

УДК 004.6:616.314.15-06

DOI <https://doi.org/10.11603/2311-9624.2026.3.16677>**І. І. Заболотна¹**ORCID <http://orcid.org/0000-0002-3284-0392>**Т. Л. Богданова²**ORCID <http://orcid.org/0000-0001-5501-132X>¹ Донецький національний медичний університет² Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»**РОЗРОБКА МОДЕЛЕЙ XGBOOST ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ВИНИКНЕННЯ ПРИШИЙКОВИХ УРАЖЕНЬ ЗУБІВ НА ОСНОВІ НЕЗАЛЕЖНИХ ПРЕДИКТОРІВ РИЗИКУ****I. I. Zabolotna¹, T. L. Bohdanova²**¹ Donetsk National Medical University² National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"**DEVELOPMENT OF XGBOOST MODELS FOR PREDICTING DEVELOPMENT OF CERVICAL DENTAL LESIONS BASED ON INDEPENDENT RISK PREDICTORS**

ІНФОРМАЦІЯ	АНОТАЦІЯ
Електронна адреса для листування: myhelp200@gmail.com	Вирішення питання значної поширеності пришийкових уражень зубів передбачає проведення скринінгу та призначення профілактичних заходів особам, що належать до груп ризику їх виникнення.
Дата першого надходження статті до видання: 23.08.2026	Мета дослідження – розробити комп'ютерні моделі прогнозування ризику виникнення пришийкових уражень зубів у пацієнтів молодого віку й оцінити їх якість.
Дата прийняття статті до друку після рецензування: 21.09.2026	Матеріали та методи. Вибірку становили 272 пацієнти (середній вік $24,3 \pm 6,9$ року), у яких було визначено незалежні предиктори виникнення клиновидного дефекту (КД), пришийкового карієсу (ПК), ерозії (Е) емалі, що стали вхідними даними до комп'ютерних моделей. Було застосовано метод деревоподібного машинного навчання Extreme Gradient Boosting (XGBoost), реалізований мовою програмування Python з використанням бібліотек scikit-learn, XGBoost та SHAP. Для моделі КД дисбаланс класів враховувався введенням ваги класу (scale_pos_weight), для моделі ПК – звуженим простором гіперпараметрів і повторюваною стратифікованою крос-валідацією, для моделі Е емалі – методом синтетичного балансування вибірки Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE). Оцінку моделей проводили на позавибіркових (out-of-fold) прогнозах із розрахунком Area under the curve-Receiver Operating Characteristic curve (AUC-ROC), чутливості (recall), специфічності, точності та NPV.
Дата публікації (оприлюднення) статті: 16.10.2026	Результати. Було вибрано пріоритет recall над показниками точності та специфічності. Це сприяло зменшенню кількості пропущених випадків для кожної з патологій. Найвища recall = 0,90 у поєднанні з помірною дискримінаційною здатністю (AUC-ROC = 0,702) відповідала моделі прогнозування ПК. Модель прогнозування КД також мала високу recall = 0,833 та дещо вищу порівняно з ПК дискримінаційну здатність (AUC-ROC = 0,714). Це підтвердило доцільність використання алгоритму XGBoost для визначення впливу предикторів на виникнення уражень зубів. Модель прогнозування Е емалі була розроблена
 Стаття поширюється на умовах ліцензії відкритого доступу (CC BY 4.0)	
Ключові слова: ерозія, клиновидний дефект, пришийковий карієс, предиктори, ротова рідина, профілактика.	

в умовах вираженого дисбалансу класів ($n = 15$), тому представлена як континуальна оцінка відносного ризику. Її дискримінаційна здатність ($AUC-ROC = 0,638$) підтвердила наявність корисного прогностичного сигналу за умови застосування SMOTE.

Висновки. Представлені моделі можуть бути використані для ідентифікації осіб з підвищеним ризиком виникнення КД, ПК та Е емалі зубів із метою зменшення їх поширеності й обґрунтування призначення лікувально-профілактичних заходів.

INFORMATION

Email address
for correspondence:
myhelp200@gmail.com

Received: 23.08.2026
Accepted: 21.09.2026
Published: 16.10.2026

Key words: erosion, wedge-shaped defect, cervical caries, predictors, oral fluid, prevention.

ABSTRACT

Addressing the issue of significant prevalence of cervical dental lesions involves screening and prescribing preventive measures for individuals being at risk of their development.

The aim of the study is to develop computer models for predicting risk of development of cervical dental lesions in young patients and evaluate their quality.

Materials and methods. Sample included 272 patients (mean age 24.3 ± 6.9 years), in whom independent predictors for occurrence of wedge-shaped defect (WSD), cervical caries (CC) and enamel erosion (E) were identified that became input data for computer models. There was applied Extreme Gradient Boosting (XGBoost) tree-based machine learning method implemented in Python programming language with the use of scikit-learn and XGBoost libraries and SHAP. For WSD model, class imbalance was taken into account by introducing a class weight (scale_pos_weight), for CC model by a narrowed hyperparameter space and repeated stratified cross-validation, for enamel E model by Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE). The models were evaluated on out-of-sample (out-of-fold) predictions with calculation of Area under the curve-Receiver Operating Characteristic curve (AUC-ROC), sensitivity (recall), specificity, accuracy and NPV.

Results. Priority was given to recall over indicators of accuracy and specificity that resulted in decreasing the number of missed cases for each pathology. The highest recall = 0.90 combined with moderate discrimination ability ($AUC-ROC = 0.702$) was consistent with CC prediction model. WSD prediction model also had a high recall = 0.833 and a slightly higher discrimination ability compared to CC ($AUC-ROC = 0.714$). This confirmed feasibility of using XGBoost algorithm to determine influence of predictors on development of dental lesions. Enamel E prediction model was developed under conditions of pronounced class imbalance ($n = 15$), therefore it is presented as a continuous evaluation of relative risk. Its discrimination ability ($AUC-ROC = 0.638$) confirmed presence of a useful prognostic signal when using SMOTE.

Conclusions. Presented models can be used to identify individuals at increased risk of developing WSD, CC, and E of tooth enamel in order to reduce their prevalence and justify the prescribing therapeutic and preventive measures.

Вступ. Пришийкові ураження зубів мають значну поширеність серед осіб старше 30 років порівняно з молодшими віковими групами. На сьогодні цей показник невинно зростає. Таке положення підтверджує актуальність комплексного підходу до їх ранньої діагностики на доклінічному рівні, що сприятиме збереженню інтактності твердих тканин, а отже, збільшенню терміну функціонування зубів [1]. Для вирішення цього питання важливо розуміти

етіологію і патофізіологію пришийкової патології зубів, мати чіткі уявлення про предиктори виникнення і створювати умови для зниження їх негативного впливу [2, 3]. Але клінічний огляд ротової порожнини (РП) не дає відповіді на ці питання і часто вже констатує розвиток патології у пришийковій ділянці (ПД) зубів. Тому покращений скринінг і своєчасні втручання повинні становити основу профілактичної програми [4].

Для автоматизації процедури прогнозування, об'єктивізму його результатів останнім часом використовують математичне моделювання. Такий підхід може значно спростити та прискорити процес скринінгу і стати підставою для розробки персоніфікованих планів профілактики. Але більше уваги приділяється контролю за процесом прогресування патології у ПД зубів, а не питанням її виникнення [3]. Так, для підвищення точності діагностики карієсу зубів усе частіше використовують ансамблеві моделі на основі медичної візуалізації [1, 5]. Більша частина моделей, наприклад інтелектуальна система CariSeg, аналізуючи рентгенівські знімки зубів за допомогою штучного інтелекту, дає можливість визначати вже кавітовані каріозні ураження [6].

