

УДК 004.8

ВИКОРИСТАННЯ АНСАМБЛЮ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ ДІАГНОСТИЧНИХ ПАРАМЕТРІВ ХРЕБЦІВ

В. Д. Коноховriggel111@gmail.com

ORCID: 0009-0007-0256-1388

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

Штучний інтелект відкриває великі перспективи в багатьох сферах діяльності людини, насамперед у медицині. Одним із пріоритетних напрямів використання штучного інтелекту в цій галузі є сегментація медичних зображень задля автоматичного діагностування поширених захворювань. У цій роботі досліджується, зокрема, можливість застосування ансамблю нейронних мереж для діагностування остеопорозу. Для досягнення вказаної мети вивчено можливість використання методів машинного навчання для сегментації і визначення форми й розмірів певних хребців (Th8, Th9, Th10, Th11 хребця людини) на рентгенівських зображеннях, отриманих у реальних умовах. Досліджено низку нейронних мереж, які застосовуються в обробці зображень, й запропоновано алгоритм одночасного їх використання для якісного визначення діагностичних параметрів.

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

Вступ

Здоров'я – найголовніше для кожної людини, адже воно впливає на всі сфери нашого існування, а завчасна висококваліфікована медична діагностика – запорука міцного здоров'я. Однією з найперспективніших сфер, яка може надати таку плідну допомогу лікарям, є штучний інтелект, бо завдяки йому відкриваються великі перспективи в багатьох галузях, передусім у медицині. Одним із пріоритетних напрямів використання штучного інтелекту є сегментація медичних зображень.

Так, хребет визнається ключовою складовою людського організму, а його діагностика за допомогою різноманітних апаратів важлива для лікування різних захворювань і недуг.

У цій роботі ми вивчимо, як можна використовувати нейронні мережі для автоматичного пошуку хребців на рентгенівських зображеннях, проаналізуємо основні методи й алгоритми пошуку чотирьох хребців. Зрештою, отримані результати дозволять збільшити швидкість і підвищити точність аналізу хребта і хребців на медичних знімках.

Роль хребта

Захворювання хребта дуже поширені у світі. За даними ВООЗ, остеопороз посідає 4 місце у списку причин інвалідності та смерті [1, 2]. Існує велика кількість захворювань хребта, які можуть викликати сильний біль і різноманітні симптоми. Біль у спині – найпоширеніша скарга, яку чують лікарі. Його причинами можуть бути різні травми, перевантаження м'язів, сидяче положення тощо. Остеохондроз, грижі міжхребцевих дисків, спондилоз, сколіоз, спондилолітез і це лише мала частина захворювань хребта.

Для вирішення вказаних медичних проблем використовуються алгоритми штучного інтелекту [3], які здатні швидше й точніше обробляти великі обсяги даних. Основні важливі напрями застосування машинного навчання в медицині можна визначити наступним чином: діагностика захворювань, прогнозування захворювань, аналіз медичних зображень, управління медичними даними, медична робототехніка. Цей список демонструє, що використання машинного навчання в медичній сфері має великі перспективи і є невід'ємною частиною прогресу. З одного боку, завдяки цьому ми можемо покращити діагностику, обробку й керування медичними даними. Хоча з іншого – слід розуміти, що використання машинного навчання в медицині повинно мати високий ступінь поглибленого дослідження, верифікації та стандартизації.

Мета та завдання дослідження

Основною метою цієї роботи є порівняння восьми різних нейронних мереж і вивчення методу одночасного використання найкращих із них. Зокрема, проводяться дослідження застосування методів

машинного навчання для сегментації та визначення форми чотирьох хребців, а саме Th8, Th9, Th10, Th11, на рентгенівських знімках.

Використані нейронні мережі

Для дослідження обрано вісім різних моделей нейронних мереж: Fcn8, Fcn32, MobileNet_Segnet, MobileNet_Unet, Segnet, U-Net, Vgg_Segnet, Vgg_Unet. Ці мережі використовуються для різних цілей, хоча деякі з них були спеціально розроблені для використання в медицині, наприклад U-Net [4]. Вибір нейронних мереж здійснювався відповідно до конкретного завдання й обсягу даних. У медицині, де найважливішими є точність, безпека й надійність, для найкращої точності використовуватимуться різні комбінації моделей. Тому для цього краще підходять мережі з архітектурою, заснованою на згортковій структурі кодер-декодер. Кожна з названих моделей має свої переваги і недоліки, тому застосовуватимуться не тільки звичайні архітектури, а й модифікації та комбінації цих архітектур.

