

СЛОБОДЗЯН ВІТАЛІЙ

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0001-8897-0869>e-mail: vitalii.slobodzian@gmail.com

БАРМАК ОЛЕКСАНДР

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0003-0739-9678>e-mail: barmako@khmnu.edu.ua

МЕТОД СЕГМЕНТАЦІЇ МРТ СЕРЦЯ НА ОСНОВІ ЛОКАЛІЗАЦІЇ МАСОК

Аналіз МРТ зображень серця є трудомістким процесом, який вимагає значних зусиль і часу. Це обумовлено складністю анатомії серця, варіабельністю зображень і необхідністю високої точності у виявленні патологій. Автоматизація процесів аналізу МРТ є важливою для підвищення ефективності діагностики. Точна сегментація МРТ зображень серця може слугувати основою для інших досліджень та клінічних застосувань. У цьому дослідженні запропоновано новий підхід до сегментації МРТ зображень, що включає три етапи: локалізацію, генерацію масок та постобробку. Для оцінки точності отриманих результатів було проведено серію експериментів з використанням набору даних Automated Cardiac Diagnosis Challenge. Використовуючи запропонований підхід вдалося досягнути точності сегментації правого шлуночку - 0.974, лівого шлуночку - 0.947, та міокарду лівого шлуночку - 0.896 для End diastole та правого шлуночку - 0.94, лівого шлуночку - 0.915, та міокарду лівого шлуночку - 0.92 для End systole. Запропонований підхід має потенціал для подальших досліджень МРТ зображень, забезпечуючи високу точність сегментації.

Ключові слова: МРТ серця, сегментація серця, аналіз медичних зображень, декомпозиція масок, покращення масок, глибоке навчання

SLOBODZIAN VITALII, BARMAK OLEKSANDER

Khmelnitskyi National University

CARDIAC MRI SEGMENTATION METHOD BASED ON MASKS LOCALIZATION

MRI analysis of cardiac images is a time-consuming process that requires significant effort and time. This is due to the complexity of cardiac anatomy, the variability of images, and the need for high accuracy in detecting pathologies. Automation of MRI analysis processes is important for improving diagnostic efficiency. High-quality segmentation of MRI cardiac images can serve as a basis for further research and clinical applications.

This study proposes a novel approach to myocardial segmentation in MRI images, which includes three stages: localization, mask generation, and post-processing. The first stage involves the decomposition of masks into separate binary masks for myocardium, left and right ventricles. The second stage involves detailed mask generation based on localized images to ensure accurate determination of the contours of the heart structures. The third stage involves post-processing of the masks to smooth transitions between pixels and preserve details when resizing the image.

To evaluate the accuracy of the results obtained, a series of experiments were conducted using the Automated Cardiac Diagnosis Challenge dataset. Using the proposed approach, it was possible to achieve an accuracy of segmentation of the right ventricle of 0.974, the left ventricle of 0.947, and the left ventricular myocardium of 0.896 for End diastole and the right ventricle of 0.94, the left ventricle of 0.915, and the left ventricular myocardium of 0.92 for End systole.

The proposed approach has the potential for widespread use as a basis for further MRI image research, ensuring the accuracy of cardiac segmentation in MRI images.

Keywords: Cardiac MRI, heart segmentation, medical image analysis, mask decomposition, mask enhancement, deep learning

Постановка проблеми у загальному вигляді

та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

Стрімкий розвиток методів штучного інтелекту (ШІ) та машинного навчання (МН) розширює можливості їх застосування для різних предметних областей. Однією з таких сфер є медична діагностика. Методи ШІ дозволяють обробляти складні медичні зображення, виявляти аномалії та пропонувати попередні діагнози, що допомагає лікарям у прийнятті обґрунтованих рішень [3]. ШІ та МН можуть значно підвищити ефективність діагностичних процесів, зменшуючи залежність від людського фактору проте існують такі виклики як потреба у великих обсягах даних для навчання моделей, забезпечення конфіденційності та безпеки медичних даних, а також інтеграція нових технологій у існуючі медичні системи.

