, що сприятиме зростанню предикативної ефективності, прецизійності та пацієнт-орієнтованості останніх [26].

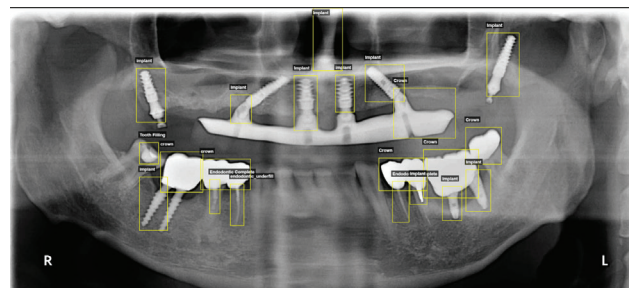
В умовах дефіциту уніфікованих, або ж належних чином стандартизованих даних, необхідних для навчання моделей штучного інтелекту, Vemana S. та Hassa K. запропонували використовувати комбінований генеративно-дискримінативний підхід, використовуючи потенціал генеративного ШІ для формування синтетичних даних апроксимізованих до варіацій клі-

нічних ситуацій, які в подальшому можуть слугувати базою для тренування глибоких нейронних мереж [27]. В умовах незбалансованих даних для оптимізації точності використовуваних предикативних моделей в імплантологічній практиці Sabzevar M. та колеги запропонували використовувати ансамблевий метод класифікації, який поєднував алгоритми K-means (для первинної кластеризації), SMOTE (для збалансування в межах кластеру) та оптимізацію ваг одразу декількох класифікаторів (дерево рішень, метод опорних векторів (SVM), метод k-найближчих сусідів (k-NN) та найвний Байєсівський класифікатор), що сприяло підвищенню точності, чутливості, специфічності та AUC (сукупна точність прогнозу успішності імплантатів зросла на 5,5%) [28].

Проведений аналіз наукових джерел засвідчив, що системи машинного навчання та штучного інтелекту демонструють загалом високу потенційну ефективність у прогнозуванні функціонування, виживання та ризику втрати дентальних імплантатів, із середніми показниками точності та AUC у широкому діапазоні залежно від типу даних і архітектури моделей (рис. 1).

Найбільш перспективними виявилися мультимодальні та ансамблеві підходи, які поєднують клінічні, анамнестичні та рентгенологічні дані, однак більшість наявних моделей характеризуються гетерогенністю вибірок, обмеженою зовнішньою валідацією та фокусом переважно на детекції вже сформованих патологічних змін, а не на ранній істинній предикції ризику.

Висновки. Результати проведеного аналізу дозволяють констатувати високий потенціал сучасних моде-



AI Report: Panoramic X-ray (Orthopantomogram)	
Study Type	Dental Panoramic Radiograph
Summary	This panoramic radiograph...
Key Findings	<ul style="list-style-type: none">• Oral and Maxillofacial: Multiple dental implants...• Oral and Maxillofacial: Presence of bone...
Detailed Findings	<p>Maxilla</p> <ul style="list-style-type: none">• Anterior maxilla: Three dental implants...• Posterior maxilla: Two additional implants...

Рис. 1. Приклад опрацювання ортопантомограми з використанням онлайн-сервісу, котрий функціонує з використанням можливостей технологій машинного навчання, орієнтованих на детекцію ознак, проте без опції прогнозування

лей машинного навчання та штучного інтелекту для використання в імплантологічній практиці з метою прогнозування функціонування, виживання та ризику втрати дентальних імплантів. Разом із тим, наявні наукові розробки демонструють суттєву варіативність предикативної ефективності, що обумовлено відмінностями у дизайнах проведених досліджень, типах і якості вихідних даних, а також у підходах до побудови та валідації моделей. Найвищі показники точності та дискримінаційної здатності для диференціації прогнозу успішних та неуспішних випадків функціонування дентальних імплантів характерні для ансамблевих і мультимодальних моделей, які інтегрують рентгенологічні, клінічні та анамнестичні параметри, однак саме такі підходи водночас асоційовані з проблемами гетерогенності вибірок, складністю стандартизації та обмеженою відтворюваністю результатів.

Водночас варто зазначити, що переважна більшість існуючих моделей орієнтована на детекцію вже маніфестованих патологічних змін, зокрема рентгенологічної втрати періімплантаційної кісткової тканини або ознак періімплантиту, що фактично обмежує їх роль до класифікації клінічно несприятливих станів, а не до ранньої істинної предикції ризику.

