

О. КОМЕНЧУК

АДАПТИВНІ МЕТОДИ ПОПЕРЕДНЬОГО ОБРОБЛЕННЯ ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ СЕГМЕНТАЦІЇ СТОМАТОЛОГІЧНИХ РЕНТГЕНІВСЬКИХ ЗНІМКІВ

Предметом дослідження в статті є ефективність адаптивних методів попереднього оброблення медичних зображень, зокрема білатерального фільтра та модифікованого CLAHE, у задачах сегментації стоматологічних рентгенівських знімків. Ці методи дають змогу зберігати важливі деталі зображення та ефективно зменшувати шум, навіть у разі високої варіативності зображень, що надходять із різних джерел. **Мета роботи** – розроблення покращень методів попереднього оброблення медичних зображень, а саме білатерального фільтра та CLAHE, з огляду на контекст зображення. Дослідження спрямоване на підвищення ефективності сегментації медичних знімків за допомогою збереження важливих деталей і зменшення впливу шуму й артефактів у зображеннях із різних джерел. У статті **розв’язуються завдання**: експериментальне порівняння розроблених адаптивних методів попереднього оброблення з традиційними підходами; оцінювання ефективності сегментації за допомогою метрик, таких як коефіцієнт Дайса (*Dice Score*), коефіцієнт Жаккара (*IoU Score*), влучність (*Precision*) та чутливість / повнота (*Recall*); аналіз впливу попереднього оброблення на якість сегментації. **Впроваджено такі методи**: математичне моделювання, тренування нейронної мережі на основі моделі *U-Net* із попередньо натренованим енкодером *timm-resnest101e*, масштабування зображень до 512×512 пікселів, навчання з фіксованим *learning rate* 0.001. **Досягнуті результати**. Під час експериментального порівняння розроблених адаптивних методів попереднього оброблення з традиційними підходами встановлено, що комбіноване використання адаптивного білатерального фільтра та модифікованого CLAHE забезпечило найвищі показники якості сегментації. Зокрема, за метриками коефіцієнт Дайса (*Dice Score*) 0.9603 та коефіцієнт Жаккара (*IoU Score*) 0.94501 ці методи перевершили традиційні, що свідчить про їх ефективність у збереженні контурів об’єктів та зниженні шуму. **Висновки**. Застосування розроблених адаптивних методів попереднього оброблення суттєво покращує точність сегментації медичних зображень. Комбінований підхід, що передбачає адаптивний білатеральний фільтр і модифікований CLAHE, є найбільш ефективним для завдань медичної візуалізації, що підвищує точність діагностики та надійність автоматизованих систем підтримки прийняття рішень.

Ключові слова: штучний інтелект; глибоке навчання; сегментація зображень; медичні зображення; попереднє оброблення; CLAHE; білатеральний фільтр.

Вступ

У сучасній медицині аналіз різноманітних показників відіграє ключову роль у діагностиці та плануванні лікування пацієнтів. Окрім того, медична інформація, широко подана не лише у вигляді табличних чи текстових показників, а й у значній кількості зображень медичної візуалізації, до яких належить рентгенографія, МРТ, КТ, УЗД тощо. Особливо це стосується стоматології, де панорамні чи прицільні рентгенівські знімки дають змогу отримати детальний огляд зубного ряду та всіх прилеглих структур. Важливість автоматизації аналізу таких знімків зростає з кожним роком, оскільки це підвищує точність діагностики, зменшує час на оброблення інформації та забезпечує більш якісне лікування. Однак для успішного застосування алгоритмів аналізу таких знімків, зокрема алгоритмів

комп’ютерного зору, необхідно брати до уваги високу варіативність якості зображень, наявність артефактів та різного роду шуму, що можуть негативно впливати на ефективність і точність таких алгоритмів.

У попередньому дослідженні авторів [1] проведено комплексний огляд та практичне порівняння методів попереднього оброблення панорамних стоматологічних рентгенівських знімків з метою покращення точності сегментації зубних пломб. Було розглянуто кілька найбільш популярних та ефективних фільтрів, зокрема CLAHE, білатеральний фільтр, фільтр Гаусса та багатомасштабний фільтр *Retinex* з відновленням кольору (*MSRCR – Multi-scale Retinex with Color Restoration*). Результати дослідження показали, що використання білатерального фільтра забезпечує найкращі результати за більшістю метрик, зокрема за коефіцієнтом Дайса (*Dice Score*) та індексом Жаккара (*IoU*). Водночас фільтр CLAHE показав

високі результати щодо повноти (*Recall*) моделі, що є критичним у завданнях, де важливо мінімізувати кількість пропущених цільових об'єктів [1]. Попри ці практичні результати, дослідження також довели необхідність удосконалення підходів до попереднього оброблення зображень для підвищення точності та надійності алгоритмів сегментації в умовах варіативності медичних знімків.

Одним із важливих викликів, що були розглянуті в праці авторів [1], є складнощі з налаштуванням параметрів фільтрів попереднього оброблення, таких як білатеральний фільтр та CLAFHE, для різних типів зображень. За замовчуванням ці параметри є фіксованими для всіх зображень набору даних [2], це може бути оптимально для набору зображень, що надходять з одного джерела, наприклад, з одного діагностичного апарата, але це може не підходити для наборів даних з інших джерел через розбіжності в яскравості, контрасті, рівні шуму та наявності артефактів (рис. 1).

