

УДК 004.8

ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ ВИЗНАЧЕННЯ КАРДІОТОРАКАЛЬНОГО ІНДЕКСУ ЗА ДОПОМОГОЮ АНСАМБЛЮ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

В. Д. Конюховriggelllll@gmail.com

ORCID: 0009-0007-0256-1388

С. В. Угримов, д-р техн. наукsugrimov@ipmach.kharkov.ua

ORCID: 0000-0002-0846-4067

Інститут проблем машинобудування
ім. А. М. Підгорного НАН України,
61046, Україна, м. Харків,
вул. Комунальників, 2/10

Кардіоторакальний індекс є одним із основних засобів скринінгу здоров'я серця. Зазвичай вимірювання кардіоторакального індексу виконується вручну лікарем-кардіологом або радіологом. В епоху нейронних мереж, які зараз дуже стрімко розвиваються, ми можемо допомогти лікарям автоматизувати й покращити цей процес. Використання глибокого навчання для сегментації зображень зарекомендувало себе як засіб, який може значно прискорити і вдосконалити процес медичної автоматизації. У даній роботі проведено порівняльний аналіз використання декількох нейронних мереж для сегментації легень і серця на рентгенівських знімках для подальшого вдосконалення автоматичного розрахунку кардіоторакального індексу. Застосовуючи вибірку із 10 тестових знімків, було проведено ручні вимірювання кардіоторакального індексу і 7 варіантів автоматичного вимірювання. Середня точність виміру кардіоторакального індексу найкращої з двох нейронних мереж дорівнює 93,80%, а за допомогою методу, який використовував ансамбль мереж, отримано результат 97,15%, тобто вдалося покращити визначення індексу на 3,35%. Отже, отримані результати вказують на те, що завдяки ансамблю нейронних мереж вдалося покращити результат автоматичного вимірювання, а також свідчать про ефективність і перспективність використання даного методу в медичній сфері.

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

Вступ

Кардіоторакальний індекс – це відношення між найбільшим поперечним розміром серця й найбільшим поперечним розміром грудної клітки, виміряне на рентгенограмі грудної клітки [1]. Пороговим значенням в обчисленні індексу є 0,5. Нормальні значення перебувають у діапазоні від 0,42 до 0,50, їх слід надавати не у відсотках, а у вигляді відносин. Значення понад 0,5 треба вважати збільшенням серця. Однак це твердження не завжди вірне і може збільшувати кількість хибно-позитивних результатів, особливо у людей, які страждають на ожиріння, або людей похилого віку [2]. Максимальний поперечний розмір серця на рентгенограмі в основному складається з діаметра лівого шлуночка і правого передсердя, але на це значення може впливати безліч факторів, не тільки дилатація або гіпертрофія серця, а й дилатація інших камер серця й аорти, а також положення людини при рентгенівській зйомці, його дихання. Збільшення кардіоторакального індексу може допомогти виявленню на ранніх стадіях кардіомегалії, що, у свою чергу, є важливою ознакою, яка може вказувати на різні серцеві захворювання, такі, як ішемічна хвороба серця, серцева недостатність, гіпертрофія міокарда. Також за допомогою індексу можна визначити оцінку серцевої функції і те, як воно прокачує кров. Кардіоторакальний індекс можна використовувати не тільки на етапі діагностики, а й у процесі моніторингу лікування, при лікуванні таких захворювань, як гіпертрофія міокарда або серцева недостатність, а його значення можна використовувати для відстеження ефективності терапії та змін у розмірах серця. Таким чином, кардіоторакальний індекс, безперечно, є значущим фактором, який допомагає визначити різні серцеві захворювання, а також бути корисним при моніторингу здоров'я пацієнта.

