

ХЕРСОНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ТА ДИЗАЙНУ
КАФЕДРА ІНФОРМАТИКИ І КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

Пояснювальна записка
до дипломної бакалаврської роботи

на тему:

**«Застосування нейронних мереж для сегментації легень на комп'ютерно-
томографічних зображеннях пацієнтів з онкологічними захворюваннями»**

Виконав: студент 4 курсу, групи 4КН
спеціальності 122
«Комп'ютерні науки»
Деркач О.С.

Керівник Литвиненко В.І.
Рецензент: Рудакова Г.В.

Факультет

Кафедра

Рівень вищої освіти

Галузь підготовки

Освітньо-професійна програма

Спеціальність

Інформаційних технологій та дизайну

Інформатики і комп'ютерних наук

Перший (бакалаврський) рівень

12 «Інформаційні технології»

Комп'ютерні науки

122 «Комп'ютерні науки»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри ІКН,
д.т.н., професор

В.І. Литвиненко

« ____ » _____ 2025 року

ЗАВДАННЯ

НА ДИПЛОМНУ РОБОТУ

Деркача Олександра Сергійовича

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи: **«Застосування нейронних мереж для сегментації легень на комп'ютерно-томографічних зображеннях пацієнтів з онкологічними захворюваннями»**

2. Керівник роботи Литвиненко Володимир Іванович, доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри «Інформатики і комп'ютерних наук»

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затвердженні наказом ХНТУ від « 28 » січня 2025 року. № 162-с

3. Вихідні дані: Збір інформації про існуючі рішення сегментації медичних зображень на основі штучного інтелекту, порівняння та аналіз підходів до програмної реалізації алгоритму сегментації.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки: 1. Вступ, 2. Огляд літератури, 3. Методи та матеріали, 4. Реалізація та експериментальні результати, 5. Висновки та перспективи подальших досліджень.

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень): Рисунків – 63, Таблиць – 10

6. Консультанти розподілів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв
1.	Литвиненко В.І., д.т.н., професор, завідувач кафедри «Інформатики і комп'ютерних наук»	28.01.2025	20.02.2025
2.	Литвиненко В.І., д.т.н., професор, завідувач кафедри «Інформатики і комп'ютерних наук»	21.02.2025	14.03.2025
3.	Литвиненко В.І., д.т.н., професор, завідувач кафедри «Інформатики і комп'ютерних наук»	25.03.2025	18.04.2025
4.	Литвиненко В.І., д.т.н., професор, завідувач кафедри «Інформатики і комп'ютерних наук»	21.04.2025	10.05.2025.
5.	Литвиненко В.І., д.т.н., професор, завідувач кафедри «Інформатики і комп'ютерних наук»	11.05.2025	09.06.2025

7. Дата видачі завдання: 28.01.2025 р.

9. КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів дипломної роботи	Строки виконання етапів роботи	Примітка
1	Ознайомлення з літературою, опрацювання теорії	28.01.2025 – 07.02.2025	Виконано
2	Збір та аналіз вхідних даних	08.02.2025 – 14.02.2025	Виконано
3	Вибір інструментарію для розробки	15.02.2025 – 18.02.2025	Виконано
4	Розробка алгоритмів обробки дата-сету	19.02.2025 – 28.02.2025	Виконано
5	Розробка архітектури моделі	01.03.2025 – 10.03.2025	Виконано
6	Навчання, валідація та корегування гіперпараметрів моделі	11.03.2025 – 31.03.2025	Виконано
7	Тестування моделі	01.04.2025 – 15.04.2025	Виконано

Студент


(підпис)

Деркач О.С.

(прізвище та ініціали)

Керівник роботи

(підпис)

Литвиненко В.І.