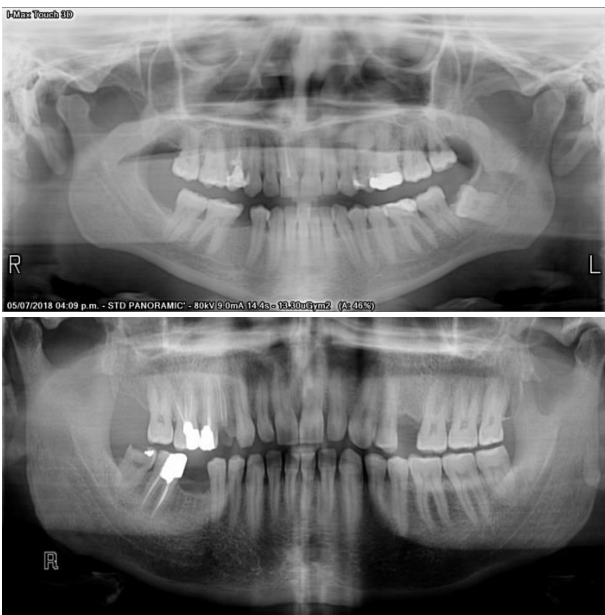


Рис. 1. Порівняння рентгенівських зображень із різних джерел з варіаціями в яскравості, контрасті та рівні шуму [3]

Така ситуація може призводити до зниження точності алгоритмів комп'ютерного зору або появи артефактів, що спотворюватимуть результати.

Отже, виникає питання в покращенні методів попереднього оброблення медичних знімків з метою автоматичного налаштування параметрів фільтрів відповідно до характеристик знімків. Використання контексту зображення для адаптивного налаштування параметрів попереднього оброблення може значно

покращити якість вихідного зображення, що зі свого боку підвищить точність і надійність алгоритмів та моделей комп'ютерного зору.

Метою цього дослідження є розроблення покращень методів попереднього оброблення медичних зображень, зокрема білатерального фільтра та CLAFHE, на основі контексту зображення. Передбачається, що такий підхід дасть змогу значно підвищити ефективність розпізнавання об'єктів на зображеннях, зокрема у задачі сегментації медичних знімків, зберігаючи важливі деталі та зменшуючи вплив шуму й артефактів на показниках із різних джерел.

Недоліки базових методів попереднього оброблення та необхідність удосконалення

Базові методи попереднього оброблення зображень, зокрема білатеральний фільтр і CLAFHE, є важливими інструментами в обробленні медичних зображень. Такі фільтри широко використовуються для зменшення шуму, покращення контрасту та збереження деталей у зображеннях, що особливо важливо для точного аналізу та діагностики [4]. Проте в контексті варіативності наборів даних, наприклад, якщо медичні знімки були зроблені різними пристроями та різняться за якістю, ці методи мають низку недоліків, що обмежують їх ефективність і вимагають удосконалення.

Білатеральний фільтр, що поєднує просторове згладжування та згладжування за інтенсивністю пікселів, має фіксовані параметри σ_s та σ_r , які однаково застосовуються до всього зображення [4, 5]. Це може бути проблемою, оскільки різні ділянки зображення мають неоднакові характеристики. Зокрема ділянки з високою деталізацією (наприклад, контури зубів) можуть вимагати меншого ступеня згладжування для збереження деталей, тоді як однорідні ділянки можуть потребувати більшого згладжування для ефективного усунення шуму (рис. 2).

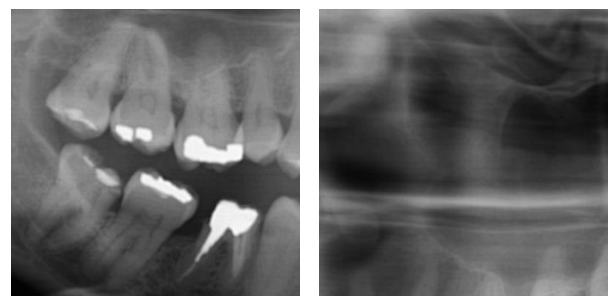


Рис. 2. Приклад різного ступеня деталізації в різних частинах медичного зображення

Фіксовані параметри не дають змогу адаптувати фільтрацію до локальних особливостей зображення, що призводить до втрати важливих деталей або недостатнього зменшення шуму. Окрім того, фіксовані параметри білатерального фільтра можуть спричинити розмивання країв об'єктів, що критично в ситуаціях, коли необхідно чітко розрізнити різні анатомічні структури, наприклад зубні пломби. Це особливо проблематично для медичних зображень, де контури є ключовими для діагностики.

Щодо CLANE, то цей фільтр покращує контраст зображення, обмежуючи посилення інтенсивності в локальних ділянках, що дає змогу уникнути глобальних спотворень [6]. Проте фіксований розмір сітки та *clip limit* можуть не відповідати різним ділянкам зображення з неоднаковою текстурою та яскравістю. Це, ймовірно, спричинить перенасичення контрасту в окремих ділянках, особливо у висококонтрастних ділянках, що може викликати появу артефактів або втрату важливих деталей у зонах із низьким контрастом (рис. 3).

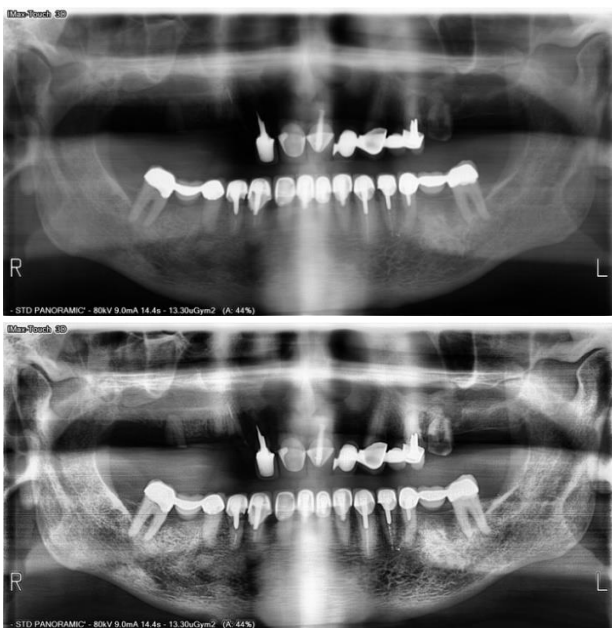


Рис. 3. Приклад перенасичення зображення з використанням фіксованих параметрів фільтра CLANE [7]

У разі зображень із різною текстурою фіксований розмір сітки може не забезпечувати належний рівень деталізації. Великі блоки здатні пропускати дрібні деталі, тоді як маленькі блоки можуть підсилювати шум або інші артефакти. Відсутність змінюваної адаптивності до текстурних

змін ускладнює забезпечення оптимального контрасту по всьому зображенню [8].

