

УДК 004.8

АДАПТИВНЕ УТОЧНЕННЯ КОНТУРУ СЕГМЕНТОВАНОГО ОБ'ЄКТА НА ОСНОВІ ЯСКРАВСТІ СУСІДНІХ ПІКСЕЛІВ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ АНСАМБЛЕВОГО МЕТОДУ

В. Д. Коноховriggelllll@gmail.com

ORCID: 0009-0007-0256-1388

Інститут енергетичних машин і систем
ім. А. М. Підгорного
НАН України,
61046, Україна, м. Харків,
вул. Комунальників, 2/10

Підвищення точності алгоритмів комп'ютерного зору відіграє значну роль у сегментації медичних зображень, адже саме визначення меж об'єктів є складним завданням під час використання медичних зображень, а особливо рентгенівських знімків. Застосування рентгенівських знімків у сегментації є складним процесом, оскільки саме ці зображення можуть мати достатню кількість шумів й артефактів. Класичні методи сегментації стикаються з суттєвими викликами при сегментації рентгенівських зображень, де є об'єкти з нечіткими межами. Для вирішення таких завдань пропонується використовувати сегментацію за допомогою машинного навчання, а для підвищення точності визначення меж об'єктів необхідно застосовувати адаптивні підходи. У цій статті пропонується новий метод підвищення точності сегментації рентгенівських зображень, який аналізує сусідні пікселі кожного елемента контуру та, якщо потрібно, адаптивно змінює його форму, після чого комбінуює всі передбачення за допомогою ансамблевого методу, що дає змогу покращити попередню версію контуру. Як демонструють дослідження, завдяки даному методу покращується якість сегментації зображень на трьох наборах даних із різною складністю структур. Для всіх трьох наборів отримано покращення точності меж об'єктів.

***Ключові слова:** машинне навчання; нейронні мережі; глибоке навчання; сегментація зображення; аналіз медичного зображення.*

Вступ

У сучасному світі сегментація зображень відіграє одну з найважливіших ролей у різних галузях, таких як: промисловість, безпілотні автомобілі та медицина. Використання машинного навчання при виконанні завдань сегментації зображень досягло значних успіхів [1]. Проте, незважаючи на отримані успіхи при роботі з медичними зображеннями, все одно доводиться стикатися зі значними труднощами, які необхідно долати. Йдеться, зокрема, про те, що ці зображення можуть містити шуми й артефакти, які, у свою чергу, ускладнюють сегментацію і зумовлюють виникнення проблем при визначенні меж. Неоднорідність структур також у цьому відіграє суттєву роль, оскільки різні форми і структури ускладнюють виконання завдання. Величезна кількість патологій, які мають різні розміри, форми, текстури, – все це дуже впливає на фінальний результат.

У статті пропонується метод, який у своїй як основу використовує алгоритм аналізу сусідніх пікселів. Для підвищення точності сегментації застосовується ансамблевий метод комбінування передбачень. Ідея полягає в тому, що точність сегментації спочатку не здатна досягати 100% результату, а пікселі, що знаходяться поруч, можуть бути частиною контуру сегментованого об'єкта. На кожен елемент контуру накладається ядро, після чого значення яскравості сусідніх пікселів порівнюються з вихідним значенням і, якщо сусідній піксель яскравіший, він повинен бути частиною нового контуру. Даний підхід дозволяє адаптивно змінювати контур, отриманий в результаті використання ансамблю. Завдяки цьому можна точніше визначати межі об'єкта.

Огляд літератури

За допомогою сучасних методів сегментації можна досягати гарних результатів при виконанні завдань. Вони дуже успішно розвиваються, і з кожним роком ми можемо побачити все більше методів, орієнтованих на підвищення точності сегментації зображень. Одним із таких методів є метод, запропонований у статті [2]. Цей метод використовується для покращення сегментації області межі об'єкта. Автори використовують уточнення країв на основі контуру. Він є універсальним і не вимагає великих обчислювальних витрат. У статті [3] автори використовують аналіз текстуру поліпшення сегментації. Запропонова-

ний авторами метод дає змогу аналізувати кожен піксель із використанням вилучення ознак сірого рівня. Вони застосовують градієнти визначення країв об'єкта. Адаптивна модель активного контуру на основі локального припасування для поділу регіону інтересу була надана в роботі [4]. Використовуваний авторами метод передбачає, що адаптивний підхід для переміщення початкового контуру до межі об'єкта сприяє кращому розв'язанню задачі. У роботі [5] автори пропонують метод коригування країв для кожного граничного пікселя. Вони проводили коригування з урахуванням структури, яка зрушувала контур до країв у бік однорідності. Метод уточнення контурів з урахуванням полігонів структур стінки судин представлений у роботі [6]. Автори використовують підхід визначення анатомічно правдоподібного контуру, після чого поступово уточнюють його із застосуванням векторного поля для покращення вирівнювання країв. У статті [7] запропоновано метод об'єднання переваг локальної та глобальної інформації у функції набору рівнів зображення. Завдяки цьому вдалося отримати ефективні результати сегментації навіть у випадках використання неоднорідної інтенсивності з поганими краями та наявністю шуму.