Збір і підготовка даних

Основна частина всього навчання – це дані, на яких буде проходити навчання моделі. Від їх якості й кількості залежатиме кінцевий результат і успіх. На першому етапі збирають рентгенівські знімки. На другому нам потрібно видалити дублікати і привести всі зображення до однакового розміру, в деяких випадках треба буде обрізати або заповнити зображення. На третьому відбувається кодування маски, де кожному пікселю хребця присвоюється значення 1, а кожному пікселю фону присвоюється 0. На останньому етапі дані діляться на дві групи – навчальну вибірку й тестову вибірку. У нашому випадку для навчання всіх моделей використовувалася вибірка з 183 зображень розміром 256×256 пікселів. Усі зображення були цифровані у відтінках сірого в діапазоні 0–255 градацій.

На рис. 1 наведено фрагмент навчальної вибірки, яка використовувалася для навчання восьми нейронних мереж для кожного з хребців – Th8, Th9, Th10, Th11.

Крім того, для кожного хребця були створені різні маски. Приклад таких масок для хребця Th9 наведено на рис. 2.

Для більш ретельного огляду наведемо на рис. 3 приклад збільшеного фрагмента хребта і відповідну маску для хребця Th11.

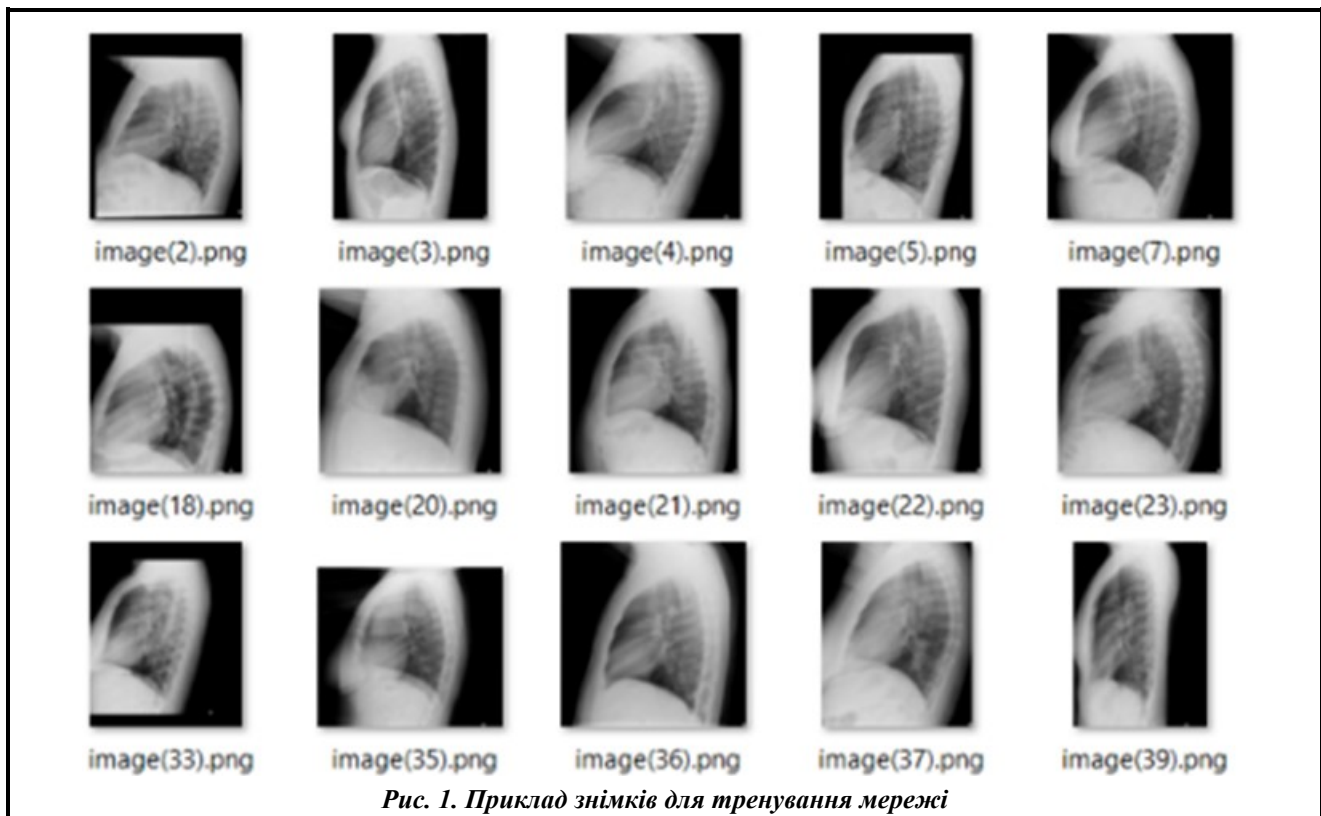


Рис. 1. Приклад знімків для тренування мережі

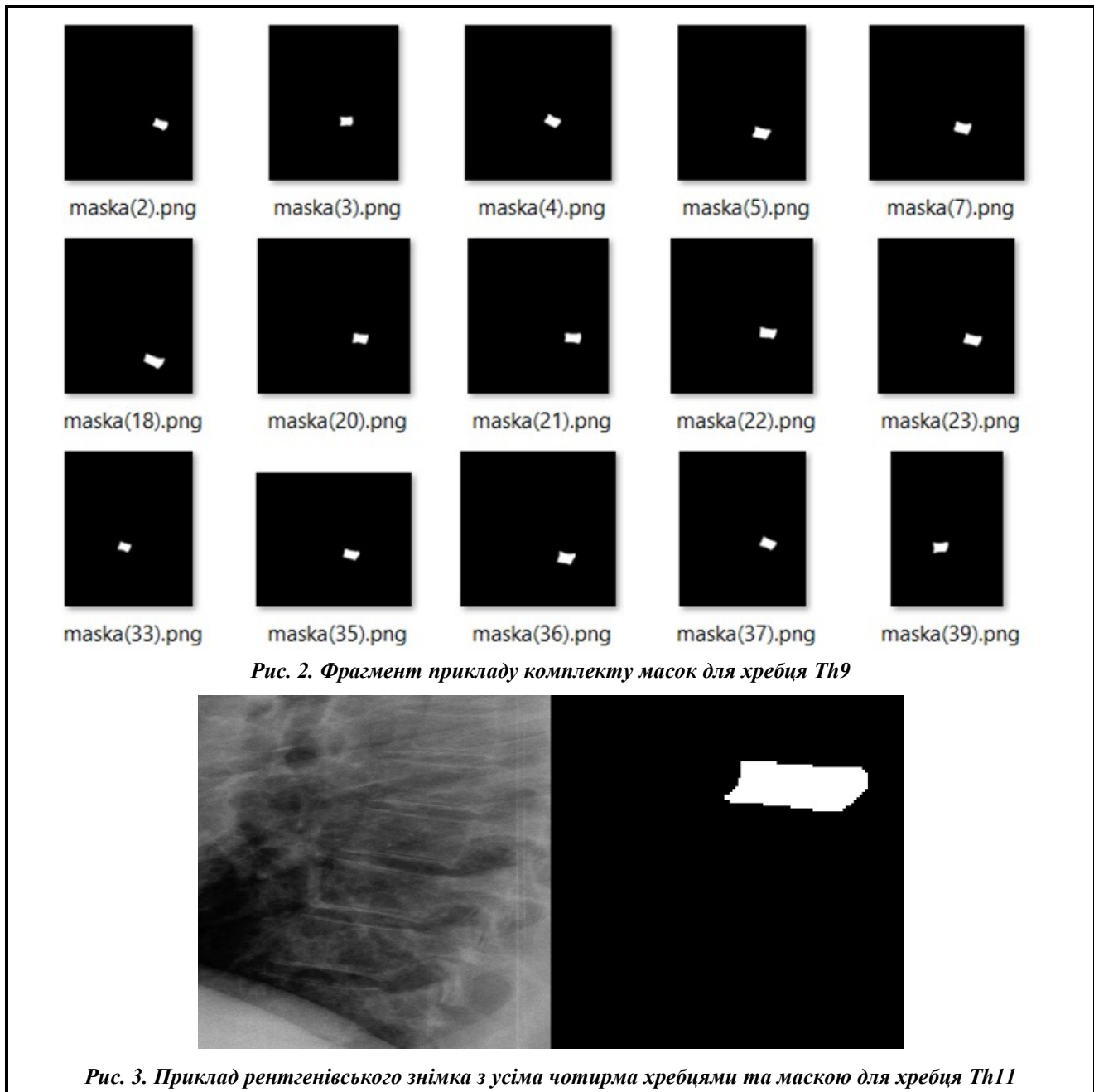


Рис. 2. Фрагмент прикладу комплекту масок для хребця Th9



Рис. 3. Приклад рентгенівського знімка з усіма чотирма хребцями та маскою для хребця Th11

Результати окремих прогнозів

Після підготовки даних ми провели навчання всіх моделей. Додамо, використовуватимемо однакові налаштування для кожної мережі.