З огляду на перелічені недоліки стає очевидним, що базові методи попереднього оброблення, такі як білатеральний фільтр і CLANE, мають бути вдосконалені для досягнення більш високої точності та надійності аналізу медичних зображень. Основна ідея полягає в тому, щоб зробити ці методи більш адаптивними до локальних особливостей зображення. Це дасть змогу забезпечити оптимальне згладжування, збереження важливих деталей і покращення контрасту в неоднакових умовах та на різних ділянках одного й того самого зображення.

Пропонується один із перспективних напрямів удосконалення, а саме покращення методів попереднього оброблення на основі контексту зображення. Очікується, що такі методи покращення здатні динамічно налаштовувати параметри оброблення залежно від локальних характеристик зображення, що забезпечує кращу якість попереднього оброблення. Удосконалення базових методів попереднього оброблення є важливим кроком у підвищенні точності та надійності медичних досліджень, що використовують зображення різного роду.

Покращення методів попереднього оброблення на основі контексту зображення

Покращення методів попереднього оброблення зображень на основі контексту дають змогу динамічно налаштовувати параметри фільтрів залежно від локальних характеристик кожної ділянки зображення. Це забезпечує більшу гнучкість та ефективність, якщо порівнювати з традиційними методами, де параметри є фіксованими для всього зображення. Запропоновані покращення попереднього оброблення особливо актуальні для медичних зображень, де важливо зберігати тонкі деталі, наприклад краї та текстури, водночас ефективно усуваючи шум і підвищуючи контраст важливих деталей. Далі наведено детальний огляд запропонованих удосконалень разом із математичною основою, що обґрунтовує їх ефективність.

Білатеральний фільтр – це техніка, яка згладжує зображення, зберігаючи краї, що має вирішальне значення для медичної візуалізації, де важливо зберегти цілісність анатомічних меж. Стандартний білатеральний фільтр працює за допомогою поєднання просторової близькості та подібності інтенсивності, що призводить до середньозваженого значення

інтенсивності пікселів, яке бере до уваги і просторову, і фотометричну відстань між пікселями [9].

$$I_{filtered}(x) = \frac{1}{W(x)} \sum_{y \in \Omega} I(y) \cdot \exp\left(-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma_s^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{|I(x)-I(y)|^2}{2\sigma_r^2}\right), \quad (1)$$

де $I(x)$ – інтенсивність пікселя x ;

$I(y)$ – інтенсивність пікселя в позиції y

(де y – це сусідня точка навколо x в ділянці Ω);

x – це піксель, для якого проводиться фільтрація;

y – це сусідній піксель у ділянці Ω , яка охоплює

пікселі навколо x ;

$W(x)$ – коефіцієнт нормування;

σ_s – контролює просторову протяжність фільтра;

σ_r – контролює діапазон подібності інтенсивності.

Білатеральний фільтр застосовується до зображення таким чином:

1. Просторовий фільтр (компонент з σ_s) зменшує вплив пікселів, розташованих далеко від точки x . Що ближче сусідній піксель y , то більше він впливає на результат фільтрації.

2. Радіометричний фільтр (компонент з σ_r) зменшує вплив сусідніх пікселів, які мають значну різницю в інтенсивності з пікселем x . Це важливо для збереження контрастних країв, оскільки пікселі з різкою зміною інтенсивності мають менший вплив.

3. Після множення інтенсивностей пікселів $I(x)$ на їх ваги результат нормується за допомогою нормувального фактора $W(x)$, щоб отримати збалансоване значення інтенсивності після фільтрації.

У традиційному білатеральному фільтрі параметри σ_s та σ_r фіксуються по всьому зображенню [11]. Однак, як було розглянуто попередньо, медичні зображення часто містять ділянки з різними характеристиками, наприклад з дрібними деталями та інші, з більш однорідними текстурами. Щоб розв'язати цю проблему, пропонується адаптивне налаштування білатерального фільтра на основі контексту зображення, що змінює ці параметри, спираючись на локальні властивості зображення.

Пропонується впровадити адаптивний σ_s , що дає змогу фільтру динамічно регулювати свій просторовий вплив залежно від величини градієнта в локальній ділянці. Вищі градієнти, що вказують на краї, передбачають менший σ_s , щоб зберегти різкість країв.

Білатеральний фільтр для пікселя $I(x)$ можна подати за допомогою формули [10]

$$\sigma_s(x) = \sigma_{s0} \left(1 - \frac{\|\nabla I(x)\|}{\max(\|\nabla I(x)\|)} \right), \quad (2)$$

де σ_{s0} – базовий або початковий параметр згладжування;

$\nabla I(x)$ – градієнт інтенсивності зображення в точці x ;

$\|\nabla I(x)\|$ – величина градієнта в пікселі x , яку можна обчислити за допомогою операторів *Sobel* або подібних;

$\max(\|\nabla I(x)\|)$ – максимальне значення градієнта по всьому зображенню.

Запропоновані покращення передбачають:

1. Формула адаптує $\sigma_s(x)$ залежно від величини градієнта. Якщо градієнт у точці x великий (наприклад, точка належить до краю об'єкта), то параметр $\sigma_s(x)$ зменшується, щоб зменшити згладжування, зберігаючи важливі деталі, наприклад краї.

