

В.А. Соломатін, О.Г. Байбуз, А.Є. Сиротенко

ЗАСТОСУВАННЯ ЗГОРТКОВИХ НЕЙОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ДІАГНОСТУВАННЯ ІШЕМІЧНОГО ЗАХВОРЮВАННЯ СЕРЦЯ (ІЗС)

Анотація: розглядається модель нейронної мережі яка застосовується до раннього виявлення ІЗС на основі зображень рентгенівських знімків. Особливістю дослідження є застосування згорткових нейронних мереж (ЗНМ) для автоматизації виявлення захворювань серця. У роботі використовували графічну інформацію, яку містить рентгенівські знімки грудної клітки, анотовані досвідченим кардіологом. Було розроблено та навчено ЗНМ модель, здатну виявляти ознаки ІЗС на основі рентгенівських знімків. Модель була навчена на доступній кількості знімків (700 одиниць) та протестована на наборі знімків різних пацієнтів. Результати дослідження показали, що ЗНМ ефективно розпізнає ознаки ІЗС на рентгенівських знімках. Використання натренованої нейронної мережі підвищує можливість ранньої діагностики ІЗС та допомагає лікарям приймати обґрунтовані рішення щодо лікування пацієнтів.

Висновки цього дослідження підтверджують потенціал застосування ЗНМ у галузі медичної діагностики та вказують на новий крок у розвитку автоматизованого виявлення ІХС на основі рентгенівських знімків. Це відкриває перспективи для поліпшення точності та ефективності діагностики серцево-судинних захворювань та зниження навантаження на медичний персонал.

Ключові слова: Нейронна мережа, штучний інтелект, ішемічна хвороба серця, графік, Google Colab, Tensorflow, ResNet 50, Згорткова нейронна мережа.

Вступ: ІЗС є однією з найпоширеніших серцево-судинних захворювань, яка виникає внаслідок порушення кровопостачання до серцевого м'язу через звуження артерій, що живлять серце. Рання діагностика ІЗС є критично важливою для забезпечення ефективного лікування та запобігання подальшим ускладненням.

За останні роки зростає зацікавленість використанням ЗНМ [1] (Convolutional Neural Networks, CNNs) для виявлення ІЗС серця на ранніх стадіях. ЗНМ є потужними інструментами машинного навчання, які можуть автоматично виявляти складні закономірності та паттерни в медичних зображеннях.

Використання ЗНМ для виявлення ІЗС має декілька переваг. Вони можуть аналізувати великі обсяги даних з високою швидкістю[2], що дозволяє ефективно виявляти аномалії та патологічні зміни на рентгенівських зображеннях серця. Крім того, ЗНМ можуть автоматично вивчати признаки та ознаки, що важко визначити людиною, та використовувати їх для класифікації зображень на здорові та ішемічно уражені серця.

Проте, розробка ефективних ЗНМ для виявлення ІХС є досить складною задачею. Вимагається детальне дослідження архітектур моделей, методів попередньої обробки даних, технік навчання та оцінки результатів. Також, необхідно мати релевантний обсяг медичних даних з різними класами (умовно здорові та ішемічно уражені серця) для тренування та перевірки моделей.

При дослідженні вищевказаної проблеми пропонується детальний огляд моделей, методів та підходів [3], що використовуються для виявлення ІЗС з використанням ЗНМ. Це дозволить з'ясувати життєздатність таких підходів та визначити найефективніші методи для розв'язання даної проблеми.

Постановка задачі. В межах сформульованої проблеми, постановка задачі пов'язана зі складнощами виявлення ІЗС на ранніх стадіях та необхідністю розробки ефективних методів та моделей для цього. Основні негаразди, які можуть виникати, містять:

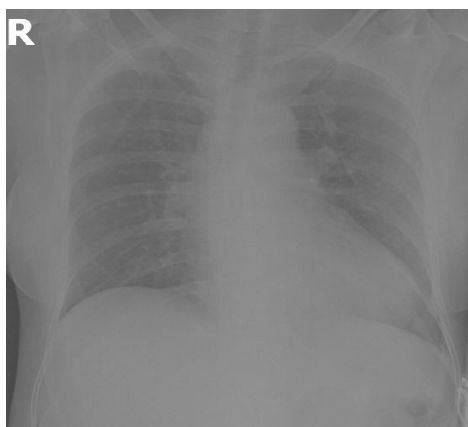
- нерепрезентативна вибірка медичних даних: Недостатня кількість даних або їх недоступність можуть обмежити точність та ефективність моделей;
- неспецифічні симптоми: ІЗС може проявлятися різноманітними симптомами, які можуть бути схожими на інші захворювання; це може призводити до неточності та помилкових результатів при виявленні хвороби;
- складність обробки медичних зображень [4] : медичні зображення, зокрема рентгенівські знімки серця, можуть бути великими за розміром та містити складні структури; обробка та аналіз таких зображень вимагає розробки спеціалізованих методів та архітектур моделей;
- неоднорідність даних: медичні дані можуть бути неоднорідними, як з точки зору якості зображень, так і з точки зору класифікації; наявність шуму, артефактів або інших перешкод може ускладнити точне виявлення ІЗС.
- переносимість моделей: розроблені моделі та методи виявлення ІЗС можуть виявитися непереносними до різних медичних закладів або пацієнтів; необхідно враховувати специфічні особливості медичних протоколів та умов;
- реалізації для успішного впровадження моделей у практику.

