МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ В. Н. КАРАЗІНА
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ КОМП'ЮТЕРНОЇ ФІЗИКИ ТА ЕНЕРГЕТИКИ

Кафедра комп`ютерної фізики

ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА

до кваліфікаційної роботи
за освітньо-кваліфікаційним рівнем магістр

«Двохрівневий алгоритм використання нейронної мережі для визначення ступеня остеопорозу»

Виконала: студентка 2 курсу, групи НФ-64
Моргун О. О.
спеціальність:
105 Прикладна фізика та наноматеріали
освітня програма: комп`ютерна фізика
Керівник: ст.викладач Віхтинська Т. Г.

Рецензент:

Харків – 2023

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна

Навчально-науковий інститут комп'ютерної фізики та енергетики
Кафедра комп'ютерної фізики
Рівень вищої освіти (освітньо-кваліфікаційний рівень) магістр
Спеціальність 105 Прикладна фізика та наноматеріали
Освітня програма: Комп'ютерна фізика

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Костянтин НЄМЧЕНКО

підпис

"____"_____2023 року

З А В Д А Н Н Я
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Моргун Олександра Олегівна

1. Тема роботи «Двохрівневий алгоритм використання нейронної мережі для визначення ступеня остеопорозу» керівник роботи: Віхтинська Тетяна Геннадіївна, старший викладач. Затверджено наказом по університету від 20 січня 2023 року № 4201–05/163.
2. Строк подання студентом роботи 19.05.2023
3. Перелік питань, які потрібно вирішити:

1) Вивчити основні алгоритми використання нейронних мереж для сегментації медичних зображень;

2) Вивчити основні методи визначення ступеня остеопорозу, особливо рентгенівський морфометричний метод;

3) Розробити програму порівняння реальних зображень з передбаченнями навченої нейронної мережі;

4) Дослідити використання стандартної згортувальної нейронної мережі для сегментації хребців хребта;

5) Запропонувати власну схему дворівневого алгоритму використання нейронної мережі для визначення ступеня остеопорозу;

6) Дослідити використання дворівневого алгоритму нейронної мережі для сегментації хребців хребта та визначення ступеня остеопорозу.

4. План роботи

№ з/п	Назви етапів роботи
1	Вибір теми.
2	Затвердження теми на кафедрі
3	Робота над літературою та іншими джерелами
4	Збір фактичного матеріалу для створення вступу та першого розділу
5	Підготовка матеріалів для другого розділу
6	Постановка задач, їх розв’язання та представлення результатів. Формування третього розділу
7	Формулювання висновків та формування списку цитованої літератури
8	Підготовка усної доповіді та представлення диплому науковому керівнику
9	Ознайомлення з відгуком, рецензією, внесення остаточних виправленню, підготовка до захисту
10	Представлення роботи на попередньому захисті, остаточне корегування презентації та докладу.
11	Захист дипломної роботи

5.Дата видачі завдання

Студент _____ Олександра МОРГУН
підпис

Керівник роботи _____ Тетяна ВІХТИНСЬКА
підпис

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ ТА АБРЕВІАТУР

ОП – остеопороз;

МЩКТ – мінеральна щільність кісткової тканини;

НМ – нейронна мережа;

ШНМ – штучна нейронна мережа;

КЗ – комп’ютерний зір;

ЗНМ – згорткова нейронна мережа

РЕФЕРАТ

Олександра Моргун «Двохрівневий алгоритм використання нейронної мережі для визначення ступеня остеопорозу»
Кваліфікаційна робота магістра з прикладної фізики. – Х. Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна, 2023. – 84 с.

Мета дипломної роботи полягала в розробці програмного забезпечення та алгоритму для виявлення остеопорозу на рентгенографічних зображеннях грудної клітини людини. В роботі були використані методи нейронних мереж для сегментації зображень. Вперше було представлене використання методу дворівневої нейронної мережі для визначення форми тіла хребця в 2D рентгенівських зображеннях з низьким контрастом, високим рівнем шуму і розмиттям. Розроблено алгоритм для визначення форми та індексів тіла хребця. Такий підхід дозволяє значно підвищити коефіцієнт Dice, а відтак робити діагностування не тільки для ідеальних рентгенівських зображень. Отриманий в дипломній роботі результат може бути використаний в діючому рентгенодіагностичному обладнанні для автоматичного діагностування ступеня остеопорозу без проведення додаткових досліджень.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: ОСТЕОПОРОЗ, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ,НЕЙРОНА МЕРЕЖА, СЕГМЕНТАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ, РЕНТГЕНІВСЬКА МОРФОМЕТРІЯ, ІНДЕКС ТІЛА ХРЕБЦЯ, КОЕФІЦІЄНТ DICE

ABSTRACT

Alexandra Morgun "Two – level algorithm for using a neutral network to determine the degree of osteoporosis "

Master's qualification work in applied physics. – Kh.: V. N. Karazin Kharkiv National University, 2023. – 84 p.

The aim of the thesis was to develop software and an algorithm for detecting osteoporosis on X-ray images of the human chest. The work used neural network methods for image segmentation. For the first time, the use of a two-level neural network method to determine the shape of the vertebral body in 2D X-ray images with low contrast, high noise and blur was presented. An algorithm was developed to determine the shape and indices of the vertebral body. This approach makes it possible to significantly increase the Dice coefficient, and therefore diagnose not only for ideal X-ray images. The result obtained in the diploma work can be used in the current X-ray diagnostic equipment for automatic diagnosis of the degree of osteoporosis without additional research.

KEY WORDS: OSTEOPOROSIS, ARTIFICIAL INTELLIGENCE, NEURAL NETWORK, IMAGE SEGMENTATION, X-RAY MORPHOMETRY, DICE COEFFICIENT

ЗМІСТ

ВСТУП 8

1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ 10

1.1. Хребетний стовп та хребці загальна характеристика 10

1.2. Остеопороз 13

1.3. Методи діагностики захворювань хребтового стовпа людини 18

1.4. Рентгенівська морфометрія 32

Висновок до розділу 35

2. НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ ТА КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР 36

2.1. Вступ в теорію нейронних мереж 36

2.2. Комп'ютерний зір та згорткові нейронні мережі 48

2.3. Сегментація зображень 53

2.4. U-Net 58

2.5. Коефіцієнт Dice 60

Висновок до розділу 62

3. РОЗРОБКА АЛГОРИТМІВ ТА ЇХ ПРАКТИЧНЕ ЗАСТОСУВАННЯ 63

3.1. Дослідження використання однорівневої нейронної мережі для визначення форми хребця хребта 63

3.2. Використання двохрівневої нейронної мережі для визначення форми хребця хребта 68

Висновок до розділу 80

ВИСНОВКИ 81

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ 82

ВСТУП

Актуальність теми. На сьогоднішній день проблема остеопорозу є все більш актуальною, особливо з урахуванням старіння населення. За статистичними даними понад 200 мільйонів людей по всьому світу страждають від остеопорозу. За невтішними прогнозами з кожним наступним роком ця кількість буде лише зростати. Дане захворювання призводить до крихкості кісток через зменшення мінеральної щільності кісткової тканини, та, як наслідок призводить до збільшення ризику переломів. Зазвичай остеопороз може не проявляти будь-які клінічні прояви на початку перебігу хвороби та людина може навіть не здогадуватися про його наявність. Виявлення остеопорозу на початкових стадіях дозволить розпочати лікування пацієнта з добрими перспективами одужання. Існує безліч різних методів визначення ступеня остеопорозу, у тому числі рентгенівський морфометричний метод. Цей метод вимагає велику кількість затраченого часу лікарем рентгенологом через велику кількість пацієнтів та при непрофільних дослідженнях не виконується. Запропонований у даній дипломній роботі алгоритм двохрівневого використання згорткової нейронної мережі дозволить в автоматичному режимі, коли лікар рентгенолог проводить діагностику захворювань органів відділу грудної клітини і немає часу на рентгенівську морфометрію, вказати на можливе захворювання остеопорозом.

Для досягнення поставленої **мети** дипломної роботи – визначення форми тіл хребців з використанням двохрівневої згорткової нейронної мережі для діагностування ступеня остеопорозу, було визначено такі **задачі**:

1) Вивчити основні алгоритми використання нейронних мереж для сегментації медичних зображень;

2) Вивчити основні методи визначення ступеня остеопорозу, особливо рентгенівський морфометричний метод;

3) Розробити програму порівняння реальних зображень з передбаченнями навченої нейронної мережі;

4) Дослідити використання стандартної згорткової нейронної мережі для сегментації хребців хребта;

5) Запропонувати власну схему дворівневого алгоритму використання нейронної мережі для визначення ступеня остеопорозу;

6) Дослідити використання дворівневого алгоритму нейронної мережі для сегментації хребців хребта та визначення ступеня остеопорозу.

Об’єкт дослідження.

Нейронні мережі в задачах сегментації рентгенівських зображень.

Предмет дослідження.

Нові методи визначення контурів хребців на рентгенівських зображеннях грудної клітини з метою визначення форми та обчислення індексів хребця для діагностування ступеня остеопорозу.

Методи дослідження.

Дворівнева згорткова нейронна мережа для сегментації зображень та програмне забезпечення, яке дозволяє визначати форму та індекси тіла хребця.

Наукова новизна одержаних результатів.

Вперше було представлене використання методу дворівневої нейронної мережі для визначення форми тіла хребця в 2D рентгенівських зображеннях з низьким контрастом, високим рівнем шуму і розмиттям та розроблено алгоритм пошуку розмірів тіла хребця.

Практичне значення отриманих результатів:

Отриманий в роботі алгоритм та результати можуть бути використані в діючому рентгенодіагностичному обладнанні для діагностування ступеня остеопорозу.

Структура і обсяг роботи. Магістерська робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків. Загальний обсяг роботи становить 84 сторінки, із них 74 сторінки основного тексту сторінок, 53 рисунків за текстом, 4 таблиці, список використаних джерел із 35 найменування на 3 сторінках.

1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ

1.1. Хребетний стовп та хребці загальна характеристика

Хребет – це найголовніша підтримуюча вісь скелета людини, що допомагає поєднувати сукупність кісток, які потрібні для опори голови та слугують місцем прикріплення ребр і м’язів спини та шиї [1,2,3,4].

Хребетний стовп дозволяю людині утримувати тіло в вертикальному положенні, робити рухи, згинатися, лежати та є підтримкою для усього організму. Цей складний механізм нашого тіла здатний виконувати рухову, захисну та опорну функцію. Стовп допомагає нашому організму працювати, як єдина злагоджена система. Якщо подивитися на будову хребта можна побачити, що за своєю структурою він складається з 33 хребців (23 вільних перекрижових хребців та 10, що зрослися в крижовий та куприковий відділ) [1,2,3,4].

Хребці є опорними, маленькими блоками хребтового стовпа людини. Вони прогресивно збільшуються від шийного відділу до поперекового відділу. Більш детальний аналіз будови показує, що кожен окремий хребець має отвір у центрі. Тому при накладанні одного на інший хребець можна побачити порожня трубка, яка слугує підтримкою спинного мозку та його декілька тисяч нервових закінчень. Також важливо обговорити таке поняття, як міжхребцевий диск. Диск представляє собою гелеподібну подушку, яка розташована між кістками та допомагає зменшити тертя між ними. Загалом хребет також включає багато компонентів в своїй архітектурі: зв’язки, сухожилля за допомогою, яких м’язи кріпляться до хребців та фасеткові суглоби. Ці суглоби згуртовують хребці між собою та забезпечують їх рух один відносно іншого. Важливо також зазначити, що артеріальне постачання тіл хребців відбувається від артеріальних гілок, що проходять вздовж бічних країв хребця, живлячи його тіло, епідуральний простір та виходить з нервових корінців. В діагностиці лікарі розглядають та аналізують сегмент хребта (Рис. 1.1.) для розуміння, як працює цей єдиний та непохитний механізм. Частинка кожного хребця повинна працювати, як годинник, щоб вся система працюючи разом забезпечувала доволі міцний

стрижень для усього організму та рух. Під час злагодженої праці усіх сегментів утворюється міцна структура – хребетний стовп. Після обговорення загальних понять можна почати аналіз більш детально будови хребетного стовпа.

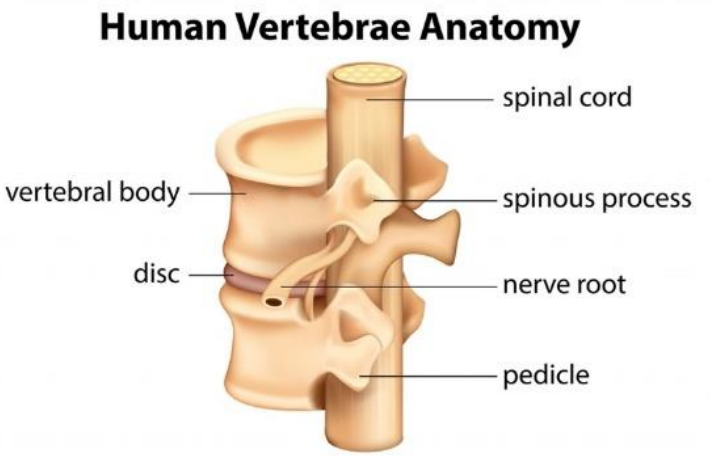


Рис. 1.1. Сегмент хребця

Хребетний стовп людини включає в собі такі відділи:

- Шийного відділу;
- Грудного;
- Поперекового;
- Крижового;
- Куприкового відділу.

Шийний відділ складається з 7 різних за розмірами сегментів розташовані з верху до вниз. Самий перший хребець унікальний за своєю архітектурою. У С2-С6 хребетна артерія проходить через поперечний отвір та не може бути зміщена. Грудний відділ складається з 12 міцних хребців Т1-Т12. На Рис. 1.2 можна побачити меншу варіацію форми грудного відділу хребта зверху вниз ніж у шийному. Варіації розміру є дуже великими та становлять приблизно 2 рази від Т1 до Т12. Хребці мають з’єднання з ребрами з кожного боку, при цьому зв’язки прикріплюють головки ребр до тіл хребців. Проте грудні хребці відрізняються не тільки за розміром та і за формою ніжок. Найбільшими хребцями є поперекові. Їх нараховують 5 штук та позначають L1-L5. Орієнтація

ніжки відрізняється від L1 до L5. Крижі та куприк завдяки собі утворюють нижній кінець хребта людини. Це все складається з зрошених 5 сегментів. Нижній поперековий відділ об'єднується з крижовою кісткою зверху через диск L5-S1. Розмір крижової кістки значно більше ніж розмір хребця, тому під час перелому для нарощування потрібно значно більше цементу, щоб заповнити область перелому [1,2,3,4].