2. Якщо градієнт малий (ділянка без значної зміни інтенсивності, як-от в однорідних ділянках зображення), то $\sigma_s(x)$ наближається до σ_{s0} , уможливаючи більш сильне згладжування.

Так само σ_r регулюється на основі локального рівня шуму, що можна визначити з відхилення в межах локального вікна. Регіони з більшою дисперсією (що вказує на шум) отримують більшу σ_r , покращуючи зниження шуму.

$$\sigma_r(x) = \sigma_{r0} \frac{\text{Var}(I(y \in \Omega))}{\max(\text{Var}(I(y \in \Omega)))}, \quad (3)$$

де σ_{r0} – базове (початкове) значення параметра, яке потім коригується залежно від варіації інтенсивності в ділянці навколо пікселя x ;

$\text{Var}(I(y \in \Omega))$ – варіація (дисперсія) інтенсивності пікселів у вікні Ω , яке охоплює ділянку навколо пікселя x ;

$\max(\text{Var}(I(y \in \Omega)))$ – максимальне значення варіації інтенсивності серед усіх ділянок зображення.

Запропоновані покращення передбачають:

1. Якщо в ділянці Ω навколо пікселя x є висока варіація інтенсивності (наприклад, ділянка з контрастними елементами або краями), тоді значення $\sigma_r(x)$ збільшується, що дає змогу радіометричному фільтру зберігати ці зміни інтенсивності та уникати згладжування важливих деталей.

2. Якщо варіація в ділянці незначна (ділянка однорідна за інтенсивністю), тоді значення $\sigma_r(x)$ буде зменшуватись, що уможливує більшу кількість згладжування.

Отже, запропоновані адаптивні налаштування дають змогу білатеральному фільтру бути більш гнучким і реагувати на локальний контекст зображення. Ця гнучкість зберігає дрібні деталі в складних ділянках (наприклад, краї зубних пломб на перетині з іншими зубами), одночасно ефективно згладжуючи однорідні ділянки та зменшуючи шум, де це необхідно (наприклад, на краях зображення).

Щодо фільтра CLANE, то він покращує стандартне вирівнювання гистограми, застосовуючи локальне посилення контрасту, запобігаючи надмірному посиленню шуму. Однак ефективність CLANE значною мірою залежить від таких параметрів, як *clip limit* та розмір сітки фрагментів, які зазвичай є фіксованими для всього зображення.

Метод CLANE працює за допомогою обчислення кумулятивної функції розподілу інтенсивності пікселів у межах локального блоку, а потім відтворення цих інтенсивностей для підвищення контрастності. Базове перетворення CLANE для пікселя $I(x)$ визначається за формулою [12]:

$$I_{clane}(x) = \frac{CDF(I(x)) - CDF_{\min}}{CDF_{\max} - CDF_{\min}} (I_{\max} - I_{\min}) + I_{\min}, \quad (4)$$

де $CDF(I(x))$ – кумулятивне значення функції розподілу (*Cumulative Distribution Function*, CDF) за умови інтенсивності $I(x)$;

$$TileSize(x) = TileSize_0 \left(1 - \frac{Texture(I(y \in \Omega))}{\max(Texture(I(y \in \Omega)))} \right), \quad (6)$$

де $TileSize_0$ – розмір базової сітки блоку;

$Texture(I(y \in \Omega))$ – міра складності текстури, яку можна оцінити за допомогою таких показників, як локальна дисперсія або ентропія.

Запропоновані адаптивні стратегії забезпечують оптимальне застосування покращення контрастності

CDF_{\min} та CDF_{\max} – мінімальне й максимальне значення кумулятивної функції розподілу в блоці;

I_{\max} та I_{\min} – максимальна й мінімальна інтенсивності на зображенні (зазвичай 0 або 255 для 8-бітних зображень).

Опишемо принцип роботи фільтра CLANE.

1. Формула виконує нормалізацію значення інтенсивності $I(x)$ щодо кумулятивної функції розподілу $CDF(I(x))$ в локальному вікні. Це дає змогу регулювати контраст зображення на локальному рівні (у межах незначної ділянки зображення), уникаючи глобального вирівнювання, яке може призвести до надмірного посилення шуму або викривлення контрасту.

2. Далі результуюче значення масштабується до діапазону інтенсивностей від I_{\min} до I_{\max} з метою відновлення яскравості після нормалізації.

3. CLANE обмежує вирівнювання гистограми, тобто в разі дуже високого локального контрасту (наприклад, у краях або сильно варіативних текстурованих ділянках) контраст не буде надмірно збільшено.

Щоб підвищити ефективність фільтра CLANE, запроваджуємо адаптивність параметра *clip limit* та розміру сітки фрагментів на основі локальних характеристик зображення.

$$ClipLimit(x) = ClipLimit_0 \frac{\text{Mean}(I(y \in \Omega))}{\max(\text{Mean}(I(y \in \Omega)))}, \quad (5)$$

де $ClipLimit_0$ – базове значення *clip limit*;

$\text{Mean}(I(y \in \Omega))$ – середня інтенсивність у локальному сусідстві Ω .

Розмір сітки визначає розмір локальних блоків, до яких застосовується вирівнювання гистограми. У зонах із високою складністю текстур краще використовувати менші блоки для збереження деталей. І навпаки, на однорідних ділянках більші блоки допомагають уникнути надмірного оброблення.

в різних ділянках зображення. У ділянках, де потрібно зберегти дрібні деталі, адаптивний розмір сітки гарантує посилення контрасту без внесення артефактів. Водночас адаптивні обмеження *clip limit* запобігають перенасиченню яскравих ділянок і покращують видимість у темніших ділянках, роблячи зображення більш корисним для діагностики.

