

управлінській практиці: зарубіжний та вітчизняний досвід. Вісник Національного університету цивільного захисту України. Державне управління. 2020. Вип. 2(9). С. 146–153. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/VNUCZUDU_2018_2_22

3. Жибер Т. Особливості проведення досліджень з допомогою інструментів штучного інтелекту. Методологія сучасних наукових досліджень : збірник наукових праць за результатами XIX Міжнародної науково-практичної конференції. 23–24 лютого 2023 р., Харків. С. 189–191.

4. Красуля А. В., Турчина М. В. Використання інструментів штучного інтелекту: порівняльний аналіз систем автоматизованого перекладу. Львівський філологічний часопис. № 8. 2020. С. 108–113.

*Папченко О. І., аспірант
Сумський Державний Університет
papchenko.oleksandr@student.sumdu.edu.ua*

МЕТОД ВИДІЛЕННЯ РЕГІОНІВ ІНТЕРЕСУ ТА ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ РОБАСТНОСТІ МАСШТАБУВАННЯ У ЗАДАЧАХ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ГІСТОПАТОЛОГІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Актуальною проблемою є створення автоматизованих інтелектуальних систем аналізу та класифікаційного аналізу раку молочної залози за гістопатологічними зображеннями. Рак молочної залози – це захворювання, при якому аномальні клітини молочної залози ростуть безконтрольно та утворюють пухлини. При подальшому розвитку пухлини можуть поширитися по всьому тілу та призвести до летального результату. У 2022 році у світі було діагностовано 2,3 мільйона жінок з раком молочної залози та 670 000 смертей [1]. Для ефективного лікування важливо здійснити ефективне діагностування якнайшвидше. Гістопатологічне дослідження вважається золотим стандартом діагностики, оскільки має найвищий рівень достовірності результатів. Однак, слід зазначити, що даний вид діагностики достатньо трудоемкий через великий розмір вихідного гістопатологічного зображення – розмір зображень може досягати кілька десятків тисяч пікселі. За таких умов виникає потреба у створенні автоматизованої інформаційної системи інтелектуального аналізу гістопатологічних зображень, яка б мала високу функціональну ефективність в умовах обмеженої кількості навчальних даних. Відомо, що нейромережеві системи, зокрема згорткові нейронні мережі та архітектури трансформерів, демонструють найвищу функціональну ефективність [2]. Однак, у загальному вигляді дані системи не мають властивостей інваріантності до масштабу зображень. Таким чином, для отримання достовірних результатів – на вхід потрібно подавати зображення з тим же масштабом, що і при тренуванні мережі. Іншою проблемою є велика роздільна здатність гістопатологічного зображення. Для отримання задовільного рівня швидкодії системи, потрібно використовувати велику кількість обчислювальних ресурсів. Дана робота має на меті вирішення описаних проблем – забезпечення робастності масштабування зображення та виділення початкових регіонів інтересу з метою зменшення розміру вибірки для аналізу.

Запропонований метод може бути використаним у вигляді етапу попередньої обробки зображення з метою подальшого аналізу алгоритмом інтелектуального аналізу. Описаний підхід складається з двох етапів – на першому етапі проводиться виділення регіонів інтересу, на другому етапі проводиться масштабування зображення до масштабу зображень з навчальної вибірки. Перший етап має на меті вибір найбільш гетерогенних участків зображення – тобто таких де існує найбільша різноманітність текстур. Гомогенні участки зображення як правило містять або однорідну здорову тканину або предметне скельце – фон, для таких участків подальший аналіз не має сенсу. Для обчислення значення гетерогенності зображення використовується міра на основі різниці Гаусових згладжувань. При такому підході для визначення рівня гетерогенності зображення

застосовується Гаусове згладжування з двома різними параметрами: з меншим та більшим рівнем розмиття. Квадрат різниці суми яскравості пікселів між цими двома варіантами згладжування визначає рівень гетерогенності зображення. При наявності великої кількості границь, гетерогенних структур – згладжування різної інтенсивності продукують на виході зображенні з різним рівнем інтенсивності яскравості пікселів – тому різниця між ними буде більша. Формула міри:

$$H(I) = (G(I; \sigma_1) - G(I; \sigma_2))^2, \quad (1)$$

де $H(I)$ – міра гетерогенності зображення I , $G(I; \sigma_i)$ – Гаусове згладжування для зображення I параметризоване стандартним відхиленням σ_i , при цьому $|\sigma_1 - \sigma_2| > 0$. Знаходження рівня масштабування зображення у режимі екзамєну базується на знаходженні розміру опорних об'єктів на зображенні та визначенні відношення розміру об'єктів на зображеннях тренувальної вибірки до розміру об'єктів на вхідному зображенні – таким чином можливо визначити рівень масштабування потрібний для вхідного зображення. За опорні об'єкти було обрано ядра клітин – оскільки дані об'єкти присутні на всіх гістологічних зображеннях та мають опуклу, сферичну форму. Алгоритм складається з декількох етапів:

1. Розбиття вхідного зображення на участки розміром 100 x 100 пікселів.
2. Вибір 10% найбільш гетерогенних участків зображення.
3. Бінеризація зображень отриманих на попередньому етапі.
4. Знаходження зв'язних компонент на бінарному зображенні – таким чином проводиться сегментація окремих компарментів на зображенні.
5. Визначення компоненти, що відповідає ядру. Критерієм приналежності є різниця площі компоненти та опуклої ділянки зв'язної компоненти не перевищує 5% від загальної площі – даний критерій обумовлений сферичністю форми ядра.
6. Обчислення відношення усередненої площі ядра на вхідному зображенні до усередненої площі ядра на зображенні тренувального набору – рівень масштабування зображення.

