

**П. Б. Ляцинський, О. М. Березький***Західноукраїнський національний університет, м. Тернопіль, Україна*

СИСТЕМИ КОМП'ЮТЕРНОГО ДІАГНОСТУВАННЯ: МЕТОДИ ТА ЗАСОБИ

Досліджено системи комп'ютерного діагностування: архітектури, методи та алгоритми для діагностування онкологічних захворювань, зокрема раку молочної залози, легень, пухлин мозку та інших.

Здійснено аналіз та порівняння традиційних і нейромережових методів для завдань сегментації та класифікації зображень, проаналізовано засоби діагностування в медицині.

Досліджено основні підходи до опрацювання медичних зображень, зокрема проаналізовано методи сегментації на основі U-Net мереж та класифікації із використанням згорткових нейронних мереж.

Встановлено, що нейромережові методи перевершують традиційні підходи за точністю сегментації та класифікації зображень. Виділено основні переваги використання нейромережових архітектур у системах комп'ютерного діагностування, зокрема можливість автоматизації процесу діагностики та підвищення точності результатів.

Виконано комп'ютерні експерименти з попереднього оброблення та сегментації зображень. На основі експериментів встановлено ефективність U-Net мереж для задач сегментації зображень.

Розроблено метод автоматичного діагностування на основі U-Net та згорткових нейронних мереж, що потенційно зменшує тривалість діагностування за рахунок паралельного опрацювання зображень. Метод передбачає сегментацію імуногістохімічних зображень, обчислення кількісних характеристик, класифікацію гістологічних зображень і формування попереднього діагнозу.

Наукова новизна полягає у розробленні паралельного методу автоматичного діагностування, що потенційно збільшує швидкість опрацювання зображень для постановки попереднього діагнозу.

Ключові слова: нейронні мережі, сегментація, класифікація, системи комп'ютерного діагностування, обробка зображень.

Вступ / Introduction

Системи штучного інтелекту (СШІ) можуть діагностувати захворювання на основі медичних даних та історій хвороби, навіть у хворих з прихованими специфічними симптомами. СШІ відіграє важливу роль у ранньому виявленні діабету [1] та раку молочної залози [2], а також у багатьох інших випадках.

Актуальним завданням є потенційний приріст у швидкості опрацювання даних, тому що більшість систем комп'ютерного діагностування виконують операції послідовно.

Об'єкт дослідження – процес діагностування у системах автоматичного діагностування (САД).

Предмет дослідження – методи та алгоритми автоматичного діагностування.

Мета роботи – розроблення методу автоматичного діагностування.

Для досягнення зазначеної мети визначено такі основні завдання дослідження:

- проаналізувати наукові праці з комп'ютерного діагностування у медицині;
- проаналізувати методи автоматичного діагностування та засоби штучного інтелекту (ШІ) для діагностування;
- розробити метод автоматичного діагностування.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. У праці [3] розробники запропонували систему комп'ютерного діагностування для ультразвукової діагностики раку молочної залози, яка ґрунтується на використанні глибоких нейронних мереж [3]. Робота САД передбачає чотири етапи: попереднє оброблення, сегментація, пояснення та виділення ознак. Всі вони виконуються послідовно.

Автори дослідили архітектуру на основі автокодера для зменшення шуму з метою покращення видимості важливих елементів. Ця модель приймає зашумлене зображення на вхід і створює поліпшене зображення на виході. Загалом, автокодер складається із двох основних компонентів: кодера та декодера.

Для точної сегментації ділянок пухлини використовують оптимізований підхід на основі DeeplabV3+, який є одним із найвідоміших алгоритмів семантичної сегментації для медичних зображень. Цю модель реалізовано на основі структури кодування – декодування, яка вдосконалена додаванням стислого та ефективного декодера.