Отже, подальший розвиток клінічно орієнтованих предикативних моделей в імплантології повинен бути спрямований на інтеграцію мультимодальних даних, використання пояснюваних ансамблевих алгоритмів, забезпечення строгих методологічних стандартів валідації та орієнтацію на ранню ідентифікацію модифікованих факторів ризику. Реалізація зазначених підходів створить підґрунтя для переходу від ретроспективної оцінки успішності імплантації до персоналізованої, пацієнт-орієнтованої профілактики втрати дентальних імплантів та обґрунтованої підтримки клінічних рішень.

REFERENCES

1. Sukegawa S, Yoshii K, Hara T, Tanaka F, Taki Y, Inoue Y, Yamashita K, Nakai F, Nakai Y, Miyazaki R, Ishihama T. Optimizing dental implant identification using deep learning leveraging artificial data. *Scientific Reports*. 2025 Jan 29;15(1):3724. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-87579-3>
2. Fasih P, Yari A, Kamali Hakim L, Kashe NN. Artificial Intelligence in Detecting and Segmenting Vertical Misfit of Prosthesis in Radiographic Images of Dental Implants: A Cross-Sectional Analysis. *Clinical Oral Implants Research*. 2025 May;36(5):578-88. <https://doi.org/10.1111/clr.14406>
3. Andrade-Bortoletto MF, Du X, Dawood EA, Vatamanu OE, Tarce M, Fontenele RC, Freitas DQ, Jacobs R. What is the role of AI-driven automation in static surgical guide design? A scoping review. *Journal of Dentistry*. 2025 Oct 24:106193. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2025.106193>
4. Revilla-León M, Gómez-Polo M, Sailer I, Kois JC, Rokhshad R. An overview of artificial intelligence based applications for assisting digital data acquisition and implant planning procedures. *Journal of Esthetic and Restorative Dentistry*. 2024 Dec;36(12):1666-74. <https://doi.org/10.1111/jerd.13249>
5. Alharbi MT, Almutiq MM. Prediction of dental implants using machine learning algorithms. *Journal of Healthcare Engineering*. 2022;2022(1):7307675. <https://doi.org/10.1155/2022/7307675>
6. Wu Z, Yu X, Wang F, Xu C. Application of artificial intelligence in dental implant prognosis: A scoping review. *Journal of Dentistry*. 2024 May 1;144:104924. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2024.104924>
7. Alqutaibi AY, Algabri RS, Alamri AS, Alhazmi LS, Almadani SM, Alturkistani AM, Almutairi AG. Advancements of artificial intelligence algorithms in predicting dental implant prognosis from radiographic images: A systematic review. *The Journal of Prosthetic Dentistry*. 2024 Nov 28. <https://doi.org/10.1016/j.prosdent.2024.10.036>
8. Verma A, Singh SV, Arya D, Shivakumar S, Chand P. Mechanical failures of dental implants and supported prostheses: A systematic review. *Journal of Oral Biology and Craniofacial Research*. 2023 Mar 1;13(2):306-14. <https://doi.org/10.1016/j.jobcr.2023.02.009>
9. Chatzopoulos GS, Wolff LF. Dental implant failure and factors associated with treatment outcome: A retrospective study. *Journal of Stomatology, Oral and Maxillofacial Surgery*. 2023 Apr 1;124(2):101314. <https://doi.org/10.1016/j.jormas.2022.10.013>
10. Banerjee TN, Paul P, Debnath A, Banerjee SJ. Unveiling the prospects and challenges of artificial intelligence in implant dentistry. A systematic review. *Journal of Osseointegration*. 2024 Mar 5;16(1):53-60. <https://doi.org/10.23805/JO.2024.605>
11. Alfaraj A, Nagai T, AlQallaf H, Lin WS. Race to the moon or the bottom? applications, performance, and ethical considerations of artificial intelligence in prosthodontics and implant dentistry. *Dentistry Journal*. 2024 Dec 27;13(1):13. <https://doi.org/10.3390/dj13010013>
12. Moraschini V, de Almeida DC, Louro RS, de Oliveira Silva AM, Neto MP, Dos Santos GO, Granjeiro JM. Accuracy of artificial intelligence in implant dentistry: A scoping review with systematic evidence mapping. *The Journal of Prosthetic Dentistry*. 2025 Jun 1;133(6):1461-e1. <https://doi.org/10.1016/j.prosdent.2024.05.030>
13. Kibcak E, Buhara O, Temelci A, Akkaya N, Ünsal G, Minervini G. Deep learning-driven segmentation of dental implants and peri-implantitis detection in orthopantomographs: a novel diagnostic tool. *Journal of Evidence-Based Dental Practice*. 2025 Mar 1;25(1):102058. <https://doi.org/10.1016/j.jebdp.2024.102058>
14. Zhang C, Fan L, Zhang S, Zhao J, Gu Y. Deep learning based dental implant failure prediction from periapical and panoramic films. *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*. 2023 Jan 9;13(2):935. [10.21037/qims-22-457](https://doi.org/10.21037/qims-22-457)
15. Revilla-León M, Gómez-Polo M, Vyas S, Barmak BA, Galluci GO, Att W, Krishnamurthy VR. Artificial intelligence applications in implant dentistry: A systematic review. *The Journal of prosthetic dentistry*. 2023 Feb 1;129(2):293-300. <https://doi.org/10.1016/j.prosdent.2021.05.008>
16. Saleh MH, Kakar E, Troiano G, Almashni H, Misch J, Esperou F, Alhazmi S, Wang HL, Baráth Z, Urban IA. Predicting peri-implantitis incidence and implant failure via risk-assessment and prognostication tools: A validation study. *Journal of Periodontology*. 2025 Dec 26. <https://doi.org/10.1002/jper.70047>

