

УДК 004.81 + 616-006

ВИЯВЛЕННЯ ТА КЛАСИФІКАЦІЯ ПУХЛИН МОЛОЧНОЇ ЗАЛОЗИ З ВИКОРИСТАННЯМ ГЛИБИННОГО НАВЧАННЯ

Соколенко Ольга Віталіївна

sokolenko.olha@iit.kpi.ua

Данілова Валентина Анатоліївна

valnaa@ukr.net

Кафедра біомедичної інженерії

Національний технічний університет України

«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

м. Київ, Україна

Реферат – За даними GLOBOCAN, рак молочної залози – це найпоширеніший вид раку серед всього населення. Серед жіночого населення він становить 24,5% від усіх випадків захворювання на рак та налічує 15,5% смертей від онкологічних захворювань. Для скринінгу на рак молочної залози найчастіше використовують мамографію. Тому проведення точного аналізу мамограм – це важлива, але складна задача. Правильність аналізу мамограм залежить від багатьох факторів: від досвіду лікаря, щільності молочних залоз, морфології та розташування пухлин. Тому для пришвидшення і покращення інтерпретації мамограм важливо використовувати комп'ютерні засоби аналізу мамограм, що допомагають у трактуванні зображення, прийнятті рішень щодо необхідності проведення додаткових обстежень та постановці діагнозу. Мета даної роботи – розробити систему для виявлення та класифікації пухлин молочної залози, засновану на глибинному навчанні. Для цього було використано модель YOLO-V4 для виявлення пухлин та модель Inception-V3 для класифікації пухлин відповідно до BI-RADS класифікації. У роботі було використаний набір даних INbreast, проведено його попередню обробку та поділено у співвідношенні 80/20 – 80% для навчання, 20% для тестування. В результаті навчання YOLO-V4 було отримано значення точності 93%, повноти 82% і mAP 86,6%; Inception-V3 – точність 82,61%, влучність 90%, повнота 78,26%.

Ключові слова: рак молочної залози, згорткові нейронні мережі, YOLO, Inception-V3, виявлення пухлин молочної залози, класифікація пухлин молочної залози.

I. ВСТУП

Рак молочної залози – це найпоширеніший вид раку з високим рівнем смертності, який налічує 1 із 8 випадків захворювання на рак і 1 із 6 смертей серед жіночого населення від онкологічних захворювань по всьому світу. Він становить чверть серед усіх випадків захворювання на рак серед жінок. Вчасна діагностика має позитивний вплив на ефективність та результати лікування хвороби, зменшує частку випадків пізніх стадій раку, збільшує шанси на виживання, зменшує термін і вартість лікування та реабілітації після хвороби [1, 2, 3, 4].

Найпоширеніший метод скринінгу для раннього виявлення раку молочної залози – це плівкова або цифрова мамографія. Плівкова

мамографія вважалася потужним інструментом для скринінгу на рак молочної залози впродовж багатьох років, але вона має ряд недоліків: нижча чутливість при проведенні процедури для щільних молочних залоз, обмежена контрастність рис та довший час обробки. При використанні цифрової мамографії можна проводити обробку отриманого зображення, змінюючи його контраст, що дозволяє покращити видимість новоутворень. Також цифрова мамографія зменшує час обробки та має більшу чутливість по відношенню до щільних молочних залоз [5].

Складна анатомія молочної залози та різниця у щільності молочних залоз сильно ускладнюють аналіз мамограм. Тому важливо

використовувати засоби комп'ютерної діагностики для допомоги у постановці правильного діагнозу [2, 4]. Правильність аналізу мамограми лікарем залежить від багатьох факторів: від морфології і розташування уражень та їх тиск на сусідні тканини молочної залози, від якості зроблених зображень, технічних факторів, таких як розташування і компресія під час проведення мамографії, що позначаються на кількості записаної на мамографічному знімку тканини молочної залози і видимості характеристик новоутворення. Дуже важливим є вплив досвіду, спеціалізації лікаря та кількості щорічно проаналізованих мамограм [6].

Прогрес у сфері машинного навчання дозволяє використовувати штучний інтелект, зокрема штучні нейронні мережі, для комп'ютерного аналізу мамограм, що дозволяє знайти, локалізувати та класифікувати уражену ділянку молочної залози. Використання штучного інтелекту для виявлення злоякісних пухлин може пришвидшити постановку діагнозу та врятувати життя пацієнтки [7, 8].

II. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Метою даної роботи було розробити систему для виявлення та класифікації пухлин молочної залози, засновану на глибинному навчанні.