Після сегментації також використовують Grad-CAM (Gradient-weighted Class Activation Mapping), який надає візуальні пояснення, виділяючи важливі області на вхідному зображенні, які роблять найбільший внесок у рішення або прогноз моделі [4]. Для отримання цих виділених областей Grad-CAM метод використовує градієнти або ваги, видобуті з останнього шару згортки, для генерування теплових карт, які виділяють значущі області на

зображенні, надаючи цінну інформацію про прийняття рішень моделлю згорткової нейронної мережі [5].

Grad-CAM метод може застосовуватися до таких нейронних мереж, як мережі зі структурованими виходами, мережі з повністю з'єднаними шарами та мережі із мультимодальними входами [6].

Завершальним етапом роботи САД є виділення і генерація найрелевантніших регіональних і морфологічних ознак за допомогою GLCM (gray level co-occurrence matrix) [7].

Цей метод оцінює текстурні зв'язки між пікселями, обчислюючи статистику другого порядку в межах зображень.

Розглянемо ще одну САД для виявлення раку молочної залози, яку описано у праці [8].

Для виявлення мас молочних залоз на мамографічних знімках використано метод глибокого навчання You-Only-Look-Once (YOLO), для сегментації мас – повнорозширену згорткову мережу. Для визначення

маси та її класифікації застосовано глибоку згорткову нейронну мережу.

Для оцінювання точності сегментації та класифікації запропонованої інтегрованої САД використана публічно доступна та анотована база даних INbreast. Результати оцінки запропонованої системи через чотириразну перехресну перевірку показують, що досягнута точність виявлення мас становить 98,96 %, коефіцієнт кореляції Меттьюса (MCC) – 97,62 %, та F1-оцінка – 99,24 % для набору даних INbreast. Крім того, результати сегментації мас за допомогою FrCN продемонстрували загальну точність 92,97 %, MCC – 85,93 %, F1-оцінка – 92,69 %, та метрики коефіцієнта схожості Жаккара – 86,37 %. Виявлені та сегментовані маси були класифіковані через згорткову нейронну мережу і досягли загальної точності 95,64 %, площі під кривою – 94,78 %, MCC – 89,91 %, та F1-оцінки – 96,84 % відповідно.

Порівняння двох описаних САД наведено в табл. 1.

Табл. 1. Порівняння САД / Comparison of CAD systems terms of methods

Етап	Перша САД система [3]	Друга САД система [8]
Виявлення		YOLO (You-Only-Look-Once)
Сегментація	Автокодер для приглушення спекл-шуму	Повнорозширена згорткова мережа (FrCN)
	DeeplabV3+ для семантичної сегментації	CLANE як попередній етап
		FrCN для точної сегментації
Класифікація	Grad-CAM для пояснень та покращення інтерпретованості	Спрощена версія AlexNet на основі CNN (ConvNet)
	Використання GLCM для виділення та генерації ознак	CNN з п'ятьма згортковими шарами і двома FC шарами
		ReLU після кожного етапу, Softmax для останнього

Результати дослідження та їх обговорення / Research results and their discussion

Методи і засоби ШІ для діагностування. Розглянемо основні методи (табл. 2) та засоби (табл. 3) ШІ, які використовують для діагностування.

Системи комп'ютерного діагностування часто комбінують кілька методів для досягнення вищої точності та надійності діагностики. Наприклад, згорткові нейронні мережі можуть застосовуватися для виділення ознак зображень, а потім класифікатори машинного навчання можуть використовувати ці ознаки для підтримки прийняття рішень. Подібні комбінації методів забезпечують точніший аналіз та допомагають лікарям у прийнятті обґрунтованих рішень.

Ці методи продовжують розвиватися, залучаючи нові технології та підходи, що дає змогу підвищувати точність та ефективність САД у медичній діагностиці.

Автоматичне діагностування. Автоматичне діагностування ґрунтується на використанні алгоритмів машинного навчання та ШІ для виявлення патологій і захворювань без прямої участі лікаря. Розглянемо

основні методи й алгоритми, які використовують для автоматичного діагностування у сучасній медицині (табл. 4).

Розглянемо методи та засоби для конкретних завдань діагностування (табл. 5).