Серцево-судинні захворювання (ССЗ) є основною причиною смерті в усьому світі, забираючи приблизно 17,9 мільйона життів щороку [1]. З огляду на такий значний вплив ССЗ на здоров'я населення, важливо мати надійні методи виявлення патологій, що можуть допомогти знизити рівень захворюваності. Магнітно-резонансна томографія (МРТ) серця є критичним інструментом у діагностиці та лікуванні захворювань серця та навколишніх тканин. МРТ серця дозволяє точно оцінити анатомію, функцію шлуночків, життєздатність міокарда, виявити наявність запалень міокарда або закупорок у кровоносних судинах. Це є основним методом неінвазивного обстеження, який забезпечує високу роздільну здатність та специфічність у порівнянні з іншими методами візуалізації, такими як комп'ютерна томографія (КТ) та ультразвукове дослідження (УЗД) [2].

МРТ серця має стандартизовані підходи для створень зображень серця для аналізу структури та функції лівого шлуночка, структури та функції правого шлуночка, розширеної характеристики тканин, тощо. Однак складна анатомія серця, варіабельність у формі та розмірах органу, а також різні артефакти зображення

роблять процес аналізу МРТ зображень надзвичайно трудомістким та вимогливим до ресурсів.

Дане дослідження пропонує використання нового підходу до сегментації МРТ зображень який ґрунтується на принципі декомпозиції, застосуванні традиційних засобів глибокого навчання та використання методу Гауса для постобробки з автоматичним підбором коефіцієнту розмиття. Наш внесок спрямований на збільшення точності сегментації МРТ серця та полягає у наступному:

- розробка та впровадження методу локалізації масок для окремих структур серця;
- використання окремих моделей глибокого навчання для локалізації та сегментації зон міокарду, лівого та правого шлуночків;
- застосування методу постобробки для згладжування контурів сегментів та зменшення артефактів при зміні розміру зображень.

Аналіз досліджень та публікацій

Класичні методи сегментації такі як метод сегментації на основі виявлення країв, метод сегментації на основі порогового значення мають низьку обчислювальну складність, високу швидкість, проте вони сильно відстають в точності та якості результатів сучасних методів заснованих на глибокому навчанні. Методи глибокого навчання стали популярними завдяки своїй здатності виявляти складні патерни в даних. Згорткові нейронні мережі (CNN) використовують багатопарові архітектури для виявлення цих патернів, а моделі, такі як U-Net та SegNet, дозволяють отримувати точні сегментації навіть з невеликих наборів даних. Перевагою цих методів є їх висока точність та здатність перенавчання з використанням нових даних що дозволяє мати моделі, що змінюються відповідно до даних, однак недоліком є велика потреба в обчислювальних ресурсах та необхідність великої кількості тренувальних даних [4]. Також існує проблема довіри до таких систем, тому все більше уваги приділяється застосуванню підходів, таких як human-in-the-loop та human-centric [5].

Останнім часом значної популярності набувають підходи самоконтрольованого та напівсамоконтрольованого навчання. Такі підходи здатні ефективно вивчати представлення даних без використання міток або з їх малою кількістю, що робить їх неймовірно корисними для роботи з медичними зображеннями де формування великих наборів даних є чи не головною проблемою. Подібні підходи також використовуються у галузі сегментації медичних зображень. Наприклад запропонований метод в роботі [6] пропонує ефективне застосування методів самоконтрольованого навчання для сегментації медичних зображень. Самоконтрольовані методи демонструють значний прогрес у сфері сегментації медичних зображень. Проте навчання таких моделей для конкретних задач має високу обчислювальну складність та потребує багато ітерацій навчання. Часто навчання таких моделей є неможливим на персональних комп'ютерах та проводиться на дороговартісній обчислювальній техніці.

Формулювання цілей статті

Метою роботи є: підвищення точності сегментації шляхом розробки нового методу обробки МРТ зображень серця. Для досягнення поставленої мети, потрібно вирішити наступні задачі:

- розробити метод локалізації та декомпозиції масок для окремих частин серця, що стане основою для подальшого застосування індивідуальних моделей глибокого навчання;
- для підвищення точності сегментації використати окремі моделі глибокого навчання для сегментації зон міокарду, лівого та правого шлуночків;
- для підвищення точності сегментації та мінімізації появи артефактів та втрати деталей при зміні розміру зображень застосувати спеціальну постобробку.