Фізіологія та значення кардіоторакального індексу

Для визначення кардіоторакального індексу використовуються дані, що виходять з різних методів зображення, таких, як комп'ютерна томографія, магнітно-резонансна томографія, рентгенографія й ультразвукове дослідження. Вибір методу визначення даних залежить від різних факторів, загального стану пацієнта, клінічного завдання, ступеня випромінювання. Рентгенографія має обмежену деталізацію, а використовуючи магнітно-резонансну томографію, можна отримати більш детальні зображення, у свою чергу, комп'ютерна томографія може надати швидке і добре зображення серця та грудної клітки.

Статтю ліцензовано на умовах Ліцензії Creative Commons «Attribution» («Атрибуція») 4.0 Міжнародна.
© В. Д. Конюхов, С. В. Угримов, 2024

Для визначення кардіоторакального індексу використовуються два основні параметри:

– поперечний розмір серця – найбільший розмір серця у поперечному напрямку. Найчастіше цей параметр краще виходить на знімках грудної рентгенографії або на зрізах комп'ютерної томографії;

– поперечний розмір грудної клітки – найбільший розмір грудної клітки у поперечному напрямку. Зазвичай може вимірюватися на тому ж рівні, що і діаметр серця.

На рис. 1 можна побачити необхідні поперечні розміри для обчислення кардіоторакального індексу.

Формула для обчислення кардіоторакального індексу виглядає так:

$$CTR = \frac{D_h}{D_c}, \quad (1)$$

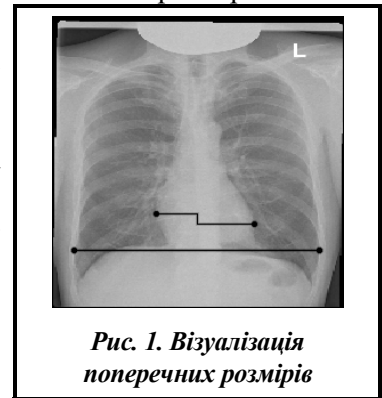


Рис. 1. Візуалізація поперечних розмірів

де CTR – кардіоторакальний індекс; D_h – це поперечний розмір серця; D_c – поперечний розмір грудної клітки.

Використання глибокого навчання у медицині

Застосування глибокого навчання у медичній сфері у наш час дозволило покращити точність діагностики та полегшити роботу лікарів. Основні аспекти застосування цієї технології виходять за рамки цієї статті, тому будуть представлені його переваги в галузі обробки зображень:

– глибоке навчання часто застосовується для автоматизації процесів аналізу медичних знімків, отриманих за допомогою рентгенографії, магнітно-резонансної томографії та комп'ютерної томографії. Завдяки його аналізу можна автоматично визначати патології, стадії захворювання;

– застосування комп'ютерного зору в поєднанні з глибоким навчанням допомагає класифікувати різноманітні аномалії на медичних зображеннях, такі як кісти, пухлини та інше [3].

Повертаючись до завдання визначення кардіоторакального індексу за допомогою глибокого навчання, можна виокремити кілька ключових переваг його застосування в галузі медичної діагностики й оцінки серцево-судинного здоров'я:

1. Точність обчислення. Моделі які навчаються на величезних обсягах даних здатні надати найкращий результат у обчисленні кардіоторакального індексу, оскільки вони мають знання про відмінності грудної клітки та серця у різних людей.

2. Автоматизація процесу та скорочення часу діагностики. Визначення кардіоторакального індексу за допомогою комп'ютера може прискорити процес обробки великих обсягів даних. Коли в медичному закладі потрібно визначити індекс для великої кількості людей, виконання цієї роботи лікарем вручну займе багато часу.

3. Адаптація та персоналізований підхід. Такі чинники, як стать, вік, генетика та стан здоров'я можуть враховуватися для персоналізованого підходу для підбору алгоритмами машинного навчання персональних особливостей.