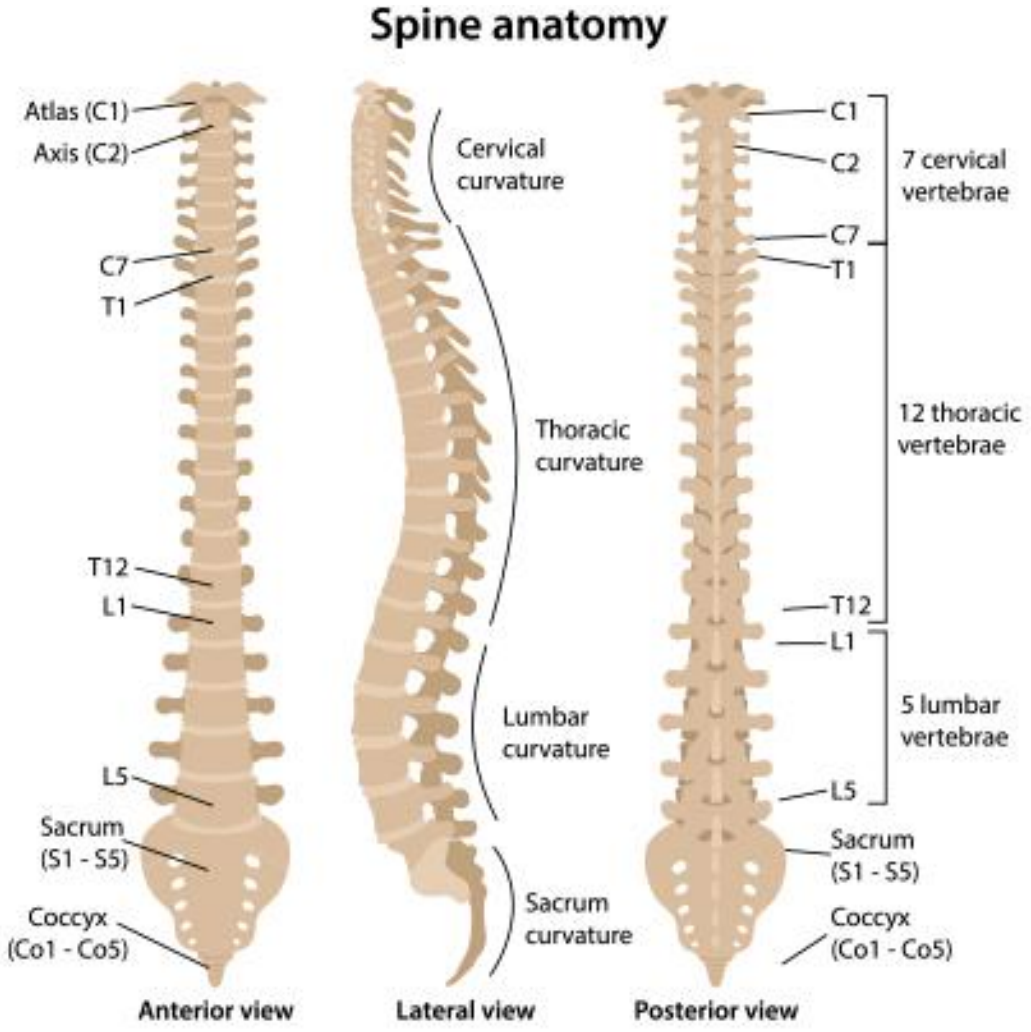


Рис. 1.2. Будова хребта людини

Зазвичай, якщо немає патологій та особливостей розвитку опорно-рухової системи, хребет здорової людини має S-подібний вигин. Якщо подивитися на бічну проекцію хребта, бачимо в нормі лордоз у шийному та поперековому відділі та кіфоз у грудному та крижовому відділі. Ці варіації

кривизни дуже важливі, адже впливають на розташування окремого хребця та критичних компонентів хребта. Наша постава напряму залежить від величини цього вигину. Сидяча робота, погане незбалансоване харчування та відсутність фізичного навантаження погано впливають на формування здорової опорно-рухової системи людини. Людина через постійні фізичні та розумові навантаження починає погано слідкувати за своїм здоров'ям, що призводить до травм та інших захворювань організму. Потрібно звертатися за допомогою при перших проявах поганого самопочуття, адже завжди краще лікуватися на початковій стадії. Для корегування постави використовують спеціальні лікувальні вправи та комплекс вітамінів за призначенням лікаря [1,2,3,4].

1.2. Остеопороз

Остеопороз – це хвороба опорно-рухової системи людини, внаслідок, якого відбувається зменшення щільності кісткової тканини та погіршення її структури. Хвороба призводить до крихкості кісток та збільшує ризик переломів навіть при незначних травмах хребта [5,6,7,8,9].

До незначної травми можна віднести падіння людиною з висоти власного зросту.

Наразі найпоширенішими захворюваннями людства є: рак, сахарний діабет, автоімунні захворювання, а також кісткова редукція – остеопороз (Рис. 1.3.). Це захворювання може мати безліч причин виникнення. Руйнування кісткової тканини зазвичай відбувається без будь-яких клінічних проявів. Людина може роками хворіти на остеопороз і навіть не підозрювати про його вплив на свій організм. Якщо проаналізувати дані, за оцінками понад 200 мільйонів людей страждають від тихої хвороби [5]. Згідно з останніми статистичними даними Міжнародного фонду остеопорозу, у всьому світі 1 з 3 жінок у всьому світі старше 50 років та 1 з 5 чоловіків страждають від остеопоротичних переломів .

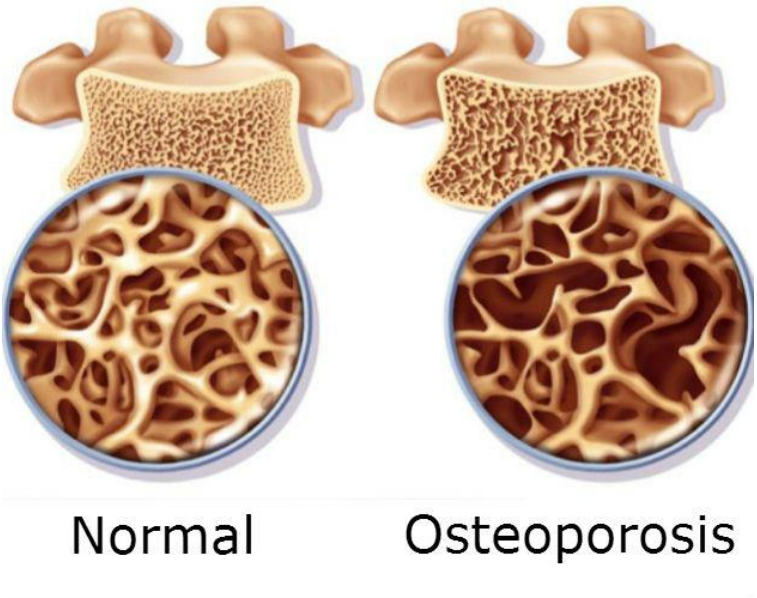


Рис. 1.3. Остеопороз кісток

Як відомо, ОП призводить до: переломів дистального відділу передпліччя, проксимального відділу стегнової кістки та проксимального відділу плечової кістки. Винятком можуть слугувати: пальці рук та ніг людини та кістки черепа, що пов’язані з звичайними травмами, а не з зміненням мінеральної щільності кісткової тканини. У людей, що хворіють на кісткову редукцію переломи є досить поширеними та значно обмежують рухову функцію [7,8,9,10]. На Рис. 1.4 можна побачити, які стадії проходить кістка від здорової до тяжкої форми остеопорозу Серед проявів нестачі мінеральної щільності кісткової тканини можна виділити:

- біль у спині, який може виникнути через переломи або зруйнування хребців;
- зменшення зросту;
- згорблена постава;
- дуже ламкі кістки;
- порушення ходи;
- втрата ваги;
- наявність печії;
- швидка втомленість;

- біль в суглобах.

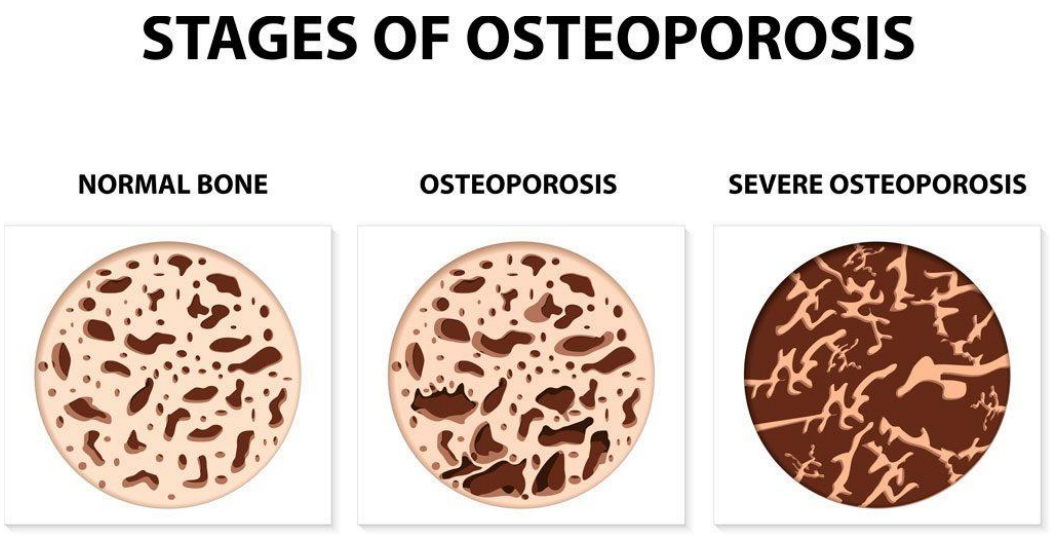


Рис. 1.4. Стадії розвитку остеопорозу кісток

В організмі людини процес відновлення кісток відбувається кожного дня – руйнація непотрібних старих кісток, а потім утворення нових більш міцних. В молодому організмі процеси створення кісткової тканини відбувається набагато швидше ніж руйнування, а також збільшується кісткова маса та МЩКТ. Однак, з роками кісткова маса втрачається швидше ніж в молодому віці. До основних чинників ризику розвитку недуга належать:

- стать;
- вік;
- етнічні особливості;
- генетична хвороба;
- індекс маси тіла людини;
- дефіцит кальцію в організмі;
- малорухливий спосіб життя;
- наявність ендокринних захворювань;
- наявність онкологічних захворювань;
- погані звички (куріння та вживання алкоголю).

Захворювання можна поділити на два типи (Рис.1.5.): первинний та вторинний остеопороз [7,8,9].

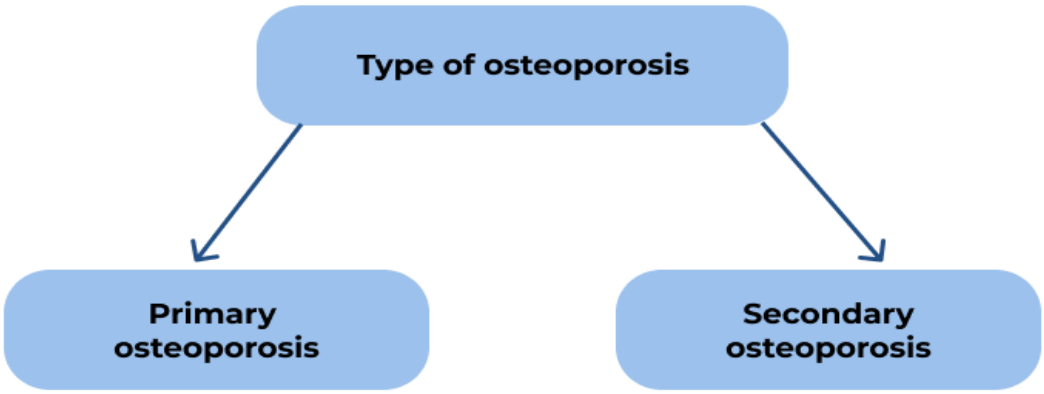


Рис. 1.5. Типи остеопорозу людини

Первинний поширений серед жінок в постменопаузальний період (менструальний цикл закінчується), чоловіків старше 40 та дітей молодше 18 років.

Симптоми вторинного ОП подібні до первинного, але виникає в результаті певних захворювань: гіпертиреоз або гіперпаратиреоз, лейкемія та інші [7,8,9]. Вживання певних лікарських засобів також призводить до вторинного остеопорозу, а саме:

- кортикостероїди (інгаляційні, або пероральні, що вживалися пацієнтом більше 6 місяців);
- інгібітори ароматази (використовуються для лікування раку молочної залози);
- препарати для лікування ендокринних захворювань.

Вторинний ОП досить поширений серед людей будь-якого віку. Проте, стан захворювання прогресує в 4 стадіях, від менш вразливої до найбільш серйозної форми прояву. Кістки з кожною новою стадією стають більш ламкими, що призводить до переломів. Випадкові переломи хребців, показуються, як ті хребці, що мають високий ступінь деформації на

контрольних рентгенограмах. Тяжкість попередніх отриманих переломів хребців хребтового стовпа людини є важливою прогностичною змінною [6-11].

На графіку (Рис. 1.6.) зображено, як щільність кісткової тканини стегна зменшується з віком. Одиницями слугують стандартизована МЩКТ в (мг/см^2) [11]. Лініям на графіку відповідають середні значення, і для кожного віку, раси та статі існує діапазон значень у звичайному населенні.

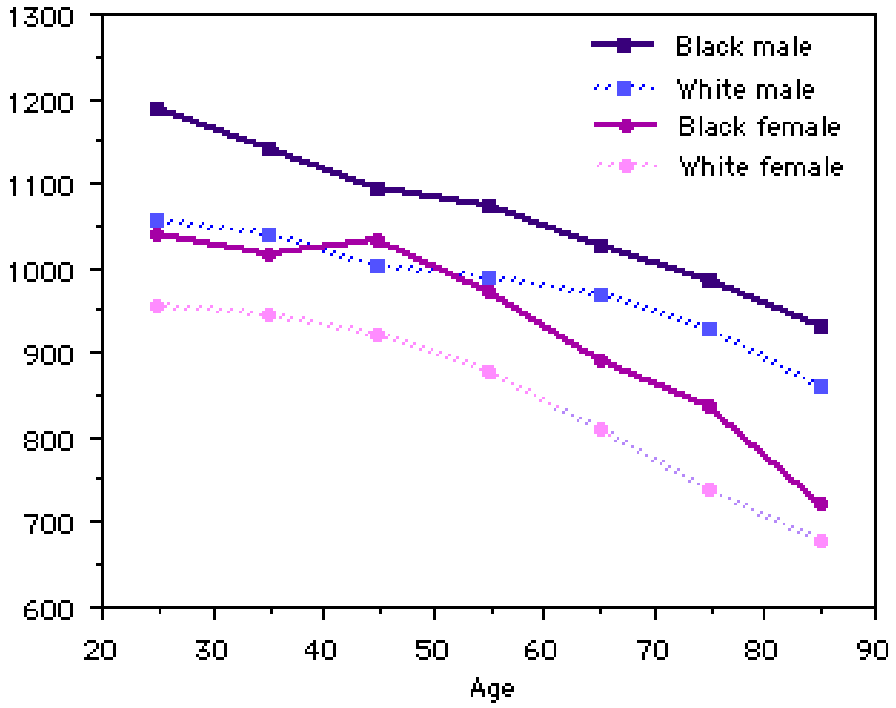


Рис. 1.6. Графік зменшення щільності кісткової тканини з віком серед людей різної раси

Якщо подивитися, як стрімко змінюється все навкруги та стресові ситуації оточують людей потрібно ще пильніше дбати про своє здоров'я. Для запобігання загострень остеопорозу людина повинна слідкувати за самопочуттям та способом свого життя, тобто робити профілактичні заходи:

- Вживати достатню кількість кальцію (нежирні кисломолочні продукти, овочі, а також вітаміни та дієтичні добавки з добовою нормою кальцію);

- Зменшити споживання солодощів;
- Додати в раціон вітамін D (приймати вітамін потрібно за призначенням лікаря. Допомагає засвоєнню кальцію та підтримує кістки людини);
- Фізична активність (ранкова зарядка, або повноцінний комплекс вправ допоможуть підтримувати в здоровому тонусі кістки та уповільнять втрату кісткової маси);
- Зменшити споживання солі;
- Відмова від поганих звичок.

Рання діагностика необхідна для своєчасного лікування та запобігання складних випадків. Існує безліч лабораторних, інструментальних та діагностичних методів для обстеження людини, що допомагають лікарям правильно поставити діагноз та визначити ступінь остеопорозу. Розглянемо декілька з найпоширеніших методів на практиці.

1.3. Методи діагностики захворювань хребтового стовпа людини

1.3.1. Рентгенографія

Першим з відомих методів обстеження хребтового стовпа є рентгенографія. Напевно у сучасному світі важко уявити людину, яка не робила рентгенівську діагностику, наприклад під час підозри на перелом чи іншої важкої травми. Або людина приходила до лікаря зробити рентгенівське зображення грудної клітини для діагностики захворювань дихальних шляхів. Ця галузь має багато прикладів застосування та дуже важлива в медицині. Цифрові рентгенодіагностичні апарати складаються з електронної трубки через, яку проходить рентгенівське випромінювання, фільтра та коліматора, що потім проектується на детектор. Цей детектор має спільні риси з оптичним детектором фотонів з довжиною хвилі, що є в фотоапаратах, але головною відмінністю є те, що рентгенівський приймач призначений для пошуку спектральної довжини хвилі рентгенівського випромінювання. Існують основні відмінності в процесі створення зображення за допомогою фотокамери та рентгенівської діагностики. Головна відмінність полягає в частоті

випромінювання, що використовується в процесі створення зображення. Якщо розглядати фотографію, то фотони відображаються від поверхні об’єкта та поглинаються детектором у цифровій фотокамері, створюючи зображення поверхні об’єкта. Все інакше можна побачити в рентгенодіагностичному обладнанні, рентгенівські фотони з більш високою частотою та енергією, проникають через потрібну для обстеження тканину тіла людини легше та з меншою кількістю відображених фотонів. Фотони, які не розсіюються, не відображаються та не поглинаються, проходять через пацієнта та поглинаються детекторною пластиною, що розташована на протилежній частині від джерела випромінювання. Отримане зображення, що створене в результаті цього процесу називається трансмісійним. Простими словами, не відбиті рентгенівські промені проходять через людину та потрапляють на детекторну пластину розташовану з протилежної сторони від джерела рентгенівських променів [12].