III. МАТЕРІАЛИ І МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕННЯ

3.1. Опис клінічних даних

У роботі було використано набір даних INbreast – це набір даних цифрових мамограм розмірами 3328×4084 та 2560×3328 пікселів, що збережені у форматі DICOM. Він складається із 410 зображень, серед яких 90 випадків мають по дві проекції кожної молочної залози (краніокаудальна та медіолатеральна коса), 25 випадків – по дві проекції однієї молочної залози. Серед зображень, представлених у наборі даних, 107 із них – це мамограми із пухлинами, що мають

відповідну BI-RADS оцінку. Найбільша кількість класифікується як BI-RADS 5, найменша – BI-RADS 2. На рисунку 1 наведено приклади зображень із набору даних.

Анотації до розташувань новоутворень та необхідна інформація про зображення (сторона, проекція, BI-RADS оцінка, нотатки) зберігаються у відповідних файлах [9].

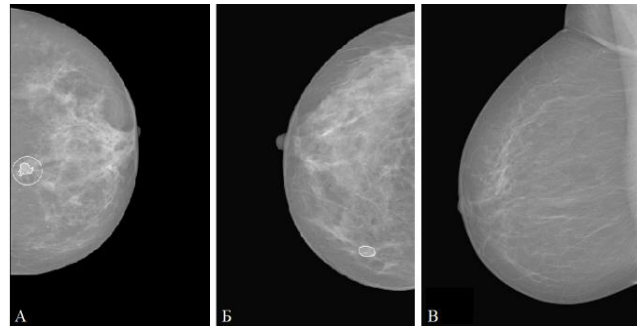


Рисунок 1 – Приклади зображень із набору даних INbreast: А, Б – молочні залози із пухлинами; В – нормальна мамограма

3.2. Згорткові нейронні мережі

Згорткові нейронні мережі (ЗНМ) – це тип штучних нейронних мереж, які використовуються для аналізу зображень. На відміну від звичайних штучних нейронних мереж, ЗНМ організовані у три виміри (висота, ширина і глибина), і кожен нейрон з'єднаний із локальною ділянкою попереднього шару лише через ядро. ЗНМ утворені трьома типами шарів: згортковим, шаром пулінгу та повнозв'язним шаром.

Згортковий шар проводить операцію згортки із використанням ядер – невеликих матриць із вагами, що налаштовуються у процесі навчання мережі. Ядро проходить вхідне зображення, проводячи на кожній позиції поелементне множення із відповідними значеннями на вхідному зображенні. Результати множення додаються та отримується єдине вихідне значення. На рисунку 2 наведено приклад проведення згортки з використанням ядра розмірами 3×3 для зображення 4×4 . Розмір та кількість ядер – це гіперпараметри. Найчастіше обирають ядра розмірами 3×3 , 5×5 або 7×7 [10].

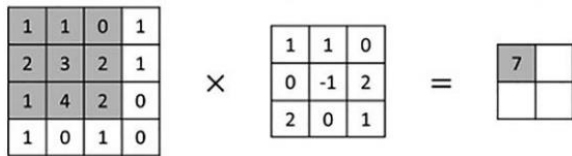


Рисунок 2 – Проведення операції згортки

Шар пулінгу зазвичай використовується одразу після згорткового шару для зменшення просторового розміру вхідного зображення з метою зменшення кількості обчислень, що проводяться ЗНМ. Шар пулінгу працює із кожним каналом вхідного зображення окремо, тому кількість каналів залишається незмінною. Найчастіше використовується максимальний пулінг, так як він виявився найефективнішим на практиці. Він ділить вхідне зображення на області певного розміру, що не перетинаються. Для кожної такої ділянки рахується максимальне значення, що буде включено у вихідне значення роботи шару пулінгу, а інші значення відкидаються. На рисунку 3 наведено приклад проведення максимального пулінгу для зображення розміром 4×4, що поділено на ділянки 2×2 [10].

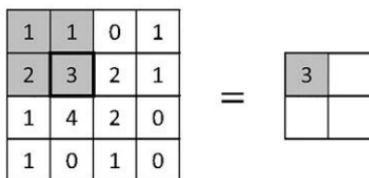


Рисунок 3 – Проведення максимального пулінгу

Кожен нейрон повнозв'язного шару (рисунок 4) пов'язаний із кожним нейроном попереднього шару. Зазвичай у ЗНМ він використовується після згорткових шарів та шарів пулінгу, що виділили ознаки із вхідного зображення. Перед тим, як потрапити на вхід повнозв'язного шару, вони мають бути згладжені в одновимірний вектор [10].