Вказані аспекти створюють необхідність для дослідження та розробки нових методів, моделей та підходів, які забезпечать виявлення ІЗС на ранніх стадіях з високою точністю та ефективністю.

Метою даного дослідження є вибір моделей навчання загорткової нейронної мережі для виявлення ІЗС на ранніх стадіях. Для досягнення цієї мети необхідно визначити моделі класифікації, які нададуть кращий результат навчання.

Основний матеріал Розділення медичних даних на два класи – людина зі здоровим серцем та пацієнт з перший етап моделі класифікації виявлення ішемічних захворювань серця на ранніх стадіях. Це дозволить навчати модель розрізняти між здоровими і хворими пацієнтами на основі ознак, що виявлені на рентгенівських знімках серця.

Класифікація [5] медичних даних на два класи спрощує створення навчального набору, на якому модель буде навчатися розпізнавати патологічні зміни, пов'язані з ІЗС. Для цього можуть бути використані методи ручної анотації даних або автоматичного виявлення ознак ішемічних змін на зображеннях. Цей випадок показано на рентгенівських знімках, які зображені на рис. 1



А)



Б)

Рисунок 1 – Рентгенівські знімки : А) здорової людини
Б) людини з ІЗС

Після розділення даних на класи модель може бути навчена за допомогою нейронних мереж, використовуючи різні архітектуру ResNet-50 [6] та згортковим методом навчання та передача навчання (transfer learning). Після навчання модель може бути використана для класифікації нових зображень серця та виявлення ІЗС на ранніх стадіях.

Модель ResNet-50 є ефективним варіантом для навчання на невеликих об'ємах датасету. Одна з головних переваг ResNet-50 полягає в здатності ефективно працювати з глибокими нейронними мережами, навіть при обмеженому обсязі навчальних даних. ResNet-50 використовує концепцію "skip connections" або "residual connections", яка дозволяє легше навчати глибокі моделі і зменшує проблему зникнення градієнта (gradient vanishing). Це дозволяє успішно навчати модель з більшою кількістю шарів навіть при обмеженому обсязі даних. ResNet-50 [7] використовує інноваційний підхід до роботи з глибокими мережами, відомий як "skip connections" або "shortcut connections". Цей метод дозволяє передавати інформацію вздовж шляху з низьким рівнем до високого, уникнувши при цьому втрати важливої інформації під час прокладання глибокого шляху через мережу. Такий механізм є важливим для подолання проблеми зникнення градієнту, що може виникнути при навчанні глибоких мереж. Крім того, модель ResNet-50 використовує передачу навчання (transfer learning), що означає, що вона може використовувати попередньо навчені ваги з великого набору даних (наприклад, ImageNet), і це допомагає моделі швидше збігатися й отримувати кращу точність, навіть при недостатній кількості власних даних.

Основними характеристиками моделі ResNet-50 є:

Глибина: модель має 50 шарів і включає в себе кілька блоків згорток, з'єднаних "skip connections". Архітектура блоку: кожен блок включає послідовність згорток, функції активації і пакування даних, що дозволяє мережі вивчити різні рівні абстракції. Параметризовані згортки: модель використовує 1x1 та 3x3 згортки з різними кількостями фільтрів для виявлення різних шаблонів у зображеннях.

Глобальний середній пулінг:[8] В кінці мережі застосовується глобальний середній пулінг, що дозволяє отримати одновимірний вектор ознак замість матриці.

Повнозв'язний шар: Модель завершується повнозв'язним шаром для класифікації з використанням функції активації Softmax.

На основі графіка що на рис. 2 видно, що тестування моделі дало задовільний результат з точністю приблизно 93%. Це свідчить про ефективність моделі у класифікації даних та роботи з тестовими прикладами. Однак важливо також враховувати інші метрики ефективності, такі як чутливість, специфічність та F1-оцінка, для отримання повної картини про продуктивність моделі.