Рентгенограми використовують лікарі в медичних закладах, як загальні скринінгові обстеження хребтового стовпа людини, також для післяопераційного спостереження за станом пацієнта. Серед недоліків можна визначити низька чутливість для певних класів захворювань та переломів, низький контраст м’яких тканин, а ще опромінення пацієнта.

1.3.2. Комп’ютерна томографія

Комп’ютерна томографія – це складний метод сканування для створення поперечних об’ємних зображень тіла людини, які відображають щільність тканин. Принцип роботи томографа, зовнішній вигляд якого зображений на Рис. 1.7, базується на тому, що промінь рентгенівського випромінювання проходить через тіло людини та зчитується сканером, який обертається навколо пацієнта по гвинтовій траєкторії. Лінія променю спрямована на пацієнта, а він в свою чергу знаходиться на одній лінії з центральною віссю спіралі, детектори в свою чергу знаходяться по обидві боки від пацієнта. Після цього вздовж ліній променів фіксується ступінь ослаблення рентгенівського випромінювання для кожної радіальної траєкторії.



Рис. 1.7. Приклад комп’ютерного томографа

Зазвичай для розділення структур уздовж рентгенівських променів та для побудови карти ослаблення рентгенівського випромінювання внутрішніх елементів пацієнта використовуються важкі та складні алгоритми для реконструкції даних [12]. Одержаний набір даних, що містить в собі об’єм пацієнта поділяють на двовимірні секції відповідно до ортогональних площин тіла, а потім зберігаються для перегляду лікарями. Лікарі за отриманими характеристиками роблять діагностику та лікування пацієнта. За допомогою комп’ютерної томографії можна виявити такі захворювання та патологічні стани як:

- внутрішні ушкодження та кровотечі;
- онкологічні захворювання;
- хвороби серця;
- проблеми з кістками та суглобами;
- пухлини, надлишок рідини, інфекції.

В залежності від важкості випадку та потреби в обстеженні КТ можна проводити з контрастом. Контраст відноситься до речовини, що потрібно приймати всередину для того, щоб зображення було більш чітке та зрозуміле лікарям. Контрастна речовина блокує рентгенівське випромінювання, що на

скані можна побачити за допомогою білого кольору та виділені кровоносних судин, органів чи інші важливі структури в тілі людини. Ці речовини зроблені з йоду або сульфату барію. Пацієнт може отримати контрастну речовину за допомогою:

- ін’єкції;
- пероральна;
- клізма.

Контрастні дослідження вимагають робити підготовку, що може включати в собі голодування перед процедурою. Тому потрібно звернутися до свого лікаря перед плановою процедурою для уточнення усіх нюансів. Після проведення процедури пацієнту рекомендується пити багато рідини для швидкого виведення контрастної речовини з організму. Людина за потребою може зробити КТ будь-якої ділянки, а процедура не викликає болю.

1.3.3. Магнітно-резонансна томографія

Для того, щоб почати досліджувати питання магнітно-резонансної томографії зазирнемо спочатку в історію та поговоримо про ядерний магнітний резонанс. Ядерний резонанс став дуже поширений в аналізі спектральних характеристик органічних сполук на основі їх магнітних властивостей. У 1971 році Пол Лаутербур мав ідею, як застосовувати тривимірні магнітні градієнти поля для отримання ЯМР. Перші видатні результати зображень двох просторово відокремлюваних трубок з водою були опубліковані в журналі «Nature». Це стало немов квантовим проривом та стало початком в розробці сканерів магнітного резонансу. Тканини тіла людини мають вродженні та змінні магнітні властивості. Ці поняття та характеристики використовуються в сканерах магнітного резонансу для створення просторово-розподільних зображень внутрішньої будови тіла, які представлять з себе анатомічні карти поперечного перерізу магнітних характеристик тканин у кожній певній просторовій точці в областях, що відображаються. Зрозумівши концептуальні основи, можна розглянути клінічне застосовування даного методу дослідження.

Для проведення МРТ (Рис. 1.8.) дослідження пацієнт повинен розміститися в центрі великого магніту, що має геометричну форму циліндра. Магнітна полярність поля буде змінюватись на характерних та змінних частотах і налаштуваннях імпульсу, щоб визначити будь-які нестандартні властивості тканин. Послідовність імпульсів – це одиночне сканування з використанням характерних фазових та частотних характеристик, що використовують для виділення нестандартних властивостей тканин. Набір цих послідовностей, що розрізняються за площинами тканини, що зображується та фізичними характеристиками, що підкреслюються – це все і є принцип роботи МРТ [12].



Рис. 1.8. Магнітно-резонансна томографія

На сьогоднішній день розроблено безліч варіантів послідовностей МРТ для діагностування патологій, але існують загально прийняти, тож поглянемо більш розгорнуто на ці послідовності. Основні з яких T1, (PD) – протона щільність та T2.

Кожна з цих послідовностей має, як свої переваги так і свої недоліки. Головною перевагою T1 є гарна деталізація анатомічної структури потрібної області та можна визначити посилення тканини за допомогою використання контрасту. Розглядаючи та аналізуючи T2 послідовність зауважимо, що вона

підходить для оцінювання набряків та має набагато коротший час візуалізації ніж T1. Протона щільність прагне поєднувати в собі характеристики обох послідовностей. На Рис. 1.9, T1 рідина в тканинах представлена як сигнал середньої або низької інтенсивності, а жир – як сигнал високої інтенсивності. Щодо T2 рідина виглядає, як високий сигнал, а жир низької інтенсивності. Звичайно, існують винятки з цих норм інтенсивності сигналів, наприклад висока інтенсивність на T1 білкової рідини в організмі. Нові модифікації послідовностей були розроблені для значного розширення діапазону їх клінічної користі.

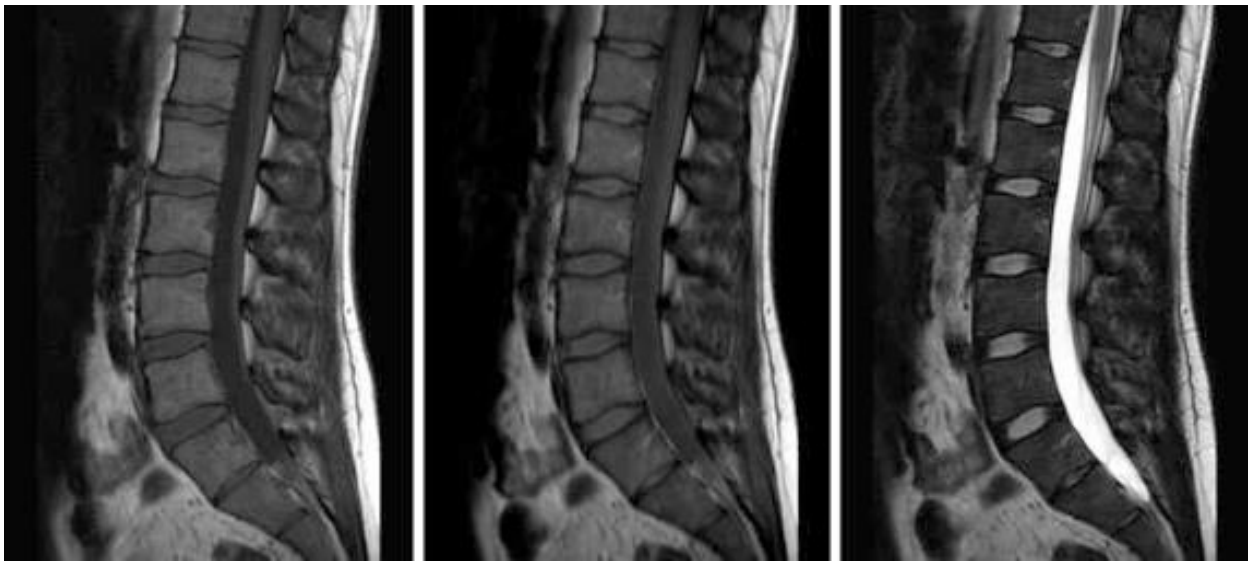


Рис. 1.9. Приклади T1, PD, T2 для хребтового стовпа

МРТ візуалізація має також переваги серед КТ та ультразвуковому дослідженні в обстеженні тканин, наприклад, високий рівень контрасту оптимізуючи оцінку їх анатомії в порівнянні з іншими методами досліджень. Ще однією характерною рисою є, що КТ має іонізоване випромінювання, а МРТ ні, що є більш безпечним для здоров’я пацієнтів. Адже отримувати дозу іонізуючого випромінювання кожного разу погіршує самопочуття. Серед недоліків виділяють подовжений час обстеження порівняно з КТ. Під час проходження даної процедури лікарі кажуть пацієнту не рухатися для більш гарної візуалізації, що є важким, якщо пацієнт має сильний біль. Наприклад

комп’ютерну томографію можна виконати за декілька секунд тому час процедури є дуже важливим показником. Заглядаючи в минуле, візуалізація рухомих внутрішніх структур тіла (серце та кишківник) за допомогою МРТ була неоптимальною, але з плином часу є зусилля з адаптивних послідовностей.

1.3.4. Молекулярна візуалізація

Розглянемо ще один метод діагностування. З фізичної точки зору цей метод базується на використанні радіоактивних маркувальних молекул-індикаторів, які випромінюють елементи радіоактивного розпаду, з подальшим виявленням випромінювальних частинок для аналізу областей накопичення цих індикаторів в організмі. Зазвичай вони введені в організм людини внутрішньосудинним методом. За будовою індикатори утворені за допомогою комплексу фізіологічних молекул, які локалізуються в попередньо визначених органах для діагностування та тканинах за патологіями, до радіонуклідів. Радіонукліди створюються за допомогою радіоізотопів, що випромінюють гамма-фотони. Також важливо сказати, що радіоіндикатори можуть випромінювати фотони, або частинки, які в подальшому розпадаються і випускають фотони. Ці фотони виявляються конфігураціями детекторів з змінною геометрією. Потім конфігурації використовують для створення зображень поперечного перерізу та 3D зображень. В медичній практиці детектори молекулярної візуалізації включають детектори гамма-променів, що використовуються в сканерах позитронної-емісійної томографії та однофотонної емісійної комп’ютерної томографії, приклад якого зображений на Рис. 1.10. У людини м’які тканини мають низький коефіцієнт ослаблення гамма-фотонів тому ці частинки з легкістю проходять через тіло людини. Потім сканер виявляє фотони за межами тіла пацієнта. Фотони, що випромінюються з нормальних областей фізіологічного розподілу радіоіндикаторів використовуються для створення грубої проекції анатомії людини.



Рис. 1.10. Блок ПЕТ/КТ сканера

Сяяння аномального накопичення радіоіндикаторів можуть бути ідентифіковані накладеними на очікуваний нормальний розподіл, що показує лікарям на області патологічних процесів, що допомагає поставити діагноз. Після завершення обстеження та сканування зображень групи молекул радіоіндикаторів розпадаються до стабільного стану, коли вони втрачають можливість бути радіоактивними та виводяться фізіологічно з організму. Перевагою даного методу можливість інтегрувати отриману інформацію просторового розподілу фізіологічних процесів у тканинах організму з великими кількісними даними цих процесів. Однак отриманні зображення мають нижчу просторово розподільну здатність в порівнянні з КТ та МРТ, це головний недолік цього методу обстеження. Також потрібно розуміти такий нюанс, що для діагностики потрібно мати вузькоспеціалізоване обладнання або послуг для отримання радіонуцидів для візуалізації та звичайно іонізуючого випромінювання. Щоб подолати проблему поганої розподільної здатності молекулярної візуалізації мультимодальні скануючи інструменти зараз у клінічному використанні включають ПЕТ/КТ, ОФЕКТ/КТ та ПЕТ/МРТ сканери. Усі анатомічні дані високої просторової розподільної здатності з МРТ

або КТ-сканерів синергічно інтегруються з отриманими даними х молекулярного зображення фізіологічних процесів в тому самому сканованому об’ємі тіла, щоб мати більш повне уявлення про патології тканини та органу тіла, що цікавить [12].

1.3.5. SPECT/КТ

Як говорилося раніше, лікарі можуть отримати за допомогою комп’ютерної томографії багато інформації. Наприклад дані про розмір, щільність, текстуру та межі особливостей анатомії тіла, що допомагає охарактеризувати патологічну тканину. Комп’ютерна томографія допомагає локалізувати ділянку патологій через анатомічні площини. Однак, інформація отримана завдяки виконанню та скануванню за допомогою КТ щодо патологій не є повною та не завжди інформативна в тому сенсі, що існують важкі випадки захворювань та анатомічних особливостей, які буде важко відрізнити на зображеннях отриманих на діагностичному обладнані [12]. Чи томографія може бути обмеженої здатності візуалізувати патологію. У разі SPECT створюється 3D вимірна карта, як розподіляється радіоіндикатор в організмі людини, приклади якої наведені на Рис. 1.11. Проте, хоча SPECT надає повну інформацію про фізіологічні процеси, розподільна здатність досить низька з розмиттям просторових орієнтирів. Випромінюванні фотони в даній методиці піддаються розсіюванню та поглинанню після проходження крізь тіло людини, що призводить до артефактів ослаблення. Отримане спотворення SPECT може призвести до проявів на зображеннях нерегулярного ослабленого сигналу та просторового спотворення. Клінічне значення та застосування SPECT для обстеження хребта допомагає визначити стадії злоякісного захворювання, анатомічне розташування та оцінку розвитку та перебігу інфекцій в організмі людини.



Рис. 1.11. Приклад отриманих зображень хребта за допомогою SPECT

1.3.6. Двоенергетична рентгенівська абсорціометрія

Двоенергична рентгенівська абсорціометрія – метод сканування, за допомогою, якого визначається мінеральна щільність кісткової тканини та міцність кісток людини. Подвійна енергетична абсорбціометрія використовується, як один з найпоширеніших методів діагностування ступеня остеопорозу. Цей метод поєднується разом з фактором ризику (FRAX) за допомогою, якого точно оцінюється ризик перелому. Механізм роботи абсорціометрії, являє собою надсилання двох низьких доз рентгенівського випромінювання, які по різному поглинаються потрібними для обстеження кістками та м’якими тканинами пацієнта. Діагностика займає дуже мало часу, що дуже зручно. Профілі щільностей отриманих рентгенівських зображень використовуються для обчислення мінеральної щільності кісток [13,14,15]. Якщо в пацієнта низка щільність, то ризиків переломів дуже високий. Діагностика також не викликає відчуття дискомфорту та болю, а доза опромінення пацієнта не є шкідливою через малий відсоток. За 24 години до обстеження рекомендується не вживати дієтичні добавки багаті на вміст кальцію. Пацієнт може зробити обстеження будь-якої кістки, але зазвичай робиться дослідження поперекового відділу хребта та стегнової кістки.

Рекомендується проводити оцінку щільності кожні два роки для запобігання проявів хвороби. Це залежить від віку, статі та інших важливих факторів. Лікар проводить обстеження за допомогою цифрового остеоденситометру.

За будовою цифровий остеоденситометр складається з таких частин:

- Випромінювач;
- Система сканування (х-у);
- Обертаюча система фільтрів;
- Коліматор;
- Детекторна голівка;
- АРМ лікаря-рентгенолога.

Розглянемо принцип роботи остеоденситометра. Обстеження пацієнта проводиться амбулаторно. Під час дослідження за допомогою двоенергичної рентгенівської абсорціометрії (Рис. 1.12.), яка вимірює МЩКТ стегна та хребта людини, пацієнт знаходиться на поверхні стола. Пристрій для отримання рентгенівських зображень або детектор знаходиться над людиною, а джерело рентгенівського випромінювання розташований під пацієнтом. Для оцінки стану хребтового стовпа ноги пацієнта спираються на м’яку коробку, що допомагає сплющити таз та поперековий відділ хребта. Задля оцінки стану стегна потрібно помістити його в спеціальний бандаж, що повертає стегно всередину. Детектор починає повільно рухатися над досліджуваною ураженою областю створюючи зображення на моніторі комп’ютера. Пацієнт повинен затримати дихання та лежати в нерухомому стані на кілька секунд під час обстеження. Якщо дотримуватися усіх рекомендацій отримане зображення не буде розмитим. Лікар піде за стіну чи в іншу кімнату, щоб активувати рентгенівський діагностичний апарат. Діагностичний апарат має спеціально розроблене програмне забезпечення, яке обчислює, а потім відображає на моніторі вимірювальні результати мінеральної щільності кістки [13,14,15].

