

ПУКАЧ Павло

Національний університет «Львівська політехніка»

<https://orcid.org/0000-0002-0488-6828>e-mail: pavlopukach@gmail.com

ОГЛЯД ТА АНАЛІЗ ОСНОВНИХ КАРКАСНИХ МЕРЕЖ ВИЯВЛЕННЯ ОЗНАК ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ МРТ В МОДЕЛЯХ ГЛИБИННОГО НАВЧАННЯ

У цій статті представлено оцінку сучасних моделей глибокого навчання для класифікації зображень МРТ колінного суглоба. Серед усіх робіт, пов'язаних з цим дослідженням, було кілька спроб перенавчити оригінальну модель MRNet на більш сучасні архітектури комп'ютерного зору. Крім того, ще не повідомлялося про спроби задокументувати поступове покращення точності прогнозування MRNet за допомогою нових архітектур комп'ютерного бачення. У даній роботі представлено порівняльний аналіз сучасних архітектур комп'ютерного бачення для вилучення ознак з МРТ-зображень колінного суглоба в задачах класифікації ушкоджень та аномалій колінного суглоба. Такий аналіз є необхідним як інструмент для створення прикладних архітектур моделей машинного навчання, спрямованих на автоматизовану діагностику травм коліна в медичних пристроях і системах.

Алгоритми глибокого навчання можуть бути застосовані безпосередньо до багатьох різноманітних завдань рентгенології опорно-рухового апарату, включаючи реконструкцію зображення, синтез зображення, сегментацію тканин, а також діагностику та виявлення характеристик захворювань опорно-рухового апарату на рентгенограмах, ультразвуку, зображеннях КТ та МРТ. Щоб сформулювати такий порівняльний аналіз, у цій статті порівнюється продуктивність базової архітектури MRNet для завдання класифікації зображень МРТ колінного суглоба, використовуючи різні найсучасніші архітектури комп'ютерного бачення як каркасні мережі для виділення ознак. Це також демонструє поступове підвищення точності прогнозування цих моделей відповідно до еволюції самих каркасних моделей. Досить важливим аспектом представленого дослідження є той факт, що всі моделі машинного навчання, розроблені та навчені в розглянутому експерименті, мають уніфіковану архітектуру, за винятком шару виділення ознак, і всі вони були навчені з нуля з використанням однакових гіпер-параметрів моделі та параметрів навчання. Також, для порівняння результатів класифікації було використано додаткову метрику — показник Кappa Коена, який є значущим через незбалансованість використаного набору даних

Ключові слова: МРТ, каркасна мережа, MRNet, глибоке навчання, комп'ютерне бачення.

PUKACH Pavlo
Lviv Polytechnic National University

REVIEW AND ANALYSIS OF BASIC FEATURE DETECTION NETWORKS FOR CLASSIFICATION OF MRI IMAGES IN DEEP LEARNING MODELS

This paper presents an evaluation of modern deep learning models for the classification of MRI images of the knee joint. Among all the work related to this research, there have been several attempts to retrain the original MRNet model on more modern computer vision architectures. Also, no attempt has yet been reported to document the incremental improvement in MRNet prediction accuracy using newer computer vision architectures. This paper presents a comparative analysis of modern deep architectures of computer vision for extracting features from MRI images of the knee joint in the tasks of classification of injuries and anomalies of the knee. Such an analysis is needed, at least as a guide to creating applied architectures of machine learning models aimed at automated diagnosis of knee injuries in medical devices and systems.

In the field of artificial intelligence, deep learning (DL) algorithms can be applied directly to many different musculoskeletal radiology tasks, including image reconstruction, synthetic imaging, tissue segmentation, and diagnosis and detection of musculoskeletal disease characteristics on radiographs, ultrasound, CT and MRI images. Ideally, such systems should also help radiologists focus on rare diseases as well as very complex abnormalities. At the same time, the task of automating the process of diagnosing typical injuries and anomalies is set. The level of confidence in the result of prediction should be similar to the conclusions of commissions of expert radiologists. To frame such a benchmarking analysis, this paper compares the performance of the basic MRNet architecture for the knee MRI image classification task, using various state-of-the-art computer vision architectures as framework networks for feature extraction. It also demonstrates a gradual increase in the prediction accuracy of these models in accordance with the evolution of the framework models themselves. A rather important aspect of the presented research is the fact that all machine learning models developed and trained in the considered experiment have a unified architecture, except for the feature extraction framework, and they were all trained from scratch using the same model parameters and training parameters. In addition, the model estimation strategies in this work use an additional metric that has not yet been measured and compared in any related work, namely Cohen's Kappa metric. This metric is significant because the MRNet dataset used in this paper is not balanced.