Іншими дослідниками [7] для виявлення карієсу зубів і персоніфікованого моніторингу було запропоновано використовувати випадковий ліс і біомаркери слини. Ротова рідина (РР) відображає сумарний стан РП та безпосередньо пов'язана з індивідуальною профілактикою, тому розглядається як перспективний субстрат для визначення доклінічних предикторів виникнення патології зубів [2, 8]. Також слина є найбільш зручним біоматеріалом для скринінгу, оскільки її забір неінвазивний, швидкий і зручний для повторного дослідження з метою порівняння показників під час наступних оглядів і, таким чином, оцінювання ефективності призначених заходів [9]. У цьому контексті РР можна використовувати як інструмент, що здатен доповнити клінічну діагностику, але не замінити її [8].

Сучасні дослідження зосереджені на пошуку універсальних біомаркерів карієсу та некаріозних уражень зубів. На думку О. В. Клітинської та М. М. Лешко [2], фізико-хімічні параметри слини впливають на рівень ризику виникнення карієсу зубів і можуть бути використані для розробки моделей його прогнозування. Також відомо, що РР є важливим біологічним захисним чинником зубів від Е емалі. Але багатофакторність етіопатогенезу пришийкової патології зубів передбачає під час створення моделей залучення різнопланових предикторів. Проте на сьогодні авторам невідомо про існування скринінгових моделей машинного навчання для прогнозування найбільш поширених уражень зубів у ПД (клиновидного дефекту [КД], пришийкового карієсу [ПК] та Е емалі) на основі незалежних предикторів у пацієнтів молодого віку, що робить їх створення актуальним.

Мета дослідження – розробка й оцінка якості комп'ютерних моделей прогнозування ризику виникнення пришийкових уражень зубів (КД, ПК та Е емалі) на основі незалежних предикторів у пацієнтів молодого віку з метою

своєчасного виявлення осіб із високим ризиком і підвищення ефективності первинних профілактичних заходів.

Матеріали та методи дослідження. Вибірку становили 272 пацієнти (174 жінки і 98 чоловіків) 18–44 років (середній вік $24,3 \pm 6,9$ року) різних соціальних груп і професій. Критеріями включення осіб у дослідження були молодий вік згідно з класифікацією ВООЗ (2016), відсутність алко- та наркозалежності, новоутворень, туберкульозу, ВІЛ / СНІДу, гепатиту С, розладів психіки, вагітності, періоду лактації, професійних шкідливостей. Усім пацієнтам було проведено стоматологічне обстеження й анкетування за розробленою «Анкетою / опитувальником для пацієнта», визначено біофізичні показники нестимульованої РР (рН, буферну ємність і швидкість слиновиділення [ШС] у мл/хв). Взагалі було досліджено 120 потенційних факторів виникнення патології зубів у ПД.

За результатами обстеження у 125 пацієнтів було діагностовано пришийкові ураження зубів (у 60 осіб КД, у 50 – ПК, у 15 – Е емалі зубів). Спочатку для розробки скринінгових моделей були використані 27 факторів, які за результатами однофакторного аналізу (таблиці спряженості 2×2) продемонстрували статистично значущий зв'язок хоча б з однією з трьох визначених патологій зубів [10]. Такий підхід спростив практичне використання інструменту, однак не врахував особливості етіопатогенезу виникнення кожного ураження у ПД та вплив взаємної колінеарності факторів на стабільність їх внеску в модель.

Тому в подальшому було досліджено 84 найбільш значущі потенційні чинники методами однофакторного й багатофакторного аналізу (логістичної регресії з L1-регуляризациєю [LASSO]) [11]. Для побудови скринінгових моделей були відібрані лише незалежні предиктори (первинні етіологічні, що є значущими в обох логістичних регресійних аналізах зі зміною відношення шансів [ВШ] меншою за 20%) [12]. Такий підхід дав змогу контролювати взаємний вплив колінеарних факторів і виконувати автоматичний відбір змінних, обнуляючи коефіцієнти малоінформативних потенційних предикторів. З аналізу були виключені фактори з кількістю спостережень меншою за 10. У зв'язку з тим, що більшість предикторів відрізнялася залежно від типу ураження у ПД, було прийнято рішення розробити окремі логістичні моделі для КД, ПК та Е емалі зубів.

Як метод машинного навчання було вибрано деревоподібний алгоритм Extreme Gradient Boosting (XGBoost), реалізований мовою програмування Python (версія 3.12.0) з використанням бібліотек scikit-learn (версія 1.7.2), XGBoost (версія 3.1.2) та SHAP (версія 0.50.0). Оскільки навчання

моделей проводилося методом крос-валідації (nested cross-validation), а не за фіксованим одноразовим розподілом на навчальну / валідаційну / тестову підмножини, пряме відсоткове співвідношення для всієї вибірки не застосовувалося. Натомість у разі 5-блочної зовнішньої крос-валідації (моделі КД і ПК зубів) кожне зовнішнє розбиття відповідало співвідношенню приблизно 80% навчальних до 20% тестових даних, а за 3-блочної (модель Е емалі) – приблизно 67% до 33%. При цьому кожен пацієнт по черзі потрапляв і до навчальної, і до тестової підмножини в різних блоках / повторях, що дало змогу отримати оцінку якості моделі на всій вибірці без втрати даних на «відкладений» тест.

Дисбаланс класів (60 пацієнтів з КД проти 212 без КД, співвідношення $\approx 3,5 : 1$) було враховано введенням параметра ваги класу (scale_pos_weight), яка обчислювалась окремо для кожної навчальної підвибірки пропорційно до фактичного співвідношення класів у ній. Підбір гіперпараметрів моделі й оцінку її якості проводили методом вкладеної крос-валідації. Вибірку було розділено на п'ять зовнішніх стратифікованих блоків. У межах кожного з блоків гіперпараметри підбирали методом випадкового пошуку (RandomizedSearchCV, 25 ітерацій) із 4-блочною внутрішньою стратифікованою крос-валідацією за критерієм AUC-ROC (Area under the curve – Receiver Operating Characteristic curve). Фінальна модель навчалася на всій вибірці з гіперпараметрами, які показали найкращий результат внутрішньої крос-валідації (AUC = 0,790). Поріг класифікації (Threshold) визначався за критерієм Юдена (ROC-аналіз). Для моделі КД він становив 0,416, що є меншим за стандартне значення 0,5.

Додатково було апробовано альтернативний підхід до вибору порогу. За заданим цільовим рівнем чутливості проводилися розрахунки для значень 0,75; 0,80; 0,85; 0,90 замість автоматичної оптимізації за критерієм Юдена. Порівняльний аналіз показав, що підвищення цільової чутливості з 0,833 (значення, отримане за критерієм Юдена) до 0,90 супроводжувалося зниженням специфічності з 0,519 до 0,358 (тобто зростанням частки хибнопозитивних прогнозів на 16 відсоткових пунктів). При цьому приріст передбачуваної цінності негативного результату становив 1% (з 0,917 до 0,927). З огляду на таке непропорційне співвідношення виграшу та втрат для остаточної моделі для забезпечення балансу чутливості та специфічності було збережено поріг, визначений за критерієм Юдена.