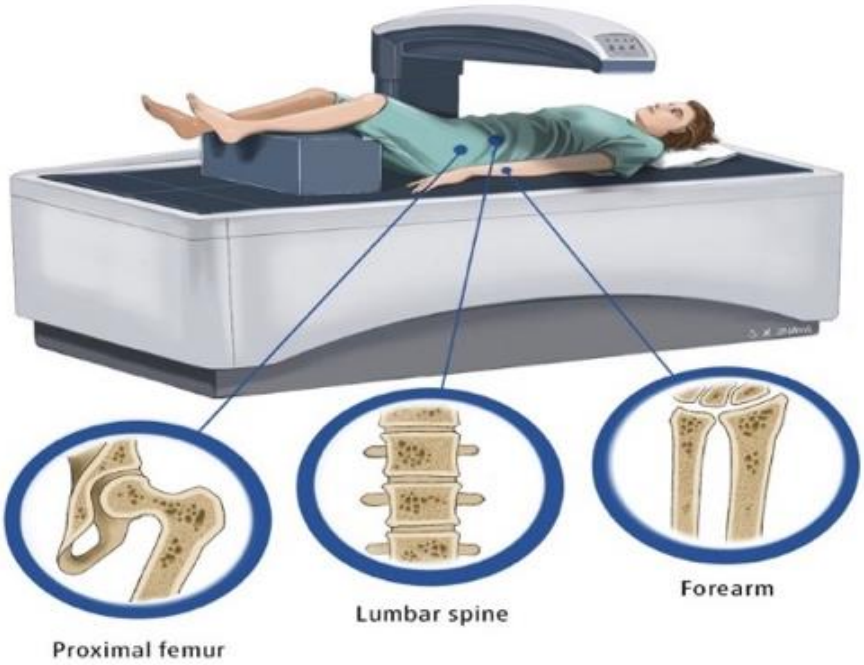


Рис. 1.12. Двоенергична рентгенівська абсорціометрія

На Рис. 1.13, наведено приклад ділянки проксимального відділу стегнової кістки, які зазвичай досліджують за допомогою абсорціометрії: шийка, вертлюг та міжвертлюг. Важливо обговорити такі поняття, як Т-показник та Z-показник. Ці одиниці ґрунтуються на статистичній одиниці стандартного відхилення [11,13,14,15].

Т-показник – кількість стандартних відхилень, що нижче середнього для дорослих людей молодшого віку при піковій мінеральної щільності кісткової тканини. В залежності від групи молодих людей, яку використовували під час досліджень, як еталон бувають різні Т-показники. Існує, ще один важливий показник для діагностування ступеня остеопорозу, або Z-показник. Цей показник показує кількість стандартних відхилень, що є нижче середньої людини такого ж віку [11,13,14,15].

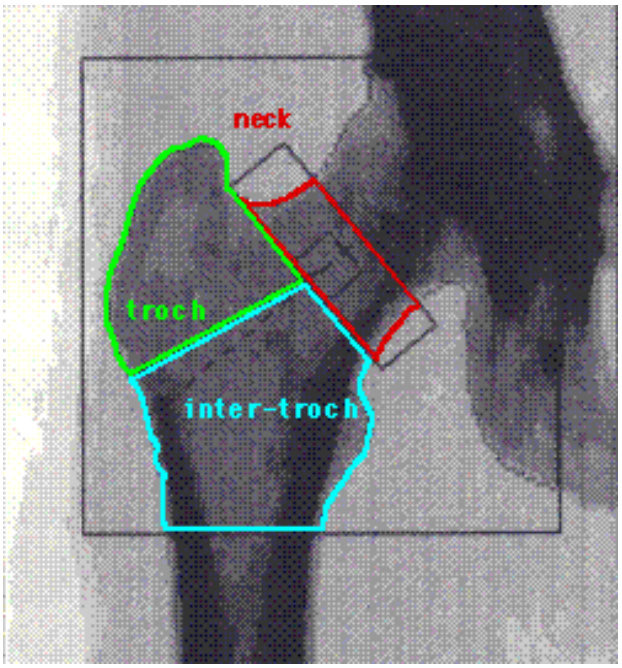


Рис. 1.13. Приклад ділянки стегнової кістки для вимірювання остеоденситометром

Z-показник можна використовувати для порівняння отриманого вимірювання з еталонним значенням. Якщо використовувати цей показник для того, щоб подивитися щільність кісткової тканини, то Z-показник покаже вам чи близька щільність до середнього значення для таких вагомих характеристик людини, як: вікові зміни, раса та стать. Але навіть це не дасть вам достовірну інформацію, чи слабкі у вас кістки. Наприклад, білі жінки мають слабкі кістки навіть, якщо показник щільності середній. Тому, потрібно дивитися індивідуально для кожної окремої людини та аналізувати отриманні показники при діагностичному обстеженні [11,13,14,15].

Для Z-показника також бувають різні та залежать від багатьох чинників (група включає, наприклад людей одного віку, або може бути обмежена людьми однієї раси, статі та ваги). Зауважимо, що людина може мати різні T- та Z-показники для шийки стегнової кістки, зовсім інший для хребта. Ці показники дуже важливі для правильного діагностування ступеня ураження та втрати мінеральної щільності кісткової тканини [11,13,14,15].

Всесвітня організація охорони здоров’я визначила наступні категорії для постановки правильного діагнозу на основі проведення двоенергичної рентгенівської абсорціометрії :

- Здорова кістка: Т-показник > -1;
- Остеопенія: Т-показник від -1 до 2, 5;
- Остеопороз: Т-показник < 2,5.

Денситометричні дослідження також проводять разом з магнітно-резонансною томографією та комп’ютерною томографією [11].

1.3.7. Комп’ютерні системи та якість зображення

Після формування та опрацювання сканерами, лікарі отримують медичні зображення - це зображення різних модальностей безпечно передаються в систему комп’ютерних мереж (Рис. 1.14.) для зберігання, відображення та обробки. Ці великі системи даних в яких зберігаються медичні зображення складаються з великої архітектури та мають назву системи архівування зображень та зв’язку (PACS) [12,13,14,15].



Рис. 1.14. Приклад робочої станції перегляду

Якщо казати більш просто, то це центральній сервер із елементними компонентами, такими як можливість архівувати, робочі станції перегляду, станції обробки зображень та допоміжне обладнання, що допомагає розповсюджувати дослідження через зміні носії. Це робиться шляхом запису на CD/DVD диск. Медичні, діагностичні зображення об'єднані у серії за певною характеристикою зображення, прикладом може слугувати площина реконструкції або послідовності МРТ-зображень. Ці всі цифрові зображення зберігаються на PACS в форматі DICOM (Digital Imagining and Communications in Medicine). Цей формат був розроблений національною асоціацією виробників електротехніки (NEMA) та американським коледжем радіології (ACR) для більш легкого передавання зображень між діагностичним обладнанням різних виробників.

1.4. Рентгенівська морфометрія

Також використовують рентгенівську морфометрію для визначення ступеня остеопорозу та деформації хребців. Якщо казати взагалі, то більшість переломів представляють собою легкі деформації хребців людини з зменшенням висоти хребця (не більше ніж 20-25% згідно з напівкількісним індексом Генанта) в залежності від величини деформаційних змін. Вони протикають зазвичай без будь-яких клінічних проявів з поширеністю 31% серед чоловіків та 17% жінок [16,17]. Серед чоловіків поширеність деформацій хребців в першу чергу залежить від віку та особливостей організму. Варто зазначити, що велика частка хребетних переломів зазвичай являють собою остеопатичні переломи та мають великий відсоток смертності серед людей. Тому саме в точній діагностиці безсимптомних переломів хребців групи лікарів роблять найвагоміший внесок в лікування остеопорозу. Сьогодні, можна нарахувати дуже велику кількість методів діагностики та обстежень, один з яких полягає в візуальному огляді та оцінці якості рентгенограм. Але якщо виконувати цей метод не професіональними лікарями, він може бути лише суб'єктивним та викликати багато розбіжностей в правильній постановці

діагнозу. Розглянемо більше детально на чому базується рентгенівська морфометрія.

Рентгенівська морфометрія – це кількісний метод, який використовують для ідентифікації остеопоротичних переломів хребців, що ґрунтується на вимірюванні чітких розмірів хребців, довжини та відстані між хребцями, наприклад як показано на Рис. 1.15. Рентгенівська морфометрія може бути застосована для обстеження та моніторингу різноманітних захворювань опорно-рухової системи людини. Такий метод дослідження допомагає лікарям в визначенні правильного діагнозу та вибору необхідного способу лікування для кожного пацієнта. Метод заснований на оцінці звичайних рентгенограм, щоб класифікувати переломи хребців. Кількісна морфометрія передбачає вимірювання висоти тіл хребців.

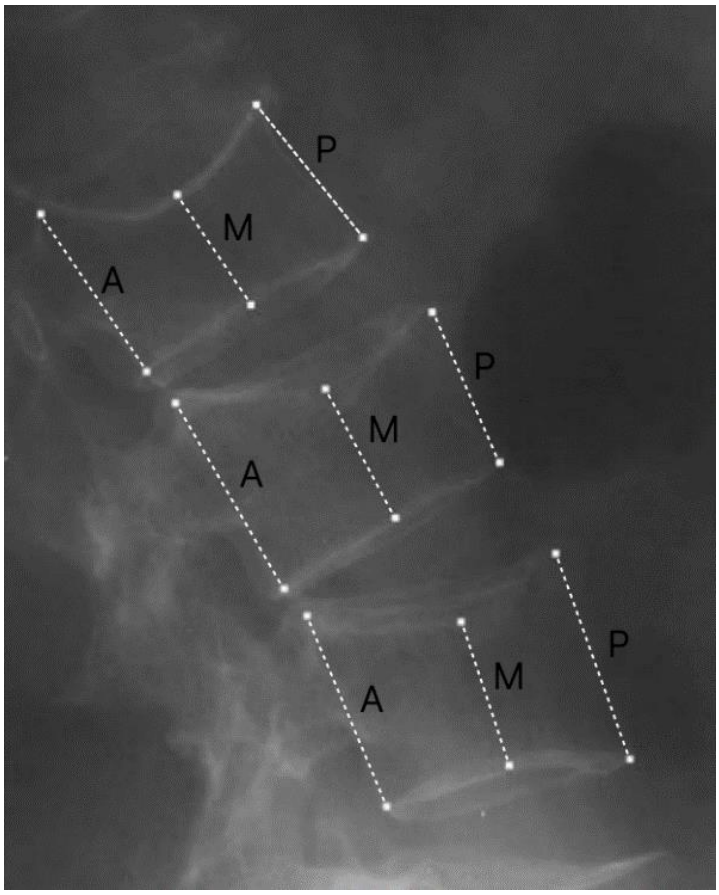


Рис. 1.15. Приклад маркування хребця

Проаналізуємо більш детально метод (див. Рис. 1.15), лікар на кожному хребці від Т4 до L4 проводить 6 точок, що відповідають в хребцях верхній та нижній ділянці на рівні переднього, середнього та задньої межі. Потім лікар – рентгенолог за допомогою вимірювальних приладів обчислює та вимірює висоти передніх (А), середніх (М) та задніх (Р) відділів усіх досліджуваних хребців [16,17].

За допомогою отриманих даних можна порахувати індекси тіл хребців. Зазвичай, можна виділити такі відношення індексів тіл хребців.

- **A/P** – відношення висоти хребця передньої межі до задньої;
- **M/P** – відношення висоти хребця середньої межі до висоти задньої;
- **P/P_n** – відношення висоти хребця задньої межі до її співвідношення в нормальному стані.

Також можна розглянути види деформацій хребців (Рис. 1.16.) при розвитку цієї тихої хвороби опорно-рухової системи, а саме:

- Передня – клиноподібна деформація (**A/P** індекс занадто низький в порівнянні з **M/P** та **P/P_n**;
- Задня – клиноподібна деформація (**P/P_n** нижче норми) ;
- Двоякоувігнута деформація (в цьому випадку **M/P** нижче норми);
- Компресійна деформація – (**P/P_n** нижче норми).

За допомогою отриманих результатів можна оцінити стан деформації хребців пацієнта [16,17]. Лікар проводить оцінку в чотирьох класах:

- Клас 0 – нормальний стан;
- Клас 1 – легкий перелом (1 ступінь, супроводжується на 20-25% зменшенням переднього, середнього та / або заднього висоти хребця та 10-20 % зменшенням площі);
- Клас 2 – помірний злам (2 ступінь, характеризується зменшенням будь-якої висоти на 25-40% та 20-40 % зменшенням площі);
- Клас 3 – важкий перелом (3 ступінь – зниження висоти та площі хребця на 40%, або більше.

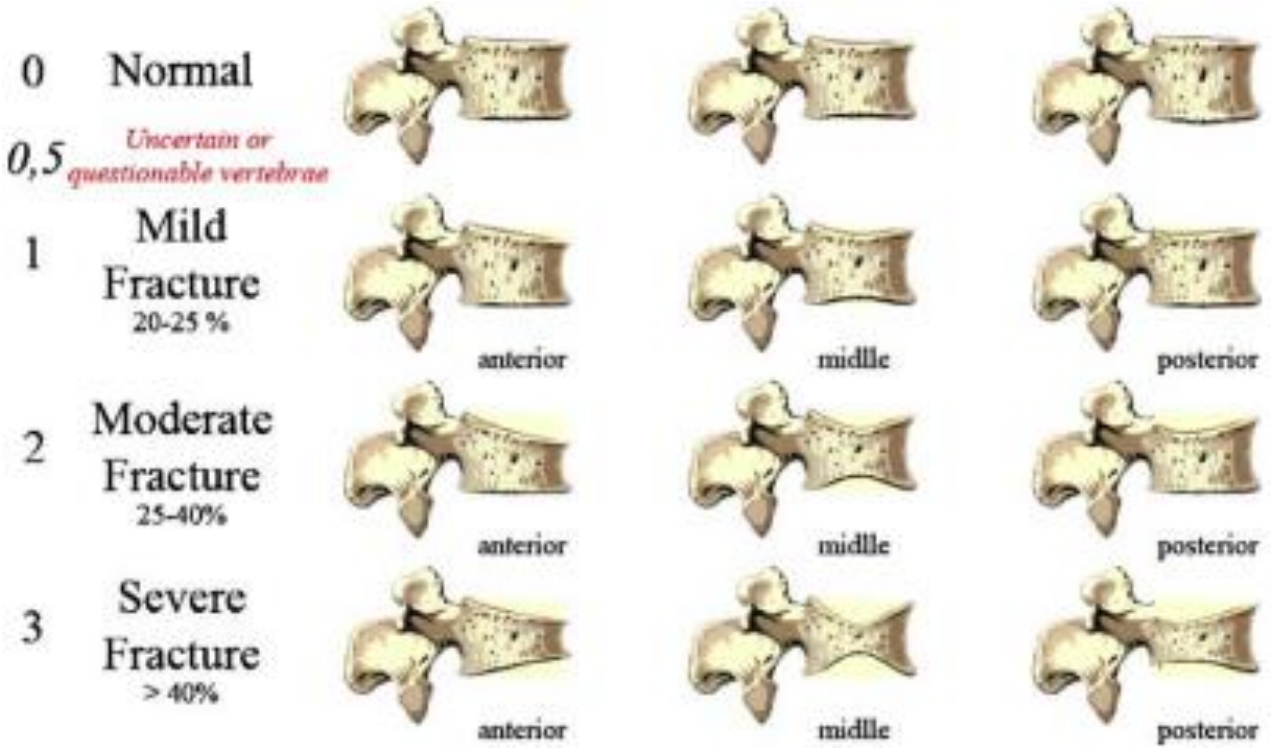


Рис. 1.16. Типи деформації хребців

Висновок до розділу

В розділі було зроблено огляд будови хребтового стовпа та головні функції опорно-рухової системи людини, приділено уваги поняття хребців, як головних опорних блоках хребта, досліджено остеопороз, як прогресуюче захворювання сучасності. Також було проаналізовано механізм розвитку, симптоматику та рекомендації профілактичних заходів для боротьби з недугом. Було розглянуто різні методи для обстежень хребтового стовпа та внутрішньої будови тіла людини. В процесі можна відзначити, що було вивчено рентгенівську морфометрія, описано принцип роботи цього методу та розглянуто оцінки ступеня деформації тіл хребців за двома показниками.

2. НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ ТА КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР

2.1. Вступ в теорію нейронних мереж

З сьогоднішнім ритмом та способом життя важко уявити звичайний день людини без використання технологій. Людина використовує постійно мобільні телефони, планшети та різні інші засоби комунікації між собою. З кожним днем суспільство стискається з новими викликами в цифровому світі. Адже колись таке поняття, як нейронна мережа можна було почути лише в кращих шедеврах кіномистецтва. Фантастичні світи та в кращих традиціях режисерів фільмів – нейронні мережі, які здатні замінити людський розум та комп'ютери, що згодом зможуть замінити людську працю автоматизуючи усі процеси. Нажаль більшість людей мали лише таке уявлення про штучний інтелект, а не як спосіб полегшити своє життя. Також варто зазначити, що цей інтелект не такий могутній, як усі уявляють, програми з використання нейронних мереж здатні робити лише ті дії, якими в процесі навчання заклала людина в мережу. Будь-які відхилення від початкової мети не будуть давати ніяких потрібних результатів.

Повертаючись трохи в історію, людина гадала, що використання штучного інтелекту – це щось дуже неможливе та складне для розуміння. Але з плином часу кожного дня ми знаходимось в постійному оточені програм, які використовують або намагаються використовувати мережі. Наприклад, перекладачі, пошук за зображеннями потрібного тексту, пошук мелодії, яку раптово почули на вулиці, автокерування машиною або літаком, медичні програми та додатки з використанням штучного інтелекту для знаходження пухлин, різних захворювань на рентгенівських зображеннях, а також системи розумного дому. Компанії з великим ім'ям по всьому світу використовують у своїх галузях штучний інтелект. Google використовує мережі, щоб покращувати алгоритми пошукових запитів або при складанні та написанні електронних листів. Яскравим прикладом також можуть слугувати відомі зараз Midjourney для генерації під ваші запити різного типу зображень та відомий

ChatGPT. Цей чат може бути корисним в багатьох сферах діяльності людини, включаючи освіту, сферу бізнесу, звичайно науку та медицину. Він може допомогти значно зекономити час людям при пошуку потрібної інформації з різних джерел.

Напевно кожен задавався питанням, а звідки беруть свій початок ці нейронні мережі? Для того щоб відповісти на це питання потрібно зазирнути трохи в біологічну будову мозку людини. Так, мозок людини, як дуже складний механізм включає в собі мільйоні з’єднання нейронів та синапсів. Простими словами синапси являються собою ланцюжки, які з’єднують між собою нейрони. На Рис. 2.1 наведено будову нейрона, що складається з тіла, аксона та дендритів. Дендрити являють собою специфічні виступи, що слугують вхідними даними для нейронів. Аксон представлений у вигляді довгого відрізку через, який транспортується та отримується інформацію інші нейронами. Якщо розглядати аксон детальніше, то з тілом нейрона він з’єднується в конічній проекції, що має назву горба аксона. Цей горб відповідає за підрахування збуджених сигналів, якщо сума переходить за поріг нейрон запускає сигнал (потенціал дії). Синоптичні контакти беруть свій початок на закінченні відростка аксона першого нейрона та на дендритах другого.

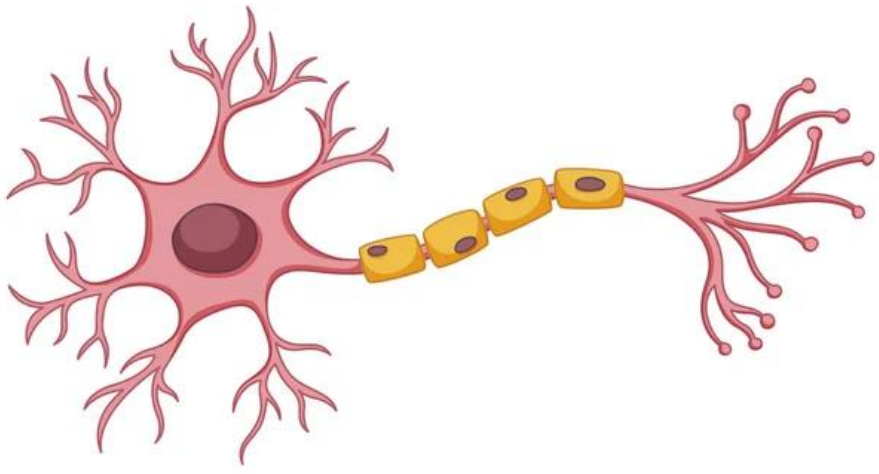


Рис. 2.1. Будова нейрона в мозку людини

За допомогою нейронів можна передати інформацію в двох областях:

- Між різними частинами головного мозку людини;
- Між нервовою системою та мозком людини.

Завдяки постійній роботі нейронів людина може відчувати емоції, думати та робити безліч розумових процесів у своїй голові. Якщо казати більш науковою мовою нейрони мають інформативний зв'язок між собою посилаючи нейромедіатори через синапси між відомими вже аксонами та дендритами сусідніх нейронів. Тепер можна розглянути маючи біологічне уявлення нейрон в штучній нейронній мережі (Рис. 2.2.) [18-22].

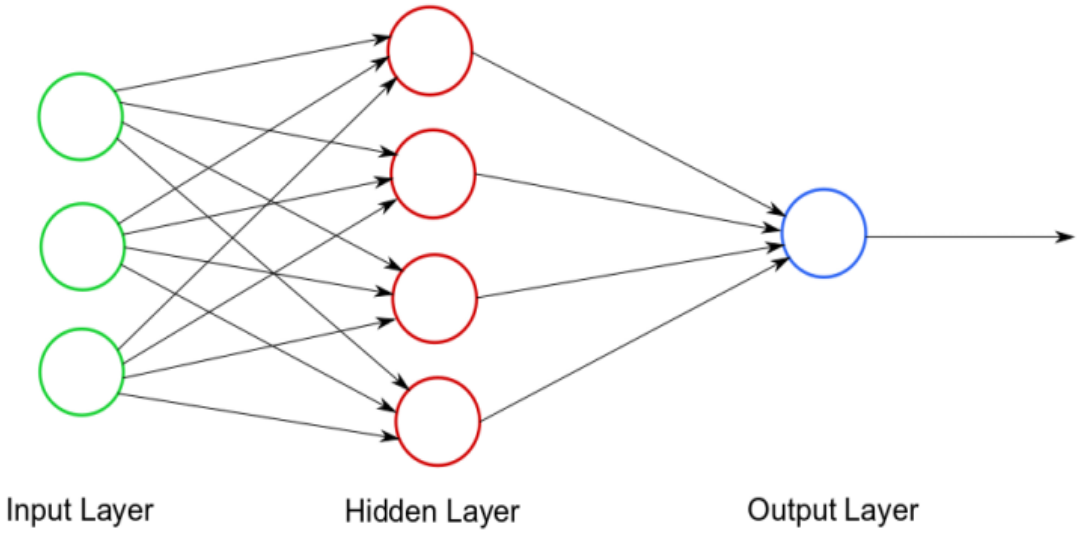


Рис. 2.2. Будова нейронної мережі

Нейрон є математичною моделлю та основною обчислювальною одиницею мережі. Зазвичай нейрон проводить математичні дії над середньозваженою вхідною інформацією, застосовуючи потім зміщення. Після проведення математичних операцій результуюча інформація пропускається через так звану функцію активації. Типовим прикладом функції активації може слугувати нелінійна функція активації сигмоїда. Вона приймає лінійний вхід перетворюючи на нелінійний вихід. Зазвичай такий підхід використовують в бінарній класифікації, але про неї поговоримо трохи згодом. Нейронна мережа включає в собі такі шари, див. Рис. 2.2:

- Input layer – вхідний шар (один);

- Hidden layer – Прихований шар (може бути різноманітна кількість);
- Output layer – вихідний шар (один).

Кожен нейрон або інакше кажучи нейронний вузол має зв’язок з іншими вузлами та характеризується своєю вагою та порогом. Вхідний шар це початок нейронної мережі, він отримує вхідну інформацію завдяки функції активації оброблює її та передає до наступного шару нейронів порівнюючи з попередньо встановленим значенням порогу. Наступне, що потрібно розглянути це прихований шар, їх може бути один або декілька в залежності від архітектури мережі. Інформацію від нейронів прихований шар бере з вхідного шару, проте може бути випадки, коли інформацію він отримує з попереднього прихованого шару. Після цього отримана вхідна нейронів проходять через іншу нелінійну функцію активації та передається вихідна інформація далі. Потрібно для кожного випадку брати свою функцію активації в залежності від початкової мети нейронної мережі. Нейрони мають такий важливий параметр, як вага. Наприклад, якщо в нас є нейронів 10, які хочуть передати інформацію в наступний шар, то потрібно порівняти ваги цих нейронів. У цьому змаганні серед нейронів перемогу отримай той в кого ваговий коефіцієнт вище за інших. Підбір вагових коефіцієнтів допомагає навчати ШНМ. В заключенні нашої подорожі нейронною мережею поговоримо про вихідний шар. Це один шар, який слугує кінцевою логікою роботи мережі. Як і було раніше отримана вихідна інформація з попередніх шарів оброблюється за допомогою отриманих функцій активацій та отримаємо очікуваний результат. В залежності від мети та типу мережі можна використовувати цей вихід, як кінцевий результат чи подати на вхід до іншої нейронної мережі (каскад). Трохи занурившись у Всесвіт нейронних мереж можна почати більш детальний аналіз [18-22].

2.1.1. Модель перцептрона

Штучний нейрон пройшов багато етапів від свого народження до сьогодення. Свій початок він бере в неврологічних роботах виконаних Сантьяго Рамоном-і-Кахалем та Чарльзом Скоттом Шеррінгтоном. Ці видатні діячі показали, що нейрони були відокремлені від інших проте мали змогу в спілкуванні між собою. Рухаючись за хронологічними подіями тих часів, наступними в процесі еволюції мереж стали У. Мак-Каллок та У. Піттс. У 1943 році в своїй статті описували, що нейроні вузли з двійковою функцією активації аналогічні логічним речення першого порядку. Подивимося на Рис. 2.3 – будову нейрона в уявленні Піттса та Мак-Каллока [18-22].

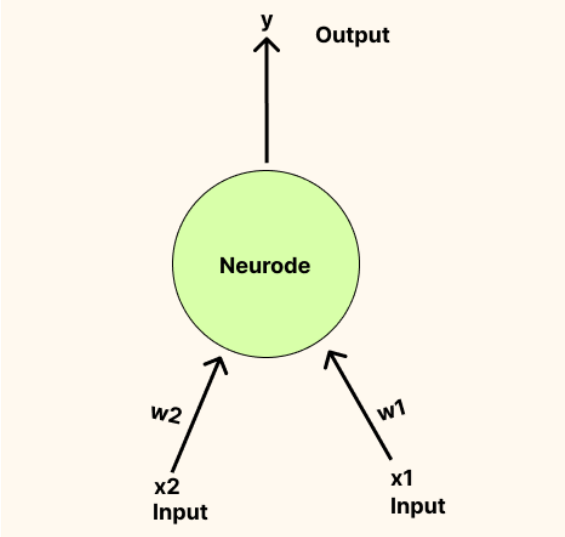


Рис. 2.3. Будова нейронна в уявленні У. Піттса та У. Мак-Каллока

Нейрон працював вводячи на вхід 0 або 1, де 1 – це істина, а 0 – це хибність. Таким чином, можна представити деякі бінарні операції.

Таблиця 2.1

Функція AND

X1 Input	**X2 Input**	**Output**
0	0	0
0	1	0

Продовження Таблиці 2.1

X1 Input	X2 Input	Output
1	0	0
1	1	1

Таблиця 2.2

Функція OR

X1 Input	X2 Input	Output
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1

Знайдений тип нейрону використовують також для операцій NOT, NOR та NAND. Але основним недоліком цього припущення Мак-Каллока та Піттса була його простота. Цей нейрон допускав лише двійкові входи та виходи, також використовував лише функції активації порогового кроку та не включав зважування різного типу виходів. Наступним важливим кроком в еволюції нейрона став новий внесок, який зробив Дональд Гебб у 1949 році. Він пропускав не тільки, що під час запуску разом двох нейронів їх зв’язки зміцнюються, а також, що ця активація важлива для навчання нейронів. Для раніше відкритого штучного нейрона потрібно було зробити багато змін. Перцептрон, який зазвичай звикли бачити люди був відкритий Френком Розеблаттом у 1958 році. Ця модель дозволяла вирішити проблему класифікації зображень та стала доволі популярною. Перцептрон являє собою тин нейронної мережі, що є фундаментальною концепцією для усього машинного навчання [18-22]. За будовою Рис. 2.4 перцептрон складається з таких частин:

- Вхідний шар: він складається з одного або декількох вхідних нейронів;

- Вагові коефіцієнти: кожний нейрон входу пов’язаний з ваговим коефіцієнтом, що являє собою силу зв’язку між вхідним та вихідним нейроном;
- функція активації: ця функція визначає вихід перцептрону на основі зваженої суми входів;
- вихід: вихід представляє собою значення 0 – хибність або 1 – істина.

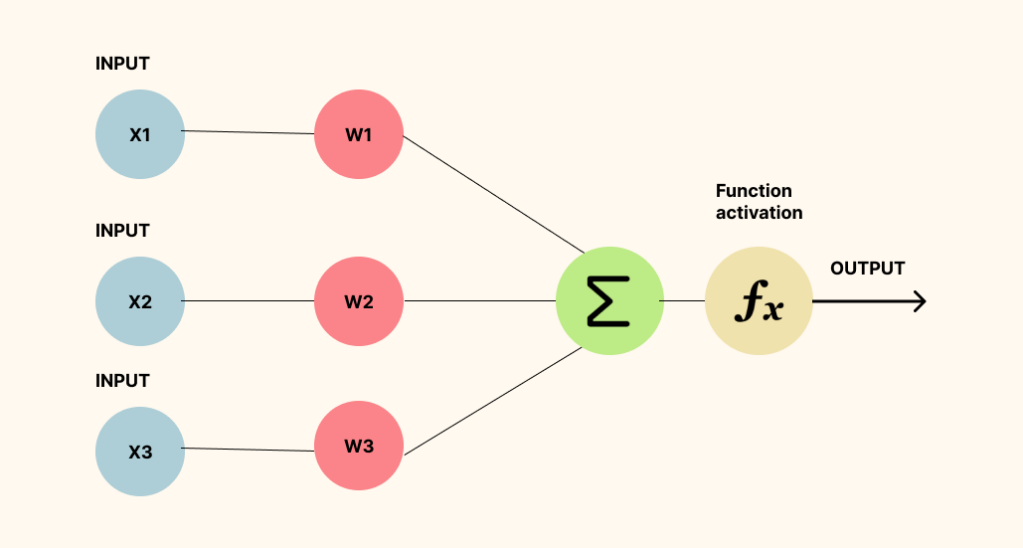


Рис. 2.4. Будова персептрона

2.1.2. Принцип роботи нейронної мережі

Розглянемо принцип роботи НМ на прикладі див. Рис. 2.4. Якщо поглянути на вході є 3 нейрони кожен з яких має числове значення 0 або 1. Далі кожен з вхідних нейронів має свою конкретну числову вагу, потрібно помножити кожне значення вхідного потоку на вагу та обчислити зважену суму усього виразу, щоб отримати значення вихідної інформації.

$$\sum_{i=1}^{m} x_i w_i \,, \tag{2.1}$$

де m – кількість входів до перцептрона, x_i – вектор вхідних значень, w_i – вектор дійсних ваг.

Після цього зважена сума проходить через функцію активації для нормалізації даних, тому що нейрона мережа дотримується діапазону чисел (0,1) або від (-1,1) в залежності від обраної функції активації. Для більших чисел, потрібно пройти нормалізацію даних.

$$Y = f\left(\sum_{i=1}^{m} x_i w_i\right), \tag{2.2}$$

де f – функція активації функції, m – кількість входів до перцептрону, x_i – вектор вхідних значень, w_i – вектор дійсних ваг.

Щодо функцій активацій існує багата кількість, але можна виділити найпоширеніші з них:

- ReLU;
- Linear;
- Sigmoid;
- Гіперболічний тангенс.

На сьогоднішній день найбільш вживаною є функція ReLU (Рис. 2.5), оскільки вона використовується зазвичай у згорткових мережах або глибинному навчанні [18-22].

