

УДК 004.932.2

Смілянець Ф.А., магістр,
Фіногенов О.Д., канд. техн. наук, доцент,
Національний технічний університет України «КПІ ім. І.Сікорського»,
fedor.smile@gmail.com

ОГЛЯД МЕТОДІВ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ЗАХВОРЮВАНЬ НА ОСНОВІ ЗНІМКІВ КОМП'ЮТЕРНОЇ ТОМОГРАФІЇ

Розповсюдження в 2019-2022 роках пандемії нового коронавірусу COVID-19 призвело до різкого зростання навантаження на лікарів та медичні установи. На початок травня 2022 року більше 520 мільйонів випадків хвороби було зареєстровано, та більше 6 мільйонів мали летальний наслідок.

Знімки КТ є одним з основних методів діагностики захворювань легень, оскільки дає тривимірне та детальне зображення, процес зняття якого може бути підлаштований для процесу діагностики конкретного захворювання, а також дає легку можливість для побудови довільних зрізів простору, відзнятого знімком КТ.

За останні 5 років (2017-2021) в системі GoogleScholar варто приділити увагу 33 роботам, що присвячені методам ідентифікації на основі знімків КТ та містять інформацію про методи досліджень, кількісні параметри набору вхідних даних та оцінки точності досягнутих результатів ідентифікації.

Публікації до появи COVID-19 в основному присвячені ідентифікації доброякісних та злоякісних легеневих вузлів, визначенню раку легенів та ступеней пневмотораксу. Увага в майже всіх публікаціях з 2020 року приділена COVID-19 (19 робіт, що стосуються визначення COVID-19, в тому числі серед інших легеневих хвороб, 1 присвячена діагностуванню раку легень та 1 визначенню туберкульозу легень).

З вказаних в статтях методах ідентифікації практично всі (за виключенням декількох, де метод не вказаний взагалі) базуються на згорткових нейронних мережах з різною архітектурою.

Найбільш часто досліджуваними архітектурами є:

1) DenseNet – архітектура нейронних мереж згорткового типу, особлива використанням DenseBlock, які прямо поєднують усі згорткові шари мережі відповідних розмірів між собою, що сприяє перевикористанню вивчених особливостей між багатьма шарами мережі, та призводить до загального зменшення нейронної мережі при збереженні ефективності [1];

2) ResNet (Residual Network) – архітектура згорткових нейронних мереж, у якій використовуються зв'язки, що перестрибують через один або декілька шарів, і таким чином забезпечують шлях інформації вглиб мережі, з ціллю уникнення проявів феномену деградації та інших феноменів спотворення інформації при поглибленні мережі [2];

3) VGG – архітектура згорткових нейронних мереж, у якій використовується поступове звуження до дуже маленьких (3x3) згорткових фільтрів для поглиблення мережі при зменшенні кількості параметрів системи та покращує розрізняючу здатність мережі [3];

4) Xception – архітектура згорткових мереж, що базується на використанні глибинно-розділеного згортання, яке, на відміну від типової згорткової операції, розділює обчислення на дві стадії – застосування глибинного згортання на кожний вхідний канал та точкове згортання для створення лінійного сполучення виходу глибинного згортання [4];

5) EfficientNet – архітектура згорткових мереж та метод їх масштабування, який рівномірно масштабує глибину, ширину та роздільну здатність мережі за допомогою складеного коефіцієнта. У такій архітектурі, на відміну від звичайних, ці параметри масштабуються не довільним шляхом, а набором конкретизованих коефіцієнтів [5].

Для згорткових нейронних мереж одним з визначальних параметрів є розмір набору вхідних даних для навчання (датасет). Взагалі, при аналізі, виникає проблема порівняння результатів досліджень, що полягає в різних вимогах до вхідних даних методів та різних способів оцінки ідентифікації.

Так тривимірні згорткові нейронні мережі працюють з усім набором зображень КТ одного пацієнта, а двовимірні нейронні мережі, в залежності від архітектури та методики навчання розглядають окремі зрізи КТ з найбільш яскраво вираженою зоною ураження (за наявності) або з усіма зрізами.

Різні роботи часто використовують не співставні метрики точності описаних нейронних мереж, порівняльний аналіз з точки зору точності є ускладненим. Наведемо результати, досягнуті у роботах, де серед інших метрик було вказано точність (ACC). У випадку коли в публікації досліджувалось декілька архітектур – в (табл. 1) наведено результати для кожної з них.

Таблиця 1 – Точності, досягнуті популярними архітектурами нейронних мереж

Метод	DenseNet	ResNet	VGG	Xception	EfficientNet
Досягнуті точності*	88%, 83%	93%, 97% 92.2%, 86%, 87%, 99% (в ансамблі),	87%, 98%, 76%	97%, 90%	89%, 77%, 79%

*Дослідження використовували датасети, суттєво відмінні за своїм розміром – від декількох десятків до декількох тисяч знімків.

Також, особливу увагу варто приділити дослідженню [6], що присвячено ручному оціночному методу передбачення п'ятиденного прогресу хвороби у пацієнта на основі знімку КТ.

Висновок. З запропонованих підходів, 8 використовували виключно або в тому числі нейронні мережі архітектури ResNet, з середнім AUC в 95% та середньою точністю в 93%, що виділяє цю архітектуру як варту особливої уваги. Також, вартим уваги є дослідження передбачення прогресу хвороби за допомогою комп'ютерних методів аналізу знімків КТ.

Список посилань

1. Gao Huang, Zhuang Liu, Laurens van der Maaten, Kilian Q. Weinberger, “Densely Connected Convolutional Networks”, doi:10.48550/arXiv.1608.06993.
2. Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun, “Deep Residual Learning for Image Recognition”, doi:10.48550/arXiv.1512.03385.
3. Karen Simonyan, Andrew Zisserman, “Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition” doi:10.48550/arXiv.1409.1556.
4. Yunhui Guo, Yandong Li, Rogerio Feris, Liqiang Wang, Tajana Rosing, “Depthwise Convolution is All You Need for Learning Multiple Visual Domains” doi:10.48550/arXiv.1902.00927.
5. Mingxing Tan, Quoc V. Le, “EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks”, doi:10.48550/arXiv.1905.11946.
6. Mahdjoub, E., Mohammad, W., Lefevre, T. et al. “Admission chest CT score predicts 5-day outcome in patients with COVID-19”. Intensive Care Med 46, 1648–1650 (2020). doi:10.1007/s00134-020-06118-y.