Keywords: MRI, framework network, MRNet, deep learning, computer vision.

Постановка проблеми

Магнітно-резонансна томографія (МРТ) є одним з найефективніших методів діагностування травм і відхилень колінних суглобів, що існують донині. МРТ є найкращим способом візуалізації коліна, щоб виявити можливі патології та скерувати пацієнта на лікування [1].

Даний вид діагностування дозволяє робити послідовності зображень, які називаються «зрізами» в трьох різних розрізах – аксіальному, корональному і сагітальному (показані на рис. 1), створюючи повноцінне представлення внутрішньої будови будь-якої частини тіла. МРТ є незамінним інструментом для

лікарів-експертів, у тому числі рентгенологів опорно-рухового апарату, які ставлять пацієнтам кінцевий діагноз та підбирають методи лікування. Зі зростанням населення, пропорційно зростає і попит на лікарів, зокрема, на рентгенологів опорно-рухового апарату. Останні статистичні дослідження прогнозують значний дефіцит експертів-рентгенологів, а також інших спеціалістів у галузі медицини. Лише в США нестача лікарів у галузі рентгенології може перевищити 35 000 до 2034 року, згідно з нещодавно опублікованим щорічним аналізом потреби у лікарських спеціальностях, зробленим Асоціацією американських медичних коледжів [2].

У всіх сегментах медичного обслуговування ця цифра може досягти 124 000. Як старіння, так і зростання кількості населення є головною рушійною силою цієї нестачі. Кількість населення у віковому сегменті 65 і вище за прогнозами протягом наступного десятиліття зросте більш ніж на 42%.

У вказаному вище звіті не вказується конкретна цифра суто для лікарів-рентгенологів, оскільки цю спеціальність об'єднують з анестезіологами, неврологами та працівниками невідкладної медицини. Проте їх частку в цьому звіті усе одно можна вважати суттєвою. Прогнозується, що до 2034 року в цьому сегменті буде нестача від 10 300 до 35 600 лікарів. Усі ці результати є частиною згаданого аналізу, опублікованого 11 червня 2021 року. Такі статистичні прогнози підводять до висновку, що існує потреба в надійних комп'ютеризованих системах, які могли б допомогти рентгенологам у виявленні патологічних станів під час аналізу МРТ пацієнтів. Основним застосуванням вказаних систем має бути зменшення робочого навантаження таких спеціалістів, яке на даний момент постійно зростає. Як відомо, на стику штучного інтелекту (ШІ) та рентгенології вже зараз використовуються різноманітні методи комп'ютерних наук для підтримки прийняття рішень медичних працівників у завданнях діагностування. З еволюційним покращенням результативності даних технологій, інтерес до них зростає пропорційно як від науковців у галузі штучного інтелекту, які можуть досліджувати і застосовувати сучасні методи машинного навчання для подібних задач, так і від рентгенологів, для яких основною цінністю подібних технологій є спрощення задач діагностування, і можливість першочергово сфокусуватися на незвичайних випадках [3].

В галузі штучного інтелекту алгоритми глибокого навчання (DL) можуть використовуватися безпосередньо до багатьох різних завдань кістково-м'язової рентгенології, включаючи реконструкцію зображень, створення синтетичних зображень, сегментацію тканин, а також діагностування та виявлення характеристик захворювань опорно-рухового апарату на рентгенограмах, УЗД, КТ та зображеннях МРТ. При цьому ставиться задача автоматизації процесу діагностування типових травм та аномалій. У роботі представлено оцінку сучасних моделей глибокого навчання для задач класифікації зображень МРТ колінного суглоба.