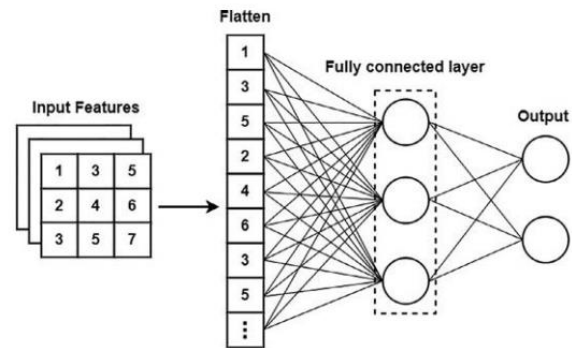


Рисунок 4 – Повнозв'язний шар як частина ЗНМ

3.3. Алгоритм YOLO

YOLO – це алгоритм виявлення об'єктів на зображенні, заснований на згорткових нейронних мережах. YOLO здатний виявляти ділянки інтересу та їх обмежувальні рамки на вхідному зображенні та класифікувати тип виявленого об'єкта. Основною відмінністю YOLO від інших алгоритмів виявлення об'єктів, такими як RCNN та пришвидшена RCNN, є швидкість, що дозволяє використовувати YOLO у режимі реального часу. Така швидкість є результатом того, що YOLO проглядає вхідне зображення лише один раз [11]. У роботах [11, 12, 13] було описано використання алгоритму YOLO для виявлення пухлин і було встановлено, що алгоритм YOLO є ефективним для виявлення новоутворень молочної залози, так як виявлені обмежувальні рамки чітко збігаються із ураженими ділянками молочної залози.

Основна ідея алгоритму (рисунок 5) полягає у тому, що вхідне зображення ділиться на сітку $S \times S$, кожна комірка якої передбачає B обмежувальних рамок та їх розташування і розміри, ймовірність наявності об'єкта у комірці та ймовірності класів для об'єкта. Вважається, що комірка містить об'єкт, якщо центр об'єкта лежить всередині цієї комірки. Кожна комірка передбачає декілька обмежувальних рамок, кожна із них має наступний формат:

$$[p_c, b_x, b_y, b_w, b_h, p(C_1), p(C_2), \dots, p(C_n)],$$

де p_c – ймовірність того, що комірка містить об'єкт, (b_x, b_y) – центр передбаченої

обмежувальної рамки, (b_w, b_h) – розміри передбаченої обмежувальної рамки, $p(C_i)$ – ймовірність належності об'єкта до класу i , n – кількість класів.

Для кожної обмежувальної рамки комірка генерує показник впевненості – показник, що відображає ступінь впевненості моделі у зробленому передбаченні, що пізніше застосовується у процесі немаксимального придушення (non-maximum suppression), під час якого обираються обмежувальні рамки із найвищим показником впевненості, а інші рамки прибираються.

Для розрахунку функції втрат використовується квадратична похибка. Функція втрат складається із:

- втрат класифікації – для зменшення помилок класифікації локалізованих об'єктів;
- втрат локалізації – для збільшення точності розташування обмежувальної рамки навколо об'єкта;
- втрат показника впевненості [14].

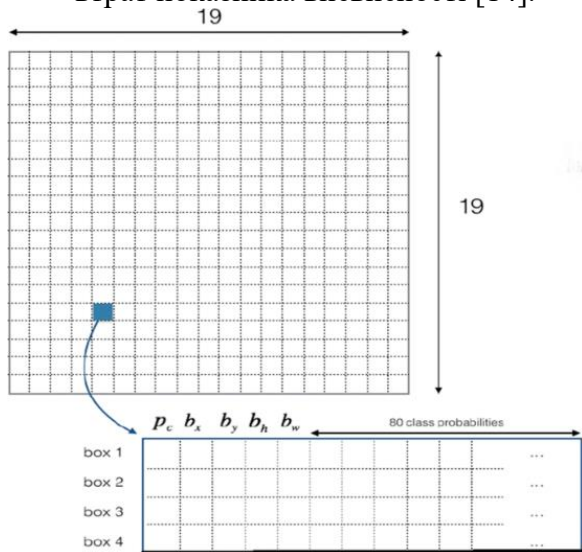


Рисунок 5 – Схематичний вигляд поділу зображення на комірки та передбачень однією коміркою

У роботі було використано модель YOLO-V4. У її архітектурі виділяють базову, шийну та головну частини. Базова частина – це згорткова нейронна мережа, що відповідає за виділення важливих ознак із зображення. У якості базової частини YOLO-V4 виступає згорткова нейронна мережа CSPDarknet-53, що має 53 згорткових шари та включає в себе залишкові зв'язки. Вона використовує механізм CSP (Cross Stage Partial), що відповідає за злиття ознак із різних етапів роботи мережі.