Тренувальний процес поділений на чотири етапи – спочатку тренування проводилося на хребці Th8, потім Th9, Th10 і Th11. На кожному з чотирьох етапів було проведено 10 тренувань кожної моделі для кожного хребця, після чого відібрано найкращий результат у кожній моделі й зведено в таблицю.

Щоб оцінити якість прогнозу, ми використовували наступний параметр: IoU (відношення Перетину до Об'єднання). Для визначення цього параметра вводиться поняття «правильно знайдена частина шуканого об'єкта» (TP – дійсно позитивний), яка формально є перетином об'єкта і його предиката

$$TP = Object \cap Prediction.$$

Також вводиться поняття «множини всіх точок», які належать бажаному об'єкту як реально, так і з точки зору передбачення. Цей набір є об'єднанням бажаного об'єкта й прогнозованого зображення

$$\text{Object} \cup \text{Prediction} = TP + FP + FN,$$

де FP (хибнопозитивний) – це неправильно передбачені пікселі, а FN (хибно-негативний) – набір правильних пікселів, які не були прогнозовані.

Співвідношення цих значень визначає параметр IoU , який широко використовується для встановлення якості розпізнавання зображень

$$IoU = \frac{TP}{TP + FP + FN}.$$

Результати усереднених по 10 прогнозів для всіх хребців представлені в таблиці 1. Згідно з результатами навчання, такі мережі, як Vgg_Unet і MobileNet_Unet показали кращі результати, ніж інші. Таким чином, ці мережі будуть відібрані на другому етапі прогнозування для їх спільного використання.

Таблиця 1. Результати прогнозу

Хребці	Fcn8	Fcn32	MobileNet Segnet	MobileNet Unet	Segnet	Unet	Vgg Segnet	Vgg Unet
Th8	91,82	89,72	93,70	95,51	79,32	91,87	86,24	95,09
Th9	91,36	86,18	93,77	95,26	88,01	92,71	54,42	93,39
Th10	91,26	86,55	93,04	94,33	90,86	92,55	82,88	95,68
Th11	91,46	88,97	93,35	95,89	73,92	87,30	83,92	95,45

Одночасне використання певних обраних нейронних мереж

Попередній аналіз дав змогу реалізувати основну ідею даної роботи, яка полягає у використанні не однієї мережі, а цілого ансамблю. Після навчання кожної з мереж на одному наборі даних з усього набору обирається певна кількість, наприклад, чотири (або дві, як у нашому випадку) з восьми, що дають найкращий результат. Після цього тільки обрані мережі використовуються при роботі з реальними зображеннями. Крім того, вони застосовуються для визначення об'єктів незалежно й паралельно. Після знаходження об'єкта кожною з цих мереж виконується процедура усереднення знайденого зображення по цій множині. Це проводилося наступним чином.

На першому кроці обирається так звана найкраща мережа (зразкова), яка продемонструвала найкращі результати на всій вибірці тестових зображень. Результати цієї мережі є еталонними, а потім з ними порівнюються прогнози інших мереж. У нашому випадку такою мережею виявилася MobileNet_Unet.

На наступному кроці прогнози іншої мережі, Vgg_Unet, яка показала другий найкращий результат, порівнюються з прогнозами першої мережі. Обробка результатів показала, що, якщо прогнози цих двох мереж не надто відрізняються (менше певного порогу), то їх сукупність дає кращі за кожну з мереж окремо прогнози. Якщо їх прогнози відрізняються більше, ніж цей поріг, то краще обмежитися прогнозом першої з мереж.

Для конкретного прикладу було використано два прогнози: $Pred_{Vgg}$, який був отриманий з Vgg_Unet, і $Pred_{Mobile}$, отриманий з мережі MobileNet_Unet. Ці маски є бінарними полями, в яких одиниця вказує на те, що піксель належить хребцю, а нуль вказує на те, що піксель не належить хребцю.

