

О. В. Коменчук¹
О. Б. Мокін¹

АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПЕРЕДОБРОБЛЕННЯ ПАНОРАМНИХ СТОМАТОЛОГІЧНИХ РЕНТГЕНІВСЬКИХ ЗНІМКІВ ДЛЯ ЗАДАЧ СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

¹Вінницький національний технічний університет

Представлено комплексний аналіз ефективності використання фільтрів попереднього оброблення для панорамних стоматологічних рентгенівських знімків в задачі сегментації зубних пломб. Дослідження ґрунтується на аналізі практичного застосування найпопулярніших методів попереднього оброблення зображень, включно з фільтром обмеженого адаптивного вирівнювання гистограми (CLAHE — Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization), фільтром Гауса, білатеральним фільтром і багатомасштабним фільтром Retinex з відновленням кольору (MSRCR — Multi-scale Retinex with Color Restoration). Ці методи ретельно налаштовані для поліпшення характеристик зображення та значного підвищення його якості. До того ж, для проведення практичних експериментів, в роботі використано модель сегментації на основі архітектури U-Net для задачі сегментації стоматологічних пломб, яка вже довела свою ефективність у подібних завданнях. Проведено всебічне оцінювання точності сегментації за рахунок порівняння результатів моделі з анотаціями за допомогою чітко визначених метрик. Також виконано порівняльний аналіз ефективності кожного фільтра попереднього оброблення зображення відносно оригінальних необроблених зображень. Для всебічного оцінювання ефективності сегментаційних моделей із застосуванням фільтрів попереднього оброблення, використано такі метрики: коефіцієнт Дайса (Dice Score), коефіцієнт Жаккара (Jaccard index), влучність (precision) та чутливість/повнота (recall). Це дозволило провести комплексне оцінювання ефективності сегментаційних моделей, враховуючи вплив фільтрів попереднього оброблення на різні аспекти точності. За результатами такого аналізу виявлено, що найкращі результати демонструє модель, яка використовує білатеральний фільтр попереднього оброблення панорамних знімків для задачі сегментації стоматологічних пломб. Фільтр CLAHE також показав високі результати, зокрема, продемонструвавши найкращу чутливість моделі. Загалом, результати цієї роботи підкреслюють важливість правильного вибору методів попереднього оброблення зображень для задач сегментації на панорамних стоматологічних рентгенівських знімках. Результати також підтверджують перевагу використання білатерального фільтра та фільтра CLAHE у контексті задачі сегментації зубних пломб.

Ключові слова: панорамні рентгенівські знімки зубів, попередня обробка, комп'ютерний зір, глибоке навчання, сегментація зображень, білатеральний фільтр.

Вступ

Панорамні рентгенівські знімки зубів вже багато років є основним діагностичним інструментом в стоматології, що забезпечує якісний панорамний огляд всього зубного ряду, а також прилеглих структур. Ці знімки дуже корисні для виявлення деяких стоматологічних захворювань, зокрема карієсу, захворювання пародонту та пошкодження зубів і навколишніх структур. Крім того, вони допомагають планувати лікування, наприклад, імплантацію зубів та ортодонтичні процедури.

В останні роки спостерігається значне зростання інтересу до застосування алгоритмів глибокого навчання для аналізу панорамних стоматологічних рентгенівських знімків для різних завдань у стоматології. Ці завдання варіюються від автоматичного скринінгу та діагностики до планування лікування та оцінки результатів.

Потенціал алгоритмів глибокого навчання для аналізу медичних знімків полягає в їхній здатності вивчати складні закономірності та особливості з великих масивів даних. Ця здатність дозволяє їм робити точні прогнози, засновані на даних. Ефективність моделей глибокого навчання значною

мірою залежить від якості та надійності навчальних даних. Що стосується стоматологічних знімків, то дуже важливо правильно їх обробити, щоб усунути артефакти, поліпшити характеристики та забезпечити однаковий рівень якості зображень. Як наслідок, попередня обробка панорамних стоматологічних рентгенівських знімків стала критично важливою фазою під час аналізування знімків зубів, щоб гарантувати отримання точних і ефективних моделей.

Зі зростанням доступності панорамних стоматологічних рентгенівських апаратів кількість цифрових зображень стрімко зростає. Очікується, що ця тенденція буде зберігатися, що призведе до зростання кількості відповідних даних [1]. Однак, великий обсяг даних створює проблеми щодо узгодженості та якості зображень. Панорамні стоматологічні рентгенівські знімки схильні мати в собі низку артефактів, таких як шум, розмитість, нестабільна яскравість і контрастність, які можуть впливати на ефективність моделей глибокого навчання. Тому важливо розробити ефективні та надійні етапи попередньої обробки зображень для розв'язання цих проблем.