(прізвище та ініціали)

ЗМІСТ

АННОТАЦІЯ.....	7
ABSTRACT.....	8
ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ.....	9
1. ВСТУП.....	10
1.1. Актуальність дослідження	10
1.2. Проблематика автоматизованої сегментації зображень.....	11
1.3. Використання нейронних мереж для аналізу медичних зображень ...	12
1.4. Мета та завдання дослідження.....	15
2. ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ	19
2.1. Методи сегментації медичних зображень	21
2.2. Класичні методи сегментації	23
2.3. Глибокі нейронні мережі для сегментації КТ-знімків.....	28
2.4. Застосування Python у медичній діагностиці.....	30
2.5. Аналіз існуючих рішень.....	32
3. МЕТОДИ ТА МАТЕРІАЛИ.....	34
3.1. Опис набору даних КТ-зображень.....	34
3.2. Фреймворки Python та допоміжні бібліотеки	35
3.3. Обрана архітектура нейронної мережі для сегментації.....	40
3.4. Методика тренування нейромережі.....	46
3.5. Метрики оцінки якості сегментації	49
4. РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ РЕЗУЛЬТАТИ	52
4.1. Попередня обробка зображень	52
4.2. Процес навчання та тестування нейронної мережі.....	63
4.3. Аналіз отриманих результатів	76

4.4. Візуалізація сегментованих зображень	81
4.5. Обговорення обмежень та можливих покращень.....	85
5. ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ	87
5.1. Основні висновки дослідження	87
5.2. Перспективи використання нейронних мереж	89
5.3. Напрями подальших досліджень та покращення моделі	91
СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ.....	92
ДОДАТОК А	94
ДОДАТОК Б.....	96
ДОДАТОК В.....	100
ДОДАТОК Г	102

АННОТАЦІЯ

Пояснювальна записка до кваліфікаційної роботи: 105 ст., 63 рисунки, 10 таблиць, 23 джерела.

Об'єкт дослідження

Дослідження зосереджене на процесі автоматизованої сегментації медичних зображень легень у пацієнтів, що страждають на онкологічні захворювання, з використанням глибоких нейронних мереж. Цей процес охоплює обробку КТ-знімків, побудову відповідних моделей машинного навчання та подальший аналіз результатів сегментації, спрямований на підвищення точності діагностики.

Предмет дослідження

До предмета дослідження входять методи та архітектури глибокого навчання, зокрема модель U-Net, а також використання технологічного стеку Python та таких фреймворків, як MONAI і PyTorch. Окрему увагу приділено методам попередньої обробки медичних зображень, розробці моделей нейронних мереж для задач семантичної сегментації, а також метрикам оцінки якості, серед яких Dice coefficient, IoU та Hausdorff Distance.

Мета дослідження

Метою цієї роботи є створення високоефективної та точної нейромережевої моделі для автоматизованої сегментації легень на комп'ютерно-томографічних знімках пацієнтів із діагностованим раком. Для досягнення цієї мети здійснюється аналіз сучасних підходів до сегментації, проєктування та реалізація архітектури моделі, її навчання на відкритих медичних наборах даних, а також оцінювання результатів із використанням релевантних метрик.

Ключові слова: сегментація зображень, глибоке навчання, нейронні мережі, медичні зображення, U-Net, Python, комп'ютерна томографія, рак легень, машинне навчання, автоматизація діагностики, штучний інтелект.

ABSTRACT

Explanatory Note to the Qualification Thesis: 105 pages, 63 figures, 10 tables, 23 sources.

Object of the Study

The research focuses on the process of automated segmentation of medical lung images in patients suffering from oncological diseases using deep neural networks. This process includes the handling of CT scans, the development of corresponding machine learning models, and further analysis of segmentation results aimed at improving diagnostic accuracy.

Subject of the Study

The subject of the study includes deep learning methods and architectures, in particular the U-Net model, as well as the use of the Python technology stack and frameworks such as MONAI and PyTorch. Special attention is given to preprocessing methods for medical images, the development of neural network models for semantic segmentation tasks, and quality evaluation metrics such as the Dice coefficient, IoU, and Hausdorff Distance.

Purpose of the Study

The goal of this work is to develop a highly efficient and accurate neural network model for the automated segmentation of lungs in computed tomography scans of patients diagnosed with cancer. To achieve this, the research involves the analysis of modern segmentation approaches, the design and implementation of the model architecture, its training on open medical datasets, and the evaluation of results using relevant metrics.

Keywords: image segmentation, deep learning, neural networks, medical imaging, U-Net, Python, computed tomography, lung cancer, machine learning, diagnostic automation, artificial intelligence.