Шийна частина – це проміжний компонент, що з'єднує базову та головну частини. Вона об'єднує та удосконалює ознаки, вилучені базовою частиною. Шийна частина складається із Spatial Pyramid Pooling (SPP) та Path Aggregation Network (PAN). У модулі SPP реалізовано декілька шарів пулінгу із різними розмірами ядра, що далі об'єднується у спільний результат і дозволяє алгоритму знаходити об'єкти різних розмірів ефективніше. Модуль PAN об'єднує ознаки із різних етапів роботи мережі та сприяє об'єднанню інформації різних масштабів, що також сприяє виявленню об'єктів різного вигляду та розміру.

Головна частина – це фінальний компонент архітектури YOLO-V4, що відповідає за передбачення вихідного результату у вигляді локації та класу об'єкта, засновуючись на ознаках, наданих базовою та шийною частинами. У якості головної частини YOLO-V4 використано попередню версію YOLO – YOLO-V3. Модель використовується три рази для різних масштабів. Після цього застосовується немаксимальне придушення і генерується остаточне передбачення [15]. На рисунку 6 наведено вигляд архітектури YOLO-V4 [16].

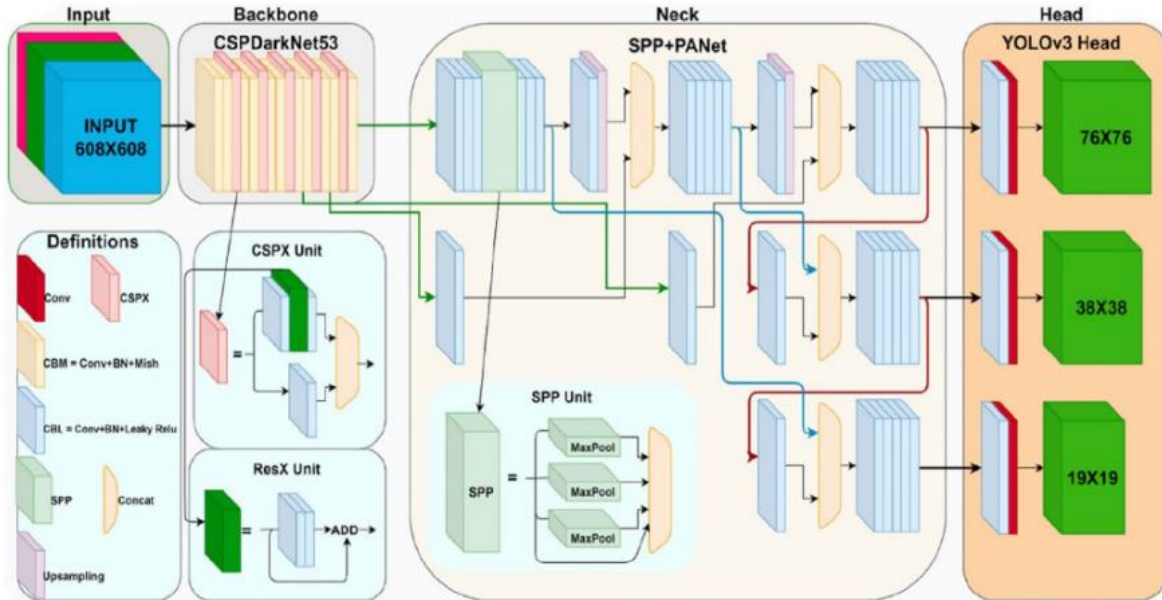


Рисунок 6 – Архітектура YOLO-V4

3.4. Модель Inception-V3

Inception – не ЗНМ, основна ідея якої полягає у використанні початкових модулів, що отримує інформацію із різних просторових масштабів із використанням ядер різних розмірів (1×1, 3×3, 5×5), замість того, щоб використовувати один фіксований розмір ядра. Операції згортки вхідного зображення із цими ядрами відбувається паралельно, після чого результат об'єднується і передається до наступного шару. Початкові модулі дозволяють виділяти більшу кількість ознак із вхідного зображення. На рисунку 7 наведено схематичний вигляд початкового модуля [17].

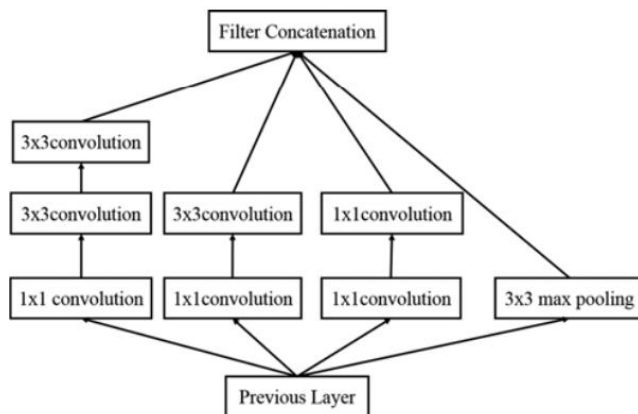


Рисунок 7 – Схематичний вигляд початкового модуля

Модель Inception-V3 було успішно використано для бінарної класифікації цілих мамограм [18], бінарної класифікації новоутворень [11, 19] та багатокласової класифікації цілих мамограм відповідно до BI-RADS класифікації [20]. Детальну структуру мережі Inception-V3 наведено у таблиці 1 [17].