Представлено комплексний аналіз методів попереднього оброблення зображень і фільтрів, що застосовуються до панорамних стоматологічних рентгенівських знімків у контексті задачі сегментації стоматологічних пломб. Сегментація стоматологічних пломб є важливим завданням аналізу стоматологічних зображень, метою якого є точна ідентифікація та розмежування зубних пломб. Точна сегментація пломб допомагає дантистам оцінювати стан реставрації зубного ряду, контролювати довговічність цілісності зубів і планувати додаткові втручання.

Проаналізовано та оцінено кілька популярних фільтрів і методів попереднього оброблення зображень, зокрема обмежене адаптивне вирівнювання гістограми (CLAHE — Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization), фільтр Гауса, білатеральний фільтр та багатомасштабний фільтр Ретінекс з відновленням кольору (MSRCR — Multi-scale Retinex with Color Restoration) [2]—[4]. Кожний метод має унікальні переваги в підвищенні якості зображення, зменшенні шуму і збереженні важливих деталей, що робить їх потенційно придатними для ефективною попередньої обробки стоматологічних знімків.

Отже, метою дослідження є аналіз та визначення найефективніших методів попереднього оброблення панорамних стоматологічних рентгенівських знімків в задачі сегментації стоматологічних пломб. Отримані результати можуть мати широке значення для стоматологічних досліджень, клінічної практики та, зрештою, для лікування пацієнтів.

Вибір фільтрів

Як показує практика, візуальне поліпшення зображення досягається шляхом регулювання його яскравості [5]. В цьому дослідженні проаналізовано кілька основних фільтрів для попередньої обробки панорамних стоматологічних рентгенівських знімків:

1. Обмежене адаптивне вирівнювання гістограми (CLAHE) — метод є потужним інструментом для поліпшення контрастності та яскравості зображень, особливо в областях зображення з низьким контрастом. Фільтр покращує якість зображення, розбиваючи зображення на менші блоки та незалежно налаштовуючи гістограму кожного блоку. Ця адаптивність контролюється обмеженням спеціального параметра, відомого як *clip limit*, що запобігає посиленню шуму в областях з низьким контрастом [3].

2. Фільтр Гауса — цей фільтр часто використовується для попереднього оброблення медичних зображень, фільтр зменшує шум зображення, усереднюючи кожен піксель із середньозваженим кольором його сусідів за допомогою функції Гауса. Вага пікселів змінюється залежно від близькості до центру, що вимагає ретельного вибору параметрів для отримання бажаних результатів [4].

3. Білатеральний фільтр: на відміну від фільтра Гауса, білатеральний фільтр зберігає краї зображення, одночасно видаляючи шум. Він враховує різницю в просторовій відстані та інтенсивності між пікселями, ефективно згладжуючи однорідні області, зберігаючи при цьому чіткість країв і деталей [6].

4. Багатомасштабний фільтр з відновленням кольору (MSRCR) — цей фільтр спрямований на підвищення контрастності та балансу кольорів шляхом застосування експоненціальних покращень яскравості та контрастності до кількох масштабів зображення, відновлюючи баланс кольорів на основі теорії Retinex. Результати кожної шкали об'єднуються для отримання остаточного вихідного зображення [7].

В дослідженні увагу зосереджено на вивченні та оцінюванні найпопулярніших та перспективних фільтрів для вибраного класу задач. Проте, варто зазначити, що існують також інші фільтри, які включають в себе базові та класичні методи, такі як фільтр Уолеса, фільтр Робертса, фільтр

Собеля та фільтр Кірсека. Кожний з цих фільтрів має свої власні застосування та переваги у обробленні медичних зображень. Додатково варто зазначити, що до інших поширених фільтрів також входять медіанна фільтрація та оператор/фільтр Лапласа, кожен з яких має власний набір застосувань та може бути корисним у конкретних випадках [7].

Вибір набору даних та моделей

Для проведення практичних експериментів використано відкритий набір даних, що містить анонімні панорамні рентгенограми 116 пацієнтів з Медичного Центру "Noor" у Кумі, Іран [3], [8]. Цей набір даних розділено на три підмножини: тренувальний набір даних для навчання моделей (80%), валідаційний набір даних для налаштування гіперпараметрів моделі (10%) та тестовий набір для оцінки генералізації вибраної моделі (10%). Всі зображення зменшені до розміру 512×512 пікселів. Набір даних містить різноманітні знімки, що охоплюють різні захворювання зубів, рівні шуму, артефакти та варіації освітлення.

Для розв'язання задачі сегментації стоматологічних пломб, вибрано архітектуру моделі глибокого навчання для сегментації зображень, відому як U-Net [10]. Ця архітектура відома своїми можливостями точної сегментації медичних зображень. U-Net архітектура складається зі структури кодера-декодера (рис. 1), що дозволяє моделі ефективно вивчати складні патерни зображень. В якості кодувальника вибрано передтреновану "timm-resnest101e" [11] (варіант ResNet) на наборі даних ImageNet, яка добре зарекомендувала себе в задачах комп'ютерного зору.