Автоматичне діагностування має великий потенціал, але стикається із певними викликами:

1. **Точність і надійність:** потрібно забезпечити високу точність діагнозів, щоб уникнути помилок висновків.
2. **Етика і конфіденційність:** забезпечення захисту персональних даних пацієнтів.
3. **Інтерпретація результатів:** надання інтерпретованих результатів для лікарів та пацієнтів.

Методи й алгоритми автоматичного діагностування дають можливість істотно покращити процес діагностування захворювань, забезпечуючи швидкі та точні результати. Вони можуть знизити навантаження на медичний персонал і поліпшити якість медичних послуг. Однак необхідно ретельно підходити до їх впровадження, враховуючи всі можливі виклики й етичні аспекти.

Табл. 2. Методи ІІІ для діагностування / AI methods for diagnostics

Методи машинного навчання	Класифікація та регресія	Класифікаційні алгоритми	Логістична регресія, дерева рішень, метод опорних векторів (SVM), ансамблеві методи
		Регресійні моделі	Лінійна регресія, багатовимірна регресія, нейронні мережі для прогнозування кількісних показників
	Глибоке навчання	Згорткові нейронні мережі	Використовуються для аналізу медичних зображень (рентген, МРТ та КТ)
		Рекурентні нейронні мережі	Застосовуються для аналізу послідовностей даних (електрокардіограми або інші часозалежні сигнали)
		Трансформери	Нові архітектури, що демонструють високі результати у завданнях обробки природної мови та можуть бути адаптовані для аналізу медичних текстових даних
Методи обробки природної мови		Класифікація тексту	Класифікація медичних записів, визначення патологій з описів симптомів
		Іменована сутність розпізнавання	Виявлення та класифікація важливих медичних термінів у тексті
		Семантичний аналіз	Виділення інформації з документів



Рис. 1. Структурна схема методу автоматичного діагностування / Diagram of the automatic diagnosis method

Розроблений метод автоматичного діагностування. На рис. 1 наведено структурну схему методу автоматичного діагностування.

Метод складається з таких етапів:

1. Подавання зображення на вхід сегментатора та класифікатора.
2. Паралельна сегментація імуногістохімічних зображень із подальшим обчисленням кількісних ознак.

3. Класифікація гістологічних зображень.

4. Подання результату у вигляді формалізованого звіту, що містить тип і підтип патології та обчислені кількісні ознаки.

Загалом лікар-діагност, який користуватиметься системою, повинен навчити сегментатор та класифікатор на специфічних зображеннях. В нашому випадку це імуногістохімічні та гістологічні відповідно. Після навчання система працює згідно з описаним вище алгоритмом.

Комп'ютерні експерименти. Попередня обробка зображень. Для забезпечення високої точності діагностики за допомогою методів автоматичного діагностування необхідно ретельно підготувати дані, які будуть використовуватися для аналізу. Одними із ключових етапів є попереднє оброблення і сегментація медичних зображень.

Попереднє оброблення передбачає такі процедури: вирівнювання загального фону яскравості зображення, видалення на оригінальному документі високочастотних завад і різних артефактів (засвічення окремих ділянок зображення, провали на ньому, тріщини тощо), виконання (у разі потреби), контрастування та інших функціональних перетворень.

В основі багатьох фільтрів – операція згортки, тобто операція обчислення нового значення вибраного пікселя, що враховує значення пікселів, які оточують його. Для обчислення значення використовується матриця, що називається ядром згортки або матрицею згортки. Зазвичай ядро згортки є квадратною матрицею $n \times n$, де n – непарне число. Найпопулярніші – фільтр Гауса та медіанний фільтр (рис. 2).

Дієвим способом попереднього оброблення зображень є робота з гистограмами. Гистограми є основою для числових методів просторової обробки. Видозміна гистограм може успішно використовуватися для покращення зображень. Зображення, розподіл значень елементів якого близький до рівномірного і займає весь діапазон можливих значень яскравостей, виглядатиме доволі контрастним і міститиме велику кількість напівтонів.