Виклад основного матеріалу

Запропонований метод сегментації серця на МРТ зображеннях складається з трьох основних етапів: локалізація, сегментація та постобробка для поліпшення точності контурів. На першому етапі існуючі маски декомпонуються на окремі бінарні маски для міокарду, лівого та правого шлуночків. Для кожної з масок використовується окрема модель глибокого навчання для пошуку області з розташуванням конкретного фрагменту. Наступний етап, використовує моделі глибокого навчання для пошуку точніших контурів на локалізованому зображенні. На останньому етапі знайдені контури уточнюються, окремі маски агрегуються в спільну маску, та повертаються до початкового розміру.

Ці кроки разом формують інтегрований підхід (рис. 1), що підвищує точність сегментації серця на МРТ зображеннях.

Далі детально опишемо кожен етап методу.

Етап локалізації.

Перший етап починається з декомпозиції існуючих масок на окремі бінарні маски для різних структур серця: міокарду, лівого шлуночка та правого шлуночка. Цей процес дозволяє окремо обробляти кожну структуру, що сприяє підвищенню точності сегментації в подальшому. Кожна бінарна маска репрезентує тільки одну структуру серця, де пікселі, що належать до цієї структури, позначені як 1, а всі інші пікселі як 0. Таке розділення дозволяє моделям глибокого навчання зосередитися на кожній окремій структурі, зменшуючи вплив інших областей зображення, у такий спосіб полегшуючи завдання сегментації збільшуючи точність наступних етапів та зменшуючи обчислювальну складність.

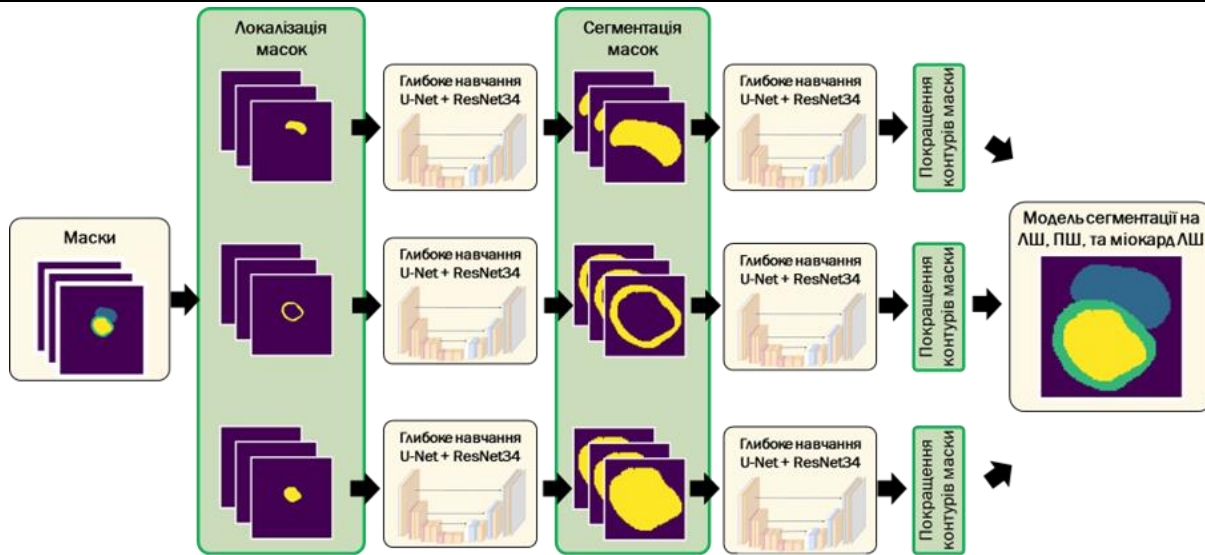


Рис. 1: Загальна схема підходу

Наступним кроком на етапі локалізації є використання окремих моделей глибокого навчання для кожної бінарної маски, які натреновані на виявлення області розташування конкретного фрагменту серця. Ці моделі функціонують як детектори об'єктів, їх мета визначити межі кожної структури на МРТ зображенні. Наприклад, модель, натренована на виявлення лівого шлуночка, визначає область розташування лише лівого шлуночка, який займає більшу частину зображення.

