

УДК 616.1 + 004.891.3

ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ДІАГНОСТИКИ ТРОМБОЕМБОЛІЇ ЛЕГЕНЕВОЇ АРТЕРІЇ ЗА ДАНИМИ КТ ОГК

Алієв Е.І., магістр

bs11mp-aei-fbmi23@lil.kpi.ua

Городецька О.К., к.т.н., доц.

o.nosovets@gmail.com

Кафедра біомедичної кібернетики

Національний технічний університет України

«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

м. Київ, Україна

Реферат – *Проблематика.* Тромбоемболія легеневої артерії (ТЕЛА) – це оклюзія тромбом легеневої артерії (ЛА), що транспортує венозну кров із серця до легень для насичення киснем. Як наслідок, організм людини перестає отримувати достатню кількість кисню і виникає гіпоксія. При критичній гіпоксії, спричиненій ТЕЛА, хворий може померти. Смертність від ТЕЛА при неправильній діагностиці або відсутності медичної допомоги протягом перших кількох годин досягає 50% випадків. За своєчасного надання допомоги та адекватного лікування ризик смерті знижується до 10%. Діагностика ТЕЛА є складним завданням, оскільки всі симптоми є неспецифічними. Стандартні методи обстеження (звичайні лабораторні тести, електрокардіографія (ЕКГ), рентгенографія органів грудної клітки) корисні лише для виключення іншої патології. До чутливих та специфічних методів діагностики ТЕЛА відносять комп'ютерну томографію (КТ) органів грудної клітини (ОГК). Автоматизація аналізу отриманих за допомогою КТ ОГК даних може значно пришвидшити постановку діагнозу, що сприятиме вчасному отриманню специфічної терапії та збільшить шанси пацієнта на виживання.

Мета дослідження. Метою роботи є створення моделі згорткової нейронної мережі для аналізу зображень КТ ОГК, що дозволить діагностувати наявність ТЕЛА у пацієнта та класифікувати її тип.

Методика реалізації. Зображення отримані за допомогою КТ ОГК з використанням контрастного підсилення дуже детально візуалізують стовбур та гілки ЛА. Аналіз цих зображень можна виконати за допомогою згорткової нейронної мережі для пошуку специфічних ознак тромбозу та класифікації випадку ТЕЛА (масивна, лівої чи правої гілок, хронічна). Для точності розпізнавання додатково необхідно сегментувати область ЛА та контрастувати зображення у певному діапазоні.

Результати дослідження. Побудована модель згорткової нейронної мережі має високу точність та специфічність. На тренувальній вибірці модель показала точність 96,3% та специфічність 96,1%, на тестовій вибірці – точність 97,1% специфічність 96,2%.

Висновки. В результаті роботи одержано модель згорткової нейронної мережі, яка аналізує зображення отримані за допомогою КТ ОГК та з високою точністю діагностує ТЕЛА і визначає її тип.

Ключові слова – ТЕЛА, легенева артерія, тромбоз, комп'ютерна томографія, аналіз зображень, автоматизація, згорткова нейронна мережа.

I. ВСТУП

Тромбоемболія легеневої артерії (ТЕЛА) – це стан що виникає внаслідок раптової оклюзії гілок або стовбура легеневої артерії тромбом (емболом), що утворився в правому шлуночку або передсерді серця, венозному руслі великого кола кровообігу та перенесеним током крові. В результаті ТЕЛА припиняється кровопостачання легеневої тканини. Розвиток ТЕЛА відбувається часто швидко і може призвести до загибелі хворого.

Від ТЕЛА вмирає 0,1% населення земної кулі щорічно. Близько 90% хворим, які померли від ТЕЛА, під час не було встановлено правильного діагнозу, і не

було проведено необхідне лікування [1]. Серед причин смерті населення від серцево-судинних захворювань ТЕЛА стоїть на третьому місці після ішемічної хвороби серця (ІХС) та інсульту. ТЕЛА може призводити до смерті при некардіологічній патології, виникаючи після операцій, отриманих травм, пологів. За своєчасного оптимального лікування ТЕЛА спостерігається високий показник зниження рівня смертності до 2 – 8%.