Навчання нейронних мереж

Для створення успішної моделі глибокого навчання однією з найважливіших стадій є підбір підходящих даних для навчання. Залежно від успішності цього процесу визначається продуктивність цієї моделі та її точність. Для поставленого завдання – сегментації легень і серця – потрібно правильно підібрати дані, отриманий набір повинен являти собою різноманітні форми серця й легень і враховувати різні відмінності в анатомії серед пацієнтів. Слід зібрати дані, щоб вони могли містити інформацію з різними характеристиками, такими як стать, вік, стан здоров'я, щоб модель могла узагальнюватися на різних групах пацієнтів. Також важливо отримати дані високої якості та без наявності артефактів.

Для навчання різних моделей було зібрано базу знімків, отриманих із загальнодоступного джерела [4], яке включало рентгеновські знімки і маски з анованими легень. Було відібрано 132 знімки, після чого на вже наявних масках легень було домальовано клас серця. Навчальна вибірка складалася із 122 зображень, а тестова – із 10. На наступному етапі підготовки зображень кожна маска являла собою набір із 3-х класів — класу фону, легень і серця. Для всього набору даних обрано формат PNG, як знімки, так і маски мали однакове розширення. Аугментація даних не відтворювалася.

Для виконання завдання сегментації обрано дві нейронні мережі – Mobilenet_Unet та Mobilenet_Segnet, які є модифікаціями мережі MobileNet. Вибір модифікації U-Net зумовлений тим, що вона ефективна для задач сегментації, включаючи сегментацію органів на медичних зображеннях. Також важливою особливістю є ефективність при використанні з малими обсягами даних [5]. Вибір модифікації SegNet пояснюється тим, що вона забезпечує хорошу продуктивність із конкурентоспроможним часом виведення та найбільш ефективним використанням пам'яті [6]. Для навчання також використовувався оптимізатор Адам. Даний метод простий у реалізації та ефективний у обчислювальному аспекті. Результати показують, що Адам добре працює на практиці й вигідно відрізняється від інших методів стохастичної оптимізації [7].

Процес навчання однієї мережі складався з 30 епох. Було проведено навчання для 50 мереж Mobilenet_Segnet та 50 мереж Mobilenet_Unet, що дало змогу в результаті отримати 100 нейронних мереж кожна з яких зробила по 10 передбачень для тестових зображень. На рис. 2 зображено приклад одного із зображень для навчання.

Для виміру точності сегментації використовувався Середній Перетин над Об'єднанням (Mean IoU). Ця метрика є варіацією коефіцієнта Жакара, який добре відомий вимірюванням подібності між двома множинами [8]. Даний коефіцієнт є метрикою, яка вважається однією із поширених метрик для оцінки якості сегментації. Спочатку визначається коефіцієнт Жакара

$$IoU_i = \frac{TP_i}{TP_i + FP_i + FN_i},$$

де IoU_i – перетин над об'єднанням; TP_i – дійсні позитивні результати; FP_i – хибні позитивні результати; FN_i – хибні негативні результати.

$Mean IoU$ обчислюється як середнє значення IoU за всіма класами

$$Mean IoU = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n IoU_i, \quad (2)$$

де n – кількість класів.