Окрім того, пропонується комбіноване використання адаптивної білатеральної фільтрації та модифікованого CLAHE, що є покращеним підходом до попереднього оброблення медичних зображень, який оптимізує зменшення шуму та покращення контрастності з огляду на контекст зображення. Адаптивність цих методів дає змогу їм добре працювати з різноманітними зображеннями, що надходять із різних джерел, у роботі з якими зниження шуму і збереження деталей є критичними для подальшого аналізу.

Отже, пропонується таке комбіноване використання покращених методів попереднього оброблення зображень:

$$I_{filtered} = \text{AdaptiveBilateralFilter}(I_{orig}, \sigma_s(x), \sigma_r(x)), \quad (7)$$

$$I_{enhanced} = \text{ModifiedCLAHE}(I_{filtered}, \text{ClipLimit}(x), \text{TileSize}(x)). \quad (8)$$

Запропоноване використання покращених методів попереднього оброблення гарантуватиме, що зображення спочатку згладжується таким чином, щоб зберегти важливі деталі, а потім його контраст посилюється в такий спосіб, щоб підтримувати цілісність зображення та виділення основних деталей.

Отже, покращення методів попереднього оброблення медичних зображень, описані в цій статті, підкріплені математичною основою, забезпечуватимуть суттєве вдосконалення порівняно з традиційними методами. Завдяки динамічному регулюванню параметрів на основі локального контексту зображення запропоновані методи забезпечують чудову продуктивність щодо зменшення шуму, збереження країв і посилення контрастності. Такі вдосконалення є особливо корисними для медичної візуалізації, де точність і якість зображення безпосередньо впливають на результати алгоритмів комп'ютерного зору.

Результати дослідження

У процесі дослідження впроваджено покращені методи попереднього оброблення медичних зображень на основі адаптивного налаштування параметрів на основі контексту зображення. Зокрема було використано напрацювання з попередньої роботи авторів [1], а саме для задачі сегментації панорамних стоматологічних рентгенівських знімків. Далі запропоновано аналіз результатів, досягнутих унаслідок експериментального оцінювання.

Ефективність розроблених адаптивних методів попереднього оброблення оцінювалася за допомогою

1. Зменшення шуму за допомогою запропонованої адаптивної білатеральної фільтрації: застосовується для зменшення шуму, зберігаючи межі та динамічно регулюючи параметри на основі локального градієнта та характеристик шуму.

2. Підвищення контрастності за допомогою модифікованого CLAHE на основі контексту зображення: застосовується для підвищення контрастності, оптимізуючи обмеження *clip limit* та розмір сітки відповідно до локальної яскравості та текстур зображення.

Нехай I_{orig} буде оригінальним зображенням, тоді розроблені покращені етапи попереднього оброблення можна підсумувати так:

кількох ключових показників: коефіцієнта Дайса (*Dice Score*), коефіцієнта Жаккара (*Jaccard Index* або *IoU*), влучності (*Precision*) і чутливості / повноти (*Recall*). Ці показники дають повну уяву про те, наскільки добре працює модель сегментації, що натренована на знімках після попереднього оброблення за допомогою покращених методів порівняно з традиційними.

Для проведення експериментів у межах цього дослідження використовувалася модель *U-Net* [13], що є однією з найбільш популярних архітектур для задач сегментації зображень. Вибір цієї моделі зумовлений її здатністю ефективно захоплювати контекст на різних масштабах, що є особливо важливим для медичних зображень, де необхідно зберігати високу деталізацію анатомічних структур. Важливим аспектом експериментального налаштування є те, що воно залишено незмінним порівняно з попереднім дослідженням [1], щоб забезпечити наочність і порівнюваність результатів.

Усі зображення для сегментації були масштабовані до розміру 512×512 пікселів, що дало змогу зберегти баланс між деталізацією та ефективністю обчислень. Для підвищення точності сегментації використовувався передтренований енкодер *timm-resnet101e* [14], що забезпечує високу якість екстракції ознак завдяки своїй глибокій архітектурі та застосуванню попереднього навчання на великому наборі зображень. Крім того, для оптимізації навчання моделі використовувався фіксований *learning rate* на рівні 0.001, що є оптимальним для забезпечення стабільного процесу

навчання, а також упроваджувалися методи аргументації зображень [15].

Збереження експериментальних налаштувань дало змогу порівняти результати, досягнуті з використанням адаптивних методів передоброблення, з попередніми дослідженнями, де впроваджувалися традиційні методи передоброблення [16]. Це доводить

об'єктивність і надійність висновків, сформульованих у дослідженні, і демонструє переваги адаптивних підходів у задачах медичної сегментації.

Далі наведено табл. 1, яка відтворює результати застосування розроблених адаптивної білатеральної фільтрації та покращеного CLAHE порівняно з традиційними методами попереднього оброблення.

Таблиця 1. Порівняльний аналіз ефективності адаптивних і традиційних методів попереднього оброблення в задачах медичної сегментації

Назва фільтра	Dice Score	IoU Score	Precision	Recall	Loss
Традиційний білатеральний фільтр	0.94493	0.928249	0.995193	0.982434	0.0031
Традиційний фільтр CLAHE	0.926958	0.912003	0.982922	0.995365	0.0036
Адаптивний білатеральний фільтр	0.95992	0.93001	0.99801	0.982678	0.0027
Покращений фільтр CLAHE	0.94812	0.92995	0.99567	0.997898	0.0031
Комбінований підхід (адаптивний білатеральний фільтр + покращений CLAHE-фільтр)	0.9603	0.94501	0.9991	0.985397	0.0026
Без фільтра	0.912757	0.90474	0.985562	0.98341	0.0037

Аналіз результатів, поданих у табл. 1, демонструє значний вплив адаптивних методів попереднього оброблення на підвищення ефективності сегментації медичних зображень. Зокрема, використання адаптивного білатерального фільтра забезпечило найвищі значення показників *Dice Score* та *IoU Score*, досягаючи 0.95992 та 0.93001 відповідно. Ці результати суттєво перевищують показники, добуті внаслідок упровадження традиційних методів попереднього оброблення, таких як класичний білатеральний фільтр і традиційний CLAHE. Наприклад, для традиційного білатерального фільтра *Dice Score* становив 0.94493, а *IoU Score* – 0.928249. Аналогічно традиційний CLAHE-фільтр демонстрував *Dice Score* на рівні 0.926958 та *IoU Score* 0.912003.