Для тренування моделей глибокого навчання використовується бібліотека fastai з використанням попередньо навченої мережі за архітектурою ResNet. Це популярна залишкова нейронна мережа, що використовується для класифікації та виявлення об'єктів. В роботі використовується версія ResNet-34, що має 34 шари (згорткові, пакувальні та повністю з'єднані шари). Приклад результату локалізації для лівого шлуночка показано на рис. 2.

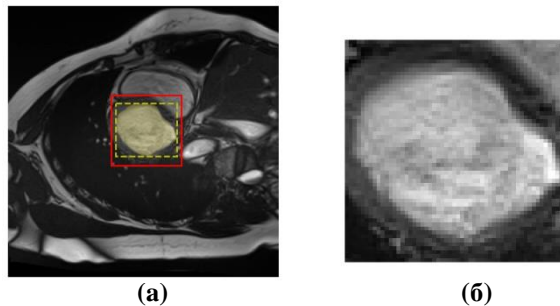


Рис. 2. Схематичне представлення роботи методу (а): жовта маска – лівий шлуночок, жовта рамка – область лівого шлуночка, червона рамка – область локалізації; локалізоване зображення області лівого шлуночка. б)

Перед початком навчання всі зображення приводяться до єдиного розміру. Це необхідно для забезпечення архітектурної узгодженості моделей глибокого навчання, таких як ResNet, та оптимізації обчислювальних ресурсів і використання пам'яті. Результуючі маски використовуються для того щоб відцентрувати та локалізувати зображення, змінюючи співвідношення сторін до квадратного. Додатково до зображень додається рамка, яка становить 15% від розміру маски.

Таким чином, результатом першого етапу є локалізовані зображення, що містять області з розташуванням міокарду, лівого та правого шлуночків. Локалізація є важливим етапом, оскільки точність сегментації значною мірою залежить від правильності визначення областей, де розташовані ці структури.

Етап генерації масок.

На другий етап, етап генерації масок, зосереджується на детальному визначенні контурів міокарда, лівого та правого шлуночків. Для цього використовуються три окремо навчених моделей глибокого навчання для кожної зі структур серця. Ці моделі приймають на вхід локалізовані зображення з попереднього етапу та виконують детальну сегментацію кожної структури серця. Завдяки попередній локалізації зображень, моделі глибокого навчання можуть зосередитися на меншому обсязі даних, що підвищує точність визначення контурів структур серця. Локалізація дозволяє уникнути впливу шумів та інших структур, які не мають відношення до цільових областей. Як наслідок нейромережею враховуються найменші деталі, що критично важливо для точності цього етапу.

Отже, результатом другого етапу є сегментовані зображення, що містять маски окремо визначених областей міокарду, лівого та правого шлуночків.

Етап постобробки

Останній, третій етап, постобробка, спрямований на уточнення та покращення якості сегментації.

Оскільки вищеописані моделі навчені та використовують в якості вхідних та вихідних даних зображення зведенні до одного розміру, для коректності порівняння з експертною маскою є потреба повернути зображення до оригінального розміру перед проведенням кінцевої валідації методу. Проте зміна розміру звичайним чином може призводити до втрати деталей та появи небажаних артефактів, що в свою чергу впливає на кінцеву оцінку результату (рис. 3).