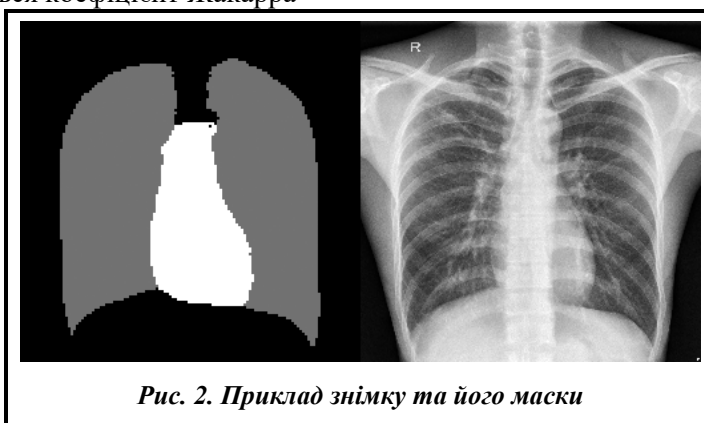


Рис. 2. Приклад знімку та його маски

Застосування ансамблю нейронних мереж

Основною ідеєю покращення точності сегментації зображення є використання ансамблю нейронних мереж, що включає в себе застосування декількох нейронних мереж, у нашому випадку Mobilenet_Segnet та Mobilenet_Unet. Щоб дослідити вплив різної кількості нейронних мереж на результат точності сегментації та результат покращення точності автоматичного вимірювання кардіоторакального індексу, пропонується створити 5 варіантів ансамблів мереж, а саме:

1. Складається з 10 мереж Mobilenet_Segnet;
2. Складається з 10 мереж Mobilenet_Unet;
3. Складається з 50 мереж Mobilenet_Segnet;
4. Складається з 50 мереж Mobilenet_Unet;
5. Складається з 50 мереж Mobilenet_Segnet + 50 мереж Mobilenet_Unet.

Алгоритм бере однакові зображення передбачені нейронними мережами та порівнює їх за вказаним порогом, після чого зберігає вихідне зображення як результат своєї роботи. Варто зазначити, що зображення передбачення є зображенням в градації сірого та складається з 3-х кольорів та має наступні значення – 0, 122 та 255. Спочатку ми визначаємо поріг та налаштовуємо вихідне зображення

$$M = \frac{n}{2},$$

де M – поріг; n – кількість зображень на вході.

$$R(x, y) = 0, \quad \forall(x, y),$$

де $R(x, y)$ – значення пікселя в позиції (x, y) в вихідному зображенні R .

Для кожного пікселя в позиції (x, y) налаштуємо лічильник для кожного кольору

$$\text{count}(c) = 0, \quad \forall c \in C,$$

де C – множина допустимих значень пікселів $\{0, 122, 255\}$; $\text{count}(c)$ – кількість повторів кольору c в позиції (x, y) .

Після цього потрібно виконати підрахунок кожного кольору в позиції (x, y)

$$\text{count}(I_i(x, y)) = \text{count}(I_i(x, y)) + 1, \quad \forall i \in \{1, \dots, n\},$$

де I_i – i -те вхідне зображення, де $i \in \{1, 2, \dots, n\}$; $I_i(x, y)$ – значення пікселя в позиції (x, y) в зображенні I_i .

Визначення кінцевого пікселя для вихідного зображення в позиції (x, y)

$$R(x, y) = c, \quad \text{де } \text{count}(c) \geq M \text{ та } c \in C.$$

Таким чином кінцеве зображення має наступну форму:

$$R(x, y) = \begin{cases} 0, & \text{якщо } \text{count}(0) \geq M \\ 122, & \text{якщо } \text{count}(122) \geq M \\ 255, & \text{якщо } \text{count}(255) \geq M \end{cases},$$

де

$$\text{count}(c) = \sum_{i=1}^n \delta(I_i(x, y) = c).$$

В таблиці 1 можна переглянути точність визначену по формулі (2) для передбачень навчених мереж, а також точність для ансамблів нейронних мереж.

На рис. 3 можна побачити наглядний приклад роботи алгоритму ансамблювання нейронних мереж. Маска зліва, обведена в білий квадрат, є результатом роботи алгоритму, а шість масок праворуч – передбачення нейронних мереж, на основі яких створюється вихідна маска.

Аналізуючи результати, наведені в табл. 1, можна зробити висновок, що із 100 навчених мереж одна мережа Mobilenet_Unet видала результат 91,54%. У той самий час використання ансамблю з 10 мереж Mobilenet_Unet дало можливість отримати 91,68% точності, що на 0,14% краще самостійного результату.