Адаптивний підхід до попереднього оброблення показав значно кращі результати за показниками *Precision* і *Recall*, що вказує на ефективніше усунення шуму за умови збереження критично важливих деталей зображення. Зокрема, *Precision* для адаптивного білатерального фільтра становив 0.99801, що вказує на мінімальну кількість хибнопозитивних спрацювань, а *Recall* залишився на високому рівні – 0.982678, що демонструє здатність методу захоплювати всі важливі структури на зображенні.

Важливо зазначити, що використання покращеного CLAHE-фільтра також продемонструвало значні покращення, якщо порівнювати традиційні підходи. Добуті значення *Dice Score* 0.94812 та *IoU Score* 0.92995 підтверджують ефективність цього методу в покращенні контрастності та збереженні структур зображення. Застосування покращеного CLAHE-фільтра

також дало змогу досягти високих значень *Precision* (0.99567) та *Recall* (0.997898), що свідчить про його здатність ефективно підвищувати якість сегментації в критичних ділянках зображення.

Особливо важливими є результати, досягнуті під час використання комбінованого підходу, що передбачає адаптивний білатеральний фільтр і покращений CLAHE-фільтр. Цей підхід дав змогу досягти максимальних значень *Dice Score* та *IoU Score* серед усіх досліджених методів – 0.9603 та 0.94501 відповідно. Крім того, *Precision* у цьому разі становив 0.9991, а *Recall* – 0.985397, що є найкращими результатами серед усіх описаних методів. Це вказує на те, що комбінований підхід не лише зберігає критичні деталі зображення, але й мінімізує кількість хибнопозитивних і хибнонегативних спрацювань.

Навпаки, відсутність фільтрації призвела до значного погіршення якості сегментації, що виявилось в найнижчих значеннях усіх показників, зокрема *Dice Score* 0.912757 та *IoU Score* 0.90474. Високе значення *Loss* (0.0037) також свідчить про нестабільність сегментації за відсутності попередньої фільтрації, що підтверджує важливість застосування попереднього оброблення для підвищення якості результатів.

Отже, дослідження довело, що адаптивні методи попереднього оброблення, особливо у поєднанні, є більш ефективними для задач медичної сегментації зображень порівняно з традиційними підходами або відсутністю фільтрації. Комбінований підхід, що передбачає адаптивний білатеральний фільтр і покращений CLAHE-фільтр, продемонстрував найвищі

показники якості, що робить його оптимальним вибором для застосування в медичній галузі, де точність і надійність є критично важливими.

Висновки

Запропоновані в цьому дослідженні методи адаптивного попереднього оброблення медичних зображень, зокрема покращений білатеральний фільтр і модифікований CLAHE, продемонстрували значне підвищення ефективності сегментації зображень на панорамних стоматологічних рентгенівських знімках. Комбіноване впровадження цих методів дало змогу досягти найвищих показників за такими критеріями, як коефіцієнт Дайса (*Dice Score*), коефіцієнт Жаккара (*IoU Score*), влучність (*Precision*) і чутливість / повнота (*Recall*). Це свідчить про здатність адаптивних методів не лише зберігати важливі деталі зображення, але й ефективно зменшувати шум, що є критично важливим у задачах сегментації, де точність визначення меж об'єктів безпосередньо впливає на якість діагностики.

Дослідження показало, що динамічне налаштування параметрів попереднього оброблення на основі локальних особливостей зображення є ключовим фактором для досягнення високої точності в застосуванні

в медицині. У разі, коли медичні зображення можуть значно відрізнятися за якістю та характеристиками через різні умови отримання, адаптивні методи, такі як запропонований білатеральний фільтр та покращений CLAHE, виявляються більш універсальними та ефективними, якщо порівнювати з традиційними підходами.

Досягнуті результати підтверджують, що адаптивні методи попереднього оброблення значно покращують якість сегментації в медичних зображеннях, що підвищує точність діагностики та знижує ризик помилок. Зважаючи на критичне значення таких зображень для медичних рішень, запропоновані методи можуть мати важливе значення для створення більш надійних систем автоматизованої підтримки прийняття рішень.

Отже, впровадження адаптивних методів попереднього оброблення в процеси аналізу медичних зображень є перспективним напрямом, що здатне суттєво підвищити ефективність і точність медичної візуалізації. Подальші дослідження в окресленому напрямі можуть бути спрямовані на оптимізацію параметрів цих методів для різних типів медичних зображень та інтеграцію з іншими алгоритмами комп'ютерного зору для створення комплексних рішень у медичній діагностиці.