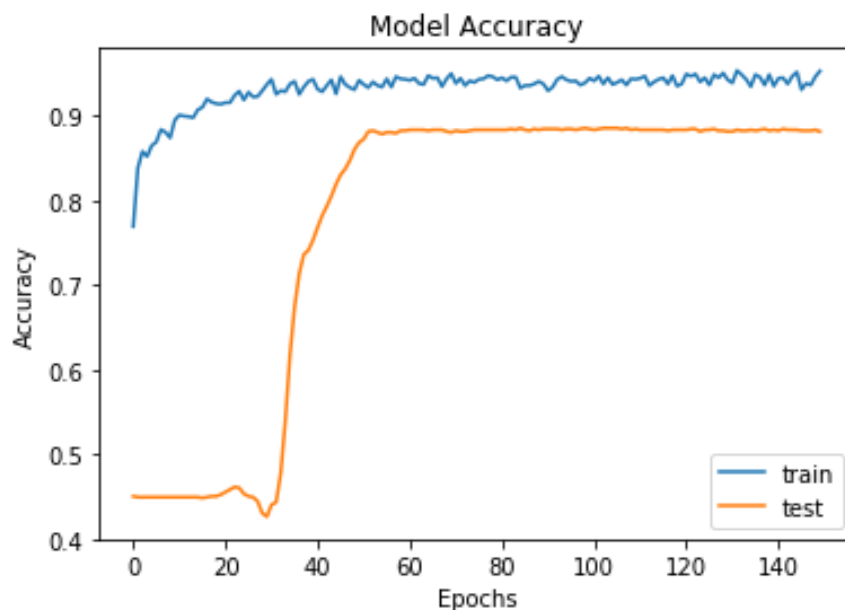


Рисунок 2 - Графік Навчання

Огляд моделі ResNet-50 показав [9], дана модель є потужним і ефективним інструментом для виявлення ішемічних захворювань серця на ранніх стадіях. Її здатність навчатись на невеликих обсягах даних та досягати високої точності робить її привабливим варіантом для застосування в медичній сфері. Результати попередніх досліджень та публікацій підтверджують високу ефективність моделі ResNet-50 при класифікації ішемічних захворювань серця та виявленні їх на ранніх стадіях.

Загалом, модель ResNet-50 є перспективним інструментом для виявлення ішемічних захворювань серця на ранніх стадіях, і вона може бути використана для поліпшення діагностики та лікування пацієнтів з даною хворобою.

Таким чином, модель ResNet-50 є потужним і ефективним інструментом для навчання на невеликих обсягах даних і може допомогти досягти добрих результатів при класифікації ішемічних захворювань серця на ранніх стадіях, навіть якщо доступні обмежені медичні дані.

На рисунку 3 та 4 наведено результати навчання нейронної мережі за допомогою моделі ResNet-50 для класифікації рентгенівських знімків на два класи: наявність ішемічної хвороби серця та здорової людини. Ці результати відображають ефективність моделі у відділенні пацієнтів з ІЗС від здорових осіб.