Аналіз останніх джерел

Серед усіх робіт, пов'язаних із даним дослідженням, було декілька спроб перетренувати оригінальну модель MRNet на більш сучасних архітектурах комп'ютерного бачення. Також досі не було зафіксовано жодної спроби задокументувати поступове вдосконалення точності передбачення MRNet із використанням новіших архітектур комп'ютерного бачення.

Оригінальна архітектура MRNet та пов'язані із нею дослідження здебільшого використовують попередньо натреновану мережу AlexNet як каркас виділення ознак. У роботі [5] автори використовують власний каркас виділення ознак, який, як стверджується, має більшу ефективність і у декілька разів меншу кількість параметрів навчання порівняно з AlexNet [6].

Шар виділення ознак, який використовується в MRNet на базі відносно нової архітектури комп'ютерного бачення згадувався лише в [7], де автори використали один із модифікованих варіантів архітектури Resnet – Resnet18. Навіть враховуючи той факт, що архітектура Resnet для виділення ознак вже згадувалася в роботі [8], використання цієї архітектури в якості каркасу виділення ознак все ще є актуальним. По-перше, у даній роботі ставиться за мету демонстрація поступового підвищення точності передбачення моделей для автоматизованого діагностування, співставне із використанням більш нових та прогресивних архітектур комп'ютерного бачення. По-друге, перенавчання такої моделі з нуля слугує забезпеченню прозорості порівняння показників точності передбачення, оскільки на ці показники могли б вплинути відмінності в параметрах самої моделі, або ж в параметрах навчання між моделлю у цій роботі, та версією, зазначеною в [9]. Це є ідеальним середовищем для порівняння точності передбачення, оскільки недетерміністичні фактори, такі як випадкові початкові значення для ініціалізації ваг у шарі класифікатора та параметри навчання (швидкість навчання, спад ваги, кількість епох), є уніфікованими для кожної окремої моделі, представленої у цій роботі.

Метою роботи є огляд та аналіз різних типів каркасних мереж виявлення ознак для архітектур машинного навчання, які здійснюють класифікацію зображень магнітно-резонансної томографії коліна. Ставиться задача порівняння різних типів мереж, зокрема, виділення ознак для одного й того ж класифікатора, в рамках точності та продуктивності. Було проаналізовано кілька варіантів моделей машинного навчання на основі архітектури MRNet.

Виклад основного матеріалу

Однією з перших спроб використання методів штучного інтелекту для діагностування травми коліна під час сканування МРТ, яка призвела до утворення загальнодоступного набору даних мічених МРТ-сканувань колінного суглоба, зібраних на основі значної кількості клінічних випадків, була робота [10]. Отриманий набір даних має назву KneeMRI.

Набір даних KneeMRI, отриманий шляхом придушення жирової тканини за протонною щільністю, було зібрано ретроспективно із записів обстежень, зроблених на МРТ-сканері Siemens Avanto 1.5T у Клінічному лікарняному центрі Рієки, Хорватія, з 2006 по 2014 рр. Набір даних складається з 917 12-бітних чорно-білих зображень лівого або правого коліна. Кожному зображенню було присвоєно діагноз щодо стану переднього відділу хрестоподібної зв'язки подвійним сліпим методом, тобто кожне зображення було позначено відповідно до стану зв'язки: (1) здорова, (2) частково ушкоджена або (3) повністю розірвана. Доволі великий набір даних було виділено вручну з оригінальних зображень, це також описано в [10]. Цей набір даних було створено, щоб надати науковцям, які займаються комп'ютерним баченням та (або) машинним навчанням, простий спосіб роботи з даними.