Таблиця 1. Структура мережі Inception-V3

Операція	Розмір ядра/крок	Вхідний розмір
Згортка	3×3/2	299×299×3
Згортка	3×3/1	149×149×32
Згортка	3×3/1	147×147×32
Пулінг	3×3/2	147×147×64
Згортка	3×3/1	73×73×64
Згортка	3×3/2	71×71×80
Згортка	3×3/1	35×35×192
Початковий модуль	Три модуля	35×35×288
Початковий модуль	П'ять модулів	17×17×768
Початковий модуль	Два модулі	8×8×1280
Пулінг	8×8	8×8×2048
Лінійна операція		1×1×2048
Операція softmax	Результат	1×1×1000

3.5. Попередня обробка набору даних

Для покращення результатів роботи моделей було проведено попередню обробку даних, що складається із таких етапів [21]:

1. Виділення ділянки молочної залози із використанням методу Оцу, в результаті якого отримується бінарне зображення. Так як ділянка молочної залози – найбільша на мамограмі, в тому числі за наявності артефактів на зображенні, обирається найбільший контур і зображення обрізається навколо нього. Таким чином видаляється зайвий фон, що не несе в собі інформації. Це дозволяє зберегти більшу кількість важливої інформації після зміни розміру мамограми перед початком навчання YOLO-V4;

2. Над отриманим зображенням проводиться операція нормалізації усічення, що необхідна для нормалізації розподілу інтенсивності пікселів зображення у області молочної залози. Основна ідея нормалізації усічення полягає у тому, що за гистограмою інтенсивності зображення обирають значення максимальної та мінімальної інтенсивності і з їх використанням обрізають значення інтенсивності зображення з подальшою нормалізацією значень пікселів.

3. Над зображенням, отриманим після першого етапу обробки, двічі проводиться адаптивне вирівнювання гистограми з обмеженим контрастом, що проводить перерозподіл інтенсивностей пікселів для покращення видимості деталей на зображенні.

4. Із отриманих трьох зображень генерується трьохканальне зображення.

На рисунку 7 наведено візуалізацію процесу попередньої обробки зображення.

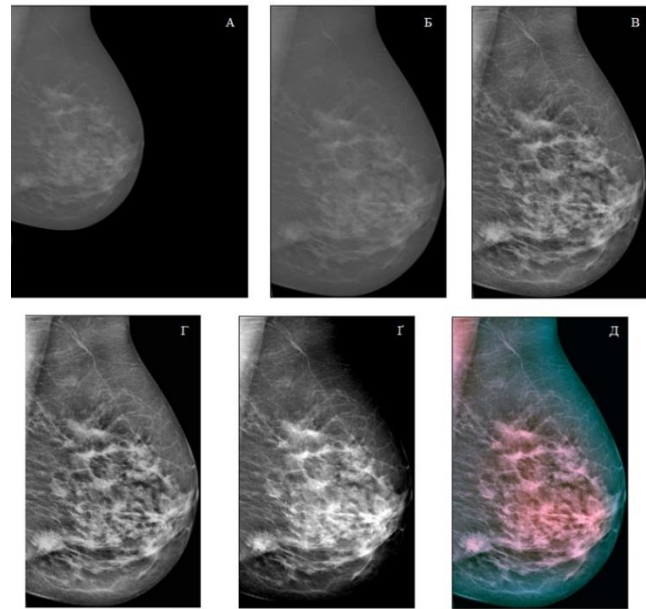


Рисунок 7 – Візуалізація процесу обробки зображення: А – оригінальна мамограма; Б – обрізана мамограма; В, Г – мамограми після операції адаптивного вирівнювання гистограми з обмеженим контрастом (clipLimit = 1 та 2 відповідно); Д – отримане трьохканальне зображення

Для етапу класифікації із зображень було обрізано ділянки інтересу із пухлинами. Приклад наведено на рисунку 8.

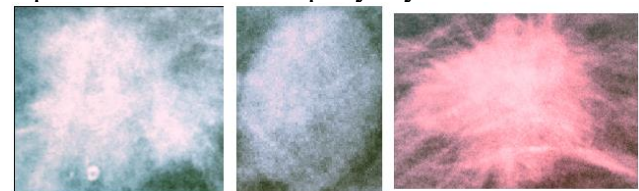


Рисунок 8 – Приклади ділянок інтересу із пухлинами

Отримані дані було поділено на набори для навчання та тестування у співвідношенні 80/20. Було отримано 328 та 82 зображення для тренування і тестування YOLO-V4 відповідно та 92 і 23 зображення для тренування і тестування Inception-V3 відповідно. Менша кількість тренувальних зображень для Inception-V3 обумовлена тим, що не всі мамограми мають пухлини.