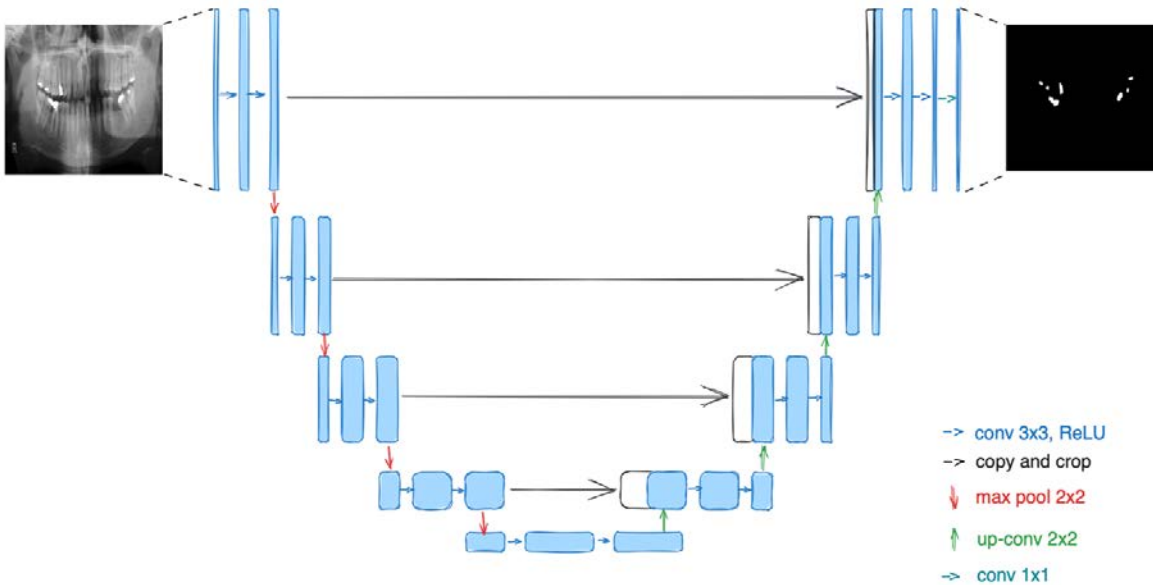


Рис. 1. Спрощене схематичне зображення архітектури моделі глибокого навчання U-Net [10]

Для тренування моделі сегментації як функція втрат використано бінарну перехресну ентропію (binary cross-entropy, BCELoss), як оптимізатор — «Адам» (Adam optimizer), а коефіцієнт швидкості навчання (learning rate) мав значення 0,001. До того ж, для прискорення навчання та експериментування додано механізм ранньої зупинки (early stopping) з критерієм зупинки після 5 епох без покращення валідаційної метрики. Швидкість навчання 0,001 вибрана для навчання моделі сегментації через її баланс між швидкістю збіжності та стабільністю, що є звичайною та ефективною відправною точкою для цього класу задач глибокого навчання.

На додаток до вибору функції втрат і оптимізатора, під час експериментів використано стандартні для таких задач методи аугментації даних за допомогою бібліотеки Albumentations [12]. Ці доповнення охоплювали традиційні перетворення, такі як нормалізація зображення для забезпечення узгоджених і стандартизованих вхідних даних, обертання зображення для підвищення надійності моделі до різних орієнтацій і м'яке розмиття.

Аналіз та вибір метрик

Щоб всебічно оцінити ефективність фільтрів попереднього оброблення та сегментаційної моделі, використані такі метрики:

1. Коефіцієнт Дайса (Dice Score) — цей показник кількісно визначає просторове перекриття між прогнозованою та справжньою масками сегментації зі значеннями в діапазоні від 0 (без перекриття) до 1 (ідеальне перекриття).

2. Коефіцієнт Жаккара (Jaccard index або IoU — Intersection over Union): також відомий як індекс Жаккара, він вимірює перекриття шляхом обчислення співвідношення перетину до об'єднання між прогнозованою та справжньою масками сегментації.

3. Влучність (Precision) — ця метрика оцінює точність позитивних прогнозів шляхом обчислення співвідношення справжніх позитивних результатів до загальної кількості позитивних прогнозів.

4. Чутливість/Повнота (Recall) — ця метрика оцінює здатність алгоритму ідентифікувати всі релевантні випадки шляхом обчислення співвідношення справжніх позитивних результатів до загальної кількості фактичних позитивних результатів.

Використанням цих метрик дозволяє провести комплексне оцінювання ефективності сегментаційних моделей, враховуючи вплив фільтрів попередньої обробки на різні аспекти точності.