Поріг класифікації для моделі ПК вибирався за критерієм мінімально гарантованої чутливості (sensitivity $\geq 0,90$). Порівняльний аналіз показав, що поріг за критерієм Юдена

забезпечував чутливість 0,700 та специфічність 0,676, тоді як вибраний поріг 0,244 для чутливості не менш ніж 0,90 підвищував чутливість на 20 відсоткових пунктів ціною зниження специфічності на 32 відсоткові пункти до 0,356. Тому серед порогів для моделі було вибрано поріг 0,244 з максимально можливою специфічністю. Такий підхід відповідає завданню скринінгового інструменту, де пріоритетом є мінімізації пропущених випадків патології.

Оцінку ефективності моделей прогнозування КД та ПК зубів проводили на позавибіркових (out-of-fold) прогнозах усіх зовнішніх блоків крос-валідації. Було розраховано AUC-ROC (з довірчим інтервалом [ДІ] 95%), чутливість, специфічність, точність (precision), передбачувану цінність негативного результату (NPV), F1-score та середню точність (AP – average precision).

Методом XGBoost було побудовано окрему скринінгову модель прогнозування виникнення Е емалі зубів. Явно виражений дисбаланс класів (15 пацієнтів з Е емалі проти 257 без Е емалі) враховувався методом синтетичного балансування вибірки Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE), який полягає у штучному збільшенні кількості випадків. Разом з XGBoost це підвищує здатність до узагальнення завдяки поступовому коригуванню помилок ранніх дерев та оптимізації функцій втрат [13]. Синтетичні приклади генерувалися тільки на тренувальній частині кожного розбиття вибірки, що забезпечило відсутність витoku інформації в тестову частину. Гіперпараметри XGBoost було зафіксовано без автоматизованого підбору, оскільки 15 діагностованих випадків патології зубів роблять процес пошуку «найкращих» гіперпараметрів додатковим джерелом перенавчання моделі на шумі.

Оцінку якості моделі прогнозування Е емалі зубів було проведено за допомогою повторюваної стратифікованої крос-валідації (3 фолди $\times$ 20 повторів), що дало змогу отримати більш стабільну оцінку порівняно з одноразовим поділом вибірки. Її ефективність визначали за AUC-ROC та AP, отриманими на позавибіркових прогнозах. AUC розраховувався окремо для кожного з 20 повторів крос-валідації (за пулом позавибіркових прогнозів у межах одного повтору), після чого визначалися середнє значення та розкид за повторами. Додатково для порівняння з форматом, використаним для моделей КД і ПК, наведено класичний 95% ДІ (бутстреп, bootstrap), розрахований на прогнозах одного репрезентативного повтору.

Значення чутливості та специфічності розроблених моделей інтерпретували як низькі ($< 60\%$), помірні (60–79%) або високі ($\geq 80\%$). Значення AUC-ROC оцінювали як низькі (0,50–0,70), помірні (0,71–0,90) та високі ($> 0,90$) [14].

Результати дослідження та їх обговорення Моделювання прогнозу виникнення ПК зубів

Для прогнозування виникнення ПК зубів було побудовано скринінгову деревоподібну модель на визначених 8 незалежних предикторах: Шс менша за 0,5 мл/хв, буферна ємність РР менша за 6,5, вживання фруктів (цитрусових, яблук, ківи) у середньодобовій кількості 2,5 штуки та більше, чаю з лимоном, наявність патологічного виду прикусу, вкороченої вуздечки язика, оклюзійної стертості зубів і тріщин емалі, які діагностуються під час візуального огляду вестибулярної поверхні зубів за природного та/або штучного освітлення й висушування. Ефективність моделі за підсумками тестування на поза-вибіркових прогнозах наведена в табл. 1.

Таблиця 1

Метрики якості моделі XGBoost для прогнозування ПК зубів

Метрика	Значення
Поріг	0,244
AUC-ROC (95% ДІ)	0,702 (0,619–0,781)
Правильність класифікації	0,456
Збалансована правильність класифікації	0,628
Точність	0,239
Чутливість	0,900
Специфічність	0,356
NPV	0,940
F1-score	0,378
Середня точність	0,326

Примітка: AUC-ROC – Area under the curve – Receiver Operating Characteristic curve, ДІ – довірчий інтервал, NPV – передбачувана цінність негативного результату.

Визначена чутливість моделі 0,90 підтверджує її високу здатність виявляти пацієнтів із наявним ризиком виникнення ПК зубів. Стабільність цього результату додатково підтверджується показниками за 50 зовнішніми розбиттями повторюваної крос-валідації. Середні $AUC = 0,690 \pm 0,095$, специфічність $0,414 \pm 0,179$ та чутливість $0,904 \pm 0,020$ свідчать про відтворюваність оцінки якості моделі за різних варіантів поділу вибірки.

Отримані низькі значення специфічності 0,356 і точності 0,239 є очікуваним наслідком вибраної скринінгової стратегії з пріоритетом чутливості. Значна частка пацієнтів без ПК потрапляє до групи ризику, що є допустимою ціною за мінімізацію пропущених випадків на етапі первинного скринінгу. Водночас висока передбачувальна цінність негативного

результату $NPV = 0,940$ підтверджує надійність моделі саме як інструменту виключення діагнозу, оскільки негативний прогноз підтверджується у понад 94% випадків. Визначений 95% ДІ AUC-ROC (0,619–0,781) не перетинає межу 0,5. Це підтверджує статистично значущу дискримінаційну здатність моделі, хоча й помірну за силою.

ROC-крива (рис. 1. А) демонструє здатність моделі розділяти пацієнтів з підвищеним ризиком розвитку ПК зубів. $AUC = 0,702$ відповідає помірній дискримінаційній здатності.

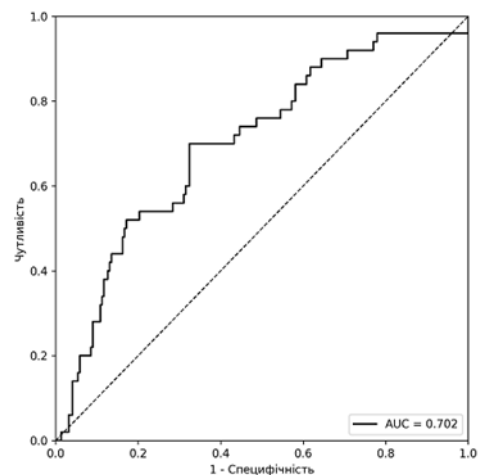


Рис. 1. А. ROC-крива

Примітка: AUC – Area under the curve

Вісь абсцис показує величину (1 – специфічність), тобто частку хибнопозитивних прогнозів. Значення «1» відповідає нульовій специфічності, коли модель відносить до групи ризику абсолютно всіх пацієнтів. Крива стабільно відхиляється від діагоналі в робочому діапазоні порогів. Це приблизно в 1,8 раза підтверджує перевагу моделі над випадковим прогнозуванням.

PR-крива демонструє співвідношення точності та чутливості моделі за різних порогів класифікації (рис. 1. Б). Площа під PR-кривою показує середню точність і дорівнює 0,326. Це значення перевищує базовий рівень, який відповідає частці пацієнтів з ПК зубів у вибірці ($50 / 272 \approx 0,184$). Можна вважати, що модель дійсно має практичну цінність порівняно з випадковим прогнозуванням.

Графік на рис. 1. В демонструє величину та напрям впливу кожного предиктора на прогноз моделі для кожного окремого пацієнта.