Через невеликі розміри набору даних було проведено аугментацію тренувальних наборів даних. Кожне зображення із набору даних для тренування YOLO-V4 було тричі повернуто на випадковий кут і перегорнуто по діагоналі і

горизонталі. Зображення, що мають пухлини, додатково було перегорнуто по вертикалі та ще один раз повернуто на випадковий кут для зменшення незбалансованості набору даних. У наборі даних для навчання класифікатора кожне зображення було перегорнуто по діагоналі, горизонталі і вертикалі, двічі повернуто на випадковий кут, двічі застосовано випадкову зміну яскравості зображення і двічі застосовано випадковий зсув зображення. Таким чином, для навчання YOLO-V4 було отримано 2148 зображень, для навчання Inception-V3 – 920 зображень.

IV. РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Перед навчанням YOLO-V4 розміри зображень були змінені до 832×832 . Тренування YOLO-V4 відбувалося впродовж 6000 ітерацій, найкращий результат було отримано після 3500 ітерацій.

В результаті оцінки моделі на наборі даних для тестування було отримано наступні показники:

- 1) Точність (precision) = 93% – метрика, що необхідна для оцінки кількості правильних передбачень із усіх передбачень моделі. Вимірюється відношенням правильно передбачених (true positive) значень до всіх передбачених значень;
- 2) Повнота (recall) = 82% – метрика, що оцінює, наскільки добре модель знаходить позитивні екземпляри вибірки. Вимірюється відношенням правильно передбачених значень до загальної кількості позитивних значень у вибірці;
- 3) mAP (mean average precision) = 86,6% – метрика, що використовується для оцінки алгоритмів виявлення об'єктів і надає оцінку роботи моделі, засновуючись на значеннях влучності та повноти.

На рисунку 9 зображено приклади мамограм із тестової вибірки із передбаченнями, зробленими YOLO-V4.

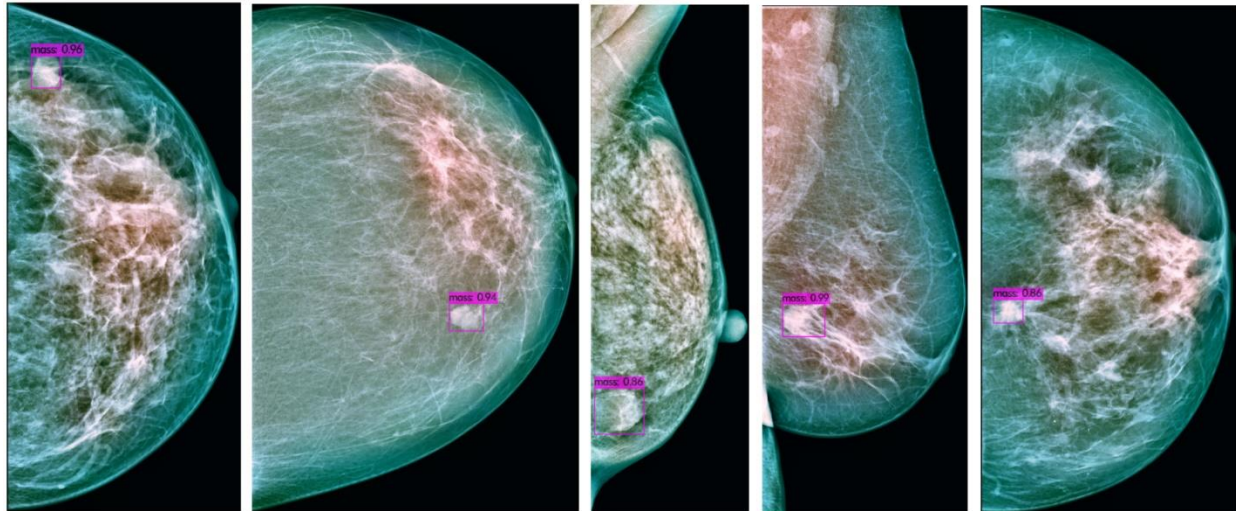


Рисунок 9 – Мамограми із тестової вибірки із виявленими пухлинами

Перед навчанням Inception-V3 розміри зображень були змінені до 250×250 . Модель було модифіковано для проведення багатокласової класифікації – верхні шари моделі було видалено, на їх місце було додано два повнозв'язні шари. Перший із них має 896 нейронів, використовує функцію активації

ReLU та регуляризацію L2 із коефіцієнтом регуляризації 0.1. Другий із них має 4 нейрони

і використовує функцію активації softmax. Для навчання було використано оптимізатор Adam із коефіцієнтом швидкості навчання 0,0007. Навчання тривало впродовж 200 ітерацій.

