

$$a(x) = \text{sign} \left( \sum_{i=1}^n \lambda_i c_i x_i * x - b \right)$$

Було проведено два експерименти з різними наборами біомедичних зображень. Нижче наведено границі прийняття рішень класифікаторами. Методи AdaBoost та SVM після навчання на тестових вибірках визначають класи об'єктів з великою точністю, на відміну від методу NaiveBayes.

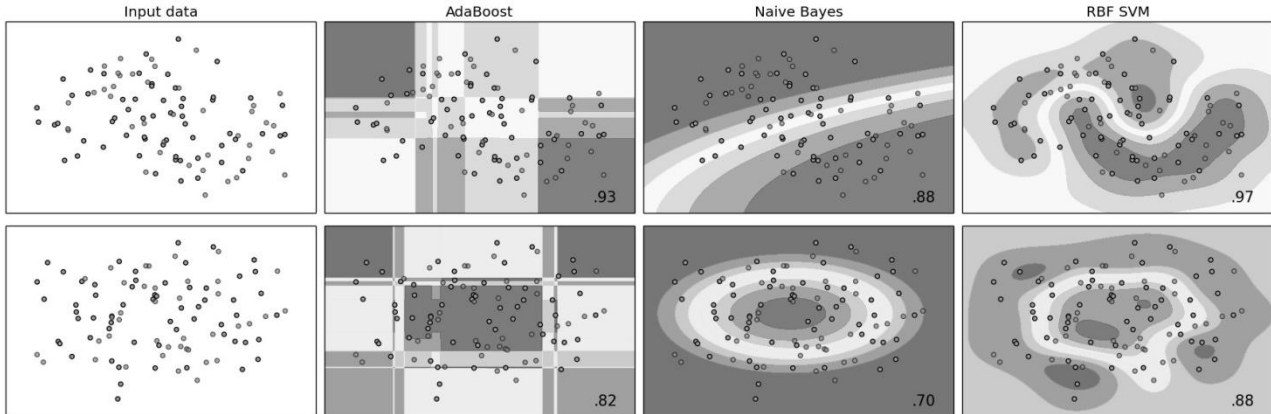


Рисунок 2 – Порівняння точності алгоритмів класифікації

В таблиці 1 наведено точність визначення класифікаторами приналежності тестових зображень до їх класів.

Таблиця 1

Точність класифікації тестових зображень

Вибірка даних	AdaBoost	NaiveBayes	RBF SVM
Тестова вибірка 1	95%	88%	97%
Тестова вибірка 2	82%	70%	88%

### Висновок

У роботі проведено порівняння точності класифікації біомедичних зображень на основі методів AdaBoost та SVM з методом Naive Bayes. На основі результатів класифікації тестових даних можна зробити висновок, що дані методи є оптимальними для використання в області розпізнавання біомедичних зображень.

### Список використаних джерел

1. Егорова О.В. Компьютерная микроскопия / Егорова О.В., Клыкова Е.И., Пантелеев В.Г. – М. : Техно-сфера, 2005. – 300 с.
2. Berezsky O. Automated Processing of Cytological and Histological Images / O. Berezsky, O. Pitsun // Proceedings of XII
3. Jason Brownlee. Boosting and Ada Boost for Machine Learning. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://machinelearningmastery.com/boosting-and-adaboost-for-machine-learning/>
4. Nello Cristianini, John Shawe-Taylor. An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods. — Cambridge University Press, 2000.

УДК 004.932.2

## РОЗПІЗНАВАННЯ ГІСТОЛОГІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Боднар А.Р.<sup>1)</sup>, Долинюк Т.М.<sup>2)</sup>

Тернопільський національний економічний університет

<sup>1)студент, 2)аспірант</sup>

### 1. Постановка проблеми

Розвиток нових технологій і цифрової техніки за останнє десятиліття призвів до появи великої кількості нових методів діагностики і візуалізації. З кожним роком в Україні і в світі ситуація із захворюваннями на злоякісні новоутворення постійно зростає і це питання постає все більш гостро.

При дослідженні гістологічних зображень виникає проблема їх класифікації на високому рівні комп'ютерного зору. Популярним і ефективним методом класифікації зображень є класифікація за допомогою згорткових нейронних мереж.