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
AI	Artificial intelligence – штучний інтелект
GPU	Graphics Processing Unit – графічний процесор, використовується для пришвидшення обчислень.
IDE	Integrated Development Environment – інтегроване середовище розробки
MONAI	Medical Open Network for AI
VSCode	Visual Studio Code – середовище для програмування.
Дата-сет	Набір даних певного формату
КТ	Комп’ютерна томографія
МН	Машинне навчання
Модель (нейромережі)	Архітектура і параметри алгоритму навчання

1. ВСТУП

У сучасній медичній практиці інтелектуальні технології поступово стають невід'ємною складовою діагностичного процесу, зокрема у сфері медичної візуалізації та автоматизованої інтерпретації результатів. Особливо актуальним є застосування комп'ютерного зору для поглибленого аналізу зображень, отриманих під час комп'ютерної томографії (КТ). Це має особливе значення для ранньої діагностики онкологічних хвороб, зокрема раку легень – одного з найбільш розповсюджених і летальних видів онкології у світі.

Зі зростанням обсягу медичних зображень та даних загалом, виникає об'єктивна потреба у високоефективних інструментах, здатних швидко та точно їх обробляти й аналізувати. Глибокі нейронні мережі, такі як U-Net, відкривають нові горизонти у сфері точної сегментації анатомічних структур, значно полегшуючи роботу лікарів та покращуючи точність поставлених діагнозів.

У цій роботі представлено програмну реалізацію моделі для сегментації легень на КТ-знімках пацієнтів із підтвердженим онкологічним діагнозом. Запропоноване рішення побудоване на основі методів глибокого навчання та реалізоване із застосуванням сучасного технологічного інструментарію – зокрема Python, PyTorch і бібліотеки MONAI. Це забезпечує не лише високу точність, а й робить систему придатною до інтеграції в реальні клінічні умови або до використання в медичних науково-дослідних центрах.

1.1. Актуальність дослідження

Проблема своєчасного виявлення онкологічних хвороб належить до найнагальніших викликів у сфері світової охорони здоров'я. Зокрема, рак легень часто виявляється на пізніх стадіях, коли ефективність терапії значно знижується. Автоматизована сегментація КТ-знімків за допомогою нейронних мереж дозволяє точно виокремлювати зони легень або новоутворень, що суттєво підвищує як швидкість, так і достовірність діагностики.

Сучасні алгоритми глибокого навчання демонструють високу результативність при обробці медичних зображень. Створення спеціалізованих програмних інструментів для автоматичної сегментації сьогодні є вкрай актуальним як для клінічної практики, так і для наукових досліджень.

1.2. Проблематика автоматизованої сегментації зображень

У спробах якісно навчитись сегментувати зображення було розроблено чимало методів та підходів які б гарантували ефективну та надійну систему вирішення такої складної задачі як навчити комп'ютер сприймати світ як це роблять люди. Попри активний розвиток технологій, завдання ефективної та точної сегментації все ще залишається складною проблемою.

Основними складнощами створення надійної системи сегментації є два фундаментальні питання:

- **Як визначити, що є «значущим регіоном»?**

Через відсутність однозначного трактування візуальної інформації серед людей, виникає невизначеність щодо того, які саме елементи зображення є об'єктами, а які – фоном. Людське сприйняття залежить від контексту, досвіду, інтерпретацій та мети аналізу. У свою чергу, комп'ютерні алгоритми часто не мають такого гнучкого та інтуїтивного розуміння зображення. Наприклад, одна і та ж анатомічна структура може мати різну форму або інтенсивність на зображеннях різних пацієнтів або при зміні параметрів сканування, що значно ускладнює розпізнавання.

- **Як якісно відобразити об'єкт на зображенні для стабільної сегментації?**

Досягнення повторюваного та передбачуваного результату сегментації без втручання користувача – ще одна значуща проблема. Навіть за наявності попередніх знань або шаблонів, більшість алгоритмів вимагають ретельного налаштування або анотацій. Маленькі варіації в якості зображення, шум,

артефакти, перекриття об'єктів або відсутність чітких меж між структурами можуть призвести до суттєвих помилок в результатах сегментації.

У відповідь на ці виклики дослідники й інженери розробили велику кількість методів та архітектур, які намагаються подолати згадані проблеми і наблизити машинне бачення до рівня людського сприйняття. Від простих алгоритмів на основі порогових значень до складних глибоких нейронних мереж – усі ці підходи формують основу сучасних систем сегментації.