Результати дослідження

Отже, з урахуванням вищенаведених параметрів, натреновано низку сегментаційних моделей з відмінністю лише у фільтрі попереднього оброблення вхідного зображення. Результати, подані у таблиці, демонструють суттєво перевагу застосування білатерального фільтра в задачі сегментації стоматологічних пломб. Друге місце посів широко відомий фільтр CLANE.

Порівняння натренованих сегментаційних моделей з різними фільтрами попереднього оброблення вхідного зображення за встановленими метриками

Назва фільтра	Dice Score	IoU Score	Precision	Recall	Loss
Білатеральний фільтр	0,94493	0,928249	0,995193	0,982434	0,0031
Фільтр CLANE	0,926958	0,912003	0,982922	0,995365	0,0036
Без фільтра	0,912757	0,90474	0,985562	0,98341	0,0037
Фільтр Гауса	0,890474	0,910019	0,96134	0,982887	0,0042
MSRCR	0,877426	0,918587	0,962336	0,987035	0,0044

Білатеральний фільтр перевершує усі інші види фільтрів попереднього оброблення, що розглядаються у цій роботі, за більшістю метрик. Проте для задач, в яких важлива насамперед чутливість моделі (наприклад, де небезпечно пропустити якусь небезпечну хворобу), варто розглянути використання саме фільтра CLANE через його кращий результат саме за цією метрикою. Отже, вибір між двома найкращими фільтрами має відповідати конкретним вимогам задачі, що розв'язується.

Найкращий результат із застосуванням білатерального фільтра можна пояснити його унікальною здатністю зберігати деталі країв та прибирати зайвий шум без втрати загальної якості зображення [6]. Застосування цього фільтра суттєво покращило видимість стоматологічних пломб навіть на зашумлених та не дуже якісних стоматологічних знімках.

Найгірший результат у цьому дослідженні має фільтр MSRCR. Цей фільтр показав найнижчі значення метрик ніж усі інші типи фільтрів та навіть оригінальні зображення без застосування фільтрів попереднього оброблення. Ймовірно, одним з ключових факторів, що вплинули на це, є властива складність фільтра MSRCR. На відміну від інших фільтрів, використаних у цьому дослідженні, фільтр MSRCR вимагає складніших налаштувань для кожного зображення в наборі даних. Це ускладнює його універсальне застосування до всього набору даних.

Далі показано графіки зміни значень метрик для кожної моделі на валідаційному наборі даних.

На рис. 2 показано порівняння моделей сегментації з різними фільтрами за коефіцієнтом Дайса. З графіків чітко видно, що до 20-ї епохи тренування всі експерименти впевнено прогресували, проте після 20-ї епохи є різкі спади для фільтрів MSRCR та CLANE, що спричинило «ранню зупинку» (*early stopping*) процесу тренування цих моделей. Трешки довше спостерігалось прогресування для зображення без будь-якого попереднього оброблення та для фільтра Гауса. Найефективнішим виявився білатеральний фільтр.

На рис. 3 показано порівняння моделей за коефіцієнтом Жаккара. З графіків видно, що для всіх фільтрів значення коефіцієнта є досить високим (більше ніж 85 %), проте найкращий результат врешті-решт показали сегментаційні моделі з використанням білатерального фільтра та фільтра CLANE для попереднього оброблення зображень.

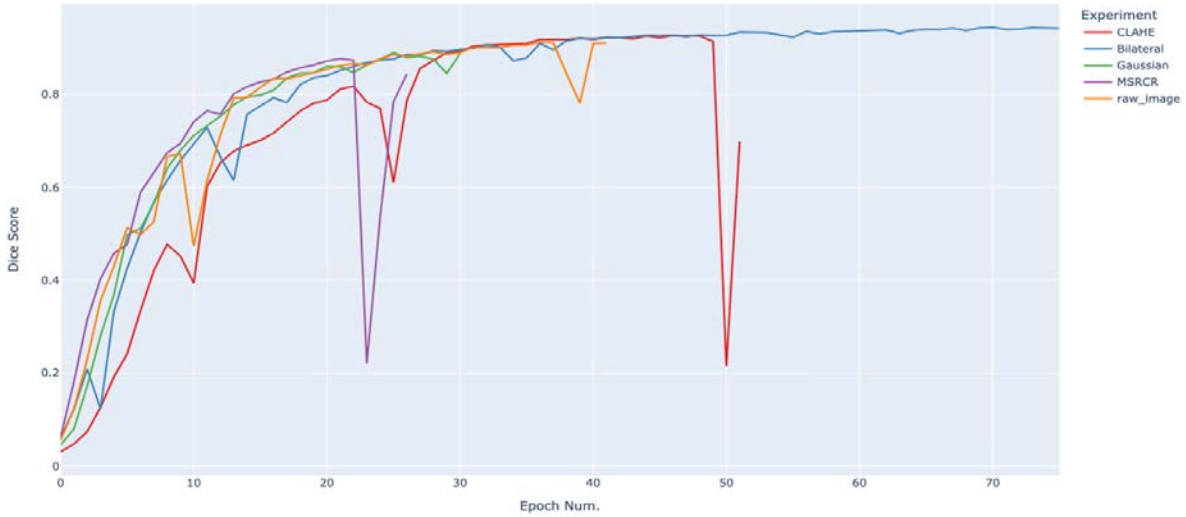


Рис. 2. Графік порівняння моделей за коефіцієнтом Дайса (Dice score)