Діагностика ТЕЛА є складним завданням, оскільки скарги та симптоми є неспецифічними, а діагностичні аналізи не є на 100% чутливими та специфічними.

Попередній діагноз ТЕЛА встановлюється на підставі аналізу скарг

хворого та симптомів, специфічність яких загалом є досить низькою.

Донедавна «золотим стандартом» діагностики ТЕЛА вважалася ангиографія легень. Виявлення дефекту наповнення або повної обструкції (ампутації) судини дозволяє діагностувати ТЕЛА з дуже високою ймовірністю. При ангиографії легень можуть бути виявлені менш специфічні ознаки ТЕЛА: розширення легеневої артерії великого та середнього калібру, зменшення кількості контрастованих периферичних артерій, деформація легеневого малюнка та інші. Однак цей метод є інвазивним, його застосування пов'язане з певним ризиком ускладнень.

В даний час для візуалізації судин легень рекомендується застосовувати безпечніший метод – комп'ютерну томографію (КТ) органів грудної клітини (ОГК). Однодетекторна спіральна КТ, як метод діагностики ТЕЛА має досить високу чутливість і специфічність. Однак негативний результат цього дослідження не є підставою для певного виключення діагнозу ТЕЛА.

Переважає методом діагностики ТЕЛА є спіральна багатодетекторна КТ [2]. Чутливість цього становить 83%, специфічність – 96%.

Існує велика кількість досліджень спрямованих на вирішення проблеми автоматизації процесу діагностики ТЕЛА за даними КТ. Однак найбільшим стало змагання RSNA проведене в 2020 році [3].

Змагання RSNA щодо виявлення легеневої емболії 2020 року запросило дослідників розробити алгоритми машинного навчання для виявлення та характеристики випадків ТЕЛА на знімках КТ грудної клітки. Конкурс, проведений у співпраці з Товариством торакальної радіології, передбачав створення найбільшого загальнодоступного анотованого набору даних PE, що складався з понад 12000 досліджень КТ. Уперше під час змагання з даними RSNA правила вимагали, щоб учасники надсилали та запускали свій код у стандартному спільному середовищі

(Kaggle), створюючи простіші та зручніші моделі.

З 784 команд з усього світу, які взяли участь у змаганні, 10 команд із найкращими результатами були відзначені під час презентації RSNA 2020. За створення наукової цінності розроблених рішень, команди-переможці розділили грошовий приз, наданий Kaggle - 30000 доларів США.

Проте, жодне з рішень так і не було впроваджено у використання в медичних закладах.

II. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Метою даної роботи є розробка моделі згорткової нейронної мережі та її навчання для аналізу зображень отриманих за допомогою КТ ОГК, автоматизованого діагностування ТЕЛА та її класифікації.

III. АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ РІШЕНЬ

Існує велика кількість досліджень щодо використання згорткових нейронних мереж для діагностики ТЕЛА на знімках КТ ОГК з контрастним підсиленням. Для кожної моделі важлива точність, а наявні рішення мають досить посередні значення цього показника (дані табл. 1).

Таблиця 1. Порівняльна характеристика існуючих рішень

Модель	Середня точність
CNN [4]	83%
XGBoost [5]	77%
U-Net [6]	79%
MobileNet [7]	85%
VGG [7]	85%
ResNet [7]	82%
AANet [8]	78%

IV. ПОПЕРЕДНЯ ОБРОБКА ДАНИХ

Зображення отримані за допомогою КТ ОГК подаються у форматі DICOM, що не підходить для передачі даних в розроблювану модель:

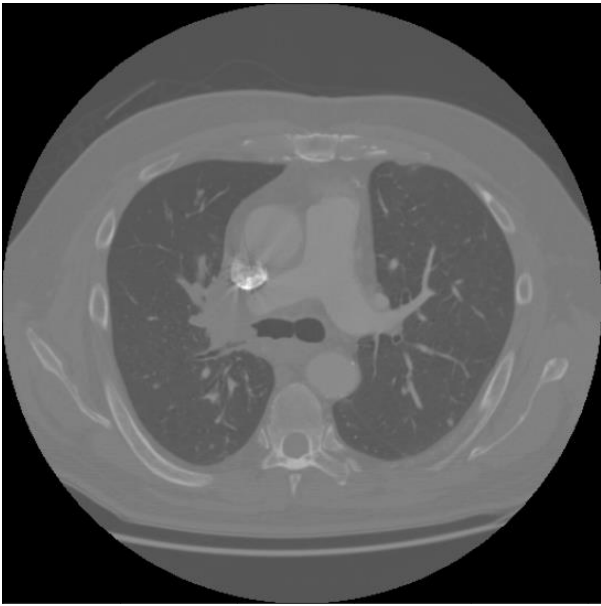


Рис.1. Вигляд знімку КТ ОГК

Також для аналізу необхідно передавати не все зображення, а лише **зону інтересу**, що збільшить точність розпізнавання та скоротить час навчання. Для кращої візуалізації різниці між структурами на зображенні його необхідно контрастувати подавши дані в необхідному діапазоні кольорів [9]. Сегментація та контрастування виконувалися автоматично за допомогою розробленого алгоритму [10]:

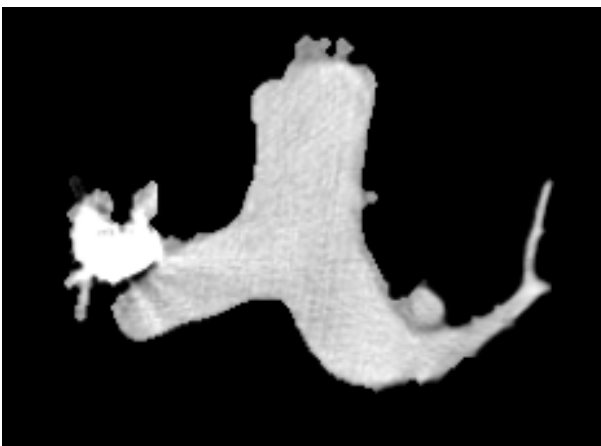


Рис. 2. Сегментована зона інтересу

Нейронні мережі вимагають багато тренувальних даних, щоб отримати хороші результати та запобігти перенавчанню. Однак часто дуже важко отримати достатню кількість навчальних зразків. Ця проблема вирішується за допомогою використання **аугментації** [11].

Аугментація – це процес створення нових навчальних прикладів із існуючих. Щоб зробити новий зразок, оригінальне зображення дещо модифікується. Наприклад, можна вирізати частину з оригінального зображення, віддзеркалити його тощо.

Практично в усіх роботах, що описують найсучасніші моделі розпізнавання зображень, використовувалися основні методи аугментації. В даному випадку аугментація виконувалася автоматично, шляхом обрізки випадкових ділянок зображення та їх віддзеркалення по горизонталі та вертикалі:

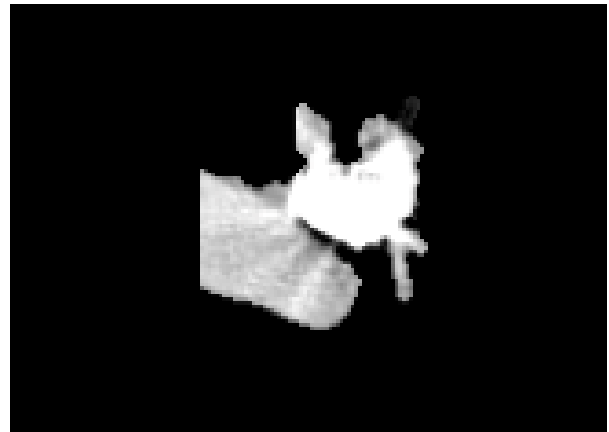


Рис. 3. Приклад аугментованого зображення

Фінальним кроком є зменшення розмірів до 384x384 пікселів, шляхом пошуку центру мас на зображенні [12] та його обрізки навколо цієї точки, а також конвертація зображення у растровий формат з невеликою глибиною (8 біт).

V. ПОБУДОВА ВЛАСНОЇ МОДЕЛІ

В даній архітектурі моделі використано 4 згорткових шари та 2 шари для пулінгу. На вхід подається матриця розміром 384x384, яка послідовно проходить через два згорткових шари, які використовують функцію активації Rectified Linear Unit (ReLU). Функція активації ReLU використовується, щоб дозволити мережі навчатися швидше, а також це допомагає усунути проблему згасання градієнту. Отриманий результат передається в шар для пулінгу з ядром 2x2.