Домінуючим фактором виникнення ПК зубів була визначена Шс менша за 0,5 мл/хв. Її внесок значно перевищує внесок інших незалежних факторів. Для значень Шс менших за 0,5 мл/хв (червоні точки) прогноз стабільно

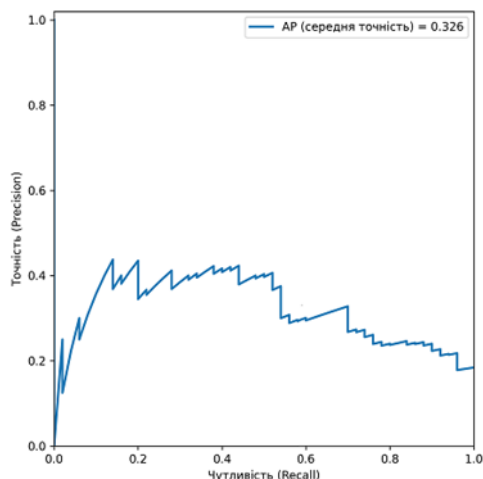


Рис. 1. Б. PR-крива

Примітка: AP – average precision.

зміщується у бік підвищення ризику, тоді як більші значення Шс (сині точки) переважно знижують прогнозований ризик. Патологічний вид прикусу, вживання чаю з лимоном і наявність оклюзійної стертості зубів показали бінарний вплив. Присутність цих чинників (червоні точки) підвищує прогнозований ризик, а їх відсутність (сині точки) знижує. Вживання фруктів у середній кількості 2,5 штуки на день і буферна ємність РР менша за 6,5 мають менш однозначний, найімовірніше, нелінійний вплив. Тріщини емалі, які діагностуються під час візуального огляду вестибулярної поверхні зубів за природного та /або штучного освітлення та висушування, і наявність вкороченої вуздечки язика виявилися предикторами з мінімальною прогностичною цінністю в межах моделі.

Аналіз важливості ознак підтвердив провідну роль Шс ($0,087 \pm 0,053$). Це єдиний предиктор, для якого зниження AUC за перемішування значень було стабільно додатним і статистично відокремленим від нуля. Внесок патологічного виду прикусу ($0,026 \pm 0,027$), вживання чаю з лимоном ($0,026 \pm 0,025$) і наявність оклюзійної стертості зубів ($0,021 \pm 0,022$) виявилися менш стабільними, тому що стандартне відхилення тут сумірне із середнім значенням. Для вживання фруктів ($0,012 \pm 0,028$) і тріщин емалі ($0,001 \pm 0,008$) стандартне відхилення суттєво перевищувало середнє значення. Для буферної ємності РР середнє значення було незначно від'ємним ($-0,010 \pm 0,031$), тобто перемішування цієї ознаки в середньому не погіршувало якості прогнозу. Це може свідчити про відсутність самостійного стабільного внеску цього предиктора в межах побудованої моделі, а не про втрату сигналу через мультиколінеарність між ознаками.

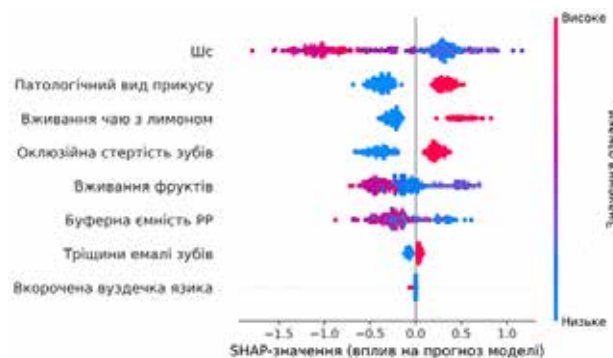


Рис. 1. В. Розподіл впливу предикторів для ПК (SHAP summary plot)

Примітка: Шс – швидкість слиновиділення, РР – ротова рідина.

Моделювання прогнозу виникнення КД зубів

Для прогнозування виникнення КД зубів була побудована модель на 5 незалежних предикторах, отриманих методами логістичної регресії. Незалежними факторами розвитку КД було визначено вік 25 років і старше, рецесію ясен (РЯ), Шс меншу за 0,5 мл/хв, наявність у РП видалених зубів, гігієнічної звички прикладати тиск на зубну щітку. За підсумками тестування на позавибіркових прогнозах модель показала чутливість 0,833 (табл. 2).

Це підтверджує її високу здатність коректно визначати переважну більшість осіб із ризиком виникнення КД зубів. Отримані помірні значення точності 0,329 та загальної правильності класифікації 0,588 вказують на наявність значної кількості хибнопозитивних прогнозів. Визначені показники не зменшують клінічної значущості моделі, оскільки хибнопозитивні результати можуть бути уточнені під час подальшого додаткового обстеження пацієнта або скориговані профілактичними заходами. Водночас висока передбачувана цінність негативного результату (показник NPV = 0,917 в табл. 2) свідчить про надійність моделі саме як інструменту виключення діагнозу.

Значення F1-score = 0,472 та збалансована правильність класифікації 0,676 вказують на помірно збалансовану ефективність моделі. Проте AUC-ROC = 0,714 (95% ДІ [0,640–0,786]) відповідає помірній дискримінаційній здатності щодо розподілу пацієнтів на групи з ризиком виникнення КД зубів та осіб без ознак патології. Усі отримані показники є прийнятними для моделей первинного скринінгу.

На рис. 2. А представлена ROC-крива, яка демонструє здатність моделі розділяти осіб із підвищеним ризиком розвитку КД та без нього. Площа під ROC-кривою становить AUC = 0,714.

Таблиця 2

Метрики якості моделі XGBoost для прогнозування КД зубів

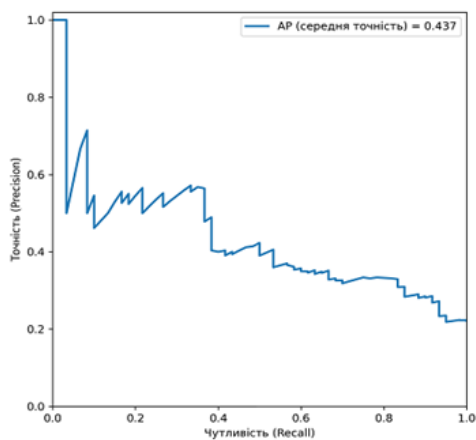
Метрика	Значення
Поріг	0,416
AUC-ROC (95 % ДІ)	0,714 (0,640–0,786)
Правильність класифікації	0,588
Збалансована правильність класифікації	0,676
Точність	0,329
Чутливість	0,833
Специфічність	0,519
NPV	0,917
F1-score	0,472
Середня точність	0,437

Примітка: AUC-ROC – Area under the curve – Receiver Operating Characteristic curve, ДІ – довірчий інтервал, NPV – передбачувальна цінність негативного результату.

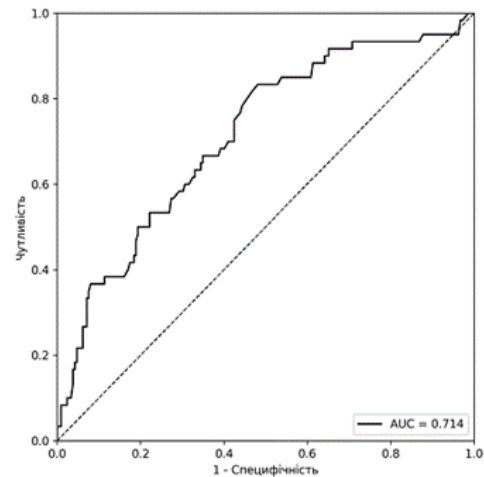
Це відповідає помірній дискримінаційній здатності моделі.