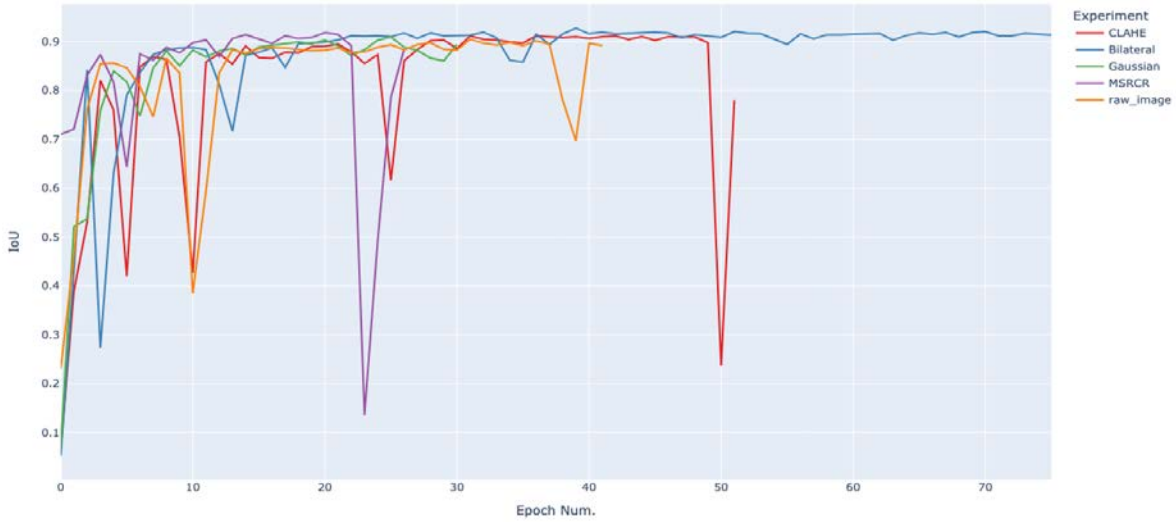


Рис. 3. Графік порівняння моделей за коефіцієнтом Жаккара (IoU)

З рис. 4, який показує зміну так званої влучності моделей, видно, що найстабільніший результат демонструє сегментаційна модель, де застосовано білатеральний фільтр попереднього оброблення зображень.

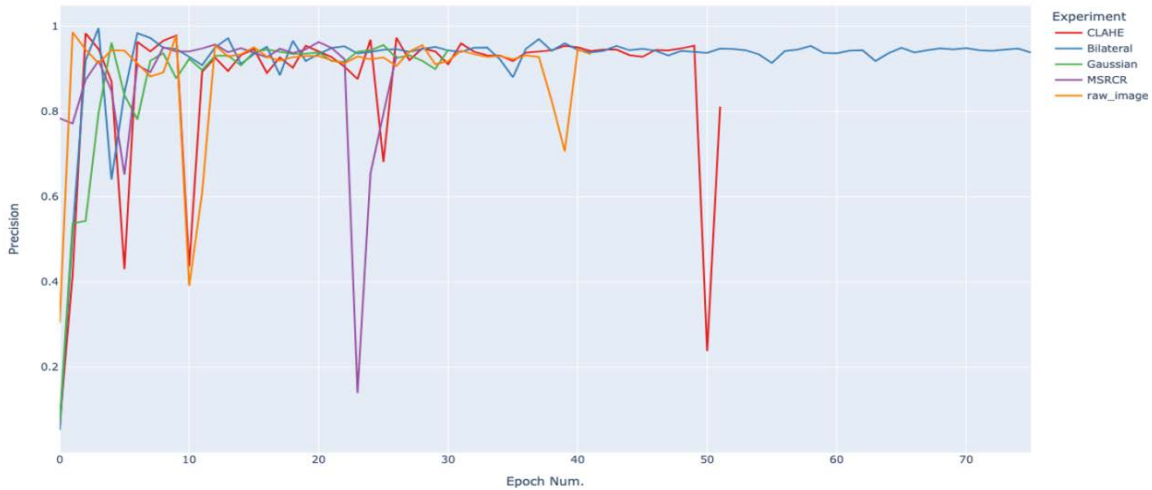


Рис. 4. Графік порівняння моделей фільтрів за влучністю (Precision)

На рис. 5 показано графіки порівняння сегментаційних моделей за метрикою чутливості, з яких чітко видно, що майже усі вони, окрім фільтра MSRCR, мають досить високі значення, що може демонструвати високу здатність сегментаційної моделі ідентифікувати цільові сегментаційні маски загалом.