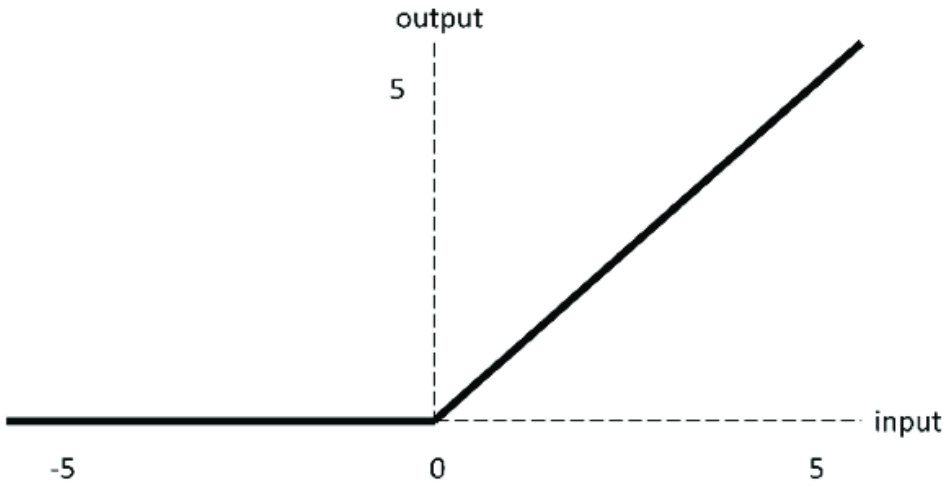


Рис. 2.5. Функція активації ReLU

Можна побачити див. Рис. 2.5, що $f(x)=0$, коли $x<0$ та $f(x)=x$, коли $x\geq 0$. Функція та її похідна монотонні. Але недоліком цієї функції є те, що всі від'ємні значення стають нульовими. Через це модель втрачає здатність навчатися належним чином.

Наступна функція активації – лінійна Рис. 2.6. Вихід цієї функції не є обмеженим будь-яким діапазоном. Діапазон функції (від $-\infty$ до $+\infty$) [18-22].

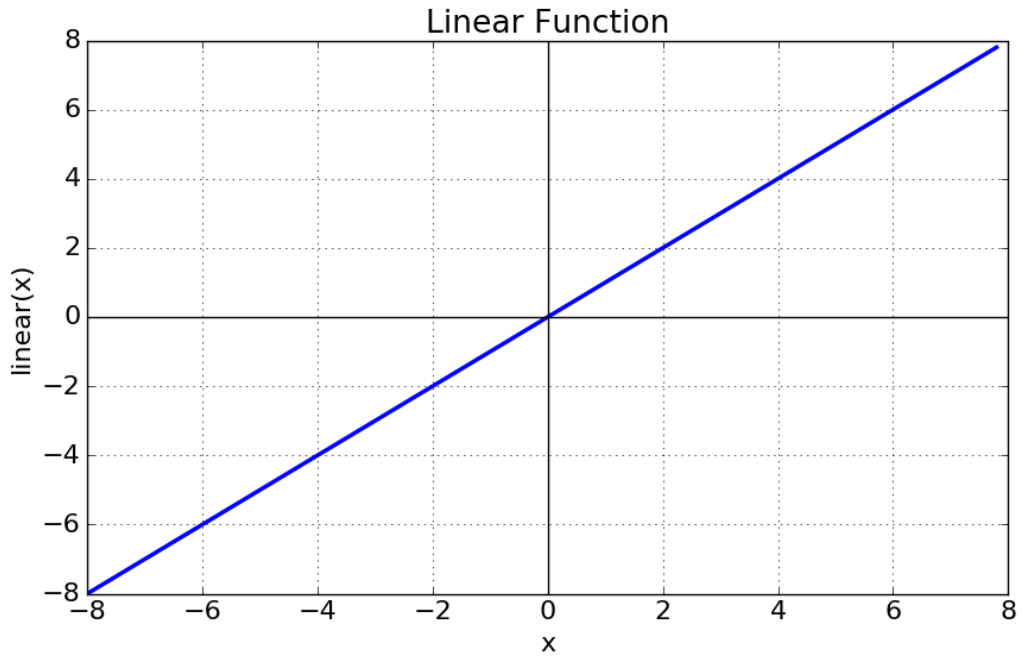


Рис. 2.6. Лінійна функція

Сигмоїдна функція використовується для передбачення ймовірності результату Рис. 2.7. Ця функція нормалізує отриманні дані в діапазоні (від 0 до 1). Сигмоїдальна функція диференційована та монотонна. Рівняння функції має вигляд:

$$f(x)=\frac{1}{1+e^{-x}}, \tag{2.3}$$

Гіперболічний тангенс схожий на логістичну сигмоїду. Діапазон функції (від -1 до 1). Гіперболічний тангенс має S-подібну форму. Функція зазвичай використовується для класифікації між двома класами.

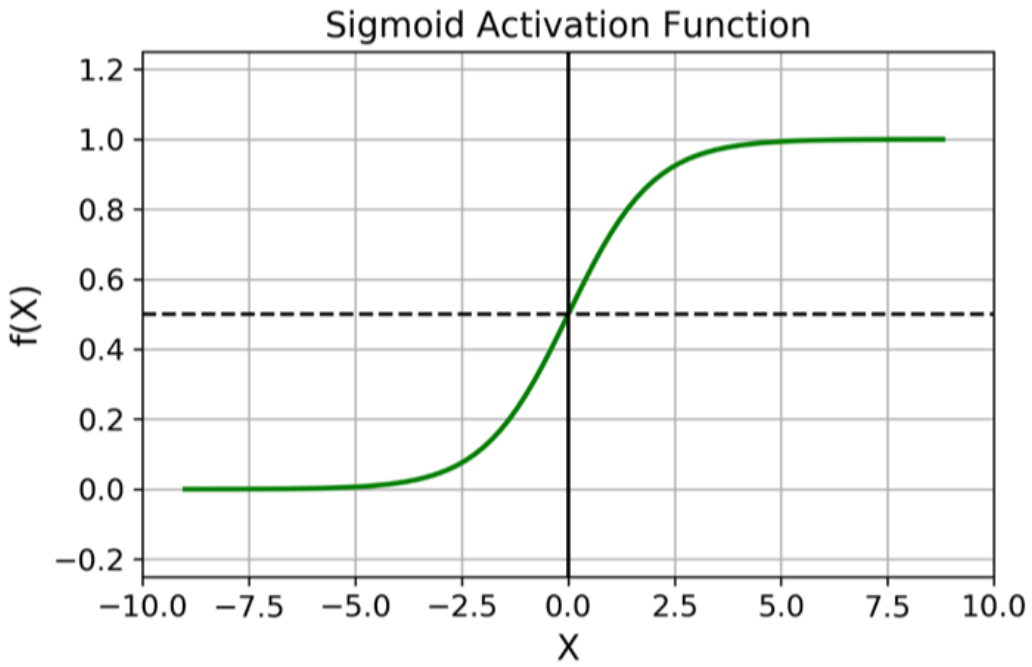


Рис. 2.7 Sigmoid функція активації

Після вибору функції активації та нормалізації отриманих даних за допомогою неї, вихідна інформація буде проходити свій шлях від нейрона до нейрону поки не пройде усю архітектуру НМ. Проте варто сказати, що нейронна мережа запрацює злагоджено не з першого разу через те, що нейронну мережу потрібно навчати. На початку існує пряме проходження мережею з некорегованими випадковими ваговими коефіцієнтами, після цього використовують так званий метод зворотного поширення помилок. Ця методика зворотного поширення потрібна для аналізу та підбору найбільш вдалих вагових коефіцієнтів для вирішення конкретної задачі перед нейронною мережею. В залежності від поставленої мети після навчання потрібно провести тестування на нових вхідних даних, які ще не бачила мережа. Існує метрики для оцінювання результату роботи. Для того, щоб відстежити очікуваний та реальний результат після навчання та тестування потрібно використовувати методи оцінювання похибок. Гарним прикладом оцінювання можна назвати Mean Square Error (MSE). Середню квадратичну похибку використовують для аналізу та отримання точних результатів спостережень.

Формула MSE виглядає так:

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(Y_i - \hat{Y}_i\right)^2, \tag{2.4}$$

де MSE – середня квадратична похибка, n – кількість спостережень, Y_i – очікуваний результат, $\hat{Y}_i$ – передбачуваний результат.

Якщо значення похибки буде зменшуватися, а не буде залишатися постійно незмінною, то це добрий знак для нейронної мережі. Після кожного навчання програміст повинен перевіряти цю мережу на спроможність виконувати поставленні перед нею задачі.

За допомогою нейронних мереж можна вирішувати різного типу задачі:

- розпізнавання об’єктів на зображенні;
- класифікація зображень;
- прогнозування;
- кластеризація;
- генерація.

Основним завданням розпізнавання є визначення чи є на зображенні об’єкти, які нас цікавлять з самого початку постановки завдання перед мережею. Проте, це не така легка задача для нейронних мереж, як може здатися з першого погляду. Представлені на сьогоднішній день методи розпізнавання можуть виконуватися для деяких об’єктів: не дуже складні геометричні фігури, рукописні цифри та букви, дослідження людських емоцій. Але для досягнення поставленої мети потрібно мати гарне освітлення та чіткий знімок, проте навіть дотримання цих умов не гарантує отримання гарного результату.

Ще однією задачею перед мережею може слугувати класифікація зображень. Наприклад потрібно на певному наборі даних визначити зображено пряму чи бокову проекцію грудної клітини людини. Це є бінарною класифікацією. Нейронна мережа повинна під час навчання не запам’ятовувати зображення та відповіді, а знаходити характерні відмінності між ними. Дуже

важливо після навчання та підбору вагових коефіцієнтів перевірити, як працює мережа на випадковому зображенні грудної клітини, що не входив у вибірку. Зазвичай за функцію активації беруть сигмоїду для класифікації зображень [18-22].

В понятті прогнозування нейронну мережу використовують для передбачення змінення цін, падіння акцій компаній або в передбачувані фізичних явищ.

Кластеризація використовується для сортування великих об’ємів немаркованих даних за допомогою об’єднання в спільні групи подібних об’єктів на маленькі кластери, щоб отриманні об’єкти одного кластеру були більш схожі один на одного, коли невідомо кількість класів на вихідному рівні. Кластеризацію широко використовують для аналізу текстів та сегментації зображень.

За допомогою генерації також можна вирішувати багато завдань сучасності, наприклад: розмалювання чорно-білих фільмів та старих фотографій, генерування зображень, текстів та за потреби замінювання фону на зображеннях.

2.1.3. Основні методи машинного навчання

До машинного навчання належать дуже багато алгоритмів, проте обрати правильний алгоритм для роботи є постійною проблемою для спеціалістів, що працюють в даній важкій галузі. Але перед вибором потрібного алгоритму треба розглянути та зрозуміти три головні категорії машинного навчання: контрольоване, неконтрольоване та з підкріпленням.

Контрольоване навчання (навчання з вчителем) – це навчання з вчителем, будучи першою галуззю машинного навчання може бути застосована в тих випадках, коли отримано на вхід великий об’єм даних. Також цей метод можна назвати парадигмою машинного навчання для одержання інформації про взаємозв’язок вхід-вихід. Так, як вихідні дані розглядаються мітками вхідних даних або спостережень, навчальна вибірка входу-виходу називається контрольованими даними або навчанням з учителем. Метою даного типу

навчання побудувати штучну систему, що вивчає відображення між входом та виходом та передбачає можливий вихід за нових входів. Варто зазначити за умови, що вихідні дані приймають кінцевий набір дискретних значень, що вказують марковані мітки класу вхідних даних, навчене відображення призводить до класифікації отриманих вхідних даних. Якщо порівняти з неконтрольованим навчанням, контрольоване потребує позначеної інформації. Алгоритм, який включає в собі контрольовані навчальні дані має назву напівконтрольоване навчання [23].

Неконтрольоване навчання (навчання без вчителя) – це різновид навчання що використовує набір алгоритмів машинного навчання для вирішення таких завдань, як кластеризація та аналіз немаркованих наборів вхідних даних. В неконтрольованому навчанні усі алгоритми виконуються без втручання людини. В процесі проведення досліджень можливості цього алгоритму знаходити подібності та відмінності в потоці інформації робить його гарним рішенням для детального аналізу даних [23].

Нарешті перейдемо до третього методу навчання з підкріпленням. Серед усіх трьох методів даний метод вважається найдосконалішим у машинному навчанні. Проте на відміну від контрольованого навчання та навчання без вчителя, алгоритм з підкріпленням постійно вдосконалює свою модель, використовуючи інформацію з попередніх ітерацій.

2.2. Комп’ютерний зір та згорткові нейронні мережі

Однією з провідних областей штучного інтелекту вважається комп’ютерний зір. Людина завдяки силі свого зору, абстрактному мисленню та відчуттям може перелічити все, що побачить за день навкруги себе. Але комп’ютерні системи до існування комп’ютерного зору мали дуже обмежені властивості самостійного відображенні світу, як бачить його людське око кожного дня. Ця область широко використовується в знаходженні, класифікації та аналізі об’єктів на двовимірних, тривимірних зображеннях або відеороликах. Основна ідея в понятті комп’ютерного зору, це допомогти сучасним

комп’ютерам інтерпретувати та розуміти будь-які зображення попіксельно. Комп’ютерний зір з кожним наступним роком буде ставати все більш розвиненим, чого варте поступове знайомство людей з безпілотними автомобілями, які використовують комп’ютерний зір для виявленні безлічі об’єктів навкруги автомобіля Рис. 2.8: світлофори, дорожні знаки або просто таких самих машин навкруги.

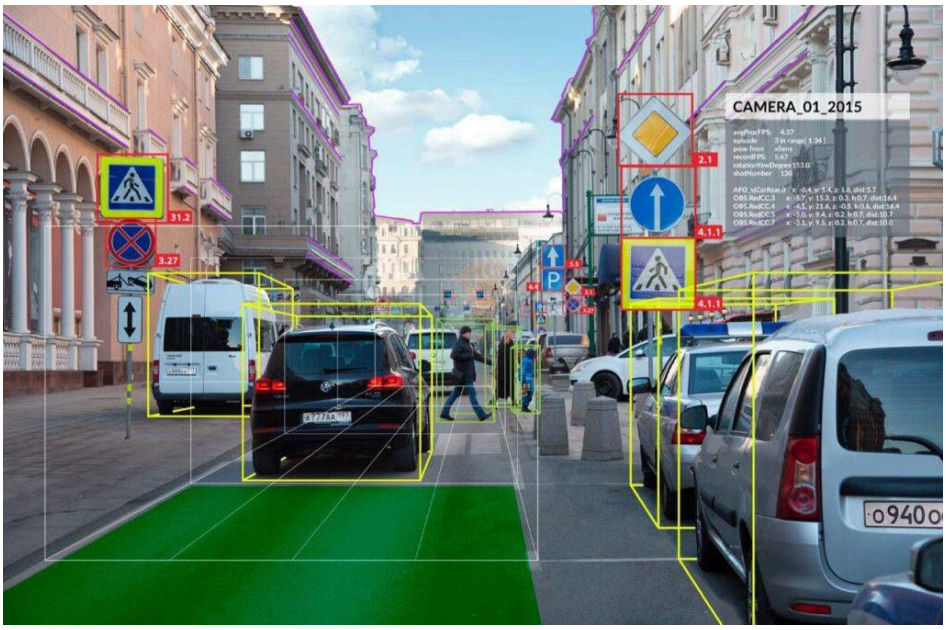


Рис. 2.8. Приклад використання комп’ютерного зору в маркуванні

Також КЗ відіграє важливу роль в медицині, адже допомагає лікарям знаходити та ставити діагнози набагато швидше ніж власноруч. Ще одним прикладом влучного використання нейронних мереж та галузі машинного зору може слугувати знаходження дефектів на виробництві. Це досягається завдяки використання систем на основі камер для збору необхідних даних про об’єкти та використання комп’ютерного бачення разом з потрібними алгоритмами нейронних мереж для аналізу продукції з визначеними заздалегідь стандартами якості цього товару. Комп’ютерний зір зустрічається всюди, де навіть людина не очікувала його побачити. Як в будь-якій технічній області існують деякі проблеми з комп’ютерним зором. Наприклад дуже мала кількість кваліфікованих спеціалістів в цій галузі в компаніях по всьому світу, адже вона

ще не так поширена та тільки починає своє відродження. Також серед недоліків можна зазначити постійний моніторинг за системами з використанням комп'ютерного зору, бо будь-яка несправність може завдати багато збитків всесвітньо відомим компаніям [24,25,26,27] .