## II. Мета роботи

Розроблення структури згорткової нейронної мережі (ЗНМ) і програмного модуля для класифікації гістологічних зображень патологічних процесів молочної залози.

## III. Згорткові нейронні мережі

В машинному навчанні згорткова нейронна мережа (convolutional neural network, CNN) — це такий тип штучної нейронної мережі прямого поширення, в якому схема з'єднання її нейронів заснована на організації зорової кори тварин, окремі нейрони якої впорядковано таким чином, що вони реагують на області, які покривають зорове поле, частково перекриваючись [3].

Згорткові мережі можуть включати шари локальної або глобальної підвибірки, які поєднують виходи кластерів нейронів [3]. Операція згортки може бути представлена наступною формулою:

$$(f \cdot g)[m, n] = \sum_{k, l} f[m - k, n - l] \cdot g[k, l], \quad (1)$$

Ідея згорткових нейронних мереж полягає в чергуванні згорткових шарів (Convolutional), субдискретизуючих шарів (Pooling) і повнозв'язних (Fully connected) шарів на виході. На рисунку 1 приведено типову архітектуру згорткової нейронної мережі.

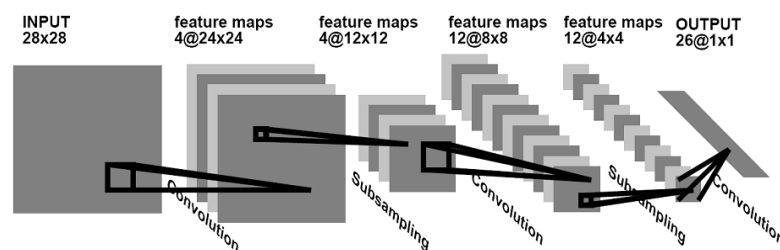


Рисунок 1 – Типова архітектура згорткової нейронної мережі

Така архітектура заключає в собі 3 основних парадигми:

- Локальне сприйняття.
- Спільні ваги.
- Субдискретизація.

Під локальним сприйняттям розуміється, що на вхід одного нейрона подається не все зображення (або виходи попереднього шару), а лише деяка його область. Такий підхід дозволяє зберігати топологію зображення від шару до шару.

## IV. Класифікація гістологічних зображень на основі згорткових нейронних мереж

Тестування згорткової нейронної мережі проходило з використанням розробленого програмного модуля на основі бази даних гістологічних зображень. При цифровій обробці зображень для згладжування імпульсного шуму використовується медіанна фільтрація (МФ), яка є частковим випадком нелінійної фільтрації. Таку фільтрацію необхідно виконувати швидко, що можливо за умови її розпаралелення на графічному процесорі.

Тестування здійснювалося на двох вибірках однакових зображень. Різниця у вибірках в тому, що перша вибірка – оригінальні зображення, а друга – зображення, які попередньо пройшли попереднє оброблення.

Для побудови вибору ефективної ЗНМ було побудовано три різні архітектури (рисунку 2) шляхом підбору розміру ядер, кількості та черговості згорткових та субдискретизуючих шарів.

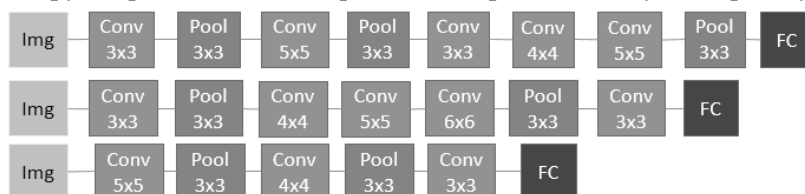


Рисунок 2 – Спроектвані згорткові нейронні мережі

З використанням навчальної вибірки гістологічних зображень було проведено навчання кожної з цих згорткових нейронних мереж. Навчання проводилося окремо для зображень без попереднього оброблення і для зображень, над якими було застосовано медіанну фільтрацію на GPU.