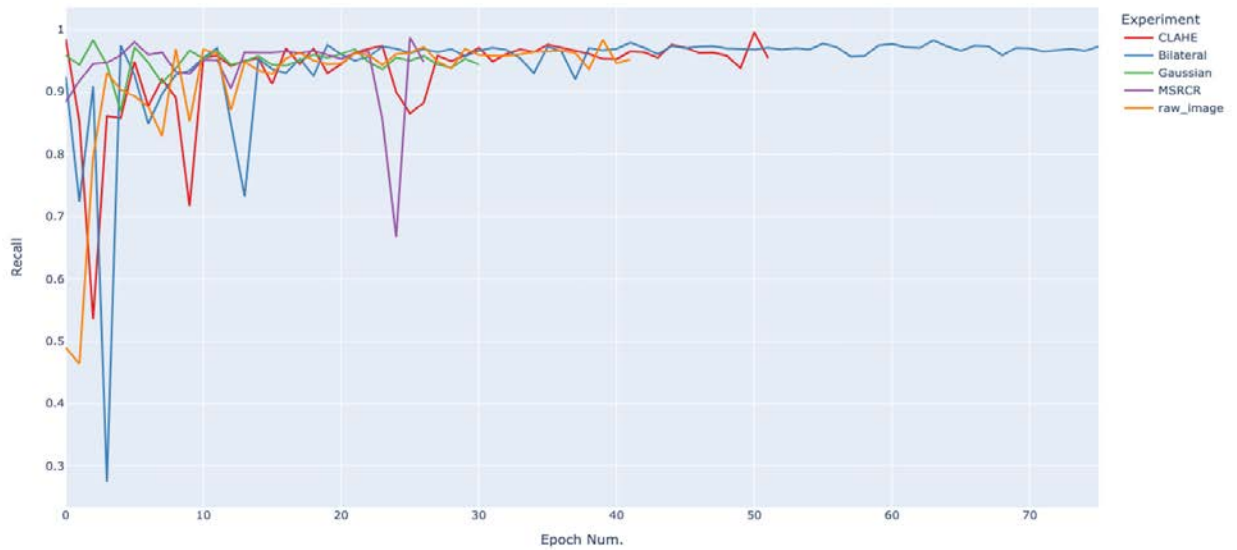


Рис. 5. Графік порівняння моделей за чутливістю (Recall)

Графіки функцій втрат (рис. 6) демонструють послідовне зниження втрат для всіх моделей, що вказує на загальний ефективний підхід (вибір інших параметрів) для навчання. Однак фільтр MSRCR демонструє ранній сплеск втрат, пояснюючи, чому модель, яка використовує цей фільтр, передчасно завершує навчання. Крім того, є помітний стрибок втрат для фільтра CLAHE.

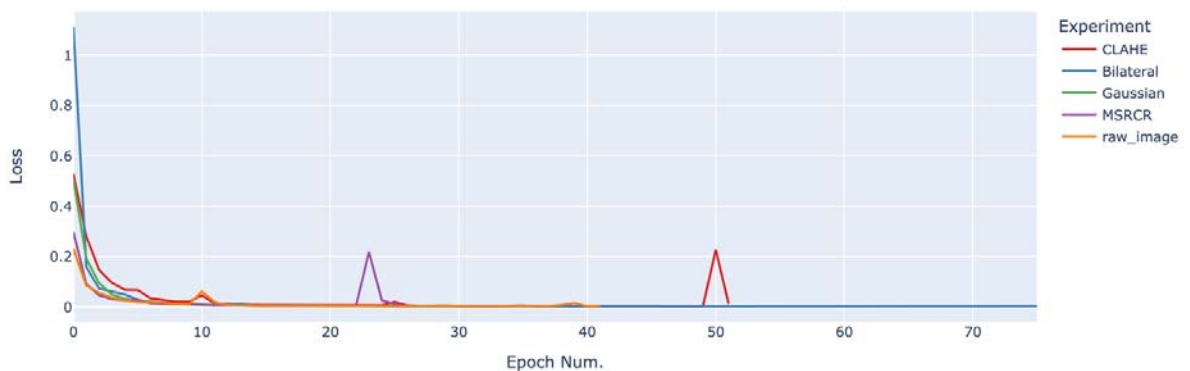


Рис. 6. Графік порівняння моделей за функцією втрат

Візуальна оцінка результатів роботи моделі із застосуванням білатерального фільтра показала, що вона постійно створювала сегментаційні маски, які відповідають правдивим маскам тестового набору даних (рис. 7), поліпшуючи видимість стоматологічних пломб навіть на зашумлених і низькоякісних стоматологічних зображеннях.