Згорткова нейронна мережа (Convolutional Neutral Network), будова якої зображена на Рис. 2.9, є різновидом моделі глибокого машинного навчання та може слугувати для вирішення завдань комп'ютерного зору таких як: розпізнавання, класифікації, пошук об'єктів на двовимірних зображеннях, сегментація та інші. З першого днів свого життя людина навчається розпізнавати та аналізувати будь-які предмети навколо себе. Аналогічно до роботи мозку людини ЗНМ повинна навчатися маленькими кроками пізнавати цей світ та виділяти прості образи навкруги.

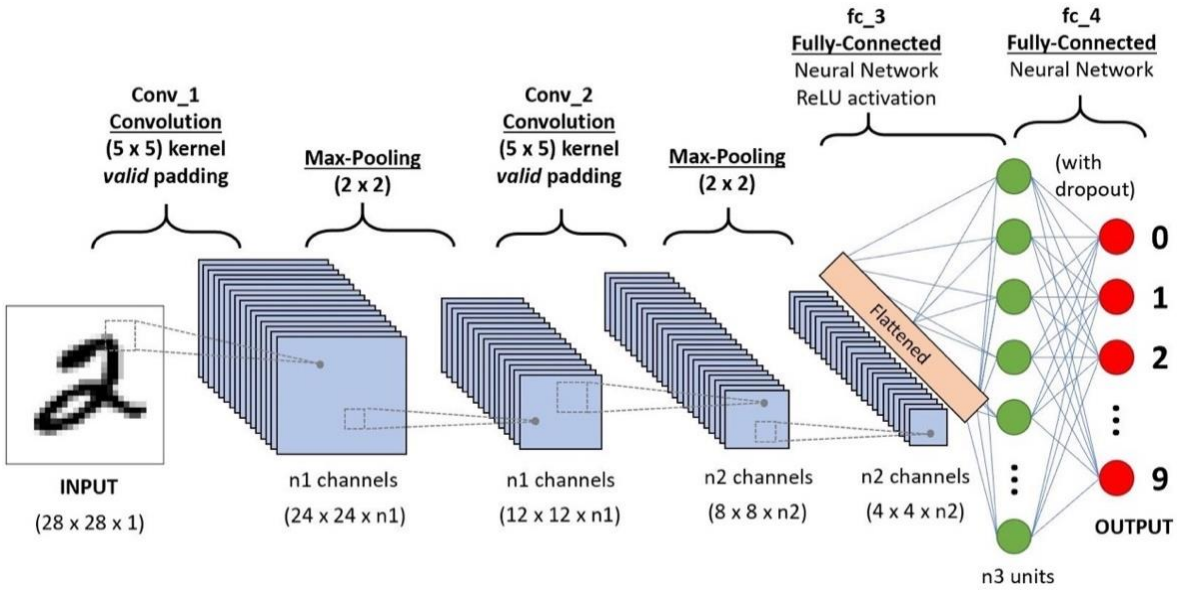


Рис. 2.9. Будова згорткової нейронної мережі

Розглянемо основні складові згорткової нейронної мережі:

- згорткові шари (convolutions layers);
- шар субдіскретизації (max pooling layer);
- шар активації ReLu;
- повнозв'язний шар (fully layer).

Варто обговорити, як же працює згорткова нейронна мережа на вхід якої для прикладу буде подане зображення в градаціях сірого кольору Рис. 2.10, яке повинно буде пройти через усі шари мережі.

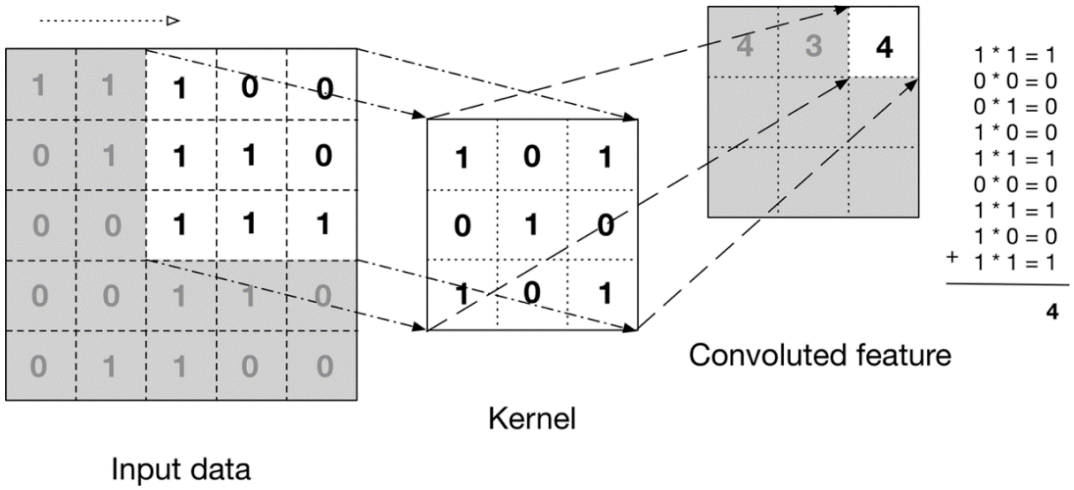


Рис. 2.10. Приклад використання згортки

Згортка являє собою матрицю розміром 3×3 див. Рис. 2.10, що буде застосовуватися до вхідного зображення, щоб одержати згорткову функцію. За допомогою шарів згортки мережа може значно зменшувати обсяг збереженої інформації, це допомагає в виділені опорних характеристик в одержаному зображенні. Під час проходження першого шару мережі виділяються основні елементи: криві, дрібні лінії та горизонтальні та вертикальні краї. Отриманні результати передаються на наступний шар для пошуку більш складних елементів: кутів, комбіновані краї. З кожним наступним проходом глибше через мережу збираються більш складні частини з повторювальних елементів, що крок за кроком утворюють текстури, потім невеликі фрагменти, а згодом повністю збирається зображення. Усі шари мають своє перетворення та свій власний крок, завдяки застосуванню цих важливих параметрів відбувається перехід від легких до визначення більш складних елементів. Завдяки шару max pooling Рис. 2.11 відбувається поступове зменшення просторового розміру згорнутого вже об’єкта для того, щоб нейронна мережа змогла зменшити обчислювальні потужності при цьому зберігаються найбільш важливі ознаки.

Цей шар обирає найбільше значення пікселя з охопленої ділянки по якій проходить ядро фільтру. Max pooling працює разом з фільтрами пулінгу розміром 2×2, це допомагає зменшити розмір отриманих на вхід даних вдвічі.

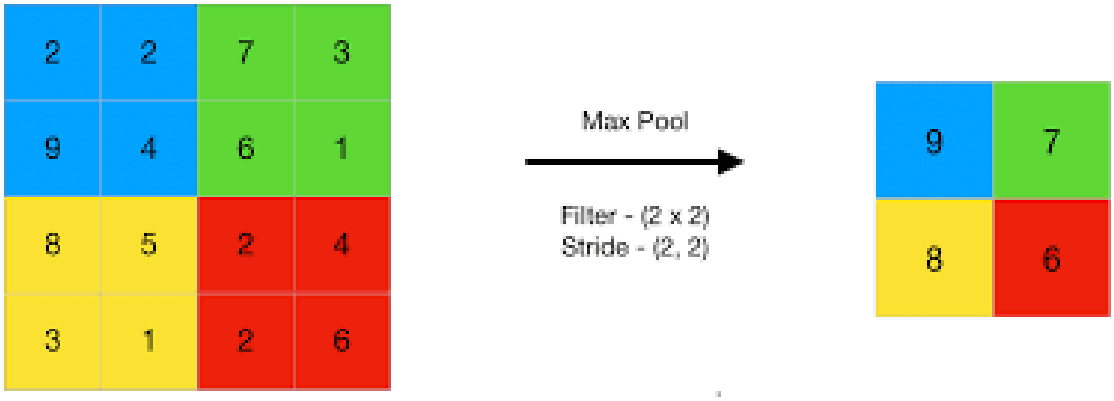


Рис. 2.11. Принцип роботи шару max pooling

Після проходження згорткових та шарів max pooling потрібно пройти через функцію активації. За функцію активації була обрана найзручніша ReLU. Про функції активації було вже сказано раніше, але варто зазначити, що похідна ReLU дорівнює 0 або 1, це зручно для подальшого застосування. Останнім шаром слугує повнозв'язний шар (fully layer) Рис. 2.12, на цьому шарі виконується поставлена перед мережею задача, будь то сегментація об'єкта або будь-яке інше завдання [24,25,26,27]. Для класифікації зображень поширеними видами згорткових нейронних мереж є:

- AlexNet;
- ResNet;
- VGG-16;
- MobileNet.

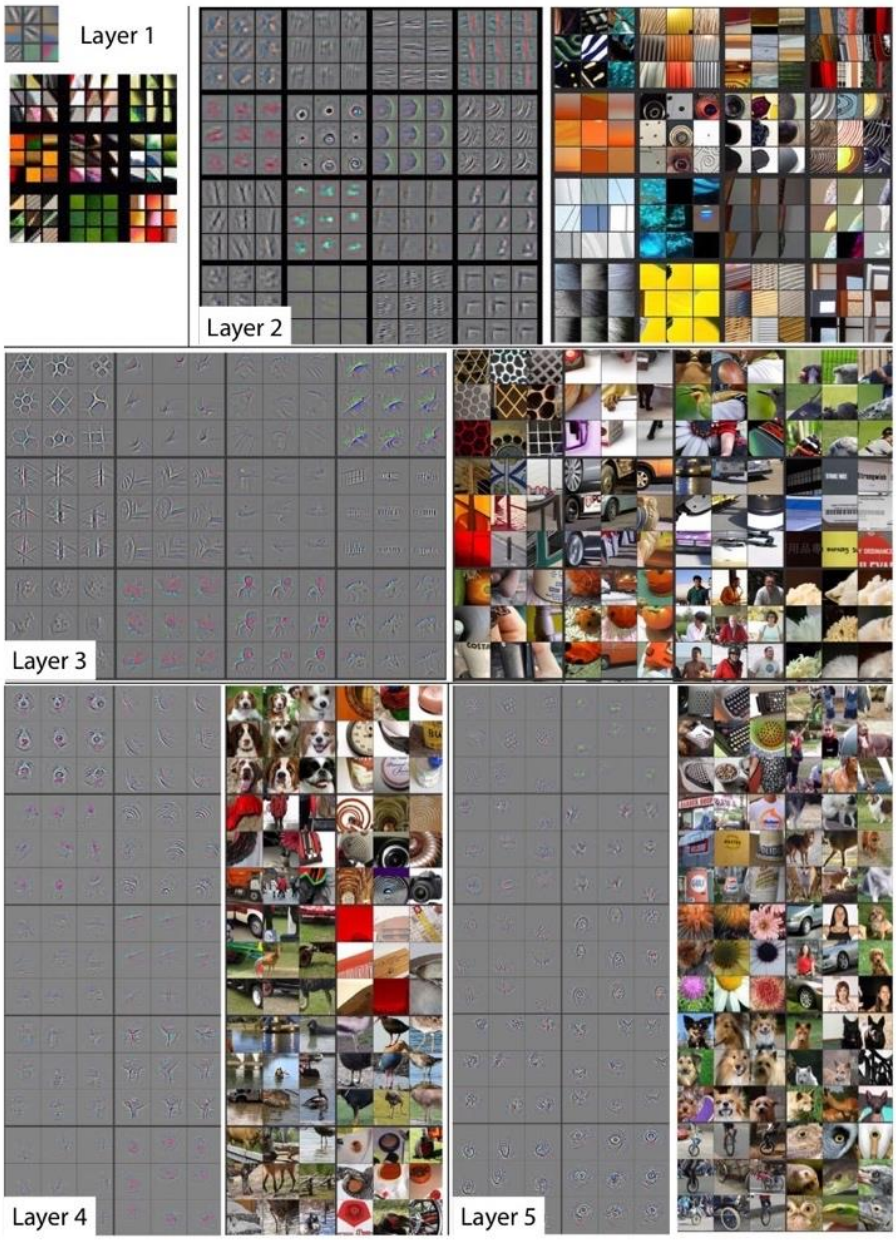


Рис. 2.12. Принцип роботи згорткових шарів

А для процесу сегментації зображень зазвичай використовують:

- FCN;
- SegNet;
- U-Net.

2.3. Сегментація зображень

Перш ніж розпочати розгляд архітектуру U-Net потрібно зрозуміти, що таке сегментація зображень. Розглядаючи галузь комп’ютерного зору

сегментація зображень займає друге місце за популярністю після класифікації. Сегментацією називається процес розбиття цифрового зображення на маленькі частинки або сегменти. Сегменти складаються з одного або групи об’єднаних пікселів. Головною метою даного методу є присвоєння таких маркувань кожному пікселю зображення, що пікселі з однаковими мітками мають спільні візуальні ознаки. Існує безліч алгоритмів для вирішення даної проблеми, але зазвичай для сегментації зображень використовують моделі згорткових нейронних мереж. Можна також сказати, що сегментація зображень є підтипом класифікації з моделлю, яка може визначити локалізацію об’єкта, окреслюючи його межі [24,25,26,27]. Сегментацію зображень за рівнем деталізації можна поділити на два типи:

1. семантична сегментація;
2. сегментація екземпляра.

Такий вид, як семантична сегментація відноситься до задачі класифікації пікселів зображення на семантичні класи. Проте, якщо на зображенні дуже багато різних екземплярів одного класу, то дана модель сегментації згрупую все за однією ознакою надаючи дуже мало інформації з зображення. За архітектуру мережі для семантічної сегментації використовують повністю згорткову нейронну мережу. В своїй будові вона використовує кодер-декодер. Дивлячись на будову базовий кодер складається з групи згорткових та об’єднуючих шарів, що допомагає з кожним наступним кроком зменшити розподільну здатність карт функцій, а також збільшити кількість каналів. В той час декодер поступово збільшує просторово розподільну здатність карт функцій та зменшує кількість каналів. Цей процес допомагає локалізувати предмет на зображенні. При навчанні використовують функцію перехресної ентропії. Функція допомагає побачити різницю між сегментацією прогнозу та базової сегментацією істинності. Прикладом базової сегментації істинності може слугувати бінарна маска, кожен піксель якої позначений відповідним маркуванням Рис. 2.13. Бінарну маску можна з легкістю зробити за допомогою програми Photoshop. В

результаті роботи мережі отримується зображення кожному пікселю, якому присвоєна мітка [23-27].



Рис. 2.13. Приклад семантичної сегментації зображення

Другим різновидом можна назвати сегментацію екземпляру. В результаті злагодженої роботи цього алгоритму можна ідентифікувати кожен екземпляр предмета на цифровому зображенні. Кожному екземпляру буде маркований унікальною міткою, в свою чергу кожен піксель в зображенні позначений відповідно до екземпляру об’єкту до якого він належить. Існує два підходи в сегментації екземпляра:

- Mask R-CNN (поєднує сегментацію та розпізнавання об’єкта в архітектурі однієї мережі, а також автоматично додатково генерується маска об’єкта);
- Алгоритм виявлення об’єктів спочатку розпізнає локалізацію об’єктів на зображенні, а потім за допомогою архітектури CNN робиться сегментування кожного окремого об’єкта.

На Рис. 2.14 можна побачити різницю між семантичною сегментацією та сегментацією екземпляру [24,25,26,27].

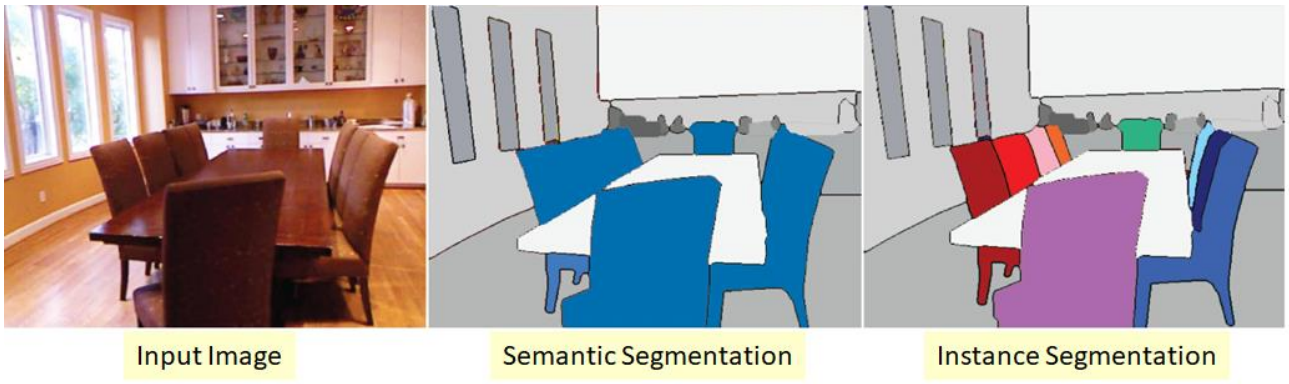


Рис. 2.14. Приклад семантичної сегментації в порівнянні з сегментацією екземпляру зображення

Також серед популярних методів сегментації можна відзначити:

- метод порогового значення;
- сегментація на основі контурів;
- алгоритм сегментації на основі регіону.