Таблиця 1. Результати точності нейронних мереж		
Назва варіанту	Mobilenet_Segnet	Mobilenet_Unet
Максимум	90,45	91,54
Мінімум	84,19	84,13
Середнє	87,76	88,32
Алгоритм для 10 мереж	90,65	91,68
Алгоритм для 50 мереж	89,89	91,16
Алгоритм для 100 (всіх) мереж	91,31	91,31

Рис. 3. Приклад роботи алгоритму ансамблювання

Визначення кардіоторакального індексу

Після успішного отримання зображень передбачень, на наступному етапі потрібно підрахувати точність автоматичного вимірювання кардіоторакального індексу. У табл. 2 представлені результати, отримані за допомогою формули (1). У таблицях 2 та 3 наводяться результати для всіх 10 тестових зображень, в цих таблицях будуть використані наступні скорочення:

M_Seg – Mobilenet_Segnet;

M_Unet – Mobilenet_Unet;

10 M_Seg – ансамбль з 10 мереж Mobilenet_Segnet;

10 M_Unet – ансамбль з 10 мереж Mobilenet_Unet;

50 M_Seg – ансамбль з 50 мереж Mobilenet_Segnet;

50 M_Unet – ансамбль з 50 мереж Mobilenet_Unet;

100 M_Seg + M_Unet – ансамбль з 50 мереж Mobilenet_Segnet та 50 мереж Mobilenet_Unet.

Таблиця 2. Значення ручного та автоматичних вимірювань кардіоторакального індексу

Назва варіанту	Номер тестового зображення									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Ручне	0,46	0,42	0,41	0,43	0,39	0,39	0,49	0,42	0,47	0,40
M Seg	0,53	0,44	0,40	0,41	0,42	0,44	0,47	0,43	0,43	0,41
M Unet	0,51	0,46	0,41	0,41	0,47	0,42	0,47	0,46	0,49	0,47
10 M Seg	0,52	0,42	0,38	0,40	0,42	0,39	0,45	0,41	0,44	0,40
10 M Unet	0,51	0,43	0,41	0,44	0,42	0,41	0,49	0,42	0,45	0,41
50 M Seg	0,47	0,42	0,38	0,40	0,41	0,39	0,46	0,42	0,43	0,40
50 M Unet	0,50	0,44	0,39	0,44	0,42	0,39	0,49	0,42	0,45	0,41
100 M Seg + M Unet	0,50	0,42	0,41	0,42	0,42	0,39	0,46	0,42	0,45	0,40

Точність автоматичного вимірювання розраховувалася за такою формулою:

$$Acc = \left(1 - \left| \frac{a - q}{q} \right| \right) \cdot 100,$$

де a – ручний замір; q – автоматичний замір.

Таблиця 3. Точність автоматичного вимірювання кардіоторакального індексу

Назва варіанту	Номер тестового зображення									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
M Seg	86,79	95,45	97,50	95,12	92,85	88,63	95,74	97,67	90,69	97,56
M Unet	90,19	91,30	100,00	95,12	82,97	92,85	95,74	91,30	95,91	85,10
10 M Seg	88,46	100,00	92,10	92,50	92,85	100,00	91,11	97,56	93,18	100,00
10 M Unet	90,10	97,67	100,00	97,72	92,85	95,12	100,00	100,00	95,55	97,56
50 M Seg	97,87	100,00	92,10	92,50	95,12	100,00	93,47	100,00	90,69	100,00
50 M Unet	92,00	95,45	94,87	97,72	92,85	100,00	100,00	100,00	95,55	97,56
100 M Seg + M Unet	92,00	100,00	100,00	97,61	92,85	100,00	93,47	100,00	95,55	100,00

Таблиця 4. Середня точність автоматичного вимірювання кардіоторакального індексу

Назва варіанту	M Seg	M Unet	10 M Seg	10 M Unet	50 M Seg	50 M Unet	100 M Seg + M Unet
Середня точність	93,80	92,05	94,78	96,66	96,18	96,60	97,15

Результати точності з табл. 3 дають інформацію про кожен тестовий знімок. Аналізуючи кожен знімок окремо, можна зрозуміти, що повний збіг точності відбувається тільки в одному випадку для самостійних нейронних мереж – це Mobilenet_Unet для зображення № 3. Для ансамблю з 100 нейронних мереж ситуація вже покращується, у цьому випадку для 5 з 10 зображень був збіг на 100%. Якщо підрахувати середню точність для кожного алгоритму, то ми бачимо, що з самостійних мереж найкращим результатом є Mobilenet_Segnet з точністю 93,80%, а найкращий алгоритм ансамблювання, котрий складається зі 100 мереж, отримав результат 97,15%, що на 3,35% краще за самостійну мережу.