1.3. Використання нейронних мереж для аналізу медичних зображень

Нейронні мережі – це математичні моделі, які імітують роботу людського мозку. Вони навчаються на великих обсягах даних і здатні аналізувати та інтерпретувати інформацію, виявляючи в ній закономірності. У медицині такі системи особливо корисні, бо вміють працювати зі складними, багатовимірними й не завжди однорідними даними – наприклад, з медичними зображеннями, результатами аналізів чи генетичними профілями.

Один з найпоширеніших напрямів – аналіз медичних знімків. Згорткові нейронні мережі (CNN) показують високу точність у виявленні та класифікації патологій на КТ, МРТ, рентгенах чи УЗД. Вони здатні автоматично розпізнавати злоякісні новоутворення, оцінювати стан легень і серця, сегментувати органи й тканини. Це не лише підвищує точність діагнозу, а й значно скорочує час, який лікар витрачає на перегляд знімків.

Інший напрям – аналіз послідовних медичних даних, як-от електрокардіограми, енцефалограми чи історії хвороб. Тут застосовують рекурентні нейронні мережі (RNN) та трансформери. Вони можуть не тільки прогнозувати перебіг хвороб, а й оцінювати ризики ускладнень, виявляти зміни у фізіологічних показниках, які могли б лишитися непоміченими під час звичайного аналізу.

Нейронні мережі також відіграють помітну роль у персоналізованій медицині. Враховуючи геном пацієнта, медичний анамнез, стиль життя й результати обстежень, глибинні моделі здатні формувати індивідуальні рекомендації щодо лікування, добирати оптимальні ліки й прогнозувати реакцію організму на конкретні препарати. Це відкриває нові можливості для прецизійної медицини, у якій кожна людина розглядається як унікальна біологічна система.



Рисунок 1.1 – Шляхи застосування медичних даних

Сегментація зображень за допомогою моделей нейронних мереж

Сегментація зображень на основі машинного навчання є ключовим інструментом у комп'ютерному зорі, що дозволяє комп'ютерам інтерпретувати зображення на глибшому рівні. На відміну від класичних методів, що покладалися на ручне виділення ознак (кольорових, текстурних або геометричних), архітектури глибокого навчання здатні самостійно навчатися релевантних ознак із великих обсягів анотованих даних.

Для так званих задач «семантичної» та «об'єктної» сегментації використовуються спеціалізовані архітектури, які поєднують ієрархічне зниження роздільної здатності з наступним її відновленням, що забезпечує збереження просторового контексту й точність локалізації. Але що є семантичною та об'єктною сегментацією?

Семантична сегментація полягає в тому, що кожен піксель зображення класифікується відповідно до належності до певного класу об'єктів. Наприклад, на медичному знімку всі пікселі, що відображають легені, будуть віднесені до одного класу, незалежно від того, чи це права чи ліва легеня. Алгоритми глибокого навчання в цьому випадку враховують колір, текстуру, форму та інші характеристики пікселів для формування сегментаційної мапи. Такий підхід дозволяє здійснювати глибокий аналіз структури зображення, однак не диференціює окремі об'єкти одного класу. Це особливо корисно у випадках, коли важлива саме наявність або відсутність певного типу тканини або органу.

На рисунку 1.2 ліворуч зображено приклад семантичної сегментації, де зелений колір позначає всі пікселі, які відповідають класу «пухлина».

Сегментація об'єктів іде далі у своєму підході: вона не лише розпізнає класи об'єктів, а й виділяє кожен окремий екземпляр всередині одного класу. Цей метод дозволяє, наприклад, розпізнати не просто факт наявності kota на зображенні, а ідентифікувати кожного з кількох присутніх котів окремо. У результаті формується мапа, де кожен об'єкт позначено як унікальний екземпляр, навіть якщо він належить до того ж самого класу. Такий підхід особливо цінний у системах відеоспостереження або автономного водіння.

На рисунку 1.2 праворуч продемонстровано результат об'єктної сегментації, де крім класу «пухлина» (зелений), виокремлено ще й інші анатомічні структури – «легені» (синій) та «серце» (червоний), кожна з яких має власні межі та ідентифікатори.