Рис. 3. Порівняння маски міокарда: експертна маска (а), маска на виході нейромережі (б)

Для розв'язання зазначеної проблеми пропонується використовувати методи згладжування, які забезпечують плавні переходи між пікселями та створюють більш природний вигляд під час зміни розміру зображення. Серед таких методів часто використовуються Гауссове згладжування, Vox Blur, Median Filter, Bilateral Filter, Mean Shift Filter та Laplacian of Gaussian Filter. Порівняно з іншими методами, гауссове згладжування вирізняється оптимальним співвідношенням між якістю результату та обчислювальною складністю. Воно забезпечує ефективне згладжування зображення, зберігаючи природні переходи та деталі. Незважаючи на те, що інші методи можуть мати свої переваги в певних сценаріях, гауссове згладжування залишається одним із найуніверсальніших та найефективніших підходів у задачах обробки зображень. Тому для вирішення описаної проблеми було обрано саме цей метод. Пропонується використовувати наступний формалізм:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}, \quad (1)$$

де $G(x, y)$ – значення фільтра Гауса в точці (x, y) , σ – стандартне відхилення, яке визначає ступінь згладжування, (x, y) – координати пікселя на зображенні.

Вибір значення σ є ключовим для досягнення найкращих результатів при зміні розміру зображення. Занадто малий ступінь згладжування може залишити зайві шуми, тоді як надмірне згладжування може призвести до втрати важливих деталей. Обидва випадки негативно впливають на кінцевий результат. Оскільки зображення мають різний розмір, неможливо підібрати єдине значення σ , яке б було ефективним для всіх випадків.

Для автоматичного вибору оптимального значення σ для кожного окремого розміру зображення використовується лінійна регресія. Навчання моделі відбувається наступним чином: визначається маска, збільшується розмір маски до оригінального, використовуючи значення σ від 0 до 1 з кроком 0,1. Розмір зображення та найкраще значення σ для нього використовуються для навчання моделі. Ширина зображення виступає вхідним параметром для регресійної моделі, а значення σ – вихідним. Навчена модель здатна передбачити оптимальне значення σ для будь-якого нового розміру зображення. Цей підхід дозволяє автоматизувати вибір параметра σ для згладжування Гауса при зміні розміру зображення, що допомагає зберігати деталі маски та покращує кінцеві результати.

Отже, результатом третього етапу є сегментовані зображення з покращеними масками в оригінальному розмірі для більш коректного порівняння з експертними масками.

Таким чином, ці етапи разом формують інтегрований підхід, що підвищує точність сегментації серця на МРТ зображеннях. Кожен етап, від локалізації до постобробки, відіграє важливу роль у досягненні високої точності сегментації, що є ключовим для правильного діагностування та планування лікування пацієнтів з серцево-судинними захворюваннями.

Набір даних

Для навчання та тестування всіх моделей з першого та другого етапів використовується набір даних Automated Cardiac Diagnosis Challenge (ACDC) [7]. Набір складається зі 150 пацієнтів та містить 5 груп: 30 здорових пацієнтів; 30 пацієнтів з перенесеним раніше інфарктом міокарда; 30 пацієнтів з дилатаційною кардіоміопатією; 30 пацієнтів з гіпертрофічною кардіоміопатією; 30 пацієнтів з аномалією правого шлуночка. Дані про кожного пацієнта включають фізичні параметри, набір зображень та розмічених експертами масок на різних етапах серцевого циклу. Експертні маски містять розмічені сегменти для міокарда, лівого та правого шлуночків. В попередній роботі авторів [8] було детально розглянуто цей набір даних та описано існуючі проблеми та особливості. З допомогою практикуючого кардіолога набір було відфільтровано за декількома критеріями для загального покращення результатів навчання та сегментації. Проте в поточній роботі використовується оригінальний, без жодних модифікацій, набір даних. Для навчальної та тестової вибірки використовуються попередньо сформовані тестові та навчальні набори відповідно до оригінальної роботи авторів набору даних.

Оцінка точності отриманих результатів

Для перевірки точності запропонованого методу використовується коефіцієнт Дайса. Коефіцієнт Дайса дозволяє оцінити схожість знайденої маски з маскою розміщеною експертом і часто використовується для оцінки масок, що дозволяє легко порівнювати результати з іншими дослідженнями та методами. Його обчислення здійснюється за наступною формулою:

$$Dice = \frac{2 \times |A \cap B|}{|A| + |B|} \quad (2)$$

де A – множина пікселів, яка належить до прогнозованої сегментації, B – множина пікселів, яка відноситься до істинної сегментації, $|A|$ – кількість елементів в множині A , $|B|$ – кількість елементів в множині B , $|A \cap B|$ – кількість елементів, які належать і множині A , і множині B (це є областтю перекриття між прогнозованою та істинною масками).

