

<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2023-317-1-271-275>

УДК 004.93, 004.8

КРИВЕНЧУК Юрій

Національний університет "Львівська політехніка"

<https://orcid.org/0000-0002-2504-5833>

e-mail: Yurii.P.Kryvenchuk@lpnu.ua

ОЛЕСКЕВИЧ Софія

Національний університет "Львівська політехніка"

e-mail: sofia.oleskevych.knm.2019@lpnu.ua

ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА ДЛЯ СТОМАТОЛОГІЧНОЇ КЛІНІКИ З МОЖЛИВІСТЮ ВИЯВЛЕННЯ КАРІЄСУ НА ПАНОРАМНИХ ЗНІМКАХ ЗУБІВ

У нинішньому сценарії основні проблеми здоров'я ротової порожнини людини є надзвичайно важливою сферою дослідження. Двомірне рентгенографічне зображення зубів широко використовується для аналітичного аналізу багатьох стоматологічних захворювань, одним з яких є карієс.

Карієс зубів — багатофакторне захворювання, яке може бути спричинене взаємодією між генетичними факторами та факторами ризику навколишнього середовища. Незважаючи на наявність інструментів для оцінки ризику виникнення карієсу, моделі прогнозування не є оптимальними та доступними у сучасній стоматології. Після проведеного аналізу було виявлено, що доцільним завданням буде побудувати нову модель, яка зможе бути інтегрована у будь-який сайт та сервіс стоматологічної клініки. Це дозволить лікарям зробити процес визначення захворювання прозорішим, а також дасть можливість пацієнтам пройти безкоштовну «консультацію» завдяки методам штучного інтелекту.

Ключові слова: карієс, зуби, згорткові нейронні мережі.

KRYVENCHUK Yurii, OLESKEVYCH Sofia

Lviv Polytechnic National University

CREATION OF CARIES DETECTION SYSTEM

The usage of modern technological solutions in dentistry is gaining increasingly popularity. Every year the systems are becoming more and more perfect. Of course, it will take more than one year to get the best ones and most reliable results, but you can be sure that it will completely change the way people think about receiving quality dental treatment. Identifying the problem, treatment and its quality directly depends on the human factor from both sides. This applies both to the doctor's qualifications and his own experience, and to the patient. At the same time, doctors very often have to deal with non-standard and unique cases, complications, which in the future are accompanied by the involvement of a whole team of specialists. From the patient's side – from X-ray to computed tomography – has a very high probability of receiving completely different diagnoses from specialists of the same sector. That is, in essence, his health depends on how accurately dentists will be able to interpret the results of examinations and formulate a treatment plan. In order to minimize the influence of the human factor, the use of artificial intelligence, which does not have the ability to miss nuances, feel fatigue and be distracted, is quite necessary. Caries, also known as tooth decay or cavities, are one of the most common oral health problems. They are caused by the buildup of plaque and bacteria on the teeth, which can lead to erosion of the enamel and dentin. Dental x-rays, also known as radiographs, are commonly used to detect caries in the early stages. However, interpreting radiographs can be challenging and prone to human error. AI-based caries detection systems can assist with the interpretation of radiographs by identifying patterns in the images that are indicative of caries. One example of an AI-based caries detection system is a machine learning algorithm will be trained to recognize patterns in radiographs that are indicative of caries. The algorithm can analyze the x-ray images and flag any areas of the tooth that have a high probability of being carious. This can help dentists identify the problem in its early stages, when it is still reversible, and provide appropriate treatment. AI-based caries detection systems can also be used to improve patient diagnosis and treatment by identifying high-risk patients, providing more accurate diagnosis, and developing personalized treatment plans.

Keywords: caries, dentistry, AI, ML, caries detection.

Постановка проблеми у загальному вигляді

та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

Карієс - це одна з найпоширеніших стоматологічних проблем, що виникає через накопичення бактерій та зубного наліту на зубах, що може призвести до руйнування емалі та дентину. Виявлення карієсу є не завжди простим та пацієнт часто не здатний помітити його у складнодоступних місцях. Саме тому, роблячи рентгенівський 2D знімок, можна виявити карієс та й низку інших захворювань ротової порожнини.