Спільне використання прогнозів із цих двох мереж описується співвідношенням

$$Pred_{\Sigma} = \begin{cases} \frac{1}{2}(Pred_{Mobile} + Pred_{Vgg}), & \text{if } IoU_{pred} > r \\ Pred_{Mobile}, & \text{if } IoU_{pred} \leq r \end{cases},$$

де r – це поріг, вище якого враховуються результати обох мереж, і співвідношення IoU_{pred} у цій формулі є відношенням перетину до об'єднання для масок кожної мережі

$$IoU_{pred} = \frac{Pred_{Mobile} \cap Pred_{Vgg}}{Pred_{Mobile} \cup Pred_{Vgg}}.$$

Неформально цей алгоритм можна описати наступним чином. Для кожного пікселя було визначено, скільки разів він належав зображенню, що шукалося, за прогнозами кожної з мереж. Потім це число порівнювалося з певним, заздалегідь заданим лімітом, і якщо воно перевищувало цей ліміт, то такий піксель позначався як належний шуканому об'єкту. У результаті такого підходу вдалося підвищити якість прогнозування розташування об'єктів, їх форми і розмірів.

Таблиця 2. Результат усереднення

Нейронні мережі	Th8	Th9	Th10	Th11
Vgg_Unet	85,02	86,10	85,16	88,50
MobileNet_Unet	89,65	87,41	94,07	91,74
Result	91,17	90,75	94,07	92,24

Щоб наочно продемонструвати результат застосування алгоритму, в таблиці 2 можна побачити результат його роботи. Було використано дві мережі, MobileNet_Unet і Vgg_Unet, і було отримано передбачення одного зображення для кожного хребця, після чого для вимірювання точності використовувався показник *IoU*.

Таким чином, можна зробити висновок, що використання ансамблю мереж однозначно покращує якість вирішення задачі та дозволяє отримати кращі результати, ніж з кожною окремою нейронною мережею.

Висновки

Ця стаття підтвердила актуальність використання машинного навчання для сегментації хребців. Застосування цієї технології в медичних цілях, безсумнівно, є подальшим кроком до автоматизації діагностики й лікування захворювань хребта.

Дослідження, проведені в статті, показали, що в процесі використання восьми нейронних мереж для визначення форми й розміру хребців найкращі результати показали дві мережі, а саме Vgg_Unet і MobileNet_Unet. Вони є модифікаціями мережі U-Net, яка була спеціально розроблена для медичних досліджень. Виходячи з цього, ми бачимо перевагу нейронної мережі, спеціально розробленої для медичного зображення, над іншими мережами.

На другому кроці запропоновано одночасне використання цих обраних мереж. Крім того, запропоновано й застосовано алгоритм прогнозування, який використовує незалежні прогнози кожної з цих мереж.

У результаті показано, що використання такого ансамблю мереж однозначно покращує якість вирішення задачі й дозволяє отримати кращі результати, ніж з кожною окремою нейронною мережею.

Нарешті, підкреслено актуальність використання машинного навчання для сегментації хребців. Використання цієї технології в медичних цілях, безсумнівно, є кроком до автоматизації діагностики й лікування захворювань хребта. Завдяки використанню машинного навчання можна автоматично виявляти й виокремлювати необхідні хребці на медичних зображеннях, забезпечуючи тим самим хорошу швидкість і точність обробки.

Література

1. Паращук О. Міжнародний день боротьби з остеопорозом: разом до перемоги над хворобою! *Новини медицини та фармації*. 2010. № 18 (341). 6 с. [Дата звернення – 2 серпня 2023 р.]. URL: <http://urgent.mif-ua.com/archive/article/14406>.
2. 80% UK adults experience back pain. Living Room Health Regenerative Treatments: official site. 2019. [The application date is August 2, 2023]. URL: <https://www.theregenerativeclinic.co.uk/news/80-uk-adults-experience-back-pain/>.
3. What is machine learning? IBM: official site. 2023. [The application date is August 2, 2023]. URL: <https://www.ibm.com/topics/machine-learning>.
4. 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.
5. Simonyan K., Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *3rd International Conference on Learning Representations (ICLR 2015)*: Conference papers. 2015. P. 1–14.
6. Howard A. G., Zhu M., Chen B., Kalenichenko D., Wang W., Weyand T., Andreetto M., Adam H. MobileNets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications. 2017. 9 p. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1704.04861>.

Надійшла до редакції 20.02.2024