Список літератури

1. Komenchuk O. V., Mokin O. B. Analysis of Methods for Preprocessing of Panoramic Dental X-Rays for Image Segmentation Tasks. *Visnyk of Vinnytsia Politechnical Institute*. 2023. Vol. 170, No. 5. P. 41–49. DOI: <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2023-170-5-41-49>
2. Towards a better understanding of annotation tools for medical imaging: a survey / M. Aljabri et al. *Multimedia Tools and Applications*. 2022. P. 25877–2591. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11042-022-12100-1>
3. Abdi A. H., Kasaei S., Mehdizadeh M. Automatic segmentation of mandible in panoramic x-ray. *Journal of Medical Imaging*. 2015. Vol. 2, No. 4. 44003 p. DOI: <https://doi.org/10.1117/1.jmi.2.4.044003>
4. S. S. Simon, and X. F. Joseph. Pre-Processing of Dental X-Ray Images Using Adaptive Histogram Equalization Method. *Italienisch*, Vol. 9, No. 1, P. 87–96, 2019. URL: <https://www.italienisch.nl/index.php/VerlagSauerlander/article/view/45>
5. Advances in Deep Learning-Based Medical Image Analysis / X. Liu et al. *Health Data Science*. 2021. Vol. 2021. P. 1–14. DOI: <https://doi.org/10.34133/2021/8786793>
6. Vasuki P., Kanimozhi J., Devi M. B. A survey on image preprocessing techniques for diverse fields of medical imagery. 2017 *IEEE international conference on electrical, instrumentation and communication engineering (ICEICE)*, Karur, 27–28 April 2017. DOI: <https://doi.org/10.1109/iceice.2017.8192443>
7. Abdi A. Panoramic Dental X-rays with Segmented Mandibles. Mendeley Data. URL: <https://data.mendeley.com/datasets/hxt48yk462/2> (date of access: 17.09.2024).
8. Lin W., Lin Y. Soybean image segmentation based on multi-scale Retinex with color restoration. *Journal of Physics: Conference Series*. 2022. Vol. 2284, No. 1. 12010 p. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2284/1/012010>
9. Prabu Shankar K. C., Prayla Shyry S. A Survey of image pre-processing techniques for medical images. *Journal of Physics: Conference Series*. 2021. Vol. 1911, No. 1. 12003 p. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1911/1/012003>
10. Shirai K., Sugimoto K., Kamata S.-I. Adjoint Bilateral Filter and Its Application to Optimization-based Image Processing. *APSIPA Transactions on Signal and Information Processing*. 2022. Vol. 11, No. 1. DOI: <https://doi.org/10.1561/116.00000046>

11. Li H., Duan X.-L. SAR Ship Image Speckle Noise Suppression Algorithm Based on Adaptive Bilateral Filter. *Wireless Communications and Mobile Computing*. 2022. Vol. 2022. P. 1–10. URL: <https://doi.org/10.1155/2022/9392648> (date of access: 17.09.2024).
12. Smart Image Enhancement Using CLAHE Based on an F-Shift Transformation during Decompression / R. Fan et al. *Electronics*. 2020. Vol. 9, No. 9. 1374 p. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics9091374>
13. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. *Computer Science Department and BIOS Centre for Biological Signalling Studies, University of Freiburg, Germany*. 2015. P. 234–241, DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28
14. GitHub – huggingface/pytorch-image-models: The largest collection of PyTorch image encoders / backbones. Including train, eval, inference, export scripts, and pretrained weights – ResNet, ResNeXT, EfficientNet, NFNet, Vision Transformer (ViT), MobileNetV4, MobileNet-V3 & V2, RegNet, DPN, CSPNet, Swin Transformer, MaxViT, CoAtNet, ConvNeXt, and more. GitHub. URL: <https://github.com/huggingface/pytorch-image-models>
15. Albumentations Documentation. Albumentations: fast and flexible image augmentations. URL: <https://albumentations.ai/docs/>
16. van Beers F., Lindström A., Okafor E., Wiering M. Deep Neural Networks with Intersection over Union Loss for Binary Image Segmentation. In Proceedings of the 8th International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods (Vol. 1 ICPRAM). 2019. P. 438–445. URL: https://pure.rug.nl/ws/portalfiles/portal/87088047/ICPRAM_2019_35.pdf
17. Li F., Jiang Q., Zhang H., Ren T., Liu S., Zou X., Xu H., Li H., Yang J., Li C., Zhang L., Gao J. Visual In-Context Prompting. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2024. P. 12861–12871. URL: https://openaccess.thecvf.com/content/CVPR2024/papers/Li_Visual_In-Context_Prompting_CVPR_2024_paper.pdf