PR-крива (рис. 2. Б) показує, що модель прогнозу КД за низьких значень чутливості від 0,1 до 0,35 демонструє точність в межах 0,5–0,7, після чого поступово знижується до 0,2 з наближенням чутливості до 1,0. Площа під PR-кривою, що дорівнює середній точності 0,437, майже вдвічі перевищує частку пацієнтів з КД у вибірці ($60 / 272 \approx 0,221$), що підтверджує не випадковість роботи моделі.

Графік на рис. 2. В наочно показує величину та напрям впливу кожного предиктора на прогноз виникнення КД для окремого пацієнта. Найвиразніший і найбільш монотонний зв'язок демонструє вік 25 років. При цьому молодший

**Рис. 2. Б. PR-крива**

Примітка: AP – average precision.

**Рис. 2. А. ROC-крива**

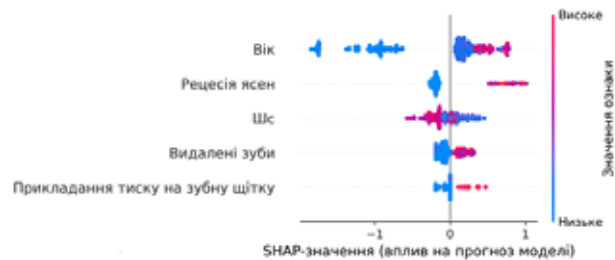
Примітка: AUC – Area under the curve.

вік (сині точки) стабільно зміщує прогноз у бік зниження ризику (до $-1,8$), тоді як збільшення віку (червоні точки) підвищує прогнозований ризик.

Аналогічна чітка залежність характерна і для РЯ. Її відсутність, зображена синіми точками, знижує прогнозований ризик, тоді як наявність (червоні точки) різко підвищує його (до $+1,0$). Це найсильніший вплив у бік підвищення ризику серед усіх предикторів (на відміну від віку, чия найбільша амплітуда впливу спрямована переважно в бік зниження ризику в молодому віці). Шс демонструє менш нелінійний вплив. Для цього фактора точки з високими та низькими значеннями ознаки перемішані без чіткого розподілу. Наявність у РП видалених зубів і звички в пацієнта прикладати тиск на зубну щітку мають помітно більш слабкий, але узгоджений із клінічними очікуваннями напрям впливу. Більші значення обох ознак підвищують прогнозований ризик.

Моделювання прогнозу виникнення Е емалі зубів

Для прогнозування виникнення Е емалі зубів було також побудовано скринінгову

**Рис. 2. В. Розподіл впливу предикторів для КД (SHAP summary plot)**

Примітка: Шс – швидкість слиновиділення.

деревоподібну модель на визначених двох незалежних предикторах: наявності оклюзійної стертості зубів і тріщин емалі, які діагностуються під час візуального огляду вестибулярної поверхні зубів за природного та /або штучного освітлення та висушування. Ефективність моделі за підсумками тестування наведена в табл. 3. Середній AUC-ROC за 20 повторами крос-валідації становив $0,638 \pm 0,013$ (95% діапазон за повторами: 0,616–0,658). AUC на представницькому повторі дорівнював 0,637. Загалом модель продемонструвала статистично не випадкову, але недостатньо точну для остаточних клінічних висновків дискримінаційну здатність. Середнє значення точності за 20 повторами дорівнювало $0,078 \pm 0,002$, що перевищує базовий рівень, який відповідає частці пацієнтів з Е емалі у вибірці ($15 / 272 \approx 0,055$) приблизно в 1,4 раза.

Таблиця 3

Метрики якості моделі XGBoost для прогнозування Е емалі зубів

Метрика	Значення
AUC-ROC (середнє за 20 повторами CV)	0,638
Стандартне відхилення (за повторами CV)	0,013
Розкид AUC за повторами (2,5–97,5 перцентиль)	0,616–0,658
AUC-ROC (репрезентативний повтор)	0,637
95% ДІ AUC (бутстреп за пацієнтами)	0,497–0,761
Середня точність (середнє за повторами CV)	0,078
Стандартне відхилення середньої точності	0,002
Розкид AP за повторами (2,5–97,5 перцентиль)	0,075–0,083

Примітка: AUC-ROC – Area under the curve – Receiver Operating Characteristic curve, ДІ – довірчий інтервал, AP – average precision.

ROC-крива була побудована на прогнозах репрезентативного повтору крос-валідації (рис. 3. А). Крива відхиляється від діагоналі переважно в діапазоні високих значень чутливості більших за 0,6, що відповідає AUC = 0,637.

Як показує PR-крива (рис. 3. Б), за дуже низьких значень чутливості точність сягає максимуму, але це стосується лише одного-двох пацієнтів із найвищою прогнозованою імовірністю. Після різкого падіння точність стабілізується в межах 0,06–0,09 та утримується на цьому рівні на більшій частині діапазону чутливості (0,2–0,8), демонструючи незначне локальне підвищення до $\approx 0,10$ у діапазоні чутливості 0,85–0,9,

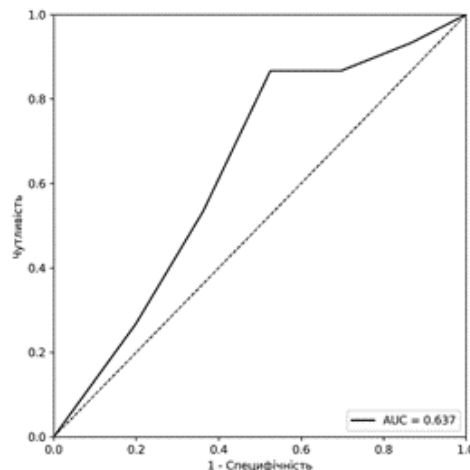


Рис. 3. А. ROC-крива

Примітка: AUC – Area under the curve.

після чого знижується до $\approx 0,05$ – $0,06$ за чутливості, що наближається до 1,0. Такий вигляд кривої є типовим для задач з екстремальним дисбалансом класів.

Напрямок впливу кожного предиктора показано на діаграмі (рис. 3. В).

Домінуючим і практично єдиним фактором виникнення Е були визначені тріщини емалі,

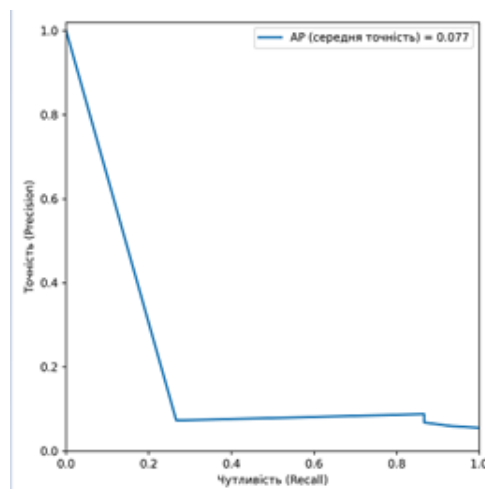


Рис. 3. Б. PR-крива

Примітка: AP – average precision.

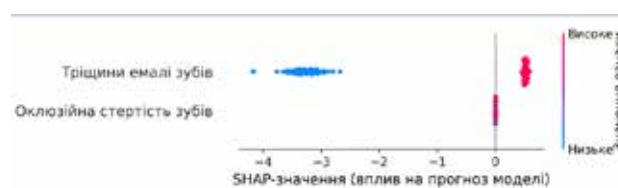


Рис. 3. В. Розподіл впливу предикторів для Е емалі (SHAP summary plot)

внесок оклюзійної стертості зубів був нульовим. Модель фактично не використовує цей предиктор для прогнозування в жодному з випадків. Аналіз важливості за впливом на AUC-ROC підтвердив цю картину: для тріщин емалі зниження AUC за перемішування значень було стабільно додатним і чітко відокремленим від нуля ($0,173 \pm 0,078$). Для оклюзійної стертості зубів перестановочна важливість виявилася рівно нульовою ($0,000 \pm 0,000$) в усіх 60 зовнішніх розбиттях (3×20).