Сегментація. Сегментація зображень – це процес розділення зображення на кілька частин або сегментів, щоб виділити об’єкти або області інтересу (рис. 3). Існує кілька традиційних методів сегментації зображень, серед яких порогова сегментація та метод вододілу, а також сучасні методи на основі нейронних мереж.

Архітектури CNN, такі як Alex-Net [10], VGG-Net [11], GoogleNet [12] і Dense-Net [13], були розроблені та застосовані до різних задач розпізнавання зображень. Загалом, моделі сегментації на основі CNN можна поділити на підходи, що ґрунтуються на окремих пікселях та цілих зображеннях. Піксельні підходи класифікують кожен піксель як окремий об’єкт, що є завданням класифікації. Для кожного пікселя (або суперпікселя) створюється патч, який використовується як вхід для моделей CNN з міткою пікселя як цільовою змінною для навчання моделі [14].

Підходи на основі зображень, такі як U-Net [15], приймають зображення на вхід і видають сегментацію вхідного зображення (розмір залишається таким самим). Моделі

типу U-Net стали популярними завдяки високій ефективності та простоті порівняно з піксельними підходами. Однак, через недостатню увагу до областей за межами цільового об’єкта, часто виникають незначні сегментовані об’єкти на межах. Для вирішення цієї проблеми у праці [16] запропоновано мережу на основі Dense-Net під назвою One Hundred Layers Tiramisu, яка з’єднує кожен шар з іншими в послідовному режимі, що сприяє повторному використанню виділених ознак і посиленню поширення ознак, завдяки чому Dense-Net може зменшити вплив зовнішніх ознак на цільові об’єкти. Dense-Net долає цю обмеженість U-Net у різних застосуваннях для медичних зображень. Однак деякі дослідники довели, що розроблення різних функцій втрат також може підвищити продуктивність U-Net під час навчання.

Приклад сегментації зображень на основі U-Net наведено на рис. 4 [17], [18]. Для навчання сегментатора на вхід потрібно подавати оригінальне зображення (input image) та його маску (input mask), на виході мережа поверне сегментоване зображення (predicted mask).

Табл. 3. Засоби ІІІ для діагностування / AI tools for diagnostics

Тип систем діагностування	Призначення
Системи підтримки (Tempus, NAVIFY Tumor Board by Roche)	Платформи, що надають лікарям рекомендації на основі аналізу даних пацієнта та медичних протоколів
Комерційні САД (Hologic, iCAD, Riverain Technologies)	Інструменти, що допомагають у ранньому виявленні захворювань, аналізуючи медичні зображення
Портативні пристрої та сенсори	Мобільні додатки та переносні пристрої для моніторингу основних діагностичних показників (серцебиття, частота дихання, витривалість тощо)

Табл. 4. Методи автоматичного діагностування / Automatic diagnostic methods

Класичні алгоритми машинного навчання	Дерева рішень	Використовуються для класифікації медичних даних та формування прогнозів на основі симптомів та інших характеристик пацієнтів
	Метод опорних векторів	Застосовується для завдань класифікації та регресії, зокрема, для розпізнавання аномалій у медичних зображеннях
	Баєсівський класифікатор	Використовується для діагностики на основі ймовірнісних моделей
Алгоритми глибокого навчання	Згорткові нейронні мережі	Використовуються для автоматичного аналізу медичних зображень (МРТ, КТ, рентгенівські знімки) для виявлення патологій
	Рекурентні нейронні мережі	Ефективні для опрацювання послідовних медичних даних, таких як електрокардіограми та інші часозалежні сигнали
	Аудіовізуальні моделі	Застосовуються для аналізу звуків, таких як дихання або серцебиття, щоб виявити аномалії
Гібридні методи	Ансамблеві методи	Використовують комбінації різних моделей для підвищення точності діагнозів
	Трансферне навчання	Передбачає використання попередньо навчених моделей на нових медичних даних для зменшення тривалості навчання та покращення результатів

Табл. 5. Методи та засоби для конкретних задач діагностування / Methods and tools for specific diagnostic tasks