В результаті оцінки моделі на наборі даних для тестування було отримано наступні

значення: точність 82,61%, влучність 90%, повнота 78,26%.

V. ВИСНОВКИ

У роботі було розроблено систему для виявлення та класифікації пухлин молочної залози, засновану на глибинному навчанні. Для попередньої обробки зображень було обрано метод, заснований на нормалізації усічення та адаптивному вирівнюванні гістограми з обмеженим контрастом. Такий метод дозволяє підвищити точність виявлення пухлин на зображенні, так як у значній мірі підвищує їх видимість і чіткість на зображенні. Для виявлення пухлин було обрано модель YOLO-V4, що після навчання при оцінці її роботи на тестовому наборі даних продемонструвала такі результати: точність 93%, повнота 82% і mAP 86,6%. Для класифікації виявлених пухлин було використано модель Inception-V3, в результаті роботи якої було отримано точність 82,61%, влучність 90%, повноту 78,26%. Дані результати свідчать про ефективність роботи моделей у задачах виявлення та класифікації пухлин молочної залози.

Фінансування. Дане дослідження не отримувало зовнішнього фінансування.

Конфлікт інтересів. Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів.

Згода на публікацію. Усі пацієнти, що мають відношення до рукопису дали згоду на публікацію даної роботи.

ORCID ID та внесок авторів:

0009-0007-7514-6249 (B, C, D) Olha Sokolenko
0000-0003-3009-6421 (A, E, F) Valentyna Danilova

A – Концепція роботи, B – аналіз методів для вирішення задачі, C – проектування програмного коду, D – написання статті, E – критичний огляд статті, F – остаточне схвалення статті.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

[1] Current and future burden of breast cancer: Global statistics for 2020 and 2040 / [M. Arnold, E. Morgan, H. Rumgay та ін.]. // *The Breast*. – 2022. – №66. – С. 15–23. DOI: 10.1016/j.breast.2022.08.010

[2] Barrios C. H. Global challenges in breast cancer detection and treatment / Carlos Barrios. // *The Breast*. – 2022. – №62. DOI: 10.1016/j.breast.2022.02.003

[3] The Global Breast Cancer Initiative: a strategic collaboration to strengthen health care for non-communicable diseases / [B. O. Anderson, A. M. Ilbawi, E. Fidarova та ін.]. // *The Lancet Oncology*. – 2021. – №22. – С. 578–581. DOI: 10.1016/s1470-2045(21)00071-1

[4] Early diagnosis and detection of breast cancer / M. Milosevic, D. Jankovic, A. Milenkovic, D. Stojanov. // *Technology and Health Care*. – 2018. DOI: 10.3233/thc-181277

[5] Image processing and machine learning techniques used in computer-aided detection system for mammogram screening - a review / S. Bagchi, K. G. Tay, A. Huong, S. K. Debnath. // *International Journal of Electrical and Computer Engineering*. – 2020. – №10. DOI: 10.11591/ijece.v10i3.pp2336-2348

[6] Ekpo E. U. Errors in Mammography Cannot be Solved Through Technology Alone / E. U. Ekpo, M. Alakhras, P. Brennan. // *Asian Pacific Journal of Cancer Prevention*. – 2018. – №19. – С. 291–301. DOI: 10.22034/APJCP.2018.19.2.291

[7] Deep Learning to Distinguish Recalled but Benign Mammography Images in Breast Cancer Screening / [S. S. Aboutalib, A. A. Mohamed, W. A. Berg та ін.]. // *Clinical Cancer Research*. – 2018. – №24. – С. 5902–5909. DOI: 10.1158/1078-0432.ccr-18-1115

[8] Breast lesions classifications of mammographic images using a deep convolutional neural network-based approach / [T. Mahmood, J. Li, Y. Pei та ін.]. // *PLOS One*. – 2022. – №17. DOI: 10.1371/journal.pone.0263126

[9] INbreast: Toward a Full-field Digital Mammographic Database / [I. C. Moreira, I. Amaral, I. Domingues та ін.]. // *Academic Radiology*. – 2012. – №19. – С. 236–248. DOI: 10.1016/j.acra.2011.09.014

[10] Huang S. Principles and Labs for Deep Learning / S. Huang, T. Le., 2021. – 366 с. DOI: 10.1016/C2020-0-03408-0