Отже, модель для Е емалі зубів варто розглядати як пілотну, а не як завершений клінічний інструмент з огляду на вкрай малу кількість її підтверджених клінічних випадків. Будь-яка оцінка якості моделі за таких умов має обмежену статистичну потужність, що відображено в широкому пацієнт-рівневому ДІ AUC ($0,497\text{--}0,761$). Також фіксується виражена асиметрія внеску предикторів у деревоподібній моделі. Оклюзійна стертість зубів, попри статистично значущий зв'язок з Е емалі за результатами логістичного аналізу ($BH = 1,24$; 95% ДІ $[1,10\text{--}1,39]$), не отримала самостійного внеску в межах побудованої XGBoost-моделі. Це, вірогідно, пояснюється тим, що прогностична сила тріщин емалі ($BH = 5,87$) за однофакторним аналізом істотно перевищує внесок оклюзійної стертості зубів, а за обмеженої кількості подій дерево рішень із застосованою регуляризациєю не знаходить додаткової вигоди від розщеплення за слабшою ознакою. Це не є артефактом моделювання, а відображає співвідношення сили зв'язку двох незалежних предикторів Е емалі в наявній вибірці. Для підтвердження самостійної прогностичної ролі оклюзійної стертості зубів необхідна більша за розміром вибірка. З огляду на статистичну нестабільність оцінки за такої кількості подій модель для Е емалі представлена не як бінарний скринінг-тест із фіксованим порогом класифікації, а як континуальна оцінка відносного ризику. Прогностична ймовірність використовується для ранжування пацієнтів за ризиком розвитку Е емалі зубів без визначення конкретного порогу «позитивний / негативний» результат.

Застосування в дослідженні алгоритму XGBoost дало змогу врахувати нелінійні та комбіновані взаємозв'язки між предикторами. Це є перевагою порівняно з традиційним логістичним регресійним аналізом. Додавання SHAP-аналізу для інтерпретації моделей наочно показало не лише прогностичну оцінку ризику, а й кількісний внесок кожного окремого предиктора. Це підвищує клінічну прозорість моделей та довіру до них з боку лікаря.

Представлене дослідження є другим етапом розробки моделей прогнозування пришийкових уражень зубів у пацієнтів молодого

віку. Застосування двоетапного підходу дало можливість сформулювати менші за обсягом, але клінічно обґрунтовані специфічні набори незалежних предикторів для кожної патології окремо замість використаного раніше єдиного узагальненого набору факторів [10]. Це є принциповою методологічною відмінністю нових моделей, розроблених із метою підвищення їх інтерпретованості та практичного застосування в клінічній практиці. Частина предикторів зберегла свою прогностичну значущість в обох версіях моделей (вік, РЯ, Шс, оклюзійна стертість зубів), що підтверджує їх стійкий етіологічний внесок. Водночас частина факторів не пройшла жорсткіший критерій незалежності на другому етапі відбору (LASSO зі стабільністю ВШ), тому не увійшла до фінальних моделей. Натомість з'явилися нові предиктори (буферна ємність РР, вживання фруктів і чаю з лимоном, патологічний вид прикусу, вкорочена вуздечка язика, тріщини емалі, наявність видалених зубів, звичка прикладати тиск на зубну щітку), значущість яких підтвердилася саме за умови контролю колінеарності з іншими чинниками.

На підставі визначених незалежних предикторів окремо для кожної патології у ПД зубів моделі систематизували різноманітні етіологічні чинники, частина з яких була використана в інших інструментах [9]. Виявлений найбільш виразний і монотонний зв'язок між віком пацієнта 25 років і старше та виникненням КД зубів відповідає спостереженням сучасних дослідників [15] і підтверджує важливість проведення скринінгу в осіб молодого віку. Визначений сильний вплив РЯ на розвиток КД не є випадковим. РЯ є поширеним клінічним маркером некаріозних пришийкових уражень зубів [16]. Домінуючим предиктором виникнення Е емалі були глибокі тріщини емалі на вестибулярній поверхні зубів. Їх поява призводить до порушення хімічних зв'язків між кристалами гідроксиапатиту, проникненню води до емалі, унаслідок чого в подальшому виникають мікросколи, роблячи зуб більш вразливим до розчинення, хімічної Е або абразивних факторів, формуючи некаріозну пришийкову патологію [17].

Пряме порівняння отриманих результатів із розробленою раніше на цій самій вибірці скринінговою моделлю авторів [10] демонструє різноспрямовану динаміку дискримінаційної здатності: AUC-ROC для моделі ПК знизився з 0,841 до 0,702, для моделі КД зріс з 0,636 до 0,714, а для моделі Е емалі знизився з 0,716 до 0,638. Визначені відмінності є прямим наслідком зміни методики відбору предикторів. Перехід від єдиного універсального набору факторів до окремих, значно менших за обсягом наборів незалежних предикторів для кожної патології,

закономірно змінив інформаційне навантаження на кожну з трьох моделей.

Зміна AUC для моделей ПК та Е емалі, безумовно, знижує якісне їх сприйняття. Але слід мати на увазі, що частина факторів, які в попередній моделі формально підвищували показник дискримінації, оскільки були значущими для інших патологій або відображали спільну колінеарну інформацію, не пройшли жорсткіший критерій незалежності (стабільність за одного-та багатфакторним аналізом зі зміною ВШ менше за 20%) і були виключені з відповідних моделей. Натомість зростання AUC для моделі КД свідчить про протилежний ефект, тобто звуження набору до дійсно незалежних предикторів прибрало «шумові» фактори. Представлені моделі, побудовані на клінічно специфічних наборах незалежних предикторів, показали краще калібрований і ширше розподілений вихід імовірностей, що й зумовило суттєво вищі порогові значення, ближчі до клінічно звичного діапазону.

Безпосереднє порівняння запропонованих моделей із роботами інших дослідників можливе лише опосередковано, з моделями прогнозування некаріозних уражень зубів і карієсу незалежно від його локалізації. Моделі, розроблені A. Alvarez-Arenal et al. [18, 19], мали 68,75% і 61,43% прогностичну ефективність у виникненні некаріозних пришийкових уражень зубів. Тому науковці дійшли висновку, що предиктори, які увійшли до прогностичних моделей (у переважній більшості це були оклюзійні фактори), недостатні для пояснення появи патології зубів у ПД. Також відомі три статистичні моделі, що використовували вік, вік і стать, а також усі коваріанти разом і мали помірну прогностичну ефективність [20].

Не повністю задовільні результати відомих моделей прогнозу виникнення карієсу зубів означають, що слід враховувати альтернативні чинники [21]. Автори визначили домінуючим предиктором розвитку ПК зубів Шс меншу за 0,5 мл/хв, що підтвердило особливу роль підтримки в нормі біофізичних показників РР для функціонування органів і тканин РП [22]. Прогностичний аналіз показав, що LASSO є найкращою моделлю карієсу зубів у молодих людей на основі набору поздовжньо отриманих змінних-предикторів та дає змогу визначити найважливіші з них за допомогою методів машинного навчання. Однак для підвищення якості й узагальненості прогнозування карієсу необхідні дані з більш різноманітної популяції [11]. Передбачається, що розроблені моделі допоможуть лікарю скорегувати об'єм індивідуальних втручань і визначити періодичність моніторингу.