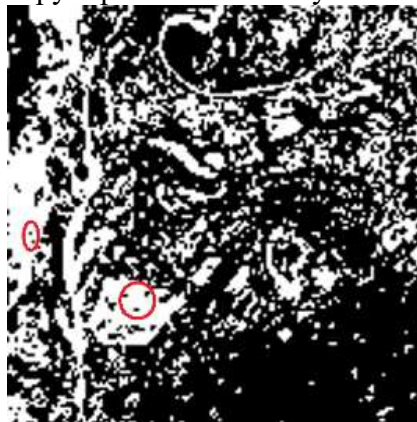


Рисунок 1. Бінеризоване гістологічне зображення молочної залози, червоним виділені опорні об'єкти – чіткі ядра клітин.

Таким чином, запропонований процес попередньої обробки гістологічних зображень з метою подальшого застосування в задачах інтелектуального аналізу та класифікації вирішує проблему зменшення розмірності вхідного набору зображень для аналізу, а також забезпечує робастність всієї системи до зміни масштабу вхідного зображення, що є доцільним при застосуванні інтелектуальних систем на базі нейромереж. Перевага даного підходу полягає у високій швидкодії, не вибагливості до обчислювальних ресурсів та простоті реалізації. Ефективність визначення рівня масштабування було проведено на 100 зображеннях – результати алгоритму було порівняно з еталонним рівнем масштабу визначеним вручну. Середньо квадратична помилка значення рівня масштабування склала 4%, що дає високий рівень робастності масштабування вхідного зображення і як наслідок вищої функціональної ефективності інтелектуальної системи.

Список використаних джерел

1. Breast Cancer Statistics, 2022. / Giaquinto, A. N., Sung, H., Miller, K. D., Kramer, J. L., Newman, L. A., Minihan, A. K., Jemal, A., & Siegel, R. L. - CA: A Cancer Journal for Clinicians, 72(6), 524–541, 2022.
2. Comparing Vision Transformers and Convolutional Neural Networks for Image Classification: A Literature Review / Mauricio J., Domingues I., Bernardino J. - Applied Sciences. 2023. Vol. 13, № 9. P. 5521.

Науковий керівник: Кузіков Б. О., к.т.н., доцент.

Савчук Ю.А., студент

Київський національний університет імені Т.Г. Шевченка
aruy.savchuk@gmail.com

Головинський А.Л., к.т.н., доцент

Київський національний університет імені Т.Г. Шевченка
golovinsky.andriy@gmail.com

Кравченко Н.В., інженер-програміст 1 категорії лабораторії
високопродуктивних та розподілених обчислень, к.е.н.

Інститут кібернетики імені В.М. Глушкова НАН України
kravchenko.n.v.88@gmail.com

ПАРАЛЕЛЬНА ОБРОБКА ВІДЕОДАНИХ ІЗ ДЕТЕКЦІЄЮ ОБ'ЄКТІВ ШТУЧНОЮ НЕЙРОННОЮ МЕРЕЖЕЮ

Сьогодні обробка відеоданих та детекція об'єктів на них є однією з ключових задач в галузі Computer Vision. Відеоаналітика є важливою частиною нашого життя - від систем відеоспостереження до технологій, які допомагають керувати автомобілем та визначати ціль при виконанні військових задач, тощо [1]. Для досягнення цього результату важливим завданням є детекція об'єктів на відео в реальному часі – автоматичне розпізнавання та визначення місця розташування певних об'єктів (людей, транспортних засобів, тощо) на кожному кадрі відеопотоку.

Сучасні методи Computer Vision, зокрема глибокі нейронні мережі, досягли великих успіхів у точності детекції об'єктів. Одним із найбільш відомих підходів є сімейство моделей YOLO (You Only Look Once) – нейронна мережа, що визначає наявність об'єкта в кадрі за один “прохід”. Завдяки такій одноетапній архітектурі, моделі YOLO забезпечують високу швидкість роботи та придатні для застосування в реальному часі.

Актуальність задачі паралельної обробки відеоданих із детекцією об'єктів зумовлена потребою забезпечити високу продуктивність (швидкодію) обчислень при збереженні високої точності розпізнавання [2]. Одним із перспективних напрямів є застосування паралельних обчислень на різних рівнях: від багатоядерних CPU та прискорення на GPU в межах однієї машини до розподілених обчислень на кластері з використанням MPI (Message Passing Interface).

Сьогодні обсяг відеоданих, що генерується камерами спостереження, дронами, автомобілями, тощо, стрімко зростає і обчислювальні системи повинні встигати опрацьовувати ці дані в реальному часі. Висока швидкодія системи відеоаналітики означає здатність обробляти велику кількість кадрів за секунду (FPS) з мінімальною затримкою. Для досягнення потрібних результатів необхідно й оптимізовувати програмне забезпечення, і максимально використовувати апаратні ресурси. Саме тут виникає потреба в паралельних обчисленнях та багатопотокових (мультипроцесорних) рішеннях, тобто поєднанні двох напрямів: сучасних алгоритмів глибокого навчання для детекції об'єктів, а