Рис. 7. Приклад роботи сегментаційної моделі із застосуванням білатерального фільтра на панорамному знімку з тестового набору даних

Хоча результати, отримані з іншими фільтрами, вимагають подальшого дослідження, очевидно, що білатеральний фільтр виділяється як найоптимальніший вибір для вибраного класу задач. Зазначимо, що візуальне оцінювання результатів моделей виконано на тестовому наборі даних, який не був ані частиною навчального набору даних, ані частиною валідаційного. Це підтверджує ефективну генералізацію натренованих моделей. Проте, варто зазначити, що під час візуального оцінювання фільтр CLANE, незважаючи на його високі результати, показав помітний «шум» у згенерованих масках (рис. 8), який відсутній в результатах роботи білатерального фільтра (рис. 9).



Рис. 8. Приклад «шуму» у підсумковій масці сегментаційної моделі із застосуванням фільтра CLANE на панорамному знімку з тестового набору даних



Рис. 9. Приклад підсумкової маски сегментаційної моделі без «шуму» із застосуванням білатерального фільтра на панорамному знімку з тестового набору даних

Це може пояснюватися тим, що фільтр CLANE призначений для покращення контрастності зображення шляхом перерозподілу значень інтенсивності пікселів, щоб зробити елементи помітнішими. Однак, у деяких випадках, особливо у разі застосування до медичних або стоматологічних зображень, цей посилений контраст може призвести до ненавмисних артефактів. Ці артефакти можуть проявлятися у вигляді фальшивих патернів у сегментаційних масках.

Це спостереження підкреслює важливість покладатися не лише на кількісні показники для оцінювання ефективності сегментаційних моделей. Візуальна оцінка відіграє важливу роль у виявленні складних проблем, таких як «шум» у масках сегментації, які можуть залишитися непоміченими, якщо покладатися виключно на значення метрик. У випадку фільтра CLANE, незважаючи на те, що він показав високі результати по всіх чотирьох критеріях, його тенденція створювати ненавмисний шум викликає занепокоєння щодо його придатності для завдань, де точна сегментація має вирішальне значення.

Таким чином, експериментальні результати та їхня оцінка показують, що застосування різних фільтрів попереднього оброблення медичних зображень вимагають правильного вибору фільтра та тонкого налаштування його параметрів під конкретну специфічну задачу.

Висновки

Проведено комплексний аналіз з основною метою оцінки ефективності застосування фільтрів попереднього оброблення для панорамних стоматологічних рентгенівських знімків для розв'язання задачі сегментації зубних пломб. Дослідження охоплювало кілька основних задач. Насамперед, це тренування сегментаційних моделей із застосуванням декількох найпопулярніших методів попередньої обробки зображень, зокрема, фільтра обмеженого адаптивного вирівнювання гістог-