Наступним кроком в послідовності буде перехід в блок, який складається з двох згорткових шарів в поєднанні з функцією активації ReLU, виконання батч нормалізації та передачу в шар для пулінгу з ядром 2x2. Далі слідується один шар вилучення, один шар згладжування та два повнозв'язних шари, перший з яких використовує сигмоїдну функцію активації. Повна послідовність шарів виглядає наступним чином зображена на рисунку 4.

На виході модель виводить значення класу:

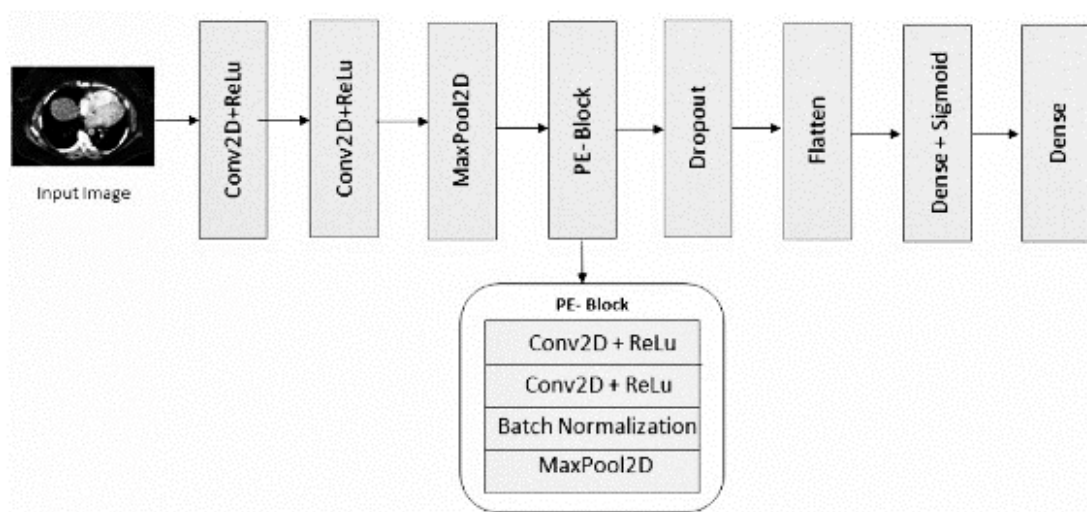


Рис. 4. Архітектура запропонованої моделі

VI. НАВЧАННЯ МОДЕЛІ

Набір даних для навчання моделі завантажено з відкритої бази даних Стенфордського університету. Датасет сформований в форматі DICOM та містить дані 1300 пацієнтів.

Загальний розмір датасету 145,2GB. Він містить 410307 файлів у форматі DICOM.

Так як всі дані є анонімізованими, то зробити їх статистичну обробку є досить складно. Проте визначено що співвідношення здорових і хворих пацієнтів 56% та 44% відповідно.

В файлі з розміткою для даних присутні наступні поля:

- StudyInstanceUID – унікальний ідентифікатор для дослідження;

Таблиця 2. Означення класів

Клас	Означення
0	Відсутність ТЕЛА
1	Масивна ТЕЛА
2	Правобічна ТЕЛА
3	Лівобічна ТЕЛА
4	Хронічна ТЕЛА

Таким чином в останньому шарі маємо один вузол.

- PE_slices – список унікальних ідентифікаторів зрізів, на яких знайдено ознаки ТЕЛА;
- Left-sided PE – ТЕЛА лівих гілок легеневої артерії;
- Right-sided PE – ТЕЛА правих гілок легеневої артерії;
- Central PE – масивна ТЕЛА (стовбур легеневої артерії);
- Chronic PE – хронічна ТЕЛА.

Попередньо на всіх зображеннях було виконано сегментацію зони інтересу, контрастування [10] та аугментацію для збільшення кількості зразків.

Для розподілу набору на навчальний та тестовий обрано стандартну пропорцію: 80% та 20% відповідно, для кожного класу з метою забезпечення однорідності вибірки.