Аналіз медичних зображень	Згорткові нейронні мережі	Найпоширеніші для аналізу зображень, зокрема VGGNet, ResNet, Inception
	Регіональні CNN	Використовуються для виявлення об’єктів на медичних зображеннях
Аналіз електронних медичних записів	Рекурентні нейронні мережі	Використовуються для прогнозування захворювань на підставі історії пацієнта
	Графові нейронні мережі	Застосовуються для аналізу взаємозв’язків між різними медичними показниками
Аналіз геномних даних	Глибокі нейронні мережі	Використовуються для виявлення генетичних мутацій та прогнозування схильності до певних захворювань
	Машинне навчання на основі дерев	Застосовується для класифікації та прогнозування на основі великих наборів геномних даних

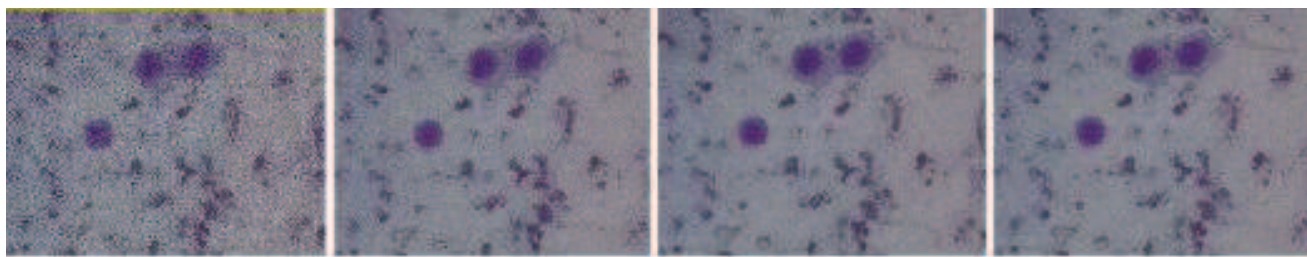


Рис. 2. Результати роботи медіанного фільтра: а – зашумлене зображення (комбінований шум); б – медіанний фільтр 5×5; с – медіанний фільтр 9×9; d – медіанний фільтр 21×21 / The results of the median filter: a – noisy image (combined noise); b – median filter 5×5; c – median filter 9×9; d – median filter 21×21