Коефіцієнт Дайса має значення від 0 до 1, і результати можна інтерпретувати таким чином: 0 - відсутність спільних пікселів між масками, 1 - повна ідентичність між масками, що означає ідеальну схожість між прогнозованою та істинною сегментацією.

Для оцінки якості отриманих результатів було проведено серію експериментів, спрямованих на визначення точності кожного етапу запропонованого методу та проведено порівняння з іншими методами сегментації серця на МРТ зображеннях. Для всіх експериментів навчання моделей проводилося з однаковою кількістю епох, з використанням однакової архітектури нейромережі, та з використанням однакових тестових та навчальних даних. Наведені нижче результати експериментів – середнє арифметичне значення запуску 10 циклів навчання та тестування моделей для забезпечення об'єктивності та відтворюваності результатів. Оцінка якості сегментації здійснювалася шляхом порівняння отриманих масок з експертними масками, використовуючи коефіцієнт Дайса.

Експерименти з сегментації МРТ зображень серця показали, що кожен із кроків поступово покращував результати. Сегментація без попередньої локалізації дала базові результати, проте додавання етапу локалізації дозволило значно підвищити точність. Декомпозиція зображень на окремі маски для міокарда та шлуночків ще більше покращила сегментацію, а поєднання локалізації та декомпозиції дало ще точніші результати. Останній крок із застосуванням постобробки для згладжування та усунення артефактів забезпечив максимальну точність, роблячи цей підхід найбільш ефективним для сегментації структур серця.

Порівняння отриманих кінцевих результатів з результатами інших методів наведені в таблиці 1.

Таблиця 1

Порівняння результатів з іншими методами

Автори	Дістола			Систола		
	Лівий шлуночок	Правий шлуночок	Міокард лівого шлуночка	Лівий шлуночок	Правий шлуночок	Міокард лівого шлуночка
Описаний метод	0.974	0.947	0.896	0.940	0.915	0.920
Hu et al. [9]	0.968	0.946	0.902	0.931	0.899	0.919
da Silva et al. [10]	0.963	0.932	0.892	0.911	0.883	0.901
Sander et al. [11]	0.959	0.929	0.875	0.921	0.885	0.895
Ammar et al. [12]	0.964	0.935	0.889	0.917	0.879	0.898

Отже, проведені експерименти продемонстрували ефективність запропонованого методу, який включає локалізацію, декомпозицію та постобробку зображень. Підхід забезпечує високу точність сегментації структур серця на МРТ зображеннях, що є критично важливим для подальшого клінічного аналізу та діагностики.

Обмеження запропонованого підходу

Запропонований метод сегментації міокарда, лівого та правого шлуночків на МРТ-зображеннях може втратити свою ефективність при обробці зображень низької якості. Це призводить до певних обмежень і потенційних проблем, зокрема:

- часткова візуалізація міокарда, лівого та правого шлуночків: якщо ці області частково або повністю не відображені на зображенні, модель може створити неправильну маску через залежність від відмінностей між ними та навколишніми тканинами;
- недостатня візуалізація: якщо лівий або правий шлуночок майже не відображаються на зображенні, модель може помилково ідентифікувати області, які не належать до цих структур;
- неправильний рівень яскравості: зображення з недостатнім або надмірним рівнем яскравості можуть перешкоджати адекватному виділенню контурів міокарда, лівого та правого шлуночків;
- патологічні стани: при наявності патологій, таких як кардіоміопатія, трабекулярність або губчатий міокард, точність визначення контурів може знижуватися через недостатню кількість таких випадків у наборі даних для якісного навчання.

Таким чином, застосування цього підходу має свої обмеження і вимагає ретельного вибору вхідних

даних, особливо при роботі з зображеннями низької якості або вираженими патологічними станами міокарда, лівого та правого шлуночків.