Натомість, для цієї статті, набір даних MRNet був обраний як основа для навчання та налаштування наших моделей машинного навчання. Він був створений Школою медицини Стенфордського університету як засіб для полегшення розробки моделей глибокого навчання, здатних передбачити аномалії в представлених МРТ колінних суглобів. Набір даних MRNet складається з 1370 МРТ колінних суглобів, проведених у медичному центрі Стенфордського університету. Набір даних містить 1104 (80,6%) аномальні обстеження, з 319 (23,3%) розривами ACL і 508 (37,1%) розривами меніска; мітки були отримані шляхом ручного вилучення з клінічних звітів [11]. Приклади МРТ-зображень середнього зрізу колінного суглоба показано на рис. 1. Найпоширенішими показаннями до МРТ колінного суглоба в наборі даних були гострий і хронічний біль, контрольне або передопераційне обстеження, а також пошкодження (травми). Обстеження проводили за допомогою сканерів GE (GE Discovery, GE Healthcare, Waukesha, WI, USA) зі стандартною котушкою для МРТ колінного суглоба та звичайним протоколом МРТ колінного суглоба без контрасту, який включав наступні послідовності: корональний T1 зважений, корональний T2 з насиченням жиру, сагітальну протонну щільність (PD), зважену за сагітальною T2 із насиченістю жиру, а аксіальну PD, зважену з насиченістю жиру. Загалом у 775 (56,6%) обстеженнях використовувалося магнітне поле 3,0 Тл; інші використовували магнітне поле 1,5 Тл [11].

З моменту введення та початкової публікації набору даних MRNet було зроблено багато спроб створити надійні системи підтримки прийняття рішень для класифікації МРТ колінного суглоба. Більшість із них використовували підхід глибокого навчання та згорткові нейронні мережі. Основною сучасною моделлю є оригінальна архітектура MRNet, реалізована в [11]. У своїй роботі автори створили комбіновану модель для виявлення травми коліна з окремою моделлю для кожного зрізу МРТ. Один блок MRnet є максимальним рівнем об'єднання, поверх попередньо навченої магістральної мережі – AlexNet [6] як екстрактор функцій, за яким слідує повністю підключений рівень з активацією softmax для класифікації. Потім для кожної площини МРТ – аксіальної, корональної та сагітальної – окремий блок MRnet навчається класифікувати травми та аномалії. Нарешті, логістична регресія використовується як підхід для об'єднання цих різних блоків MRNet в один бінарний класифікатор для розривів ACL, розривів меніска та загальних аномалій колінного суглоба.



(a) Аксіальна площина

(b) Корональна площина

(c) Сагітальна площина

Рис. 1. Приклади вхідних зображень MRNet. Три зображення представляють (а) аксіальну, (б) корональну та (в) сагітальну площини МРТ коліна

У праці [7], автори показали, що тримодельна архітектура MRNet з логістичною регресією має найкращу ефективність перевірки порівняно з різними варіаціями тієї самої архітектури, включаючи AlexNets із самонавчанням як рівень вилучення функцій та окремі моделі, які працюють на конкатенації зрізів у всіх трьох площинах МРТ. Таким чином, у цій статті прийнято рішення використовувати ту саму базову архітектуру MRNet для порівняння різних магістральних мереж для одного блоку. У роботі [5] автори представляють архітектуру Efficiently-Layered Network (ELNet), оптимізовану для діагностики колінного суглоба за допомогою МРТ. Основним результатом їхньої роботи є нова мережа виділення ознак, яка включає в себе багатозрізову нормалізацію разом із шаром дискретизації BlurPool замість пулу

максимумів, чи адаптивного пулу середніх значень, які можна побачити в інших пов'язаних роботах.

Як зазначено в [12], загально визнаною є думка, що більші набори даних призводять до кращих моделей глибокого навчання. Однак збір величезних наборів даних може бути дуже важким завданням через значні зусилля з ручного збору та маркування даних. Обмежені набори даних є особливо поширеною проблемою в аналізі медичних зображень. MRNet можна вважати невеликим набором даних, тому методи пом'якшення перенавчання, перелічені у згаданій статті, дуже корисні для цієї програми, щоб допомогти побудованим моделям узагальнити раніше невідомі їм дані.

Щоб запобігти перенавчання, ми використовуємо підхід аугментації зображень. Це метод синтетичного збільшення кількості вхідних зображень шляхом застосування випадкових перетворень зображень. Кожне вхідне зображення обробляється, і з нього створюється набір нових «перетворених» зображень. Процес збільшення зображення для вхідних МРТ-зображень колінного суглоба показано на рис. 2. Це допомагає створити більш широкий і різноманітний вхідний сигнал для моделей машинного навчання, а також допомагає вирішити проблему перенавчання. Доведено, що розширення даних створює багатообіцяючі способи підвищення точності класифікаційних завдань. Навіть традиційні способи збільшення зображення, без залучення додаткових мереж Generative Adversarial Network (GAN), виявилися дуже ефективними, як описано у [13].