Розробка моделі, яка здатна визначити карієс, буде використана та інтегрована в існуючу систему стоматологічної клініки. У світі є декілька сайтів із схожою імплементацією, однак на українському ринку схожих взагалі немає. Розроблену систему буде використано у цілях взаємодії лікаря та AI-помічника, з допомогою якої буде простіше виявляти проблеми та переконуватись у правильності діагнозу. З сторони пацієнта система дасть змогу дистанційно отримати «діагноз» та покаже наявні проблеми на ортопантограмах.

Аналіз останніх джерел

У статті [1] група дослідників вивчала та розпізнавала набір даних із 196 комплектів періапикальних рентгенограм зубів. Під час рентгенографічної оцінки на характер знімків впливатимуть такі фактори, як час введення, точка випромінювання тощо. Ми повертаємо зображення на рівній площині та вертикально, робимо повільні повороти та змінюємо яскравість зображення в межах певного діапазону, щоб імітувати

різні можливі умови оцінки в реальності. Запропонована мережева архітектура з CNN забезпечує більшу точність виявлення стоматологічних захворювань. Це дослідження також повідомляє, що під час планування заходів з обробки даних та інтерпретації результатів аналізу необхідно враховувати аналітичні навички для аналізу зображень зубів. Алгоритми Scale Invariant Feature Transform (SIFT) і Speed Up Robust Features (SURF), які використовуються в цій запропонованій роботі, добре ідентифікують точки збігу для отримання окремо виділеного зображення зуба.

Публікація [2] зосереджується на новому підході автоматичного виявлення зубів і класифікації стоматологічних проблем за допомогою панорамних рентгенівських знімків, які можуть допомогти медичному персоналу прийняти рішення щодо правильного діагнозу. Для цієї роботи було зібрано панорамні рентгенограми з трьох стоматологічних клінік і висвітлено 14 різних стоматологічних проблем, які можуть виникнути. CNN було навчено використовувати анотовані дані для отримання інформації про семантичну сегментацію. Далі було виконано кілька операцій обробки зображення для сегментації та уточнення обмежувальних рамок, що відповідають виявленням зубів. Нарешті, кожен екземпляр зуба було позначено та ідентифіковано за допомогою голосування більшості на основі гістограми в межах виявленої області нетипового інтересу. Реалізоване рішення було оцінено щодо кількох метрик, таких як перетин через об'єднання для семантичної сегментації та точності, прецизійності, запам'ятовування та оцінки F1 для згенерованих виявлень обмежувальної рамки.

Мета статті [3] заключається у дослідженні self-supervised методів. Основна ідея полягає в тому, що згорткові нейронні мережі (CNN) навчені вивчати семантичні представлення даних із немаркованих зображень, не вимагаючи людських міток. Слід зазначити, що в цьому дослідженні цей етап попереднього навчання виконується на необроблених BWR, навіть без обрізання зубів за допомогою допоміжної моделі. Результатом кожного алгоритму є модель кодера CNN, яку можна точно налаштувати для наступних завдань, наприклад, класифікації карієсу зубів.

Також важливою частиною дослідження стало вивчення аугментації рентгенівського знімка:

- Випадкове обрізання зміненого розміру між 50–100% розміру вхідного зображення.
- Випадкове горизонтальне перекидання з імовірністю 50%.
- Коригування кольору (імовірності): яскравість (20%), контраст (10%) і насиченість (10%).
- Довільні кути повороту до 20 градусів у обидві сторони.

В результаті було виявлено, що зниження ймовірності коригування кольору найбільш ефектively.