Висновки з даного дослідження і перспективи подальших розвідок у даному напрямі

У даному дослідженні було розглянуто підхід до сегментації серця на МРТ зображеннях, який включає три основні етапи: локалізацію, генерацію масок та постобробку. Метод, запропонований у цьому дослідженні, демонструє підвищення точності сегментації структур серця, таких як міокард, лівий та правий шлуночки.

Для оцінки точності отриманих результатів був використаний коефіцієнт Дайса, який дозволяє об'єктивно оцінити схожість між прогнозованою та істинною масками. Проведені експерименти показали, що використання декомпозиції масок, локалізації зображень та постобробки кінцевих масок покращують результати сегментації. Зокрема, додавання етапу постобробки з використанням гаусового згладжування допомогло зменшити артефакти та забезпечити згладжені контури при зміні розміру зображень.

Отже, запропонований метод сегментації серця на МРТ зображеннях, який включає локалізацію, декомпозицію та постобробку, демонструє підвищення точності. Проведені експерименти підтверджують, що використання таких підходів значно покращує точність сегментації, що є критично важливим для діагностики та лікування серцево-судинних захворювань. З використанням запропонованого методу вдалося досягнути точності сегментації правого шлуночку - 0.974, лівого шлуночку - 0.947, та міокарду лівого шлуночку - 0.896 для End diastole та правого шлуночку - 0.94, лівого шлуночку - 0.915, та міокарду лівого шлуночку - 0.92 для End systole.

Незважаючи на певні обмеження, пов'язані з якістю вхідних зображень, результати дослідження відкривають перспективи для подальшого вдосконалення методів у цій галузі. Подальші дослідження будуть направлені на використання отриманих результатів для розробки методу класифікації патологій серця за сегментованими зображеннями.

Література

1. Invisible numbers: the true extent of noncommunicable diseases and what to do about them. Geneva: World Health Organization; 2022. Licence: CC BY-NC-SA 3.0 IGO.
2. Q. Counsellor and Y. Aboelkassem, Recent technologies in cardiac imaging. *Front. Med. Technol.* 4:984492. Jan 2023. doi: 10.3389/fmedt.2022.984492.
3. P. Radiuk, O. Barmak, E. Manziuk and I. Krak, Explainable Deep Learning: A Visual Analytics Approach with Transition Matrices, *Mathematics* 12.7 (2024) 1024. doi:10.3390/math12071024.
4. K. A. Rehman, Facial Emotion Recognition Using Conventional Machine Learning and Deep Learning Methods: Current Achievements, Analysis and Remaining Challenges. *Information* 2022, 13, 268. doi: 10.3390/info13060268.
5. P. Radiuk, O. Kovalchuk, V. Slobodzian, E. Manziuk, O. Barmak and I. Krak, "Human-in-the-loop approach based on MRI and ECG for healthcare diagnosis." (2022).
6. C. Liu, M. Amodio, L. L. Shen, F. Gao, A. Avesta, S. Aneja, J. C. Wang, L. V. D. Priore and S. Krishnaswamy, "CUTS: A Framework for Multigranular Unsupervised Medical Image Segmentation." (2022). doi: 10.48550/arXiv.2209.11359.
7. O. Bernard, A. Lalonde, C. Zotti and F. Cervenansky, et al. "Deep Learning Techniques for Automatic MRI Cardiac Multi-structures Segmentation and Diagnosis: Is the Problem Solved ?" in *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 37, no. 11, pp. 2514-2525, Nov. 2018, doi: 10.1109/TMI.2018.2837502.
8. V. Slobodzian, P. Radiuk, A. Zingailo, O. Barmak and I. Krak, Myocardium Segmentation using Two-Step Deep Learning with Smoothed Masks by Gaussian Blur. *The 6th IDDM-2023: CEUR-Workshop Proceedings*. Vol. 3609. Nov 2023. P. 1-14. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3609/paper1.pdf>.
9. H. Hu, N. Pan, A. Frangi, Fully automatic initialization and segmentation of left and right ventricles for large-scale cardiac MRI using a deeply supervised network and 3D-ASM, *SSRN Electron. J.* 240 (2023).
10. I. F. S. da Silva, A. C. Silva, A. C. de Paiva, M. Gattass, A cascade approach for automatic segmentation of cardiac structures in short-axis cine-MR images using deep neural networks, *Expert Syst. With Appl.* 197 (2022) 116704. doi:10.1016/j.eswa.2022.116704.
11. J. Sander, B. D. de Vos, I. Išgum, Automatic segmentation with detection of local segmentation failures in cardiac MRI, *Sci. Rep.* 10.1 (2020). doi:10.1038/s41598-020-77733-4.
12. A. Ammar, O. Bouattane, M. Youssfi, Automatic cardiac cine MRI segmentation and heart disease classification, *Comput. Med. Imaging Graph.* 88 (2021) 101864. doi:10.1016/j.compmedimag.2021.101864.