Висновки

Застосування методів ансамблювання нейронних мереж для покращення визначення кардіоторакального індексу має значну перевагу й перспективи для поліпшення автоматизації та точності. У результаті цього дослідження отримано наступні результати:

1. Використання ансамблю нейронних мереж в одному із випадків хоч і не на багато але покращило точність сегментування легень та серця.
2. Використання ансамблю нейронних мереж для поліпшення точності автоматичного вимірювання кардіоторакального індексу продемонструвало свою перевагу над консервативними методами і довело, що подальші дослідження цього методу можуть принести ще кращі результати для його всебічного застосування. Завдяки ансамблю із 100 мереж покращення склало 3,35%.
3. Порівняння одержаних результатів зі стандартними методами визначення кардіоторакального індексу підтвердило незначне відхилення від вказаних норм і довело ефективність автоматизації даного процесу.

4. Дослідження включало аналіз різних груп пацієнтів, які відрізнялися за статтю, віком. Досліджений метод продемонстрував його придатність для широкого спектру пацієнтів.

5. Використаний метод дозволяє автоматизувати процес вимірювання кардіоторакального індексу, що покращує та прискорює процедуру оцінки. Це є добрим потенціалом для оптимізації часу роботи медичних фахівців.

Підбиваючи підсумки, вкажемо, що дана робота підтвердила ефективність і надійність використання ансамблю нейронних мереж для визначення кардіоторакального індексу і є перспективним підходом для застосування в галузі медицини й сегментації зображень.

Література

1. Truszkiewicz K, Poręba R, Gać P. Radiological cardiothoracic ratio in evidence-based medicine. *Journal of Clinical Medicine*. 2021. Vol. 10. No. 9. Article 2016. <https://doi.org/10.3390/jcm10092016>.
2. Hada Y. Cardiothoracic ratio. *Journal of Cardiology*. 1995. Vol. 26. Iss. 1. P. 51–54.
3. Li W., Jia F., Hu Q. Automatic segmentation of liver tumor in CT images with deep convolutional neural networks. *Journal of Computer and Communications*. 2015. Vol. 3. No. 11. P. 146–151. <http://dx.doi.org/10.4236/jcc.2015.311023>.
4. Jaeger S, Candemir S, Antani S, Wang Y.-X. J., Lu P.-X., Thoma G. Two public chest X-ray datasets for computer-aided screening of pulmonary diseases. *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*. 2014. Vol. 4. No. 6. P. 475–477. <http://doi.org/10.3978/j.issn.2223-4292.2014.11.20>.
5. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In: Navab N., Hornegger J., Wells W., Frangi A. (eds). *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015*. Lecture Notes in Computer Science. Cham: Springer, 2015. Vol. 9351. P. 234–241. https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28.
6. Badrinarayanan V., Kendall A., Cipolla R. SegNet: A Deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2017. Vol. 39. No. 12. P. 2481–2495. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2644615>.
7. Kingma D. P., Ba J. Adam: A method for stochastic optimization. *Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations (ICLR 2015)*. (May 7–9, 2015, San Diego). 2015. 13 p.
8. Fletcher S., Islam M. Z. Comparing sets of patterns with the Jaccard index. *Australasian Journal of Information Systems*. 2018. Vol 22. 17 p. <https://doi.org/10.3127/ajis.v22i0.1538>.

Надійшла до редакції 22.04.2024