Обмеженням усіх трьох розроблених моделей є помірний специфічність. Це не знижує клінічної цінності підходу, однак визначає напрям подальшого вдосконалення. Також існують обмеження щодо вибірки пацієнтів: обстежені були окремої вікової групи з гендерною асиметрією (64% становили жінки) та мешкали в окремому географічному регіоні.

Висновки. 1. Розроблені моделі машинного навчання на основі алгоритму XGBoost дають можливість розподіляти пацієнтів молодого віку за ризиком виникнення КД, ПК та Е емалі зубів. Усі три моделі можна використовувати як інструменти первинного скринінгу для призначення профілактичних заходів.

2. Для моделей прогнозування виникнення КД та ПК зубів було досягнуто високого рівня чутливості (0,833 і 0,90 відповідно) за помірної дискримінаційної здатності (AUC-ROC = 0,714 і AUC-ROC = 0,702 відповідно).

3. Для моделі прогнозування Е емалі зубів в умовах вираженої обмеженості вибірки застосування методу SMOTE забезпечило прийнятну дискримінаційну здатність (AUC-ROC = 0,638). Але цю модель рекомендовано використовувати як інструмент відносного ранжування ризику, а не бінарної скринінгової класифікації.

4. Усі незалежні предиктори, використані в моделях, можуть бути визначені безпосередньо під час стоматологічного обстеження пацієнта. Це підвищує практичну спрямованість розроблених моделей у повсякденній лікарській практиці.

Перспективи подальших досліджень. Планується подальше вдосконалення розроблених моделей із метою підвищення специфічності за збереження високої чутливості, розширення об'єму вибірки (для моделі Е емалі зубів), а також дослідження можливості комбінування різних видів моделей.

Конфлікт інтересів. Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів.

Джерело фінансування. Дослідження не отримувало зовнішнього фінансування і було проведено в межах дисертації першого автора «Клініко-патогенетичне обґрунтування диференційованого підходу до діагностики, лікування і профілактики пришийкових уражень твердих тканин зубів» (2021–2024).

Етичні вимоги. Дослідження було проведено згідно з етичними вимогами і повністю виключало обмеження інтересів пацієнта та нанесення шкоди його здоров'ю (висновок Комісії з біоетики Донецького національного медичного університету № 43 від 21.01.2021).

Внесок авторів. І. І. Заболотна – концепція та дизайн дослідження, збір даних, аналіз

та інтерпретація даних, написання рукопису, редагування та критичний перегляд рукопису, остаточне затвердження статті. Т. Л. Богданова – написання рукопису, редагування та критичний перегляд рукопису, остаточне затвердження статті.

Список літератури

1. Alsubai S. Enhancing prediction of tooth caries using significant features and multi-model classifier. *PeerJ Comput Sci*. 2023. Vol. 9. P. e1631. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.1631>.
2. Клітинська О. В., Лешко М. М. Метаболом слини як інструмент діагностики в стоматології. *Intermedical journal*. 2025. Вип. 1. С. 36–40. 10.32782/2786-7684/2025-1-6.
3. Contemporary diagnosis and management of dental erosion / T. Donovan et al. *J Esthet Restor Dent*. 2021. Vol. 33 (1). P. 78–87. <https://doi.org/10.1111/jerd.12706>.
4. Associated risk factors with quantitative erosive tooth wear progression / F. Marro et al. *J Dent*. 2022. Vol. 123. P. 104179. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2022.104179>.
5. A systematic literature review: exploring the challenges of ensemble model for medical imaging / M. R. Supriyadi et al. *BMC Med Imaging*. 2025. Vol. 25 (1). P. 128. <https://doi.org/10.1186/s12880-025-01667-4>.
6. Teeth segmentation and carious lesions segmentation in panoramic X-ray images using CariSeg, a networks' ensemble / A. C. Mărginean et al. *Heliyon*. 2024. Vol. 10 (10). P. e30836. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e30836>.
7. Salivary Biomarkers for Dental Caries Detection and Personalized Monitoring / P. N. Paqué et al. *J Pers Med*. 2021. Vol. 11 (3). P. 235. <https://doi.org/10.3390/jpm11030235>.
8. Одноралов А. І. Біомаркери порожнини рота у діагностиці запалення пародонта у підлітків та осіб молодого віку: критичний огляд доказової бази та концептуальна схема клініко-лабораторного скринінгу. *Intermedical Journal*. 2026. Вип. 2. С. 70–77. <https://doi.org/10.32782/2786-7684/2026-2-11>.
9. Огляд сучасних методик оцінки ризику появи карієсу / Я. Ю. Водоріз та ін. Актуальні проблеми сучасної медицини: Вісник Української медичної стоматологічної академії. 2024. Т. 24, вип. 4. С. 277–283. <https://doi.org/10.31718/2077-1096.24.4.277>.
10. Screening machine learning model for predicting the occurrence of cervical dental lesions / I. I. Zabolotna et al. *Clinical and Preventive Medicine*. 2026. Vol. 2. P. 89–98.
11. Predicting dental caries outcomes in young adults using machine learning approach / C. Ogwo et al. *BMC Oral Health*. 2024. Vol. 24 (1). P. 529. <https://doi.org/10.31612/2616-4868.2.2026.11>.
12. Latent variables and structural equation models for longitudinal relationships: an illustration in nutritional epidemiology / M. Chavance et al. *BMC Med Res Methodol*. 2010. Vol. 10. P. 37. <https://doi.org/10.1186/s12903-024-04294-7>.
13. Diagnostic accuracy of dental caries detection using ensemble techniques in deep learning with intraoral camera images / S. Kang et al. *PLoS One*. 2024. Vol. 19 (9). P. e0310004.
14. Mehrabani M., Kavousinejad S., Dastouri E. Interpretable machine learning modeling of treatment outcomes for silver and fluoride therapy in early childhood caries. *Evid Based Dent*. 2025. Vol. 26 (4). P. 168–169.
15. Risk Factors associated with noncarious cervical lesions / G. A. Fontelle et al. *J Clin Exp Dent*. 2024. Vol. 16 (7). P. e873–878.
16. Non-carious cervical lesions (NCCLs) and associated factors: A multilevel analysis in a cohort study in southern Brazil / F. F. Demarco et al. *J Clin Periodontol*. 2022. Vol. 49 (1). P. 48–58.
17. Worawongvasu R. Scanning electron microscope characterization of noncarious cervical lesions in human teeth. *J Oral Maxillofac Pathol*. 2021. Vol. 25 (1). P. 202.
18. Non-carious cervical lesions and risk factors: A case-control study / A. Alvarez-Arenal et al. *J Oral Rehabil*. 2019. Vol. 46 (1). P. 65–75.
19. The Role of Occlusal Factors in the Presence of Noncarious Cervical Lesions in Young People: A Case-Control Study study / A. Alvarez-Arenal et al. *Oper Dent*. 2019. Vol. 44 (1). P. E12–22.
20. Tooth wear and the role of salivary measures in general practice patients / D. S. Ramsay et al. *Clin Oral Investig*. 2015. Vol. 19 (1). P. 85–95.
21. Multivariable prediction models of caries increment: a systematic review and critical appraisal / K. Havsd et al. *Syst Rev*. 2023. Vol. 12 (1). P. 202.
22. Дмитришин, Т. М. Аналіз взаємозв'язків між мікробіологічними та біохімічними, біофізичними показниками у пацієнтів, які користуються знімними протезами. *Світ медицини та біології*. 2018. № 2 (64). С. 44–48.
4. Marro, F., O'Toole, S., Bernabé, E., Bartlett, D., & Arán-guiz, V. (2022). Associated risk factors with quantitative erosive tooth wear progression. *J Dent*, 123, 104179. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2022.104179>.
5. Supriyadi, M. R., Samah, A. B. A., Muliadi, J., Awang, R. A. R., Ismail, N. H., & Majid, H. A. (2025). A systematic literature review: exploring the challenges of ensemble model for medical imaging. *BMC Med Imaging*, 25(1), 128. <https://doi.org/10.1186/s12880-025-01667-4>.
6. Mărginean, A. C., Mureșanu, S., Hedeșiu, M., & Dioșan, L. (2024). Teeth segmentation and carious lesions segmentation in panoramic X-ray images using CariSeg, a networks'