Для покращення якості сегментації застосовуються ансамблі нейронних мереж, оскільки ансамблеві методи мають перевагу перед використанням одиночних нейронних мереж [8]. Об'єднання великої кількості нейронних мереж дає можливість мінімізувати вплив випадкових помилок і покращити загальну ефективність сегментації.

Матеріали й методи

Як метод комбінації передбачень ансамблю нейронних мереж використовуватиметься метод усереднення форми з вирівнюванням по середньому центру. Цей метод складається з двох етапів. Нехай у нас є n мереж в ансамблі. Для тестового зображення I_i ми отримуємо передбачення $Masks_{pred} = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$. На першому етапі метод визначає середнє значення центру для кожного об'єкта всіх передбачень $Masks_{pred}$. Після цього всі об'єкти зміщуються щодо середнього центру і ми отримуємо $Masks_{shifted}$. Середній центр визначається як $C_{mean} = (x_{mean}, y_{mean})$, де

$$x_{mean} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i; \quad y_{mean} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i.$$

На другому етапі необхідно провести комбінування для всіх масок $Masks_{shifted}$, саме тому застосовується метод перетворення відстані. Він виконує усереднення форм об'єктів. Для всіх масок необхідно отримати відстань

$$d_{all} = \sum_{i=1}^n d(mask_{shifted,i}),$$

де $d(mask)$ визначається за формулою

$$d = dt(mask) - dt(\sim mask),$$

де $dt(mask)$ – це метод трансформації відстані, а $\sim mask$ – це інвертована маска.

У кінці виходить усереднене зображення, де, якщо сума відстаней більша за нуль, пікселі забарвлюються в білий колір, в іншому випадку – у чорний. Для цього використовується формула

$$I_{res} = d_{all} > 0.$$

Після того, як метод комбінування прогнозів готовий, можна визначити метод адаптивної зміни контуру, який використовує ядро розміром $k \times k$, яке своїм центром накладається на елемент контуру. Після цього відбувається рядкове порівняння значень яскравості елемента контуру і сусідніх пікселів: якщо яскравість сусіднього пікселя більша, то активний елемент контуру замінюється на нове значення, з координатами, де був знайдений новий елемент, інакше елемент залишається частиною контуру. Нехай у нас є контур $C = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$, який був отриманий в результаті використання I_{res} і є набором точок. Для кожної точки контуру (x_i, y_i) використовується область аналізу з розміром $k \times k$. Межі області аналізу для точки (x_i, y_i) задаються за формулою

$$x_{min} = \max\left(0, x_i - \frac{k}{2}\right); \quad x_{max} = \min\left(W - 1, x_i + \frac{k}{2}\right);$$

$$y_{min} = \max\left(0, y_i - \frac{k}{2}\right); \quad y_{max} = \min\left(H - 1, y_i + \frac{k}{2}\right),$$

де W та H – ширина й висота зображення відповідно.

Пошук пікселя, який яскравіший за поточний елемент контуру, відбувається наступним чином. Для кожної точки (x_i, y_i) необхідно виконати перевірку яскравості пікселів у заданому вікні аналізу $(x, y) \in [x_{\min}, x_{\max}] \times [y_{\min}, y_{\max}]$. Якщо для точки (x_i, y_i) в результаті аналізу пікселів було знайдено піксель (x_j, y_j) такий, що

$$I(x_j, y_j) > I(x_i, y_i) \text{ та } (x_j, y_j) \notin C,$$

тоді точка (x_j, y_j) додається в C_{new} , в іншому випадку в C_{new} додається (x_i, y_i) .

Після оновлення всіх точок, що належать контуру, формується контур C_{new} , який вже містить більш точні межі об'єкта.

Експерименти

Для проведення експериментів були використані зображення з відкритих джерел [9–11]. Це були рентгенівські зображення, приведені до одного розміру 512×512 пікселів. Усі зображення були в градації сірого. Створено три набори даних: перший включав маски лівої легені; другий – маски правої легені; третій складався з масок області хребта, яку утворювали чотири хребці. Перший набір включав 703 зображення, другий – 703 зображення, третій – 190 зображень. Для навчання й тестування використовувався такий розподіл зображень – 90/10% (навчання/тестування). На рис. 1 можна побачити, які зображення використовувалися. Зліва направо: права легена, ліва легена, область хребта.