[11] YOLO V3 and YOLO V4 for Masses Detection in Mammograms with ResNet and Inception for Masses Classification / G. H. Aly, M. A. El-Rahman Marey, S. El-Sayed Amin, M. F. Tolba. // *International Conference on Advanced Machine Learning Technologies and Applications*. – 2021. DOI: 10.1007/978-3-030-69717-4_15

[12] A fully integrated computer-aided diagnosis system for digital X-ray mammograms via deep learning detection, segmentation, and classification / [M. A. Al-antari, M. A. Al-masni, M. Choi та ін.]. // *International Journal of Medical Informatics*. – 2018. – №117. – С. 44–54. DOI: 10.1016/j.ijmedinf.2018.06.003

[13] Al-antari M. A. Deep Learning Computer-Aided Diagnosis for Breast Lesion in Digital Mammogram / M. A. Al-antari, M. A. Al-masni, T. Kim // *Deep Learning in Medical Image Analysis / M. A. Al-antari, M. A. Al-masni, T. Kim.*, 2020. – (1). – С. 59–72. DOI: 10.1007/978-3-030-33128-3_4

[14] Diwan T. Object detection using YOLO: challenges, architectural successors, datasets and applications / T. Diwan, G. Anirudh, J. V. Tembhurne. // *Multimedia Tools and Applications*. – 2022. – №82. – С. 9243–9275. DOI: 10.1007/s11042-022-13644-y

[15] Terven J. A Comprehensive Review of YOLO: From YOLOv1 to YOLOv8 and Beyond / J. Terven, D. Cordova-Esparza. – 2023. DOI: 10.48550/arXiv.2304.00501

[16] Gündüz M. A new YOLO-based method for real-time crowd detection from video and performance analysis of YOLO models /

- M. Gündüz, G. Işık. // Journal of Real-Time Image Processing. – 2023. – №20. DOI: 10.1007/s11554-023-01276-w
- [17] Structural Damage Detection using Deep Convolutional Neural Network and Transfer Learning / [C. Feng, H. Zhang, S. Wang та ін.]. // KSCE Journal of Civil Engineering. – 2019. – №23. – С. 4493–4502. DOI: 10.1007/s12205-019-0437-z
- [18] Salama S. M. Deep learning in mammography images segmentation and classification: Automated CNN approach / S. M. Salama, M. H. Aly. // Alexandria Engineering Journal. – 2021. – №60. – С. 4701–4709. DOI: 10.1016/j.aej.2021.03.048
- [19] Chougrad H. Deep convolutional neural networks for breast cancer screening / H. Chougrad, H. Zouaki, O. Alheyane. // Computer Methods and Programs in Biomedicine. – 2018. – №157. – С. 19–30. DOI: 10.1016/j.cmpb.2018.01.011
- [20] Multi-category Classification of Mammograms by Using Convolutional Neural Networks / [E. Moya, E. Campoverde, E. Tusa та ін.]. // 2017 International Conference on Information Systems and Computer Science. – 2017. DOI: 10.1109/INCISCOS.2017.56
- [21] Breast mass detection in digital mammography based on anchor-free architecture / H.Cao, S. Pu, W. Tan, J. Tong. // Computer Methods and Programs in Biomedicine. – 2021. – №205. DOI: 10.1016/j.cmpb.2021.106033

UDC 004.81 + 616-006

BREAST MASSES DETECTION AND CLASSIFICATION USING DEEP LEARNING

Olha Sokolenko

sokolenko.olha@ill.kpi.ua

Valentyna Danilova

valnaa@ukr.net

Department of Biomedical Engineering
National Technical University of Ukraine
“Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”
Kyiv, Ukraine

Abstract - According to GLOBOCAN, breast cancer is the most common cancer in the population. Among the female population, it accounts for 24.5% of all diagnosed cancer cases and 15.5% of cancer-related deaths. Mammography is the most commonly used screening method for breast cancer. Therefore, accurate analysis of mammograms is an important but challenging task. The correctness of mammogram analysis depends on many factors: the doctor's experience, breast density, morphology and location of tumors. Therefore, to speed up and improve the interpretation of mammograms, it is important to use computer-aided mammogram analysis tools to help interpret the image, make decisions about the need for additional examinations and diagnosis. The aim of this work is to develop a system for breast masses detection and classification based on deep learning. For this purpose, the YOLO-V4 model was used for masses detection and the Inception-V3 model for masses classification according to the BI-RADS classification. The INbreast dataset was used, pre-processed, and split in an 80/20 ratio – 80% for training, 20% for testing. As a result of training, YOLO-V4 achieved accuracy of 93%, precision of 82%, and mAP of 86.6%; Inception-V3 achieved accuracy of 82.61%, precision of 90%, and recall of 78.26%.

Keywords: breast cancer, convolutional neural networks, YOLO, Inception-V3, breast mass detection, breast mass classification.