References

1. Alsubai, S. (2023). Enhancing prediction of tooth caries using significant features and multi-model classifier. *PeerJ Comput Sci*, 9, e1631. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.1631>
2. Klitynska, O. V., & Leshko, M. M. (2025). Metabolom slyny yak instrument diahnostryky v stomatolohii [Salivary metabolome as a diagnostic tool in dentistry]. *Intermedical Journal*, (1), 36–40. <https://doi.org/10.32782/2786-7684/2025-1-6> [in Ukrainian].
3. Donovan, T., Nguyen-Ngoc, C., Abd Alraheam, I., & Irua, K. (2021). Contemporary diagnosis and management of dental erosion. *J Esthet Restor Dent*, 33(1), 78–87. <https://doi.org/10.1111/jerd.12706>.

- ensemble. *Heliyon*, 10(10), e30836. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e30836>.
7. Paqué, P. N., Herz, C., Wiedemeier, D. B., Mitsakakis, K., Attin, T., & Bao, K. (2021). Salivary Biomarkers for Dental Caries Detection and Personalized Monitoring. *J Pers Med*, 11(3), 235. <https://doi.org/10.3390/jpm11030235>.
 8. Odnoralov, A. I. (2026). Biomarkery porozhnyny rota u diahnozytsi zapalennia parodonta u pidlitkiv ta osib molodoho viku: krytychnyi ohliad dokazovoi bazy ta kontseptualna skhema kliniko-laboratornoho skrynninhu [Oral biomarkers in the diagnosis of periodontal inflammation in adolescents and young adults: A critical review of the evidence base and a conceptual framework for clinical and laboratory screening]. *Intermedical Journal*, (2), 70–77. <https://doi.org/10.32782/2786-7684/2026-2-11> [in Ukrainian].
 9. Vodoriz, Ya. Yu., et al. (2024). Ohliad suchasnykh metodyk otsinky ryzyku poiavy kariiesu [Review of modern methods for assessing the risk of caries development]. *Aktualni problemy suchasnoi medytsyny: Visnyk Ukrainiskoi medychnoi stomatolohichnoi akademii*, 24(4), 277–283. <https://doi.org/10.31718/2077-1096.24.4.277> [in Ukrainian].
 10. Zabolotna, I. I., Bohdanova, T. L., Azarenkov, V. I., Genzytska, O. S., & Komlev, A. A. (2026). Screening machine learning model for predicting the occurrence of cervical dental lesions. *Clinical and Preventive Medicine*, 2, 89–98. <https://doi.org/10.31612/2616-4868.2.2026.11>.
 11. Ogwo, C., Brown, G., Warren, J., Caplan, D., & Levy, S. (2024). Predicting dental caries outcomes in young adults using machine learning approach. *BMC Oral Health*, 24(1), 529. <https://doi.org/10.1186/s12903-024-04294-7>.
 12. Chavance, M., Escolano, S., Romon, M., Basdevant, A., de Lauzon-Guillain, B., & Charles, M. A. (2010). Latent variables and structural equation models for longitudinal relationships: an illustration in nutritional epidemiology. *BMC Med Res Methodol*, 10, 37. <https://doi.org/10.1186/1471-2288-10-37>.
 13. Kang, S., Shon, B., Park, E. Y., Jeong, S., & Kim, E. K. (2024). Diagnostic accuracy of dental caries detection using ensemble techniques in deep learning with intraoral camera images. *PLoS One*, 19(9), e0310004. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0310004>.
 14. Mehrabian, M., Kavousinejad, S., & Dastouri, E. (2025). Interpretable machine learning modeling of treatment outcomes for silver and fluoride therapy in early childhood caries. *Evid Based Dent*, 26(4), 168–169. 10.1038/s41432-025-01195-8.
 15. Fontelle, G. A., do Nascimento, F. Y., Silva, P. B., & Rolim, J. P. (2024). Risk Factors associated with noncarious cervical lesions. *J Clin Exp Dent*, 16(7), e873–8. <https://doi.org/10.4317/jced.61349>.
 16. Demarco, F. F., Cademartori, M. G., Hartwig, A. D., Lund, R. G., Azevedo, M. S., & Horta, B. L. (2022). Non-carious cervical lesions (NCCLs) and associated factors: A multilevel analysis in a cohort study in southern Brazil. *J Clin Periodontol*, 49(1), 48–58. <https://doi.org/10.1111/jcpe.13549>.
 17. Worawongvasu, R. (2021). Scanning electron microscope characterization of noncarious cervical lesions in human teeth. *J Oral Maxillofac Pathol*, 25(1), 202. https://doi.org/10.4103/jomfp.JOMFP_232_20.
 18. Alvarez-Arenal, A., Alvarez-Menendez, L., Gonzalez-Gonzalez, I., Alvarez-Riesgo, J. A., Brizuela-Velasco, A., & deLlanos-Lanchares, H. (2019). Non-carious cervical lesions and risk factors: A case-control study. *J Oral Rehabil*, 46(1), 65–75. <https://doi.org/10.1111/joor.12721>.
 19. Alvarez-Arenal, A., Alvarez-Menendez, L., Gonzalez-Gonzalez, I., Jiménez-Castellanos, E., Garcia-Gonzalez, M., & deLlanos-Lanchares, H. (2019). The Role of Occlusal Factors in the Presence of Noncarious Cervical Lesions in Young People: A Case-Control Study. *Oper Dent*, 44(1), E12–22. <https://doi.org/10.2341/18-028-C>.
 20. Ramsay, D. S., Rothen, M., Scott, J. M., Cunha-Cruz, J., & Northwest PRECEDENT network. (2015). Tooth wear and the role of salivary measures in general practice patients. *Clin Oral Investig*, 19(1), 85–95. <https://doi.org/10.1007/s00784-014-1223-4>.
 21. Havsed, K., Hänsel Petersson, G., Isberg, P. E., Pigg, M., Svensäter, G., & Foresight Research Consortium. (2023). Multivariable prediction models of caries increment: a systematic review and critical appraisal. *Syst Rev*, 12(1), 202. <https://doi.org/10.1186/s13643-023-02298-y>.
 22. Dmytryshyn, T. M. (2018). Analiz vzaïmozv'язkiv mizh mikrobiolohichnymy ta biokhimichnymy, biofizychnymy pokaznykamy u patsientiv, yaki korystuiutsia znymnymy protezamy [Analysis of the relationships between microbiological, biochemical, and biophysical parameters in patients using removable dentures]. *Svit medytsyny ta biolohii*, (2), 44–48 [in Ukrainian].