Крім цього, вищеописані дії виконувались в рамках чотирьох тестових випадків. Тестові випадки відрізняються один від одного розміром навчальної вибірки і кількістю епох. Епоха – це один крок навчання мережі, коли через неї проходить вся навчальна вибірка. Результати експериментів наведені на рисунку 3. Тест 1: E = 200, N = 200. Тест 2: E = 200, N = 500. Тест 3: E = 500, N = 200. Тест 4: E = 500, N = 500. E – кількість епох, N – кількість зображень.

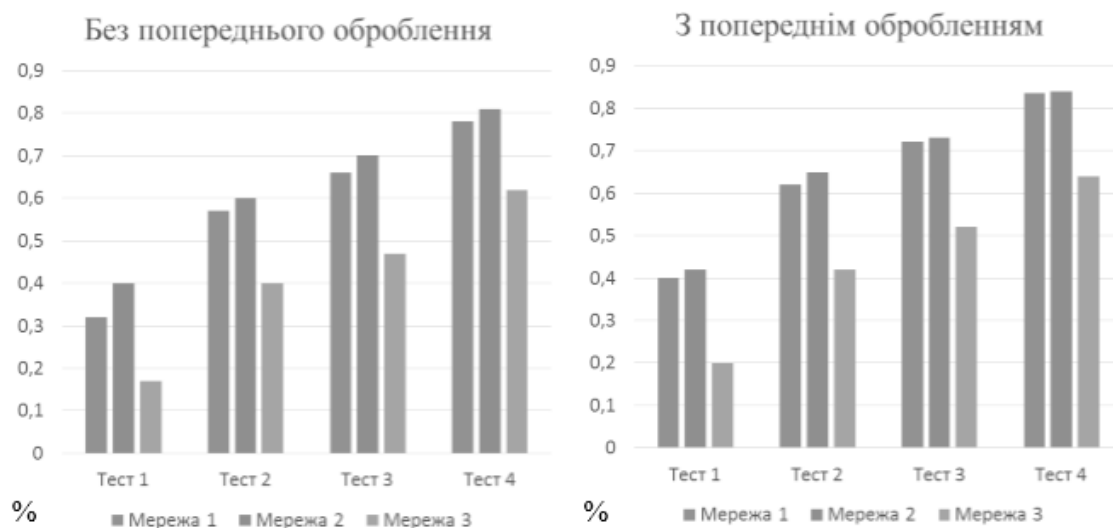


Рисунок 3 – Результати класифікації гістологічних зображень на основі ЗНМ

Як видно з рисунку 3, найкращі результати класифікації показала друга мережа в тестовому випадку з найбільшою кількістю епох і зображень.

### Висновки

1. Досліджено основні методи та алгоритми розпізнавання зображень, в результаті чого виділено актуальний напрямок – нейромережевий метод класифікації.
2. Здійснено розпаралелення алгоритму медіанної фільтрації зображень, що дало можливість при використанні GPU в 2.6 рази підвищити швидкодію порівняно з CPU.
3. Спроектовано три різні архітектури згорткових нейронних мереж і вибрано архітектуру, яка містить 5 згорткових та 2 субдискретизуючі шари з ядрами 3, 4, 5, 6 і 3, 3 відповідно, що дало можливість досягнути 86% правильно прокласифікованих зображень.

### Список використаних джерел

1. Гонсалес Р.С., Вудс Р.Е. Мир цифровой обработки: цифровая обработка изображений / Р.С. Гонсалес, Р.Е. Вудс. – М.: Техносфера, 2012. – 1104 с.
2. Y. LeCun, L. Bottou, G. Orr and K. Muller: Efficient BackProp, in Orr, G. and Muller K. (Eds), Neural Networks: Tricks of the trade, Springer, 1998
3. Цмоць І.Г. Паралельні алгоритми та нвіс-структури для медіанної фільтрації зображень в реальному часі / І.Г.Цмоць, І.В.Ігнатев, А.Р. Боднар // Збірник наукових праць Інститут проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова. – Київ. – Прийнято до друку.
4. Berezsky O. Automated Processing of Cytological and Histological Images / O. Berezsky, O. Pitsun // Proceedings of XII International Conference Perspective Technologies and methods in mems design - 2016. - pp. 51–53.
6. Convolutional Neural Networks (CNNs / ConvNets) [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://cs231n.github.io/convolutional-networks/>