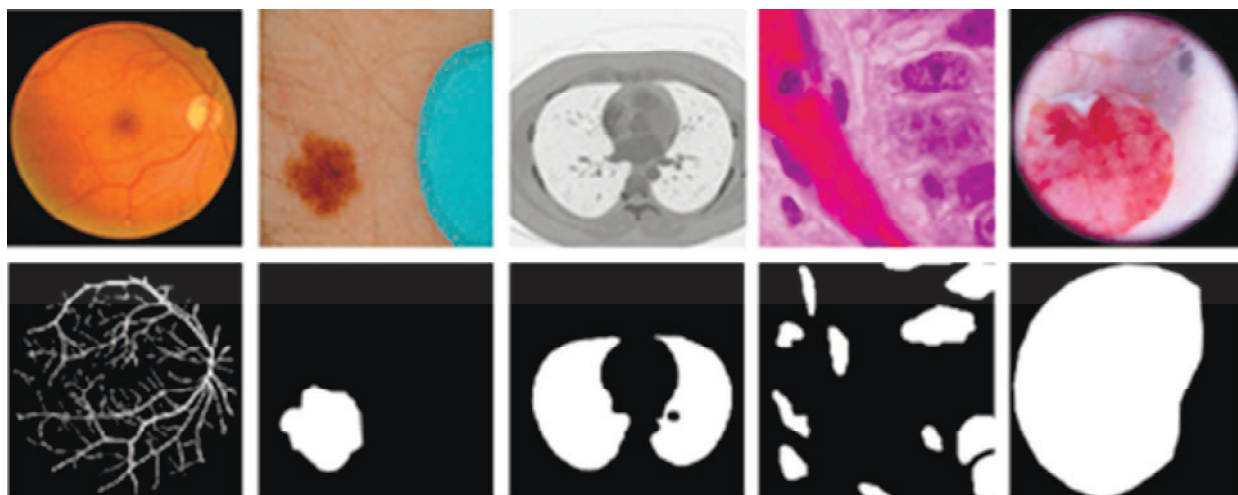


Рис. 3. Приклад сегментації зображень / An example of image segmentation

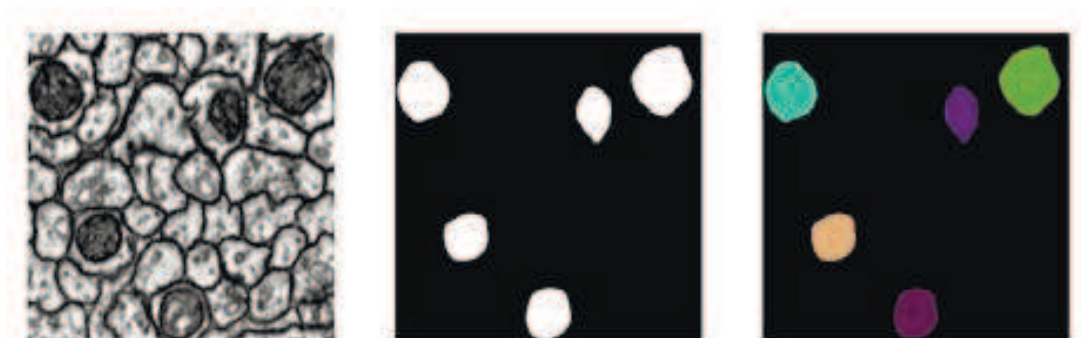


Рис. 4. Приклад сегментації мітохондрії на основі U-Net / Example of mitochondria segmentation based on U-Net

Класифікація. Класифікація зображень – це процес автоматичного зарахування зображення до одного або кількох класів на основі його змісту. Існують традиційні методи класифікації, що використовують різні ознаки зображення, серед яких метод опорних векторів та метод найближчих сусідів, а також сучасні методи на основі нейронних мереж.

Сучасні методи класифікації зображень на основі нейронних мереж істотно перевершують традиційні підходи за точністю і складною взаємодією між ознаками. Традиційні методи залишаються корисними для менш складних задач або у випадках, коли критичні обчислювальні ресурси або інтерпретованість моделі.

Обговорення результатів дослідження. Виконане дослідження дає підстави для висновку, що як і традиційні, так і нейромереві методи використовуються відповідно до поставлених завдань та із урахуванням певних обмежень. Традиційні методи потребують менше ресурсів і корисні у разі певних обмежень в обчис-

лювальній потужності. Сучасні підходи на основі нейронних мереж, такі як мережі U-Net, демонструють високу точність виявлення патологій та аномалій на медичних зображеннях, але потребують більше ресурсів, як навчальних (тестові набори даних), так і апаратних. Швидкість опрацювання даних у медичних системах не є критично важливою, проте розроблений метод діагностування є паралельним, що забезпечує потенційний приріст у швидкості.

Наукова новизна отриманих результатів дослідження – розроблено метод автоматичного діагностування на основі нейронних мереж, оснований на паралельному підході до виконання сегментації та класифікації.

Практична значущість результатів дослідження – на основі розробленого методу будуть розроблені алгоритми сегментації та класифікації зображень за допомогою згорткових нейронних мереж, які заплановано використати в системі автоматичного діагностування.

У працях [19], [20], [21], [22] автори розробили системи комп'ютерного діагностування, методи та алгоритми діагностування раку молочної залози.

Висновки / Conclusions

1. Проаналізовано методи та засоби діагностування в САД, зокрема для завдань сегментації та класифікації зображень. Ці методи є основними в побудові засобів діагностування.

2. Виконано порівняльний аналіз традиційних та нейромережових методів сегментації та класифікації зображень. Нейромережові методи актуальні, їх широко використовують під час проектування САД.

3. Розроблено метод автоматичного діагностування на основі U-Net та CNN, що потенційно зменшує тривалість діагностування за рахунок паралельного опрацювання зображень (сегментації та класифікації).