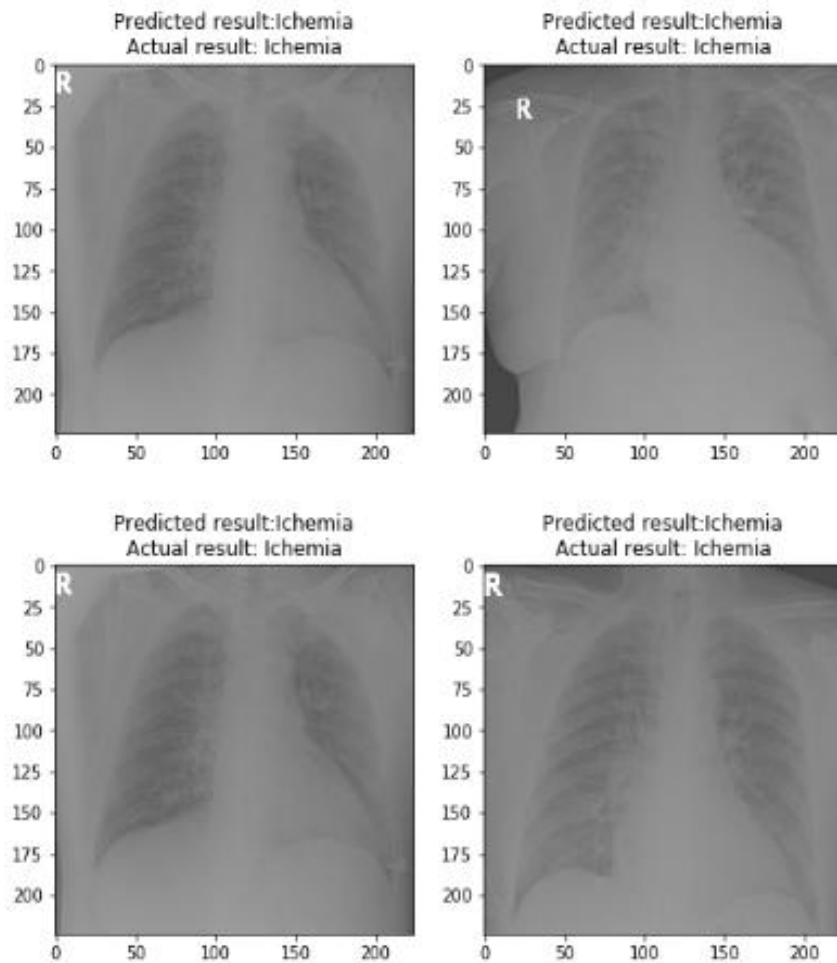


Рисунок 3 -Результати навчання де результат наявності Ішемічного захворювання серця

Додатковою важливою характеристикою моделі може бути її здатність до роботи з різноманітними типами рентгенівських знімків, що робить її універсальним інструментом для широкого спектру клінічних сценаріїв. Враховуючи велику кількість класифікованих рентгенівських знімків (більше 700), модель може виявити ішемічні захворювання серця з високою точністю.

Зазначимо, що існують потенційні можливості для подальшого вдосконалення системи, наприклад, шляхом додавання додаткових шарів безпеки або використання більш високорівневих нейронних мереж. Також можливе розширення датасету для підвищення репрезентативності та загальної ефективності моделі.