Модель було натреновано за допомогою стандартного навчального набору даних із використанням пакету із 128 зображень із початковою швидкістю навчання 0,000010 і виконано протягом 30 ітерацій. Для алгоритму оптимізатора використовувався Adam, а в якості функції втрат застосовано бінарну перехресну ентропію (BCELoss).

Оптимізатор Adam використовується в моделі для покращення обчислення мережі та використання лише кількох параметрів. Цей оптимізатор виконує ітераційне оновлення ваги на основі навчальних даних, та вважається вдосконаленою версією оптимізатора стохастичного градієнтного спуску.

VII. РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Модель отримала точність 96,3% та специфічність 96,1% на навчальній вибірці і точність 97,1% та специфічність 96,2% на тестовій при мінімальній загальній кількості параметрів 4399489, включаючи 4374705 параметрів, які можна навчити, і 24784 параметри, які не підлягають навчанню.

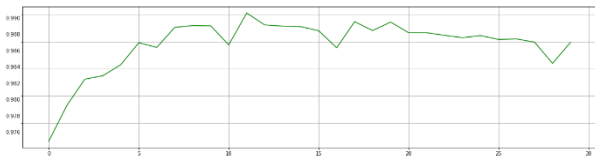


Рис. 5. Графік точності для навчальної вибірки



Рис. 6. Графік функції втрат для навчальної вибірки

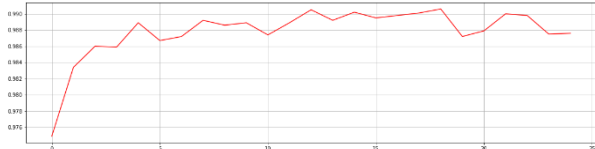


Рис. 7. Графік точності для тестової вибірки

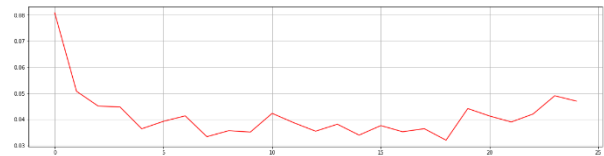


Рис. 8. Графік функції втрат для тестової вибірки

Порівняно з іншими існуючими моделями отримано кращий результат:

Таблиця 3. Порівняльна характеристика існуючих рішень з запропонованою моделлю

Модель	Середня точність
Запропонована	96%
CNN	83%
XGBoost	77%
U-Net	79%
MobileNet	85%
VGG	85%
ResNet	82%

Середня точність класифікації майже однакова для всіх класів, проте найгірший результат отримано для класу що репрезентує хронічну ТЕЛА:

Таблиця 4. Точність класифікації

Вибірка	Клас, %				
	0	1	2	3	4
Навчальна	97	96	96	96	96
Тестова	98	96	96	96	95

Також в якості тесту було проведено навчання та випробування моделі на вихідних зображеннях (без попередньої обробки). Час навчання з використанням тої самої кількості апаратних ресурсів зріс приблизно на 30%.

При цьому точність класифікації суттєво знизилася:

Таблиця 5. Точність класифікації з використанням необроблених зображень

Вибірка	Клас, %				
	0	1	2	3	4
Навчальна	78	65	70	71	63
Тестова	79	66	69	72	67

VIII. ВИСНОВКИ

В процесі роботи було розроблено модель згорткової нейронної мережі, яка дозволяє з високою точністю та специфічністю діагностувати наявність та класифікувати ТЕЛА.

Перевагою даної моделі є її висока точність та специфічність при визначенні різних класів ТЕЛА.

Недоліком даної моделі є потреба великої кількості апаратних ресурсів для роботи, що в подальшому планується вирішити.

Також з використанням даної моделі можна розробити програмний комплекс який буде використовуватися як самостійний інструмент для роботи зі знімками КТ ОГК для діагностування ТЕЛА, або як компоненти зовнішнього програмного забезпечення чи обладнання.