References

1. Komenchuk, O. V. & Mokin, O. B. (2023), "Analysis of Methods for Preprocessing of Panoramic Dental X-Rays for Image Segmentation Tasks", *Visnyk of Vinnytsia Politechnical Institute*, vol. 170, No. 5, P. 41–49. DOI: <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2023-170-5-41-49>
2. Aljabri, M. et al. (2022), "Towards a better understanding of annotation tools for medical imaging: a survey", *Multimedia Tools and Applications*. P. 25877–2591. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11042-022-12100-1>
3. Abdi, A. H., Kasaei, S. & Mehdizadeh, M. (2015), "Automatic segmentation of mandible in panoramic x-ray", *Journal of Medical Imaging*, Vol. 2, No. 4, 44003 p. DOI: <https://doi.org/10.1117/1.jmi.2.4.044003>
4. Simon, S. S. & Joseph, X. F. (2019), "Pre-Processing of Dental X-Ray Images Using Adaptive Histogram Equalization Method", *Italienisch*, Vol. 9, No. 1, P. 87–96. available at: <https://www.italienisch.nl/index.php/VerlagSauerlander/article/view/45>
5. Liu, X. et al. (2021), "Advances in Deep Learning-Based Medical Image Analysis", *Health Data Science*, Vol. 2021, P. 1–14. DOI: <https://doi.org/10.34133/2021/8786793>
6. Vasuki, P., Kanimozhi, J. & Devi, M. B. (2017), "A survey on image preprocessing techniques for diverse fields of medical imagery", *2017 IEEE international conference on electrical, instrumentation and communication engineering (ICEICE)*, Karur, 27–28 April 2017. DOI: <https://doi.org/10.1109/iceice.2017.8192443>
7. Abdi, A. (2024), "Panoramic Dental X-rays With Segmented Mandibles. Mendeley Data". available at: <https://data.mendeley.com/datasets/hxt48yk462/2> (accessed: 17 September 2024).
8. Lin, W. & Lin, Y. (2022), "Soybean image segmentation based on multi-scale Retinex with color restoration", *Journal of Physics: Conference Series*, Vol. 2284, No. 1, 12010 p. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2284/1/012010>
9. Prabu Shankar, K. C. & Prayla Shyry, S. (2021), "A Survey of image pre-processing techniques for medical images", *Journal of Physics: Conference Series*, Vol. 1911, No. 1, 12003 p. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1911/1/012003>
10. Shirai, K., Sugimoto, K. & Kamata, S.-i. (2022), "Adjoint Bilateral Filter and Its Application to Optimization-based Image Processing", *APSIPA Transactions on Signal and Information Processing*, Vol. 11, No. 1. DOI: <https://doi.org/10.1561/116.00000046>
11. Li, H. & Duan, X.-L. (2022), "SAR Ship Image Speckle Noise Suppression Algorithm Based on Adaptive Bilateral Filter", *Wireless Communications and Mobile Computing*, Vol. 2022, P. 1–10. available at: <https://doi.org/10.1155/2022/9392648> (accessed: 17 September 2024).
12. Fan, R. et al. (2020), "Smart Image Enhancement Using CLAHE Based on an F-Shift Transformation during Decompression", *Electronics*, Vol. 9, No. 9, 1374 p. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics9091374>
13. Ronneberger, O., Fischer, P. & Brox, T. (2015), "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation", *Computer Science Department and BIOS Centre for Biological Signalling Studies, University of Freiburg, Germany*. P. 234–241, DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28
14. "GitHub (n.d.) 'GitHub – huggingface/pytorch-image-models: The largest collection of PyTorch image encoders / backbones', GitHub". available at: <https://github.com/huggingface/pytorch-image-models>

15. "Albumentations Documentation (n.d.) Albumentations: fast and flexible image augmentations". available at: <https://albumentations.ai/docs/>
16. van Beers, F. et al. (2019), "Deep Neural Networks with Intersection over Union Loss for Binary Image Segmentation", *In Proceedings of the 8th International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods (Vol. 1 ICPRAM)*, pp. 438–445. available at: https://pure.rug.nl/ws/portalfiles/portal/87088047/ICPRAM_2019_35.pdf
17. Li, F. et al. (2024), "Visual In-Context Prompting", *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, P. 12861–12871. available at: https://openaccess.thecvf.com/content/CVPR2024/papers/Li_Visual_In-Context_Prompting_CVPR_2024_paper.pdf

Надійшла (Received) 21.08.2024

Відомості про авторів / About the Authors

Коменчук Олег Вікторович – Вінницький національний технічний університет, аспірант, факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації, Вінниця, Україна; e-mail: komenchuk77@gmail.com; ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0003-2786-2153>

Komenchuk Oleh – Vinnytsia National Technical University, Postgraduate Student, Faculty of Intelligent Information Technologies and Automation, Vinnytsia, Ukraine.

ADAPTIVE PRE-PROCESSING METHODS FOR INCREASING THE ACCURACY OF SEGMENTATION OF DENTAL X-RAY IMAGES

The **subject** of research in the article is the effectiveness of adaptive methods of preprocessing of medical images, in particular adaptive bilateral filter and modified CLAHE, in the tasks of segmentation of dental X-ray images. These methods make it possible to preserve important image details and effectively reduce noise, even in cases of high variability of images coming from different sources. The **goal** of the work is to study the impact of adaptive preprocessing methods on increasing the accuracy of segmentation of medical images and to determine the optimal combination of methods that provide the best results in segmentation tasks. The article addresses the following **tasks**: experimental comparison of adaptive preprocessing methods with traditional approaches, evaluation of segmentation efficiency using metrics such as Dice Score, Jacquard Coefficient (IoU Score), Precision and Sensitivity/Completeness (Recall)), as well as analysis of the effect of pre-processing on the quality of segmentation. The following **methods** are used: mathematical modeling, neural network training based on the U-Net model with a pre-trained timm-resnest101e encoder, image scaling to 512x512 pixels, training with a fixed learning rate of 0.001. The following **results** were obtained: the combined use of the adaptive bilateral filter and the modified CLAHE provided the highest segmentation quality indicators (Dice Score 0.9603 and Jacquard Coefficient (IoU Score) 0.94501), surpassing traditional methods. This proves the advantage of adaptive approaches in preserving the contours of objects and reducing noise. **Conclusions**: the application of adaptive preprocessing methods significantly improves the accuracy of segmentation of medical images. The combined approach including the adaptive bilateral filter and the modified CLAHE is the most effective for medical imaging tasks, which increases the accuracy of diagnosis and the reliability of automated decision support systems.

Keywords: artificial intelligence; deep learning; image segmentation; panoramic x-rays of teeth; preliminary processing; CLAHE; bilateral filter.

Бібліографічні опису / Bibliographic descriptions

Коменчук О. В. Адаптивні методи попереднього оброблення для підвищення точності сегментації стоматологічних рентгенівських знімків. *Сучасний стан наукових досліджень та технологій в промисловості*. 2024. № 3 (29). С. 29–38. DOI: <https://doi.org/10.30837/2522-9818.2024.3.029>

Komenchuk, O. (2024), "Adaptive pre-processing methods for increasing the accuracy of segmentation of dental X-RAY images", *Innovative Technologies and Scientific Solutions for Industries*, No. 3 (29), P. 29–38. DOI: <https://doi.org/10.30837/2522-9818.2024.3.029>