Автори статті [4] незважаючи на високоєфективні інструменти стоматологічної консультації, доступні в сучасній системі охорони здоров'я, ця робота підкреслює важливість використання кількох джерел даних, що називається мультимодальністю, для отримання більшої кількості функцій і отримання точних характеристик. Запропонована модель прогнозування, побудована з використанням мультимодальних даних, продемонструвала багатообіцяючі показники з точністю 90%, показником F1 89%, запам'ятовуванням 90% і точністю 89%.

У дослідженні [5] реалізоване розпізнавання стоматологічних захворювань за допомогою гібридних методів вирізання графів і згорткової нейронної мережі. У процесі ідентифікації стоматологічних захворювань двовимірні рентгенівські зображення зубів використовуються для прогнозування аномальних змін, наявних у зубах. Двовірні зображення зубів збираються з двовірної рентгенівської камери під назвою ORTHOPHOS XG 5 ceph, створеної компанією Sirona Dental Systems. 1500 зображень проходять обробку, а потім досліджуються пікселі зображення, щоб перевірити якість.

Публікація [6] зосереджується на аналізі 620 невідреставрованих молярів/премолярів, зроблених за допомогою смартфона. Отримані зображення оцінювали на діагностику карієсу за допомогою кодів ICDAS II. Точність, чутливість і специфічність найкращої моделі становили 92,37%, 88,1% і 96,6% для «С проти (VNC + NSC)», тоді як вони становили 83,33%, 82,2% і 66,7% для «VNC проти NSC». Незважаючи на те, що запропонована система SVM потребувала подальшого вдосконалення та перевірки, а дані лише знімалися зі смартфона, вона мала сприятливий потенціал для клінічної діагностики з розумною точністю та мінімальними витратами.

Дослідники у статті [7] провели дослідження 1055 підлітків. Усі учасники заповнили анкету щодо здоров'я порожнини рота, обстеження порожнини рота, біологічні тести (слини та карієстату) та аналіз послідовності однонуклеотидного поліморфізму. На основі цих даних була побудована модель прогнозування ризику карієсу, використовуючи випадковий ліс з точністю 0,78 у когорті 1 (когорта навчання). Також було додатково перевірено здатність цієї моделі прогнозувати ризик карієсу до розрізнення та калібрування, використовуючи когорті 2. Точність моделі прогнозування ризику карієсу в когорті 2 (когорта тестування) становила 0,73, що вказує на високу здатність до розрізнення. Стратифікація ризику показала, що модель прогнозування ризику карієсу може точно ідентифікувати осіб з високим і дуже високим ризиком карієсу, але недооцінює ризики для осіб з низьким і дуже низьким ризиком карієсом. Таким чином, модель має потенціал для використання як потужний інструмент на рівні спільноти для виявлення осіб із високим ризиком карієсу.

Автори статті [8] досліджували змішаний набір даних (і кольорові і рентгенівські знімки) та реалізували повноцінний інструмент для визначення карієсу. Автори пропонували різні варіанти локалізації карієсу на кольорових знімках, а зійшлися на перетворенні кольорових фотографій в чорно-білі, потім був етап покращення якості (фільтр Гаусса), сегментація. Також дослідники використовували алгоритм k-

середніх для усунення нецікавих областей і використовували j48, Random Tree, Random Forests, SVM і Naive Bayes класифікатори для виявлення каріозних зображень. Запропонована M-RCNN допомогла досягти високої локалізації каріозних ділянок зубів, а оцінки, проведені експертними стоматологами, показали, що коректність анованих наборів становить до 90%, а загальний рівень ефективності у використанні даної системи понад 80%.

Публікація [9] описує ефективність класифікатора SVM. Початково був набір з 95 рентгеновських знімків, далі відбувалась сегментація зубів YOLO, feature description (VGG16, VGG19, Resnet18, Resnet50, Resnet101, Xception і Densenet201). Для отримання остаточного оптимального результату використовується метод голосування мажоритарністю з використанням характеристик моделі. SVM має найкращу продуктивність для кожного дескриптора в остаточному голосуванні. Для SVM точність, чутливість і специфічність із Densenet становили 90,57%, 95,65% і 86,67% відповідно. VGG16 мав найнижчу точність, чутливість і специфічність (79,25%, 73,91% і 83,33% відповідно).