рами (CLANE), фільтр Гауса, білатерального фільтра і фільтра Multi-Scale Retinex з відновленням кольорів (MSRCR). Параметри цих методів ретельно підібрано для поліпшення характеристик зображень та ефективного підвищення їхньої якості. Для моделі сегментації стоматологічних пломб вибрана архітектура U-Net. Також проаналізовано та вибрано метрики оцінки точності сегментації. Крім того, проведено порівняльний аналіз ефективності кожного фільтра попереднього оброблення зображення для вибраного класу задач. Найкращий результат продемонструвала модель, в якій використано білатеральний фільтр попереднього оброблення панорамних знімків в задачі сегментації стоматологічних пломб. Ця модель випередила інші за трьома метриками з чотирьох. Фільтр CLANE показав найкращий результат з погляду чутливості моделі, що може бути корисним для задач, в яких небезпечно пропускати цільові сегментаційні маски.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] О. В. Коменчук, і О. Б. Мокін, «Методи передобробки панорамних стоматологічних рентгенівських знімків для задачі глибокого навчання», *Матеріали ЛІІ науково-технічної конференції підрозділів Вінницького національного технічного університету* (НТКП ВНТУ-2023), 2023.
- [2] H. Abdi, S. Kasaei, and M. Mehdizadeh, "Automatic segmentation of mandible in panoramic x-ray," *J. Med. Imaging* (Bellingham), vol. 2, no. 4, 044003, 2015. [Online]. Available: https://www.academia.edu/36038975/Pre-Processing_of_Dental_X-Ray_Images_Using_Adaptive_Histogram_Equalization_Method.
- [3] S. S. Simon, and X. F. Joseph, "Pre-Processing of Dental X-Ray Images Using Adaptive Histogram Equalization Method," *Italienisch*, vol. 9, no. 1, pp. 87-96, 2019. [Electronic resource]. Available: <https://www.italienisch.nl/index.php/VerlagSauerlander/article/view/45>.
- [4] X. Liu et al., "Advances in Deep Learning-Based Medical Image Analysis," *Health Data Science*, 2021. [Online]. Available: <https://downloads.spj.sciencemag.org/hds/2021/8786793.pdf>.
- [5] С. В. Павлов, Д. В. Вовкотруб, С. О. Романюк, і Л. В. Авраменко. «Аналіз методів попереднього оброблення біомедичних зображень», *Наукові праці ДонНТУ № 2* (21), серія «Інформатика, кібернетика та обчислювальна техніка», 2015 р.
- [6] P. Vasuki, J. Kanimozhi, and M. B. Devi, "A survey on image preprocessing techniques for diverse fields of medical imagery," in 2017 *IEEE International Conference on Electrical, Instrumentation and Communication Engineering* (ICEICE), 2017. [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8192443>.
- [7] W. Lin, and Y. Lin, "Soybean image segmentation based on multi-scale Retinex with color restoration," *J. Phys.: Conf. Ser.*, vol. 2284, no. 1, 012010, 2022. [Online]. Available: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/2284/1/012010/pdf>.
- [8] Abdi and S. Kasaei, "Panoramic Dental X-rays With Segmented Mandibles," 2020. [Online]. Available: <https://data.mendeley.com/datasets/hxt48yk462/2>.
- [9] R. B. Jeyavathana, R. Balasubramanian, and A. A. Pandian, "A Survey: Analysis on Pre-processing and Segmentation Techniques for Medical Images," *Int. J. Res. Sci. Innov.*, 2016. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/profile/Anbarasa-Pandian/publication/305502844_A_Survey_Analysis_on_Pre-processing_and_Segmentation_Techniques_for_Medical_Images/links/5792520a08aed51475aed3f5/A-Survey-Analysis-on-Pre-processing-and-Segmentation-Techniques-f.
- [10] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation," Computer Science Department and BIOS Centre for Biological Signalling Studies, University of Freiburg, Germany, 2015. [Online]. Available: <https://arxiv.org/pdf/1505.04597.pdf>.
- [11] "PyTorch Image Models," *GitHub*. [Online]. Available: <https://github.com/huggingface/pytorch-image-models>.
- [12] "Albumentations Documentation," *Albumentations*, [Online]. Available: <https://albumentations.ai/docs/>.

Рекомендована кафедрою системного аналізу та інформаційних технологій ВНТУ

Стаття надійшла до редакції 26.09.2023

Коменчук Олег Вікторович — аспірант кафедри системного аналізу та інформаційних технологій, e-mail: komenchuk77@gmail.com ;

Мокін Олександр Борисович — д-р техн. наук, професор, професор кафедри системного аналізу та інформаційних технологій, e-mail: abmokin@gmail.com .

Вінницький національний технічний університет, Вінниця

O. V. Komenchuk¹
O. B. Mokin¹

Analysis of Methods for Preprocessing of Panoramic Dental X-Rays for Image Segmentation Tasks

¹Vinnitsia National Technical University

The paper presents a comprehensive analysis of the effectiveness of preprocessing filters for panoramic dental X-rays in the dental fillings segmentation task. The study focuses on the analysis of the practical application of the most popular image preprocessing methods, including the Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) filter, Gaussian filter, bilateral filter, and Multi-scale Retinex with Color Restoration (MSRCR) filter. These methods have been carefully tuned to improve the image characteristics and significantly increase its quality. In addition, the paper presents an algorithm for training a segmentation model based on the U-Net architecture for the dental fillings segmentation task. A comprehensive evaluation of the segmentation accuracy was performed by comparing the model results with annotations using clearly defined metrics. The paper shows a comparative analysis of the effectiveness of each image preprocessing filter in comparison with the original raw images. For the effectiveness evaluation of the preprocessing filters for segmentation models, the following metrics were used: Dice Score, Jaccard index, Precision, and Sensitivity/Recall. These metrics enable to conduct a comprehensive assessment of the effectiveness of segmentation models, considering the influence of the filters on various aspects of accuracy. According to the analysis results, it was found that the best results were demonstrated by the model that uses the bilateral preprocessing filter of panoramic images for the dental fillings segmentation task. The CLAHE filter also performed well, showing the best sensitivity of the model. In general, the results of this work emphasize the importance of the correct choice of image preprocessing methods for segmentation tasks on panoramic dental X-ray images. The results also confirm the advantage of using the bilateral and the CLAHE filters for the dental fillings segmentation task.

Keywords: panoramic dental X-rays, preprocessing, computer vision, deep learning, image segmentation, bilateral filter.

Komenchuk Oleh V. — Post-Graduate Student of the Chair of System Analysis and Information Technologies, e-mail: komenchuk77@gmail.com ;

Mokin Oleksandr B. — Dr. Sc. (Eng.), Professor, Professor of the Chair of System Analysis and Information Technologies, e-mail: abmokin@gmail.com