References

1. Invisible numbers: the true extent of noncommunicable diseases and what to do about them. Geneva: World Health Organization; 2022. Licence: CC BY-NC-SA 3.0 IGO.
2. Q. Counsellor and Y. Aboelkassem, Recent technologies in cardiac imaging. *Front. Med. Technol.* 4:984492. Jan 2023. doi:

10.3389/fmedt.2022.984492.

3. P. Radiuk, O. Barmak, E. Manziuk and I. Krak, Explainable Deep Learning: A Visual Analytics Approach with Transition Matrices, *Mathematics* 12.7 (2024) 1024. doi:10.3390/math12071024.
4. K. A. Rehman, Facial Emotion Recognition Using Conventional Machine Learning and Deep Learning Methods: Current Achievements, Analysis and Remaining Challenges. *Information* 2022, 13, 268. doi: 10.3390/info13060268.
5. P. Radiuk, O. Kovalchuk, V. Slobodzian, E. Manziuk, O. Barmak and I. Krak, "Human-in-the-loop approach based on MRI and ECG for healthcare diagnosis." (2022).
6. C. Liu, M. Amodio, L. L. Shen, F. Gao, A. Avesta, S. Aneja, J. C. Wang, L. V. D. Priore and S. Krishnaswamy, "CUTS: A Framework for Multigranular Unsupervised Medical Image Segmentation." (2022). doi: 10.48550/arXiv.2209.11359.
7. O. Bernard, A. Lalande, C. Zotti and F. Cervenansky, et al. "Deep Learning Techniques for Automatic MRI Cardiac Multi-structures Segmentation and Diagnosis: Is the Problem Solved ?" in *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 37, no. 11, pp. 2514-2525, Nov. 2018, doi: 10.1109/TMI.2018.2837502.
8. V. Slobodzian, P. Radiuk, A. Zingailo, O. Barmak and I. Krak, Myocardium Segmentation using Two-Step Deep Learning with Smoothed Masks by Gaussian Blur. *The 6th IDDM-2023: CEUR-Workshop Proceedings*. Vol. 3609. Nov 2023. P. 1-14. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3609/paper1.pdf>.
9. H. Hu, N. Pan, A. Frangi, Fully automatic initialization and segmentation of left and right ventricles for large-scale cardiac MRI using a deeply supervised network and 3D-ASM, *SSRN Electron. J.* 240 (2023).
10. I. F. S. da Silva, A. C. Silva, A. C. de Paiva, M. Gattass, A cascade approach for automatic segmentation of cardiac structures in short-axis cine-MR images using deep neural networks, *Expert Syst. With Appl.* 197 (2022) 116704. doi:10.1016/j.eswa.2022.116704.
11. J. Sander, B. D. de Vos, I. Išgum, Automatic segmentation with detection of local segmentation failures in cardiac MRI, *Sci. Rep.* 10.1 (2020). doi:10.1038/s41598-020-77733-4.
12. A. Ammar, O. Bouattane, M. Youssfi, Automatic cardiac cine MRI segmentation and heart disease classification, *Comput. Med. Imaging Graph.* 88 (2021) 101864. doi:10.1016/j.compmedimag.2021.101864.