Як наслідок, діагностична допомога на основі штучного інтелекту дасть більш ефективну терапію за меншу вартість

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

- [1] Surov A., Akritidou M., Bailis N. A new index for the prediction of 30-day mortality in patients with pulmonary embolism: the pulmonary embolism mortality score (PEMS). *Angiology*. 2021. № 72. С. 787–793. doi:10.1177/0003319721993346.
- [2] Estrada-Y-Martin R., Oldham S. CTPA as the gold standard for the diagnosis of pulmonary embolism. *International journal of computer assisted radiology and surgery*. 2011. № 6. С. 557–563. doi:10.1007/s11548-010-0526-4.
- [3] Huhtanen H., Nyman M., Mohsen T. Automated detection of pulmonary embolism from CT-angiograms using deep learning. *BMC medical imaging*. 2022. № 22. 43. doi:10.1186/s12880-022-00763-z.
- [4] Soffer S., Klang E., Shimon O. Deep learning for pulmonary embolism detection on computed tomography pulmonary angiogram: a systematic review and meta-analysis. *Scientific reports*. 2021. № 11. 15814. doi:10.1038/s41598-021-95249-3.
- [5] Ryan L., Maharjan J., Mataraso S. Predicting pulmonary embolism among hospitalized patients with machine learning algorithms. *Pulmonary circulation*. 2022. № 12. e12013. doi:10.1002/pul2.12013.
- [6] Oliveira L., Escuissato D., Clementin de Andrade J. A two-step workflow for pulmonary embolism detection using deep learning and feature extraction. *Computer methods in biomechanics and biomedical engineering: imaging & visualization*. 2022. С. 1–10. doi:10.1080/21681163.2022.2060866.
- [7] Agarwal A., Mishra V., Badal T. A comparative study of deep learning models for detecting pulmonary embolism. *Communications in computer and information science*. 2022. № 1528. С. 82–98. doi:10.1007/978-3-030-95502-1_7.
- [8] Lei W., Li H., Wang N. AANet: artery-aware network for pulmonary embolism detection in CTPA images. *Lecture notes in computer science*. 2022. № 13431. С. 473–483. doi:10.1007/978-3-031-16431-6_45.

[9] Bae K., Mody G., Balfe D. CT depiction of pulmonary emboli: display window settings. *Radiology*. 2005. № 236. С. 677–684. doi:10.1148/radiol.2362041558.

[10] Алиев Е. І., Городецька О. К. Способи попередньої обробки зображень КТ ОГК для діагностики тромбоемболії легеневої артерії. *Біомедична інженерія і технологія*. 2022. № 7. С. 69–80. doi:10.20535/2617-8974.2022.7.266771.

[11] Moore A., Wachsmann J., Chamarthy M. Imaging of acute pulmonary embolism: an update. *Cardiovascular diagnosis and therapy*. 2018. № 8. С. 225–243. doi:10.21037/cdt.2017.12.01.

[12] Gahramanova A. Locating centers of mass with image processing. *Undergraduate journal of mathematical modeling*. 2019. № 10. 1. doi:10.5038/2326-3652.10.1.4906.