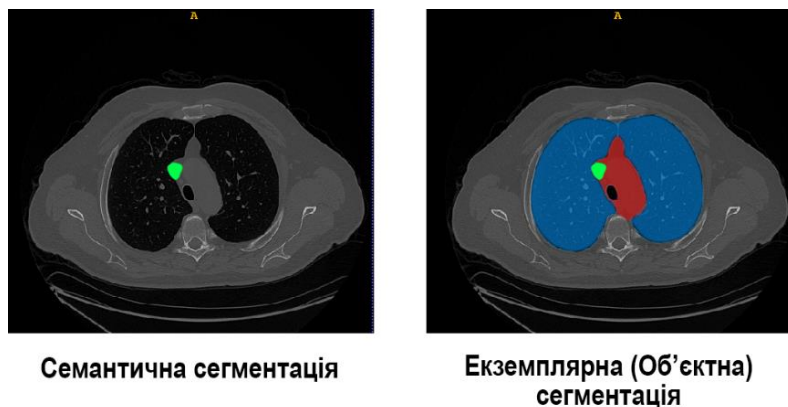


Рисунок 1.2 – Семантична та Об'єктна сегментація

1.4. Мета та завдання дослідження

Метою цього дослідження є створення ефективної програмної моделі, що базується на нейронних мережах, для автоматизованої сегментації легень на комп'ютерно-томографічних знімках пацієнтів з онкопатологією. Важливо, щоб така модель демонструвала високу точність, швидкодію та стабільну роботу за умов різної якості вхідних даних.

Загальна характеристика завдання

Основна мета завдання полягає у створенні ефективної та точної системи автоматичної сегментації легеневих структур, яка зможе працювати з різноманітними КТ-зображеннями пацієнтів з онкологічними захворюваннями (приклад знімку на рисунку 1.3)

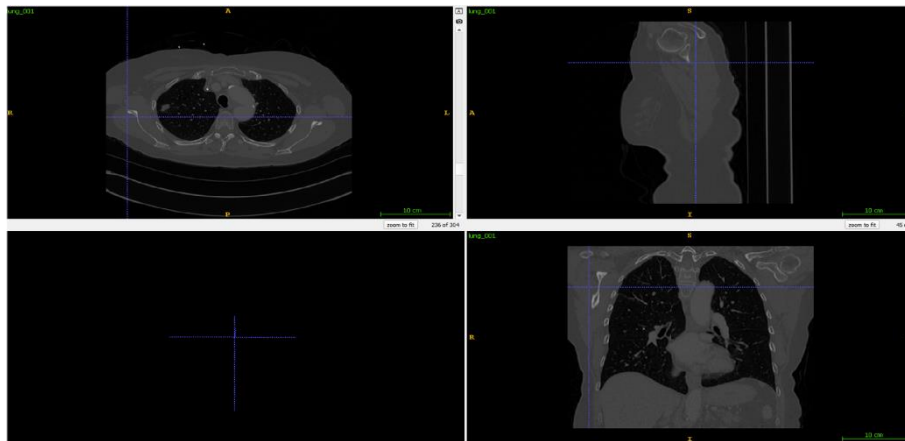


Рисунок 1.3 - Тривимірний знімок сегменту людського тулубу

Особливість таких зображень полягає у наявності патологічних змін тканин, які ускладнюють процес сегментації традиційними методами або/та є важкими для розпізнавання спеціалістами на ранніх стадіях розвитку пухлин. Нейронні мережі, зокрема архітектури типу U-Net, Mask R-CNN та інші моделі глибокого навчання, демонструють значний потенціал для вирішення цієї проблеми завдяки їхній здатності виявляти складні патерни та адаптуватися до варіативності даних.

Завдання передбачає збір та підготовку набору даних КТ-зображень пацієнтів з онкологічними захворюваннями легень, розробку архітектури нейронної мережі, її навчання та оптимізацію, а також валідацію результатів з використанням метрик, що відображають якість сегментації. На рисунках 1.4 та 1.5 ви можете ознайомитись з планом завдання та його етапами розробки за фреймворком MONAI та бібліотекою PyTorch Lighting.

