

УДК 004.67

Тіменко А.В.¹, Бубенець О.В.²

¹ асист. НУ "Запорізька політехніка"

² студ. гр. КНТ-519м НУ "Запорізька політехніка"

ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ДАНИХ ЗА РЕНТГЕНІВСЬКИМИ ЗНІМКАМИ

Оскільки рання діагностика може покращити результати лікування та збільшити час виживання пацієнтів з раком молочної залози, важливо розробити методи виявлення раку молочної залози. Конволюційна нейронна мережа (CNN) може автоматично отримувати функції з зображень, а потім проводити класифікацію. Однак для підготовки CNN з нуля потрібна велика кількість мічених зображень, що неможливо для деяких видів медичних зображень, таких як мамографічні зображення пухлин. Перспективним

рішенням є застосування трансферного навчання в CNN. Для початку потрібно протестувати три методи навчання на базі даних MIAS: 1) навчити CNN з нуля, 2) застосувати попередньо підготовлену модель VGG-16 для вилучення функцій з вхідних маммографів та використати ці функції для тренування нейронної мережі (NN) -класифікатор, 3) оновити ваги в декількох заключних шарах попередньо підготовленої моделі VGG-16 шляхом зворотного розповсюдження (тонкої настройки) для виявлення аномальних областей. Виявляється, що метод 2) є ідеальним для дослідження, оскільки точність класифікації тонкої настройки моделі була лише на 0,008 вище, ніж у моделі вилучення функцій, але часова вартість моделі вилучення функцій становила лише приблизно 5% від вартості тонкої настройки. Тоді ми використовуємо метод 2) для класифікації регіонів: доброякісних проти нормальних, злоякісних проти нормальних та аномальних проти нормальних з бази даних DDSM з 10-кратною перехресною валідацією. Середня точність перевірки збільшиться на рівні приблизно 0,905 для аномальних та звичайних випадків, і явного перевиконання не буде. Це дослідження показує, що застосування трансферного навчання в CNN дозволяє виявити рак молочної залози за допомогою маммографії, а навчання класифікатора NN шляхом вилучення ознак є більш швидким методом у трансферному навчанні. Наша мета - подолання проблеми класифікації бінарних зображень. Визначте наявність метастазів із цифрових гістопатологічних зображень 96 x 96px. Однією з ключових проблем є те, що метастази можуть бути такими ж маленькими, як одиничні клітини на великій ділянці тканини. Наш показник оцінки - площа під кривою робочої характеристики приймача (ROC).

Крива ROC - це графік істинної позитивної ставки проти хибної позитивної швидкості при різних порогах, а площа під кривою (AUC) дорівнює ймовірності того, що класифікатор класифікує випадково обраний позитивний екземпляр, вищий від випадково обраного від'ємного. Найкраще можливе рішення дасть AUC 1, що означає, що ми б класифікували всі позитивні зразки правильно, не отримуючи помилкових позитивних результатів.

Перш за все, нам потрібно проаналізувати наявні результати роботи з нашим набором даних за допомогою нейронних мереж. Як приклад, ми взяли дослідження Гарвардської медичної школи (BIDMC) та Массачусетського технологічного інституту (CSAIL), США та ExB Research and Development, Німеччина.

Гарвардська медична школа (BIDMC) та Массачусетський технологічний інститут (CSAIL), США вирішили проблему автоматичного виявлення метастазів раку, інтегруючи глибоке навчання та традиційні алгоритми машинного навчання. По-перше, вони тренували глибоку згорнуту