Як модель обрано FCN8-MobileNet. Комбінування FCN8 і MobileNet дозволяє досягти золоті середини між точністю сегментації та ефективністю.

Для того, щоб оцінити якість сегментації, використовувався коефіцієнт Дайса-Серенсена, який має такий вигляд:

$$DSC = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|}.$$

Для початку було навчено по 10 нейронних мереж для кожного набору даних. Далі використовуватиметься ансамбль, який складатиметься з цих 10 мереж. Для більш ретельного й детального вивчення методу запропоновано розглянути три його варіанти:

1. Сусідній піксель зовні або всередині вихідного контуру й яскравіший за поточний.
2. Сусідній піксель зовні вихідного контуру й яскравіший за поточний.
3. Сусідній піксель усередині вихідного контуру й яскравіший за поточний.

Наступним завданням після використання нейронних мереж окремо і в ансамблі є застосування трьох варіантів алгоритму для кожної нейронної мережі. Розглянуто два варіанти використання розмірів ядра: 3×3 і 5×5 . Візуально їх можна побачити на рис. 2: зліва зображено ядро 3×3 , справа – 5×5 ; темно-сірий квадрат – це точка контуру, до якої застосовується алгоритм, а сусідні світло-сірі квадрати – це сусіди, які необхідно проаналізувати.

Наприкінці розглядатиметься фінальний варіант алгоритму – комбінування методу аналізу сусідніх пікселів й ансамблевого підходу. У запропонованому методі спочатку використовувався алгоритм аналізу сусідніх пікселів, а потім ансамблевий метод.

Результати

У табл. 1 продемонстровано якість навчання нейронних мереж, що використовувалися. З отриманих даних випливає, що модель, яка використовувалася, є стабільною, оскільки значення для кожної мережі не мають великої відмінності. Середні значення для лівої і правої легені дуже близькі, а ось значення для області хребта менше.

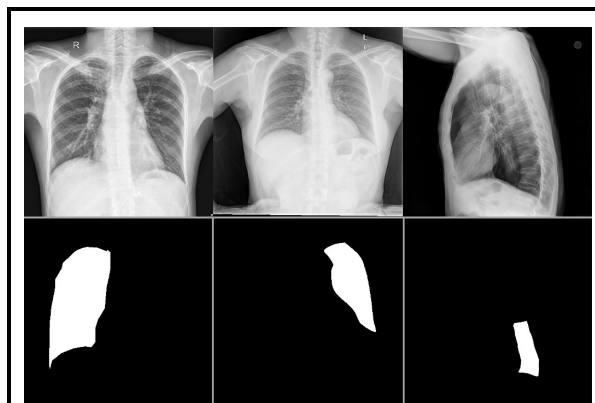


Рис. 1. Приклад використаних зображень

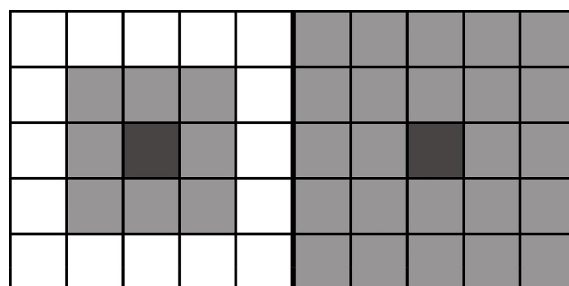


Рис. 2. Приклад використаних ядер

Таблиця 1. Значення коефіцієнта Дайса-Серенсена % по нейронних мережах

Набір даних	Номер нейронної мережі										Статистика \overline{DSC}
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Ліва легеня	95,40	95,64	95,59	95,54	95,53	95,48	95,75	95,74	95,60	95,97	95,62
Права легеня	94,85	95,53	95,19	95,32	94,88	95,61	95,80	95,67	95,68	95,58	95,41
Область хребта	91,43	91,07	90,76	89,81	89,45	90,75	91,34	91,55	91,48	91,75	90,94