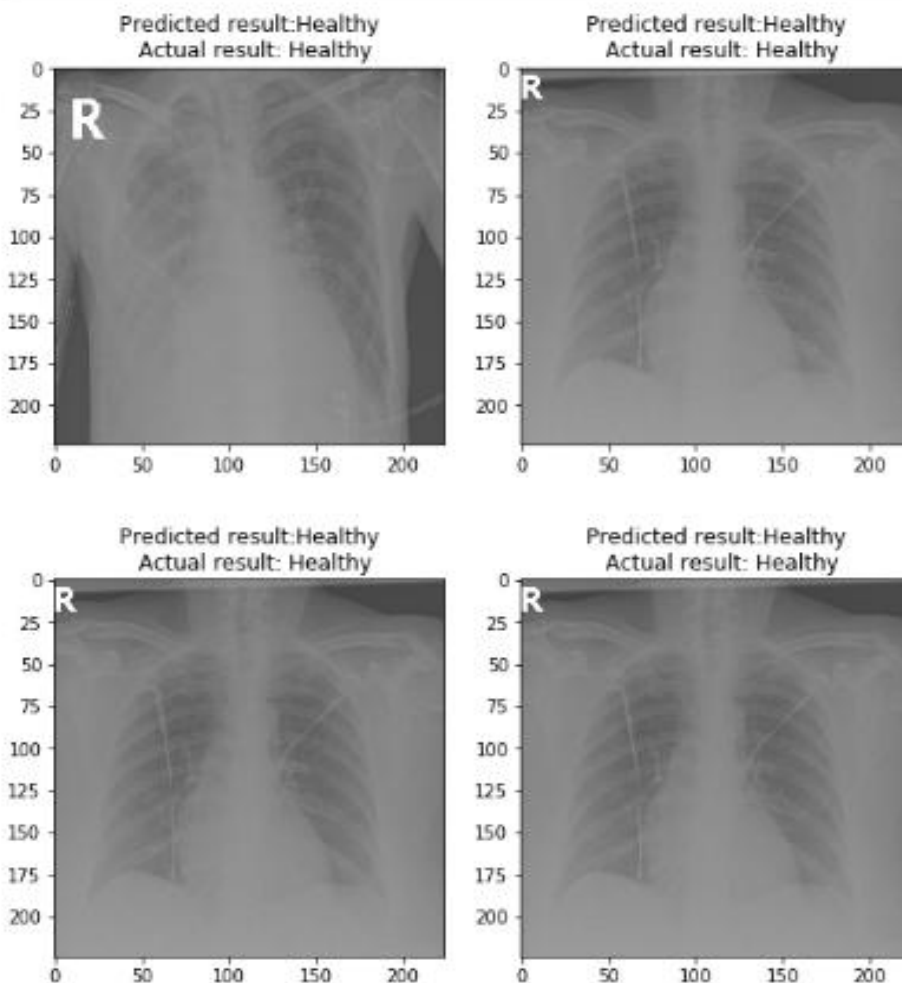


Рисунок 4 - Результати навчання де результат Здорової людини

Висновки У роботі проведено огляд моделі, яка є однією з найпопулярніших архітектур згорткових нейронних мереж. ResNet-50 базується на ідеї "skip connections" або "shortcut connections", що дозволяють зберігати та передавати інформацію безпосередньо вглиб мережі. Це допомагає подолати проблему зникнення градієнту при навчанні глибоких мереж.

Подальші дослідження полягають в удосконаленні методів діагностики та вирішенні медичних проблем, використовуючи сучасні технології машинного навчання.

ЛІТЕРАТУРА/ REFERENCES

1. Yihui He, Ji Lin, Zhijian Liu, Hanrui Wang, Li-Jia Li, and Song Han. Amc: Automl for model compression and acceleration on mobile devices. In European Conference on Computer Vision, pages 815–832. Springer, 2018.
2. Chenxi Liu, Barret Zoph, Maxim Neumann. Progressive Neural Architecture Search. p.19– 34, 2018.

3. Chieh Chen, George Papandreou Rethinking atrous convolution for semantic image segmentation, 2017.
4. Barret Zoph, Vijay Vasudevan, Jonathon Shlens, Quoc V Le. Learning Transferable Architectures for Scalable Image Recognition. CVPR, 2018.
5. H. Ahonen, O. Heinonen, M. Klemettinen, and A.I. Verkamo, “Applying Data Mining Techniques for Descriptive Phrase Extraction in Digital Document Collections,”, ст. 2-11, 2015.
6. DeVries T., Taylor G. W. Improved Regularization of Convolutional Neural Networks with CutOut, 2017. Available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1708.04552>
7. Karen Simonyan, Andrew Zisserman, Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. 2014. arXiv preprint arXiv:1409.1556.
8. Jacot Arthur, Gabriel Franck, Hongler Clément. Neural Tangent Kernel: Convergence and Generalization in Neural Networks. — 2020. — 1806.07572.
9. Huang G., Liu Z., Weinberger K. Q. Densely connected convolutional networks. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, HI, USA, 21–26 July 2017. Honolulu, 2017, pp. 2261–2269. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.243>

Received 06.12.2023.

Accepted 08.12.2023.

The application of coagulatory neon networks in medicine for the detection of ischemic heart diseases and their development prospects

The analysis of recent research and publications is an important component of scientific investigation as it allows evaluating the current state of the scientific field and identifying the latest advancements and research directions. In the context of convolutional neural networks for detecting ischemic heart diseases on X-ray images, the analysis of recent research can help identify relevant techniques, methods, and findings that have already been achieved in this field.

Recent research shows significant progress in the utilization of convolutional neural networks for medical diagnostic tasks. Many studies focus on the development and improvement of network architectures that can detect various pathological conditions of the heart on X-ray images. Additionally, research is being conducted on data processing methods, data augmentation techniques, and model training optimization to achieve better results.

Publications dedicated to this topic provide information about various approaches for detecting ischemic heart diseases, the use of different network architectures, datasets, training methods, and result evaluation. It is important to analyze these publications,

assess their contributions to the field, identify the advantages and limitations of different approaches, and explore possibilities for further improvement.

The gathered information from recent research and publications will serve as a foundation for the development of our article and the selection of an optimal approach towards developing a convolutional neural network for detecting ischemic heart diseases on X-ray images.

Keywords: Neural network, artificial intelligence, coronary heart disease, graph, Google Colab, Tensorflow, ResNet-50.

Соломатін Владислав Андрійович – аспірант кафедри математичного забезпечення ЕОМ, Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара.

Байбуз Олег Григорович – завідувач кафедри математичного забезпечення ЕОМ, Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара.

Сиротенко Андрій Євгенійович – хірург, завідувач Сурсько-Литовської амбулаторії ЗПСМ (КНП "ЦПМСД Сурсько-Литовської СР).

Solomatin Vladyslav – PhD Aspirant, Department of Computer Mathematical Support, Oles Honchar Dnipro National University.

Baibuz Oleh – Head of the Department of Mathematical Computer Support, Oles Honchar Dnipro National University.

Syrotenko Andrii - surgeon, head of the Sursko-Lytovsk Outpatient Clinic of the Sursko-Lytovsk`s VC.