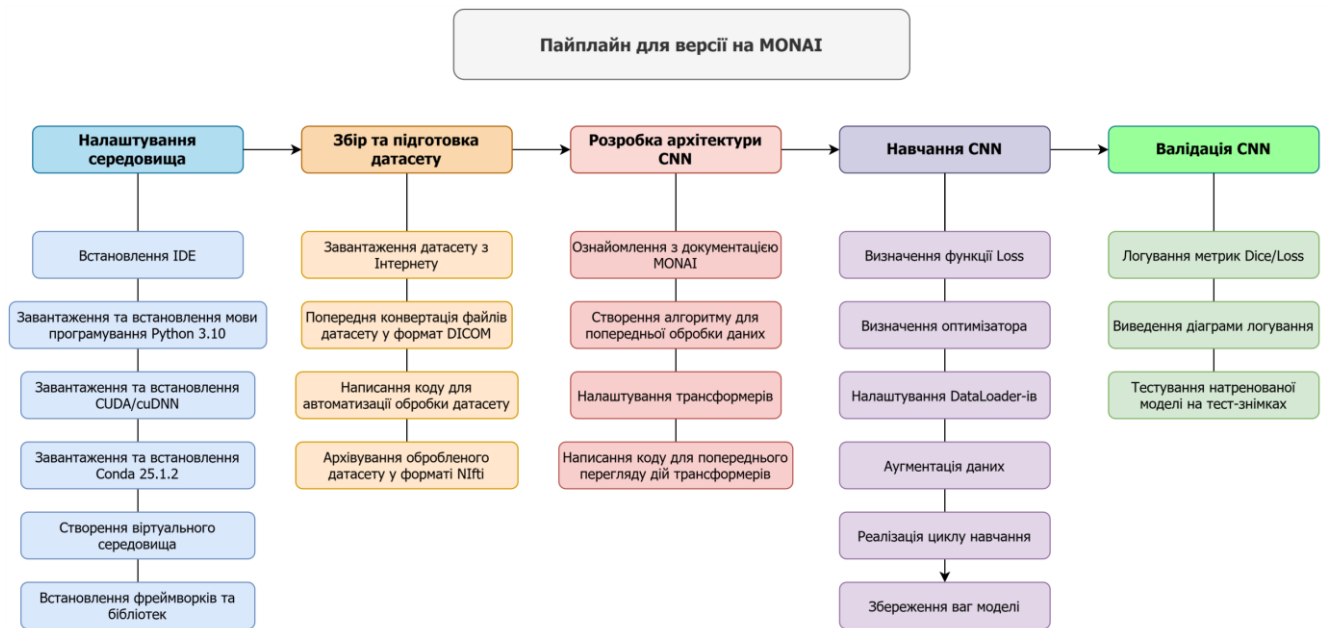


Рисунок 1.4 – Процес реалізації завдання для варіанту з MONAI

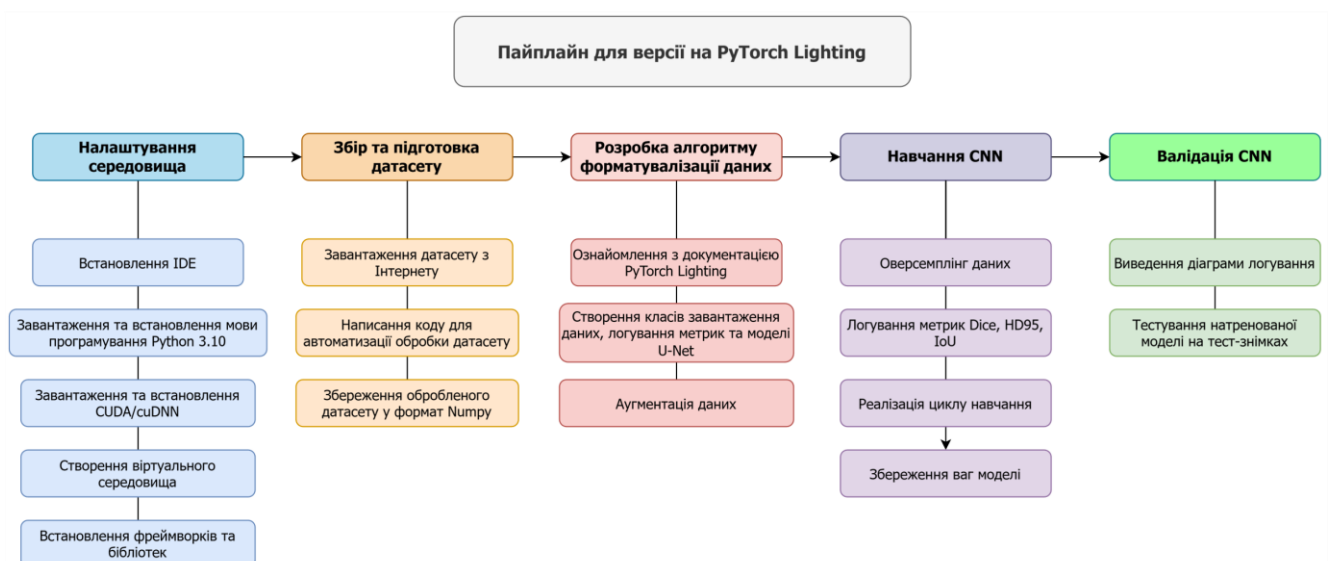


Рисунок 1.5 – Процес реалізації завдання для варіанту з PyTorch Lighting

Очікуваний цільовий результат

Очікуваним результатом роботи розроблюваної моделі є автоматична сегментація медичних зображень, яка полягає у точному виявленні та ізоляції анатомічної структури ракової пухлини легень на знімках медичної візуалізації, таких як КТ. Модель повинна повертати маску сегментації, в якій кожному пікселю або вокселю вхідного зображення відповідає клас, до якого він належить. У даному випадку мова йде про бінарну класифікацію пухлини. Усе що сегментовано – клас пухлини, усе інше – фон.

З технічної точки зору, модель повинна навчитися перетворювати зображення вхідного формату довільного розміру у масив уніфікованого розміру, але з каналами, які містять ймовірності належності пікселів до конкретних класів. Після застосування функції калібрування логітів, модель повинна видавати прогнозовану маску, яка потім може бути порівняна з «еталонною» маскою.

Очікується, що модель буде здатна:

I. Генерувати точну маску сегментації, яка добре відповідає «еталонній масці». Це передбачає досягнення високих показників за різними метриками. Наприклад, для якісної моделі допустимим вважається «Dice score» > 0.9 для бінарної задачі.

II. Демонструвати стійкість до варіацій у даних, таких як зміни контрастності, шум, відмінності в типі сканера, наявність артефактів або часткова втрата даних. Це важливо для забезпечення узагальненості моделі, її здатності працювати на нових, раніше не бачених зображеннях різного походження.