нейронну мережу (CNN) на $\sim 290K$ випадково вибраних пухлин і нормальних пластирів, які були вилучені із сотень тренуваних цілих слайдів. Архітектура їх CNN базувалася на 22-шаровому GoogLeNet, розробленому Szegedy та співавт. (CVPR 2014). Потім застосували підготовлену глибоку модель до частково перекриваючих патчів від кожного WSI для створення теплових карт прогнозування пухлини. Оцінивши точність теплових карт, вони витягли додаткові навчальні патчі з помилково позитивних областей і підготували остаточну модель для створення теплових карт прогнозування пухлини, використовуючи комбінований набір навчальних даних. Для завдання класифікації пухлин на основі слайдів витягнув набір геометричних ознак з кожної теплової карти імовірності пухлини у навчальному наборі та навчив випадкового лісового класифікатора для оцінки ймовірності того, що кожен слайд містив метастатичний рак. Потім вони застосовують ці моделі (CNN та випадковий класифікатор лісу) до тестових зображень, щоб забезпечити слайд-оцінку ймовірності ракових метастазів. Для завдання сегментації пухлинної області на основі ураження застосовують поріг 0,90 до теплових карт вірогідності пухлини та прогнозують місце розташування пухлини як центр кожної прогнозованої області пухлини.

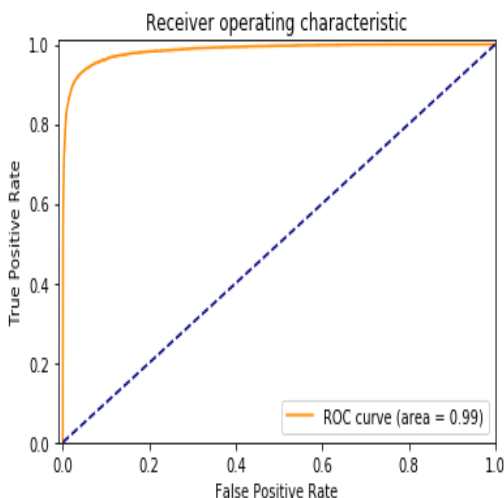


Рисунок 1 – ROC крива

ExB Research and Development, Німеччина, метод складається з чітко розробленої бінарної класифікації на основі глибоких залишкових мереж (ResNet). Вони розбивають кожне ціле слайдове зображення на плитки, що не

перекриваються, і присвоюють пухлину класу плитці, якщо плитка містить пікселі пухлини, а не пухлина в іншому випадку. Вони використовують цей параметр для тренування глибокої нейронної мережі на відповідне завдання бінарної класифікації. Зображення з набору даних Camelyon16 містять великі ділянки без тканин, які вкрай неефективні та вимагають багато часу для тренувань. Для їх видалення застосовується простий алгоритм попередньої обробки. Крім того, вони нормалізують наші зображення, щоб вони мали нульову середню і одиничну дисперсію, що було доведено для оптимізації процесу навчання. Архітектура нашої моделі складається з 34-шарового ResNet. Їхні експерименти показують, що ResNets постійно перевершував більш традиційні звивисті нейронні мережі при виконанні цього завдання з великими запасами точності класифікації 6-9%. Оцінки ROC та FROC також були значно гіршими. У контексті залишкових мереж вони експериментували на глибинах від 18 до 101 шарів. Результати показують, що мережі глибше 34 шарів мають тенденцію до зниження їх продуктивності. Потім вони збирають результати двох різних мереж, а також застосовують просту післяобробку для подальшого підвищення продуктивності свого алгоритму.

Зважаючи на наявні аналоги нейронних мереж для діагностики раку молочних залоз та мети даного процесу, а саме, найбільше наближення ROC кривої до 1, потрібно розробити свій алгоритм діагностики ракових пухлин.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Breast Cancer Detection Using Transfer Learning in Convolutional Neural Networks [Electronic resource]. – Access mode: <https://www.computer.org/csdl/proceedings-article/aipr/2017/08457948/13xI8A6FLUB>.
2. Receiver operating characteristic [Electronic resource]. – Access mode: https://en.wikipedia.org/wiki/Receiver_operating_characteristic
3. Deep Learning for Identifying Metastatic Breast Cancer / D. Wang, A.Khosla, R. Gargeya, H. Irshad, A. H. Beck. // arXiv:1606.05718, 1606.05718 (2016).
4. Ciresan D. Neural Networks Segment Neuronal Membranes in Electron Microscopy Images. / D. Ciresan, A. Deep // In Pereira, F., Burges, C. J. C., Bottou, L. & Weinberger, K. Q. (eds) – Advances in Neural Information Processing Systems 25, 2843–2851 (Curran Associates, Inc., 2012).