У табл. 2 показано застосування трьох варіантів алгоритму аналізу сусідніх пікселів для кожної нейронної мережі. Для лівої легені найкращий результат надав алгоритм версії 2 з ядром 5×5 . Для правої легені найкращий результат був отриманий також із застосуванням алгоритму версії 2 з ядром 5×5 . Для останнього набору даних алгоритм версії 1 з ядром 5×5 зміг продемонструвати найкращий результат. Як можна побачити з отриманих результатів, у двох випадках із трьох лідирує алгоритм версії 2 з ядром 5×5 . Це зумовлено тим, що даний підхід ґрунтується на аналізі пікселів, які знаходяться поза вихідним контуром. І з великою впевненістю можна сказати, що аналіз зовнішніх пікселів і збільшення контуру призведе до поліпшення визначення меж об'єкта. Також варто зазначити, що саме використання ядра розміром 5×5 допомогло отримати найкращий результат, це знову ж таки підтверджує те, що поліпшення контуру засноване на розширенні його форми назовні. Для лівої легені поліпшення сегментації склало 0,56, для правої легені – 0,34, а для останнього набору даних – 0,46. Порівняння проводилося для середніх значень одиночних мереж і використаного алгоритму.

Результати застосування ансамблю нейронних мереж і комбінування алгоритму аналізу сусідніх пікселів з ансамблем нейронних мереж наведені в табл. 3. Для першого набору з лівими легенями кращий результат отримано при застосуванні версії 1 з ядром 5×5 , версія 2 з ядром 5×5 була майже ідентична. Для другого набору даних з правими легенями версія 1 з ядром 5×5 і версія 2 з ядром 5×5 мали однакові результати. У третьому наборі найкращий результат продемонструвала версія 1 з ядром 5×5 . Знову завдяки ядру розміром 5×5 вдалося досягти кращого результату.

Підсумувавши результати, можемо констатувати, що для першого набору даних краще використовувати версію 1 і версію 2 алгоритму аналізу сусідніх пікселів, для другого набору даних в одному випадку найкращою була версія 2, а в другому версії 1 і 2 мали однаковий результат. Для третього набору даних у двох випадках краще використовувати версію 1.

Таблиця 2. Значення коефіцієнта Дайса-Серенсена % для трьох варіантів алгоритму аналізу сусідніх пікселів

Набір даних	Версія	$k \times k$	Номер нейронної мережі										Статистика \overline{DSC}
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Ліва легеня	1	3×3	95,86	95,97	95,97	95,77	95,90	95,97	96,13	96,14	95,86	96,29	95,99
		5×5	96,01	96,11	96,16	95,85	96,11	96,33	96,33	96,33	95,95	96,42	96,16
	2	3×3	95,90	96,05	95,91	95,76	96,05	95,92	96,08	96,09	95,91	96,28	96,00
		5×5	96,09	96,22	96,07	95,86	96,34	96,28	96,26	96,28	96,04	96,41	96,18
	3	3×3	95,46	95,58	95,63	95,52	95,45	95,51	95,77	95,76	95,56	95,98	95,62
		5×5	95,43	95,53	95,65	95,50	95,35	95,52	95,79	95,77	95,51	95,95	95,60
Права легеня	1	3×3	95,24	95,75	95,50	95,60	95,21	95,68	95,86	95,71	95,88	95,84	95,63
		5×5	95,51	95,82	95,70	95,76	95,47	95,70	95,82	95,72	95,95	96,00	95,74
	2	3×3	95,31	95,70	95,52	95,66	95,18	95,75	95,86	95,71	95,85	95,86	95,64
		5×5	95,56	95,76	95,70	95,81	95,38	95,80	95,84	95,71	95,91	96,01	95,75
	3	3×3	94,87	95,60	95,20	95,32	94,94	95,58	95,79	95,66	95,72	95,58	95,43
		5×5	94,87	95,61	95,21	95,31	94,98	95,55	95,77	95,65	95,73	95,58	95,43
Область хребта	1	3×3	91,68	90,86	91,35	90,03	89,92	91,23	91,73	91,78	92,02	92,23	91,28
		5×5	91,70	90,36	91,79	90,05	90,22	91,65	91,88	91,80	92,26	92,25	91,40
	2	3×3	91,64	90,68	91,09	89,77	89,96	91,32	91,88	91,82	91,88	92,25	91,23
		5×5	91,70	90,28	91,40	89,69	90,30	91,65	92,12	91,86	92,01	92,43	91,34
	3	3×3	91,37	91,14	90,89	89,93	89,48	90,81	91,27	91,59	91,74	91,90	91,01
		5×5	91,27	91,04	91,03	90,00	89,41	90,81	91,07	91,45	91,74	91,68	90,95

Таблиця 3. Значення коефіцієнта Дайса-Серенсена % для ансамблевого підходу

Набір даних	Алгоритм						
	Ансамбль	Версія 1, $k=3+$ +ансамбль	Версія 1, $k=5+$ +ансамбль	Версія 2, $k=3+$ +ансамбль	Версія 2, $k=5+$ +ансамбль	Версія 3, $k=3+$ +ансамбль	Версія 3, $k=5+$ +ансамбль
Ліва легеня	96,38	96,75	96,78	96,73	96,77	96,36	96,33
Права легеня	96,10	96,28	96,37	96,32	96,37	96,08	96,10
Область хребта	92,82	93,10	93,24	92,90	93,16	92,88	92,71