References

1. Refat, M. A. R., Al Amin, M., Kaushal, C., Yeasmin, M. N., & Islam, M. K. (2021). A comparative analysis of early stage diabetes prediction using machine learning and deep learning approach. In 2021 6th International Conference on Signal Processing, Computing and Control (ISPCC) (pp. 654–659). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ISPCC53510.2021.9609364>
2. Aswathy, M. A., & Mohan, J. (2023). Analysis of machine learning algorithms for breast cancer detection. In Research Anthology on Medical Informatics in Breast and Cervical Cancer (pp. 309–329). IGI Global.
3. Naas, M., Mzoughi, H., Njeh, I., & Slima, M. B. (2024). A deep learning based computer-aided diagnosis (CAD) tool supported by explainable artificial intelligence for breast cancer exploration. SSRN. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4689420>
4. Lizzi, F., Scapicchio, C., Laruina, F., Retico, A., & Fantacci, M. E. (2022). Convolutional neural networks for breast density classification: Performance and explanation insights. Applied Sciences, 12(1), 148. <https://doi.org/10.3390/app12010148>
5. Papadrianos, N. I., Feleki, A., Moustakidis, S., Papageorgiou, E. I., Apostolopoulos, I. D., & Apostolopoulos, D. J. (2022). An explainable classification method of SPECT myocardial perfusion images in nuclear cardiology using deep learning and grad-CAM. Applied Sciences, 12(15), 7592. <https://doi.org/10.3390/app12157592>
6. Chien, J. C., Lee, J. D., Hu, C. S., & Wu, C. T. (2022). The usefulness of gradient-weighted CAM in assisting medical diagnoses. Applied Sciences, 12(15), 7748. <https://doi.org/10.3390/app12157748>
7. Bahadure, N. B., Ray, A. K., & Thethi, H. P. (2017). Image analysis for MRI-based brain tumor detection and feature extraction using biologically inspired BWT and SVM. International Journal of Biomedical Imaging, 2017, 1–12. <https://doi.org/10.1155/2017/9749108>
8. Al-Antari, M. A., Al-Masni, M. A., Choi, M. T., Han, S. M., & Kim, T. S. (2018). A fully integrated computer-aided diagnosis system for digital X-ray mammograms via deep learning detection, segmentation, and classification. International Journal of Medical Informatics, 117, 44–54. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2018.06.003>
9. Image filtration. Retrieved from: <http://ki.tneu.edu.ua/?c=CV&f=show#filtration>
10. Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. In 25th International Conference on Neural Information Processing Systems (pp. 1097–1105). <https://doi.org/10.1145/3065386>
11. Simonyan, K., & Zisserman, A. (2014). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. arXiv preprint arXiv:1409.1556. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1409.1556>
12. Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., Erhan, D., Vanhoucke, V., & Rabinovich, A. (2015). Going deeper with convolutions. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 1–9). <https://doi.org/10.1109/CVPR.2015.7298594>
13. Huang, G., Liu, Z., Van Der Maaten, L., & Weinberger, K. Q. (2017). Densely connected convolutional networks. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (Vol. 1, p. 3). <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.243>
14. Coupé, P., Manjón, J. V., Fonov, V., Pruessner, J., Robles, M., & Collins, D. L. (2011). Patch-based segmentation using expert priors: Application to hippocampus and ventricle segmentation. NeuroImage, 54(2), 940–954. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2010.09.018>
15. Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015). U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (pp. 234–241). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28
16. Chen, X., Williams, B. M., Vallabhaneni, S. R., Czanner, G., Williams, R., & Zheng, Y. (2019). Learning active contour models for medical image segmentation. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 11632–11640). <https://doi.org/10.1109/CVPR.2019.01192>
17. UNet: a convolutional network for biomedical image segmentation. Retrieved from: <https://hpc.nih.gov/apps/unet.html>
18. Halalli, B., & Makandar, A. (2018). Computer-aided diagnosis—medical image analysis techniques. Breast Imaging, 85(85), 109–121. <https://doi.org/10.1016/j.breast.2018.03.006>
19. Березький О. М., Мельник Г. М., Батько Ю. М., Дацко Т. В. Інтелектуальна система для діагностування різних форм раку молочної залози на основі аналізу гістологічних і цитологічних зображень. Науковий вісник НЛТУ України: зб. наук.-техн. праць. Львів: РВВ НЛТУ України. 2013. Вип. 23.13. С. 357–367.
20. Березький О. М., Батько Ю. М., Мельник Г. М. Комп'ютерна система аналізу біомедичних зображень. Вісник Національного університету "Львівська політехніка". Комп'ютерні науки та інформаційні технології. 2009. № 570. С. 84–89.
21. Березький О. М. Методи та алгоритми перетворення контурів зображень в афінному просторі. Вісник Національного університету "Львівська політехніка". Комп'ютерні науки та інформаційні технології. 2009. № 638. С. 185–189.
22. Березький О. М., Березька К. М., Попіна С. Ю. Статистичне оброблення цитологічних зображень. Вісник Хмельницького національного університету: зб. наук.-техн. праць. Сер.: Технічні науки. 2012. № 5. С. 161–164.