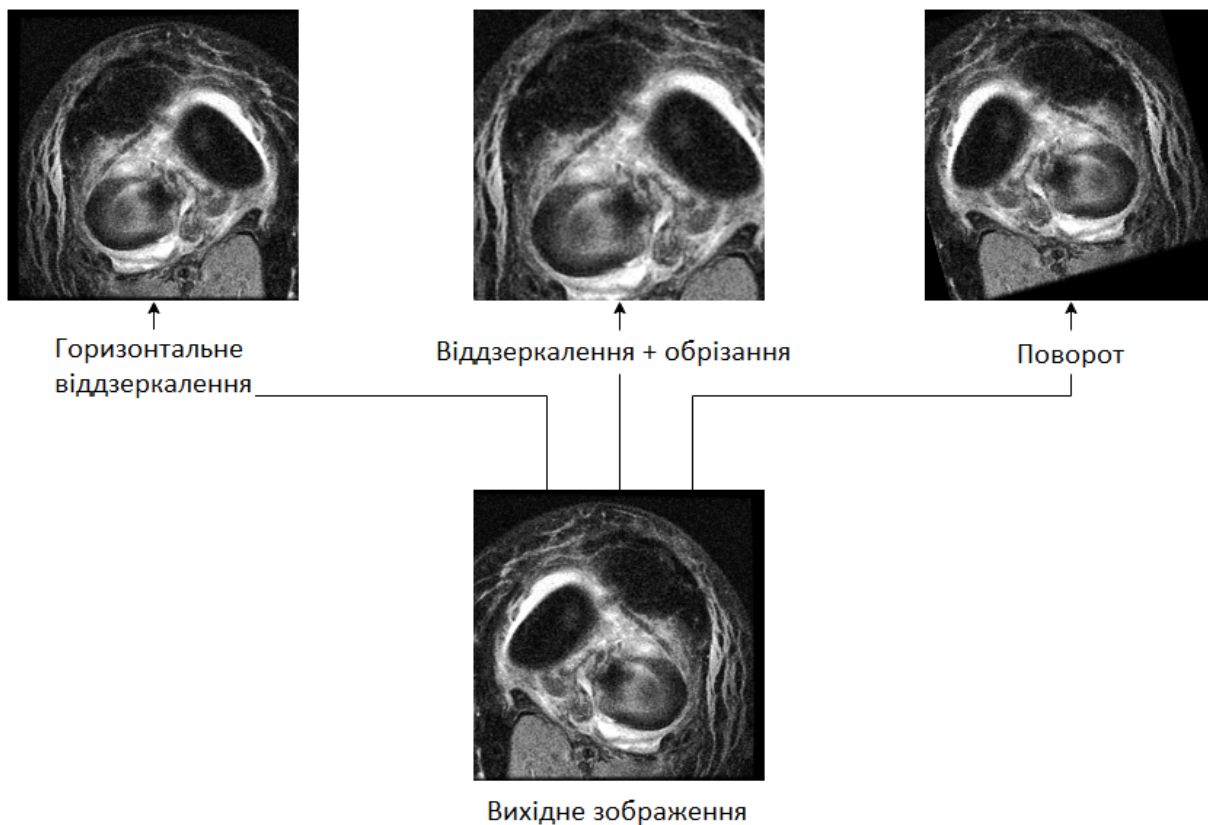


Рис. 2. Випадкові перетворення вихідного зображення, застосовані до середнього аксіального зрізу зображення для доповнення оригінальних даних зображення MRNet

Висновки

Експериментальним шляхом досліджено постійне загальне підвищення продуктивності моделі від використання Alexnet до мереж типу VGG11 і VGG16 для класифікації оригінальних зображень набору MRNet. Цей результат означає, що одна лише заміна архітектури Alexnet аналогами VGG вже є вигіднішою з точки зору ефективності класифікації.