У статті [10] автори більшість дослідження виділили на виявлення карієсу. Були задіяні експерти-стоматологи та лікарі, які допомогли у лейбленні даних. Загалом вся мета статті полягала у виборі правильних параметрів для моделі YOLO. У результаті було досягнуто 87% точності зі встановленим параметром 0,3.

Формулювання цілей статті

Метою роботи є: створення першої української системи для виявлення карієсу за 2D ортопантомограмами зубів з допомогою алгоритмів машинного навчання та порівняння точності отриманих результатів з іншими моделями.

Виклад основного матеріалу

Огляд наборів даних

Проаналізувавши роботи у численних джерелах, стало зрозуміло, що більшість датасетів є приватними. Знайти датасет на просторах інтернету було важко, адже всі дані повинні бути або анонімізовані, або люди повинні підписати дозволи про обробку даних. Однак був зроблений запит на отримання Tufts Dental Database. Цей набір даних складається з 1000 панорамних зображень стоматологічної рентгенографії з експертним маркуванням аномалій і зубів.

Етапи процесу виявлення карієсу

Найбільш прямий процес виявлення карієсу зазвичай поділяють на три основні етапи: препроцесінг зображення, вилучення ознак, класифікація карієсу.

Препроцесінг зображення. Препроцесінг зображення є чи не найважливішим етапом, адже приводячи знімки до однакового виду збільшується ймовірність правильного діагностування.

Існує кілька поширених етапів попередньої обробки зображень, які можна застосувати до зображень перед тим, як вони будуть введені в згорткову нейронну мережу (CNN). До них належать:

1. Зміна розміру: зображення мають бути змінені до того самого розміру, як правило, розміру, на якому навчалася мережа.
2. Масштабування: зображення слід масштабувати до однакового діапазону значень пікселів, як правило, $[0, 1]$ або $[-1, 1]$.
3. Нормалізація: дані зображення повинні бути нормалізовані, щоб мати нульове середнє та одиничну дисперсію.
4. Збільшення даних: додаткові навчальні дані можна згенерувати шляхом застосування випадкових перетворень до вихідних зображень, таких як обертання, перевертання, масштабування та кадрування.
5. Порядок каналів кольорів: порядок каналів даних зображення слід налаштувати відповідно до порядку каналів, очікуваного мережею, як правило, RGB.
6. Одночасне кодування: для проблем класифікації з кількома класами цільові мітки мають бути закодовані одним оперативним кодуванням.

Важливо зазначити, що конкретні етапи попередньої обробки та їхні параметри можуть відрізнятися залежно від конкретної архітектури CNN і набору даних, що використовується.

Вилучення ознак. Виділення ознак у CNN зображень передбачає використання згорткових шарів мережі для вилучення ознак із вхідного зображення. Потім ці функції проходять через повністю підключені рівні мережі для класифікації. Згорткові шари використовують фільтри для виявлення певних особливостей зображення, наприклад країв або текстур. Коли зображення проходить через кілька згорткових шарів, витягнуті функції стають усе більш складними та абстрактними. Цей процес дозволяє мережі вивчати корисні представлення зображення, які є корисними для поточного завдання, наприклад розпізнавання площі зуба, де наявний карієс.

Класифікація карієсу. В останні роки методи глибокого навчання були застосовані для класифікації карієсу за допомогою зображень зубів. Згорткові нейронні мережі (CNN) використовувалися для класифікації карієсу як легкого, середнього або важкого ступеня на основі зображень. Класична CNN навчається на наборі даних, позначених відповідним ступенем тяжкості карієсу, а після навчання CNN може класифікувати нові зображення зубів з високою точністю.

Принцип роботи системи наведено на рис.1.