REFERENCES

- [1] A. Surov, M. Akritidou & N. Bailis, "A new index for the prediction of 30-day mortality in patients with pulmonary embolism: the pulmonary embolism mortality score (PEMS)", *Angiology*, vol. 72, pp. 787–793, 2021. doi:10.1177/0003319721993346
- [2] R. Estrada-Y-Martin & S. Oldham, "CTPA as the gold standard for the diagnosis of pulmonary embolism", *International journal of computer assisted radiology and surgery*, vol. 6, pp. 557–563, 2011. doi:10.1007/s11548-010-0526-4
- [3] H. Huhtanen, M. Nyman & T. Mohsen, "Automated detection of pulmonary embolism from CT-angiograms using deep learning", *BMC medical imaging*, vol. 22, 2022, Art. no. 43. doi:10.1186/s12880-022-00763-z
- [4] S. Soffer, E. Klang & O. Shimon, "Deep learning for pulmonary embolism detection on computed tomography pulmonary angiogram: a systematic review and meta-analysis", *Scientific reports*, vol. 11, 2021, Art. no. 15814. doi:10.1038/s41598-021-95249-3
- [5] L. Ryan, J. Maharjan & S. Mataraso, "Predicting pulmonary embolism among hospitalized patients with machine learning algorithms", *Pulmonary circulation*, vol. 12, 2022, Art.no. e12013. doi:10.1002/pul2.12013
- [6] L. Oliveira, D. Escuissato & J. Clementin de Andrade, "A two step workflow for pulmonary embolism detection using deep learning and feature extraction", *Computer methods in biomechanics and biomedical engineering: imaging & visualization*, p. 1–10, 2022. doi:10.1080/21681163.2022.2060866
- [7] A. Agarwal, V. Mishra & T. Badal, "A comparative study of deep learning models for detecting pulmonary embolism", *Communications in computer and information science*, vol. 1528, pp. 82–98, 2022. doi:10.1007/978-3-030-95502-1_7
- [8] W. Lei, H. Li & N. Wang, "AANet: artery-aware network for pulmonary embolism detection in CTPA images", *Lecture notes in computer science*, vol. 13431, pp. 473–483, 2022. doi:10.1007/978-3-031-16431-6_45
- [9] K. Bae, G. Mody & D. Balfe, "CT depiction of pulmonary emboli: display window settings", *Radiology*, vol. 236, pp. 677–684, 2005. doi:10.1148/radiol.2362041558
- [10] E. I. Aliiev and O. K. Horodetska, "Chest computed tomography images pre-processing methods for diagnosis of pulmonary embolism", *Biomedical Engineering and Technology*, vol. 7, pp. 69–80, 2022. doi:10.20535/2617-8974.2022.7.266771
- [11] A. Moore, J. Wachsmann & M. Chamarthy, "Imaging of acute pulmonary embolism: an update", *Cardiovascular diagnosis and therapy*, vol. 8, pp. 225–243, 2018. doi:10.21037/cdt.2017.12.01
- [12] A. Gahramanova, "Locating centers of mass with image processing", *Undergraduate Journal of Mathematical Modeling*, vol. 10, 2019, Art. no. 1. doi:10.5038/2326-3652.10.1.4906

UDC 616.1 + 004.891.3

NEURAL NETWORKS USAGE FOR DIAGNOSIS OF PULMONARY EMBOLISM BASED ON THE CHEST COMPUTED TOMOGRAPHY IMAGES

Aliiev E.I., Master's Degree Student

bs11mp-aei-fbmi23@lil.kpi.ua

Horodetska O.K., Ph.D., Docent

o.nosovets@gmail.com

National Technical University of Ukraine
«Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute»
Kyiv, Ukraine

Abstract – Background. Pulmonary embolism (PE) is a thrombus occlusion of the pulmonary artery (PA), which transports venous blood from the heart to the lungs for oxygenation. As a result, the human body stops receiving a sufficient amount of oxygen and hypoxia occurs. With critical hypoxia caused by PE, the patient may die. Mortality from PE in case of incorrect diagnosis or lack of medical assistance within the first few hours reaches 50% of cases. With timely assistance and adequate treatment, the risk of death is reduced to 10%. Diagnosing PE is a difficult task because all symptoms are non-specific. Standard examination methods (ordinary laboratory tests, electrocardiography (ECG), chest X-ray) are useful only to exclude other pathologies. Computer tomography (CT) of the chest organs is a sensitive and specific method of diagnosis of PE. Automation of the analysis of data obtained with the help of chest CT can significantly speed up the diagnosis, which will contribute to the timely receipt of specific therapy and increase the patient's chances of survival.

Objective of study. The aim of the work is to create a model of a convolutional neural network for the analysis of chest CT images, which will allow diagnosing the presence of PE within a patient and classifying its type.

Methods. Images obtained with the help of chest CT with the usage of contrast enhancement visualize the trunk and branches of the PA in great detail. Analysis of these images can be performed using a convolutional neural network to look for specific signs of thrombosis and classify the case of PE (massive, left or right bundle branch, chronic). For recognition accuracy, it is additionally necessary to segment the PA area and contrast the image in a certain range.

Results. The built convolutional neural network model has high accuracy and specificity. The model showed 96,3% accuracy and 96,1% specificity on the training sample, 97,1% accuracy and 96,2% specificity on the test sample.

Conclusions. As a result of the work, a model of a convolutional neural network was obtained, which analyzes images obtained with the help of chest CT and diagnoses PE with high accuracy and determines its type.

Keywords – PE, pulmonary artery, thrombosis, computed tomography, images analysis, automation, convolutional neural network.