Іншим фактом, який впливає з роботи, є досить низька продуктивність найновіших архітектур комп'ютерного бачення. ResNet, як і Efficientnet є найсучаснішими моделями з усього набору, на якому проводилися оцінки. Вони, перевершують як Alexnet, так і VGG за результатами конкурсу ImageNet. Однак для класифікації МРТ колінного суглоба вони, як впливає з отриманих у цій статті результатів, не використали весь свій потенціал. Ймовірно, це пов'язано з етапом попередньої обробки зображення, і, можливо, цю проблему можна вирішити за допомогою індивідуальних методів попередньої обробки зображення для цих каркасних мереж виділення ознак.

Проведено порівняльний аналіз для набору класифікаційних моделей на основі оригінальної архітектури MRNet з різними каркасними мережами виявлення ознак для блоків MRNet, включаючи Alexnet, VGG11, VGG16, Resnet і Efficientnet. Показано, що варіант моделі MRNet-VGG16 дає найкращі результати для виявлення розриву зв'язок (ACL). Для виявлення аномальної форми коліна, над MRNet-

Resnet домінує MRNet-VGG16 з пороговими значеннями в межах 0,5 і 0,75, а MRNet-VGG11 домінує для порогових значень, більших за 0,8.

References

1. Nacey N.C. Magnetic resonance imaging of the knee: An overview and update of conventional and state of the art imaging / N.C. Nacey, M.G. Geeslin, G.W. Miller, J. L. Pierce // *J. Magn. Reson. Imaging.* – 2017. – № 45. – P. 1257–1275.
2. IHS Markit Ltd (Prepared for the AAMC). The Complexities of Physician Supply and Demand: Projections from 2019 to 2034 AAMC, Washington, DC, USA, June 2021. <https://www.aamc.org/media/54681/download>.
3. Gore J.C. Artificial intelligence in medical imaging / J.C. Gore // *J. Magn. Reson. Imaging.* – 2020. – № 68. – P. A1-A4.
4. He K. Deep Residual Learning for Image Recognition / K. He, X. Zhang, S. Ren, J. Sun. // *arXiv.* – 2015. – arXiv:1512.03385.
5. Tsai C. Knee Injury Detection using MRI with Efficiently-Layered Network (ELNet) / C. Tsai, N. Kiryati, E. Konen, I. Eshed, A. Mayer // *Proceedings of the Third Conference on Medical Imaging with Deep Learning, Montreal, QC, Canada, 6–8 July 2020, Volume 121*, p. 784–794.
6. Krizhevsky A. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks / A. Krizhevsky, I. Sutskever, E.G. Hinton // *Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems 25 (NIPS 2012), Lake Tahoe, NV, USA, 3–8 December 2012.* <https://papers.nips.cc/paper/2012/hash/c399862d3b9d6b76c8436e924a68c45b-Abstract.html>
7. Azcona D. A Comparative Study of Existing and New Deep Learning Methods for Detecting Knee Injuries using the MRNet Dataset / D. Azcona, K. McGuinness, A.F. Smeaton // *Proceedings of the 2020 International Conference on Intelligent Data Science Technologies and Applications (IDSTA), Valencia, Spain, 19–22 October 2020*, p. 88–94.
8. Simonyan K. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition / K. Simonyan, A. Zisserman // *arXiv.* – 2015. – arXiv:1409.1556.
9. Tan M. EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks / M. Tan, Q.V. Le // *arXiv.* – 2019. – arXiv:1905.11946.
10. Štajduhar I. Semi-automated detection of anterior cruciate ligament injury from MRI / I. Štajduhar, M. Mamula, D. Miletić, G. // *Unal Comput. Methods Programs Biomed.* – 2017. – 140. – P. 151–164.
11. Bien N. Deep-learning-assisted diagnosis for knee magnetic resonance imaging: Development and retrospective validation of MRNet / N. Bien, P. Rajpurkar, R.L. Ball, J. Irvin, A. Park, E. Jones, M. Bereket, B.N. Patel, K.W. Yeom, K. Shpanskaya // *LoS Med.* – 2018. – 15. – e1002699.
12. Shorten C. A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning / C. Shorten, T.M. Khoshgoftaar // *J. Big Data.* – 2019. – 6. – P. 1–48.
13. Wang J. The Effectiveness of Data Augmentation in Image Classification using Deep Learning / J. Wang, L. Perez // *arXiv.* – 2017. – arXiv:1712.04621.