COMPUTER DIAGNOSTIC SYSTEMS: METHODS AND TOOLS

The paper investigates computer diagnostic systems, their architectures, methods, and algorithms used in their work to diagnose cancer, including breast, lung, brain, and other tumors.

Traditional and neural network methods for image segmentation and classification are analyzed and compared, and diagnostic tools in medicine are analyzed.

The key approaches to medical image processing are investigated, in particular, the analysis of segmentation methods based on U-Net networks and classification using convolutional neural networks.

It is established that neural network methods outperform traditional approaches in terms of accuracy and efficiency in segmentation and classification tasks. The main advantages of using neural network architectures in computer diagnostic systems are revealed, in particular, the possibility of automating the diagnostic process and improving the accuracy of the results. Neural network-based solutions provide a more adaptive and scalable approach that can be trained and improved as new data becomes available, making them highly suitable for rapidly evolving industries such as medical diagnostics.

Computer experiments on image preprocessing and segmentation were conducted. Thus, the effectiveness of U-Net networks for image segmentation tasks was established.

An automatic diagnostic method based on U-Net and convolutional neural networks has been developed that reduces the diagnostic time due to parallel image processing. The paper presents a detailed scheme of the developed method. It includes the segmentation of immunohistochemical images, after which the quantitative characteristics and classification of histological images will be calculated, followed by the combination of all the results obtained to make a diagnosis. This approach provides a comprehensive analysis that combines structural and quantitative data, which helps to increase the reliability of diagnostic results.

The scientific novelty of the developed method of automatic diagnosis based on neural networks is the use of a parallel approach to performing segmentation and classification.

The developed method can be used in computer diagnostic systems in medicine. The use of the developed method gives an increase in the speed of data processing and, accordingly, diagnosis. In addition, parallel execution contributes to more efficient use of computing resources.

Keywords: neural networks, segmentation, classification, computer diagnostic systems, image processing.

Інформація про авторів:

Ляшинський Павло Борисович, аспірант, кафедра комп'ютерної інженерії.

Email: pavloksmfcit@gmail.com; <https://orcid.org/0000-0001-8371-1534>

Березький Олег Миколайович, д-р техн. наук, професор, кафедра комп'ютерної інженерії.

Email: olber62@gmail.com; <https://orcid.org/0000-0001-9931-4154>

Цитування за ДСТУ: Ляшинський П. Б., Березький О. М. Системи комп'ютерного діагностування: методи та засоби. Український журнал інформаційних технологій. 2024, т. 6, № 2, С. 57–63.

Citation APA: Liashchynskyi, P. B., & Berezsky, O. M. (2024). Computer diagnostic systems: Methods and tools. *Ukrainian Journal of Information Technology*, 6(2), 57–63. <https://doi.org/10.23939/ujit2024.02.057>