-
17. Xie C, Li Y, Liu K, Liu J, Zeng J, Huang N, Yang S. A hybrid unsupervised clustering method for predicting the risk of dental implant loss. *Journal of Dentistry*. 2024 Oct 1;149:105260. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2024.105260>
 18. Liu CH, Lin CJ, Hu YH, You ZH. Predicting the failure of dental implants using supervised learning techniques. *Applied Sciences*. 2018 May 2;8(5):698. <https://doi.org/10.3390/app8050698>
 19. Kheder W, Leblouba M, Rego R, Hamdoon Z. Multicentre validation and clinical interpretation of an explainable gradient-boosting model for dental-implant survival/failure prediction. *Journal of Dentistry*. 2025 Oct 8:106166. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2025.106166>
 20. Huang N, Liu P, Yan Y, Xu L, Huang Y, Fu G, Lan Y, Yang S, Song J, Li Y. Predicting the risk of dental implant loss using deep learning. *Journal of Clinical Periodontology*. 2022 Sep;49(9):872-83. <https://doi.org/10.1111/jcpe.13689>
 21. Zhu Y, Du M, Li P, Lu H, Li A, Xu S. Prediction models for the complication incidence and survival rate of dental implants—a systematic review and critical appraisal. *International Journal of Implant Dentistry*. 2025 Jan 23;11(1):5. <https://doi.org/10.1186/s40729-025-00590-1>
 22. Neji G, Gasparro R, Tlili M, Dhahri A, Khanfir F, Sammartino G, Aliberti A, Campana MD, Ben Amor F. AI-Powered Predictive Models in Implant Dentistry: Planning, Risk Assessment, and Outcomes. *Journal of Clinical Medicine*. 2025 Dec 27;15(1):228. <https://doi.org/10.3390/jcm15010228>
 23. Rekawek P, Herbst EA, Suri A, Ford BP, Rajapakse CS, Panchal N. Machine Learning and Artificial Intelligence: A Web-Based Implant Failure and Peri-implantitis Prediction Model for Clinicians. *International Journal of Oral & Maxillofacial Implants*. 2023 May 1;38(3). <https://doi.org/10.11607/jomi.9852>
 24. Zhao Y, Zhao X, Wang L, Hu Z, Zhang S, Li Y, Tong P. Predicting Dental Implant Failure Risk from Panoramic Radiographs Using Deep Learning. *Biomedical Signal Processing and Control*. 2026; 111:108498. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2025.108498>
 25. Wu Z, Yu X, Wang F, Xu C. Application of artificial intelligence in dental implant prognosis: A scoping review. *Journal of Dentistry*. 2024 May 1;144:104924.
 26. Bornes RS, Montero J, Correia AR, das Neves Rosa NR. Use of bioinformatic strategies as a predictive tool in implant-supported oral rehabilitation: A scoping review. *The Journal of Prosthetic Dentistry*. 2023 Feb 1;129(2):322-e1. <https://doi.org/10.1016/j.prosdent.2022.12.011>
 27. Vemana S, Hasan K. Can A Generative Ai Model Help Us Improve The Performance Of A Predictive Modeling Task With Limited Data: A Case Study Of Dental Implant Failure Prediction?. Grand Valley State University; 2025 https://scholarworks.gvsu.edu/gradshowcase/2025/health_informatics_bioinformatics/5/
 28. Sabzekar M, Namakin M, Babaki HA, Deldari A, Babaiyan V. Dental implants success prediction by classifier ensemble on imbalanced data. *Computer Methods and Programs in Biomedicine Update*. 2021 Jan 1;1:100021. <https://doi.org/10.1016/j.cmpbup.2021.100021>

Дата першого надходження статті до видання: 12.04.2026
Дата прийняття статті до друку після рецензування: 11.05.2026
Дата публікації (оприлюднення) статті: 30.05.2026