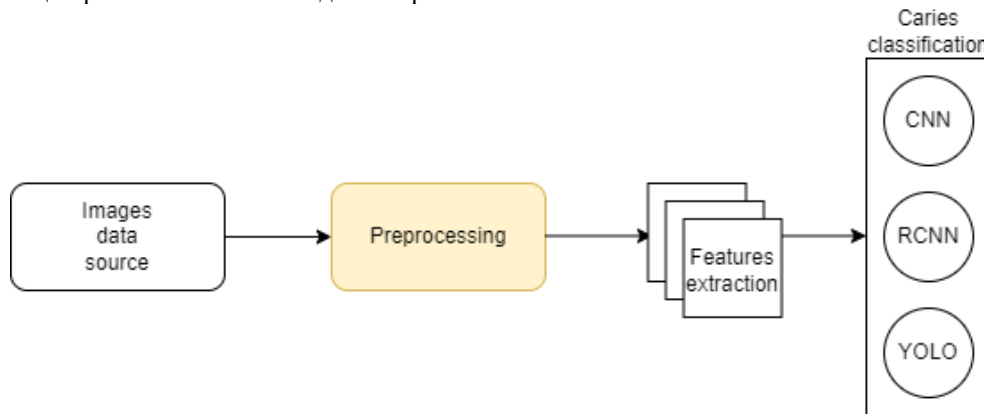


Рис.1 Принцип роботи системи

Загалом, використання методів глибокого навчання для класифікації карієсу має потенціал для підвищення точності та ефективності процесу діагностики та може бути цінним інструментом для стоматологів і спеціалістів із догляду за порожниною рота.

Висновки з даного дослідження і перспективи подальших розвідок у даному напрямі

В результаті проведеної роботи було створено систему визначення карієсу за 2D ортопантомограмою зубів. Ця розробка допомагає пацієнту визначити карієс, всього лише завантаживши свій знімок на сайт клініки. З сторони лікаря, система допоможе підтвердити будь-які сумніви щодо діагнозу та отримати другу незалежну від експерта думку.

Детальне дослідження задачі визначення карієсу показало, що система має застосування і буде справді корисною в щоденній роботі, а оскільки ця галузь є взагалі не досліджена в Україні, то дана розробка є доцільною та зробить перший крок в сторону AI в українській стоматології.

Література

1. M. A. K. Khan, M. V. A. Nag, T. U. G. Mir, i S. Dhiman, «Dental image analysis approach integrates dental image diagnosis», *International Journal of Current Research and Review*, вип. 12, вип. 16, с. 47–52, 2020, doi: 10.31782/IJCRR.2020.12166.
2. M. P. Muresan, A. R. Barbur, i S. Nedevschi, «Teeth Detection and Dental Problem Classification in Panoramic X-Ray Images using Deep Learning and Image Processing Techniques», представлена на Proceedings - 2020 IEEE 16th International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing, ICCP 2020, 2020, с. 457–463. doi: 10.1109/ICCP51029.2020.9266244.
3. A. Taleb *et al.*, «Self-Supervised Learning Methods for Label-Efficient Dental Caries Classification», *Diagnostics*, вип. 12, вип. 5, 2022, doi: 10.3390/diagnostics12051237.
4. K. Panetta, R. Rajendran, A. Ramesh, i S. Rao, «Tufts Dental Database: A Multimodal Panoramic X-Ray Dataset for Benchmarking Diagnostic Systems», *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, вип. PP, с. 1–1, Жов 2021, doi: 10.1109/JBHI.2021.3117575.
5. A. A. Al Kheraif, A. A. Wahba, i H. Fouad, «Detection of dental diseases from radiographic 2d dental image using hybrid graph-cut technique and convolutional neural network», *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, вип. 146, с. 333–342, 2019, doi: 10.1016/j.measurement.2019.06.014.
6. D. L. Duong, M. H. Kabir, i R. F. Kuo, «Automated caries detection with smartphone color photography using machine learning», *Health Informatics Journal*, вип. 27, вип. 2, 2021, doi: 10.1177/14604582211007530.
7. L. Pang, K. Wang, Y. Tao, Q. Zhi, J. Zhang, i H. Lin, «A New Model for Caries Risk Prediction in Teenagers Using a Machine Learning Algorithm Based on Environmental and Genetic Factors», *Front Genet*, вип. 12, с. 636867, 2021, doi: 10.3389/fgene.2021.636867.
8. U. Rashid *et al.*, «A hybrid mask RCNN-based tool to localize dental cavities from real-time mixed photographic images», *PeerJ Comput Sci*, вип. 8, с. e888, Лют 2022, doi: 10.7717/peerj-cs.888.
9. T. H. Bui, K. Hamamoto, i M. P. Paing, «Automated Caries Screening Using Ensemble Deep Learning on Panoramic Radiographs», *Entropy*, вип. 24, вип. 10, 2022, doi: 10.3390/e24101358.
10. A. Sonavane i R. Kohar, «Dental Cavity Detection Using YOLO», *Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*, вип. 91, с. 141–152, 2022, doi: 10.1007/978-981-16-6285-0_12.