III. Працювати в реальному або майже реальному часі, що має критичне значення для застосування в клінічній практиці. Зокрема, час обробки одного зображення натренованої моделі повинен бути в межах однієї хвилини, що потенційно дозволить інтегрувати модель у автоматизовані діагностичні комплекси або програмне забезпечення для підтримки прийняття рішень лікарем.

IV. Мати можливість візуалізації результатів сегментації. Накладання маски на зображення, побудова об'ємної реконструкції або виведення контурів в інтерфейсі користувача.

Об'єкт дослідження

Процес автоматизованої сегментації комп'ютерно-томографічних зображень легень пацієнтів із онкологічними захворюваннями з використанням глибоких нейронних мереж.

Предмет дослідження

Архітектури глибокого навчання, зокрема модель U-Net, технології реалізації програмних рішень для медичної сегментації, методи попередньої обробки зображень, аугментація даних, використання спеціалізованих фреймворків для медичних AI-систем, а також метрики оцінки якості сегментації.

Наукова новизна отриманих результатів

Основу моделі становить архітектура U-Net, адаптована до особливостей медичних зображень. Реалізація здійснена із застосуванням сучасних бібліотек MONAI та PyTorch Lightning. Використано поєднання класичних технік аугментації з бібліотеками medpy та imgaug для покращення генералізаційної здатності моделі. Досягнуто точності сегментації вище 80% за показником DSC, що частково відповідає клінічним вимогам.

Апробація

Деркач О.С., Литвиненко В.І. «Application of deep neural network U-Net for segmentation of lung computed tomography images». Матеріали міжнародної науково-практичної інтернет-конференції «Тенденції та перспективи розвитку науки і освіти в умовах глобалізації» 30 квітня 2025 р., (Університет Григорія Сковороди в Переяславі)