Висновки

У цій статті запропоновано метод, що покращує сегментацію. Даний метод завдяки комбінації методу аналізу сусідніх пікселів і ансамблевого методу зміг продемонструвати свою ефективність на трьох наборах даних. Це було підтверджено покращенням коефіцієнта Дайса-Серенсена. Для першого набору даних вдалося підвищити результат на 1,16 в порівнянні з використанням окремих нейронних мереж, для другого – на 0,96 та для останнього набору – на 2,3. Поліпшення якості сегментації для трьох наборів даних свідчить про універсальність запропонованого методу. Порівняння методу аналізу пікселів поза контуром з методом аналізу пікселів поза контуром і всередині контуру показало невелику перевагу другого. Таким чином, навіть за невеликої переваги найкращим варіантом буде метод з аналізом пікселів і зовні, і всередині. Незважаючи на результати, які вдалося отримати, існують подальші перспективи покращення даного методу. Зауважимо, що подальші дослідження можуть включати використання різних архітектур нейронних мереж, зміну форм ядра, а також коригування логіки аналізу сусідніх пікселів.

Література

1. Minaee S., Boykov Y., Porikli F., Plaza A., Kehtarnavaz N., Terzopoulos D. Image segmentation using deep learning: A survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2022. Vol. 44. No. 7. P. 3523–3542. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2021.3059968>.
2. Zhu C., Zhang X., Li Y., Qiu L., Han K., Han X. SharpContour: A contour-based boundary refinement approach for efficient and accurate instance segmentation. *2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (New Orleans, LA, USA). 2022. P. 4382–4391. <https://doi.org/10.1109/CVPR52688.2022.00435>.
3. Aouat S., Ait-hammi I., Hamouchene I. A new approach for texture segmentation based on the Gray Level Co-occurrence Matrix. *Multimedia Tools and Applications*. 2021. Vol. 80. P. 24027–24052. <https://doi.org/10.1007/s11042-021-10634-4>.
4. Ma D., Liao Q., Chen Z., Liao R., Ma H. Adaptive local-fitting-based active contour model for medical image segmentation. *Signal Processing: Image Communication*. 2019. Vol. 76. P. 201–213. <https://doi.org/10.1016/j.image.2019.05.006>.
5. Judah A., Hu B., Wang J. An algorithm for boundary adjustment toward multi-scale adaptive segmentation of remotely sensed imagery. *Remote Sensing*. 2014. Vol. 6. Iss. 5. P. 3583–3610. <https://doi.org/10.3390/rs6053583>.
6. Bransby K. M., Bajaj R., Ramasamy A., Çap M., Yap N., Slabaugh G., Bourantas C., Zhang Q. POLYCORE: Polygon-based contour refinement for improved intravascular ultrasound segmentation. *Computers in Biology and Medicine*. 2024. Vol. 182. Article 109162. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2024.109162>.
7. Zia H., Soomro S., Choi K. N. Image segmentation using bias correction active contours. *IEEE Access*. 2024. Vol. 12. P. 60641–60655. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3391052>.
8. Mohammed A., Kora R. A comprehensive review on ensemble deep learning: Opportunities and challenges. *Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences*. 2023. Vol. 35. Iss. 2. P. 757–774. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2023.01.014>.
9. VinDr-SpineXR: An open dataset for spinal lesions detection and classification from radiographs. Vinbigdata: official site. Retrieved from <https://vindr.ai/datasets/spinexr>.
10. Jaeger S., Karargyris A., Candemir S., Folio L., Siegelman J., Callaghan F., Xue Z., Palaniappan K., Singh R. K., Antani S., Thoma G., Wang Y. X., Lu P. X., McDonald C. J. Automatic tuberculosis screening using chest radiographs. *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 2014. Vol. 33. Iss. 2. P. 233–245. <https://doi.org/10.1109/TMI.2013.2284099>.
11. Candemir S., Jaeger S., Palaniappan K., Musco J. P., Singh R. K., Xue Z., Karargyris A., Antani S., Thoma G., McDonald C. J. Lung segmentation in chest radiographs using anatomical atlases with nonrigid registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 2014. Vol. 33. Iss. 2. P. 577–590. <https://doi.org/10.1109/TMI.2013.2290491>.

Надійшла до редакції 26.09.2024