References

1. M. A. K. Khan, M. V. A. Nag, T. U. G. Mir, i S. Dhiman, «Dental image analysis approach integrates dental image diagnosis», *International Journal of Current Research and Review*, вип. 12, вип. 16, с. 47–52, 2020, doi: 10.31782/IJCRR.2020.12166.

2. М. Р. Muresan, А. R. Barbura, і S. Nedeveschi, «Teeth Detection and Dental Problem Classification in Panoramic X-Ray Images using Deep Learning and Image Processing Techniques», представлена на Proceedings - 2020 IEEE 16th International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing, ICCP 2020, 2020, с. 457–463. doi: 10.1109/ICCP51029.2020.9266244.
3. А. Taleb *et al.*, «Self-Supervised Learning Methods for Label-Efficient Dental Caries Classification», *Diagnostics*, вип. 12, вип. 5, 2022, doi: 10.3390/diagnostics12051237.
4. К. Panetta, R. Rajendran, A. Ramesh, і S. Rao, «Tufts Dental Database: A Multimodal Panoramic X-Ray Dataset for Benchmarking Diagnostic Systems», *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, вип. PP, с. 1–1, Жов 2021, doi: 10.1109/JBHI.2021.3117575.
5. А. А. Al Kheraif, А. А. Wahba, і H. Fouad, «Detection of dental diseases from radiographic 2d dental image using hybrid graph-cut technique and convolutional neural network», *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, вип. 146, с. 333–342, 2019, doi: 10.1016/j.measurement.2019.06.014.
6. D. L. Duong, M. H. Kabir, і R. F. Kuo, «Automated caries detection with smartphone color photography using machine learning», *Health Informatics Journal*, вип. 27, вип. 2, 2021, doi: 10.1177/14604582211007530.
7. L. Pang, K. Wang, Y. Tao, Q. Zhi, J. Zhang, і H. Lin, «A New Model for Caries Risk Prediction in Teenagers Using a Machine Learning Algorithm Based on Environmental and Genetic Factors», *Front Genet*, вип. 12, с. 636867, 2021, doi: 10.3389/fgene.2021.636867.
8. U. Rashid *et al.*, «A hybrid mask RCNN-based tool to localize dental cavities from real-time mixed photographic images», *PeerJ Comput Sci*, вип. 8, с. e888, Лют 2022, doi: 10.7717/peerj-cs.888.
9. Т. Н. Vui, К. Hamamoto, і M. P. Paing, «Automated Caries Screening Using Ensemble Deep Learning on Panoramic Radiographs», *Entropy*, вип. 24, вип. 10, 2022, doi: 10.3390/e24101358.
10. А. Sonavane і R. Kohar, «Dental Cavity Detection Using YOLO», *Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*, вип. 91, с. 141–152, 2022, doi: 10.1007/978-981-16-6285-0_12.