Метод порогового значення є простим в розумінні та широко вживаним алгоритмом в великій кількості галузей. Процес роботи даного алгоритму полягає в пошуку граничного або пікового значення та порівнянні його зі значенням інтенсивності або кольору кожного окремого пікселя в зображенні. За умови перевищення порогу, то значення цих пікселів будуть віднесені до одного класу, а всі інші будуть віднесені до другого класу. Ця методика може бути використана, як для зображень в градаціях сірого, так і до різнокольорових зображень [24-27].

Ще одним методом в обробці зображень є сегментація на основі країв. За допомогою цього методу можна виділити межі об’єктів та розділити їх на окремі сегменти. Ідея на якій базується робота алгоритму полягає в тому, що контури об’єктів мають дуже високий контраст, якщо порівнювати з фоном зображення. Серед основних етапів роботи алгоритму можна зазначити:

1. обробка вхідного зображення;
2. виявлення країв об’єктів;
3. пошук замкнутих контурів об’єкта;

4. сегментація отриманих областей;
5. подальша обробка.

Останнім серед розглянутих алгоритмів є сегментація на основі визначення регіону. В даному підходи відбувається рекурсивне збільшення регіонів, особливо включаючи межуючи по сусідству пікселі, що подібні і пов’язані з цим пікселем та будемо використовувати ознаки подібності для регіонів з однорідним рівнем сірого кольору. Потрібно робити повторення алгоритму, як в будь-якому іншому алгоритмі кластеризації.

Перевагою даного методу можна назвати швидкість та більш просте обчислення, а також краща продуктивність.

Як відомо, згорткові мережі потребують навчання. Для успішного навчання глибоких нейронних мереж потрібно використовувати велику кількість маркованих навчальних даних. Дана нейронна мережа використовує доповнення даних для більш ефективного застосування наявних маркованих зображень. За останні десятиліття нейронні мережі пройшли великий шлях до самовдосконалення. Проте, успіх нейронних мереж був досить обмежений через розмір доступних наборів даних для навчання та розміру розглянутих мереж [26,27].

Дуже великий внесок в розвиток згорткових мереж внесли: Алекс Крижевський разом з Іллею Суцкевером та Джефрі Гінтоном. Завдяки їх зусиллям керованого навчання була створена нейронна мережа AlexNet в 2012 році, вона складалася з 8 шарів. За функцію активації використовувалася ReLU. Навчання проводилося на протязі 90 епох та на дуже великій за обсягом базі даних ImageNet, що складалася з 15 мільйонів маркованих та різних за типом зображень. Позитивною рисою даної моделі може слугувати спроможність класифікувати зображення в понад 1000 категоріях різних об’єктів. З перебігом постійних покращень в програмуванні та появою нових бібліотек реалізувати архітектуру будь-якої мережі стало набагато простіше.

2.4. U-Net

Згорткові нейронні мережі в першу чергу широко використовують для задач класифікації на цифрових зображеннях, основна мета та задум полягає в тому, що призначити одну мітку всьому поданому на вхід зображенню. Проте у деяких задачах комп'ютерного зору, зокрема в обробці медичних зображень, розташування або інакше кажучи локалізація об'єкта має дуже великий вплив. В цьому випадку робиться маркування класу кожному пікселю, а не всьому зображенню. Також варто зазначити, що тисячі навчальних зображень зазвичай не є доступними для вирішення медичних завдань, а отже потрібно мати змогу оперувати невеликим набором вхідних даних. Для сегментації біомедичних зображень у 2015 році була запропонована модель згорткової нейронної мережі U-Net [28,29]. Ця модель Рис. 2.15 показує гарні результати на протязі багатьох років.

Зазначена мережа використовує архітектуру, в якій шари повністю незв'язані між собою. Замість цього U-Net оперує з дійсною частиною кожної зготкової операції. Кожен одержаний піксель вхідного зображення на карті сегментації обчислюється використовуючи лише обрану інформацію з певного контексту у вхідному зображенні. Завдяки врахуванню пікселів, що містять необхідний повний контент. Мережа являє собою кодер-декодер з припущеними з'єднаннями. Шари представлені, як кодер та декодер симетричні один до одного. Архітектура НМ складається зі скорочувального ліворуч (кодера), який містить ряд згорткових шарів та розширеного праворуч (декодера). Скорочувальний шлях виконує зменшення дискретизації (max pooling), використовуючи згортки, за функцію активації використовується ReLU.

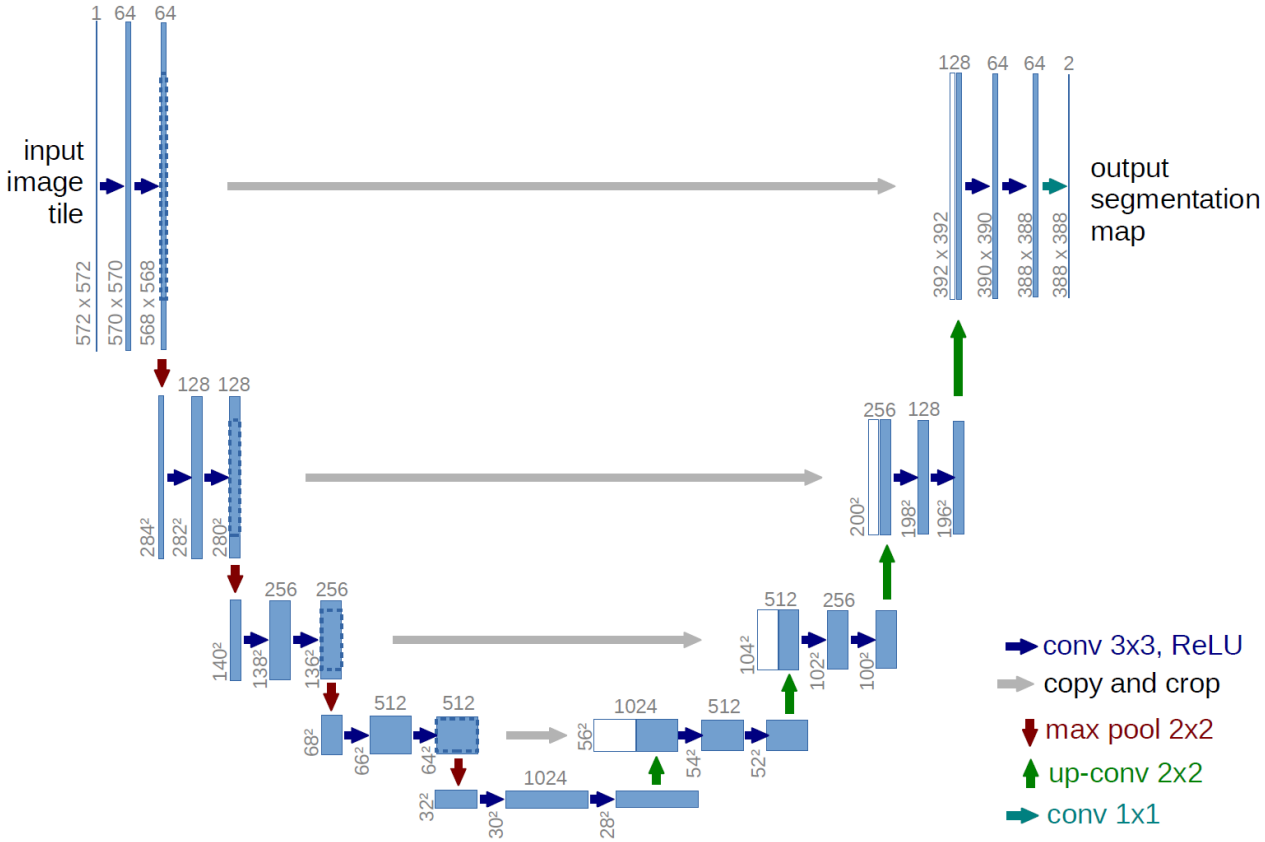


Рис. 2.15. Будова згорткової нейронної мережі U-Net

На кожному етапі зменшення за допомогою max pooling кількість функціональних каналів збільшуються вдвічі. Розширений шлях (декодер) виконує збільшення дискретизації кількості функціональних каналів та використовує операції згортки та об'єднання для відновлення значних деталей на зображенні. З кожним новим етапом збільшення дискретизації кількість функціональних каналів зменшується удвічі. За своєю будовою архітектура нейронної мережі складається з 23 згорткових шарів та використовує матрицю згортки розміром 3×3 та 1×1, а також операції максимального об'єднання з кроком 2 та розміром матриці 2×2 для зменшення дискретизації на початкових етапах роботи мережі та для збільшення дискретизації в подальшому проходженні мережею. Щоб забезпечити безумовну сегментацію зображення, важливо обрати розмір вхідної плитки, щоб усі операції максимального об'єднання 2×2 застосувалися до шару з рівними розмірами по x та y [28,29].

Отриманні на вхід зображення та відповідні до них карти сегментації використовує для навчання нейронної мережі з використанням стохастичного градієнтного спуску. Важливо зазначити, що розширення даних для навчання нейронної мережі можна зробити за допомогою трансформації та обробки вхідних зображень. Перевагою використання U-Net:

- проста архітектура;
- можливість працювати з невеликою кількістю даних;
- модель пристосована до сегментації;
- гарна продуктивність.

Архітектура згорткової нейронної мережі забезпечує гарні показники розпізнавання та сегментації у дуже різних програмах у сфері медицини. Також дану мережу можна використовувати в багатьох інших завданнях [26,27,28].

2.5. Коефіцієнт Dice

Важливо також обговорити таке поняття та числову міру, як коефіцієнт Dice. Цей показник оцінки зазвичай використовують для порівняння подібності двох вибірок. Коефіцієнт також має назву міра Серенсена-Дайса завдяки незалежним працям та публікаціям Т. Сьоренсом та Лі Р. Дайса. Даний показник зазвичай використовується в задачах сегментації зображень для оцінювання та аналізу ефективності роботи алгоритму [30]. Коефіцієнт Dice можна обчислити за формулою нижче:

$$DSC = \frac{2TP}{2TP + FP + FN}, \tag{2.5}$$

де TP – справжнє позитивне, на Рис. 2.16 зображено зеленим кольором; FP – помилково позитивне, зображено жовтим кольором; FN – помилково негативне, зображено помаранчевим кольором.

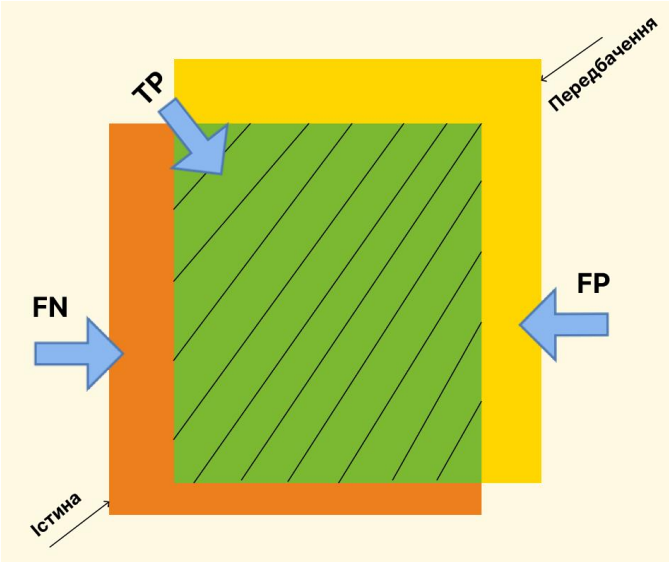


Рис. 2.16. Пояснення визначення коефіцієнта Dice

В процесі написання магістерської роботи за допомогою мови програмування C# було створено програму Рис. 2.17 для обчислення коефіцієнта Dice.

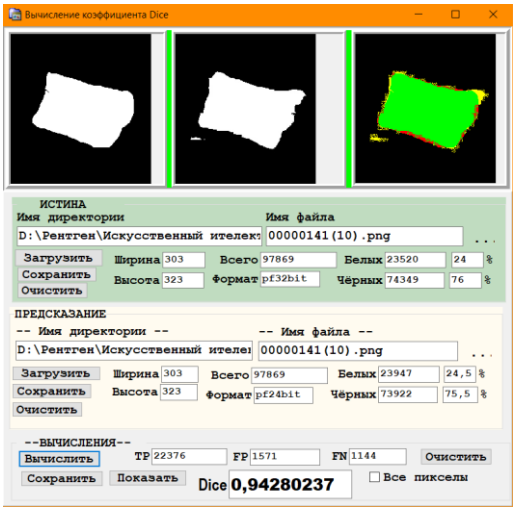


Рис. 2.17. Приклад роботи програми для визначення коефіцієнта Dice

На вході програми подається два зображення з масками (істина та передбачуване), а в результати розраховується коефіцієнт Dice.

Можна зазначити див. Рис. 2.17, що розрахунок робився лише для пікселів білого кольору отриманого на вхід хребця. Тобто порівнювалась маска знайдена вручну (істина) з маскою, яку визначила нейронна мережа. За вхідні дані було взяте одне й те саме рентгенівське зображення. Також можна побачити, що зеленим кольором зображено – TP (справжнє позитивне), червоним – FN (помилково негативне), а жовтим кольором – FP (помилко позитивне).

Висновок до розділу

В розділі було розглянуто такі поняття, як нейронна мережа та комп'ютерній зір, практичне застосування та принципи роботи. Було вивчено можливості та завдання, що можна виконати завдяки згортковим нейронним мережам. Проаналізовано алгоритми сегментації зображень для подальшого використання в дипломній роботі. Зроблено огляд архітектури згорткової нейронної мережі U-Net, а також було вивчено поняття коефіцієнт Dice та розроблена програма для його обчислення.

3. РОЗРОБКА АЛГОРИТМІВ ТА ЇХ ПРАКТИЧНЕ ЗАСТОСУВАННЯ

3.1. Дослідження використання однорівневої нейронної мережі для визначення форми хребця хребта

Визначення ступеня захворювання на остеопороз, рентгенівським морфометричним методом вимагає знання форми хребців хребта. Лікарі зазвичай вимірюють розміри тіл хребців ручним Для вирішення цієї проблеми останнім часом активно використовуються згорткові нейронні мережі, як для зображень, отриманих на комп'ютерних томографах [29-32] так і на традиційних рентгенографічних апаратах [29,31]. Однак, у роботах відзначається складність сегментації хребців на рентгенографічних знімках на відміну від зображень отриманих на комп'ютерних томографах [29,31].

Ця складність пов'язана з високим рівнем шуму (як квантового, так і структурного), низьким контрастом та розмиттям контурів хребців на реальних рентгенографічних зображеннях бічної проекції відділу грудної клітини людини. У наших дослідженнях з розробки методу сегментації хребців хребта використовувалася нейронна мережа U-Net (кодера-декодера) спеціально розроблена для медичних додатків.

Навчання згорткової нейронної мережі здійснювалось за 183 знімками наведеними на Рис. 3.1 бічної проекції відділу грудної клітини людини з бази рентгенівських знімків представлених Оксфордським університетом. Перед початком навчання нейронної мережі потрібно було підготувати навчальні та тестові дані. Були створена папка data. Ця папка складалася з навчальних (183 знімки) та тестових даних, що складалися з 57 знімків грудної клітини людини. Зображення для навчання були складені в папку train_images, маски для навчання булі складені в папку train_masks, а дані для тестування були складені в папку test.

Також вхідні зображення для навчання та тестування потрібно було підготувати для використання:

- потрібно зробити усі зображення в форматі PNG;

- перейменувати зображення в зручному вигляді;
- зробити розмір вхідного зображення 256*256;
- створити маски для зображень.

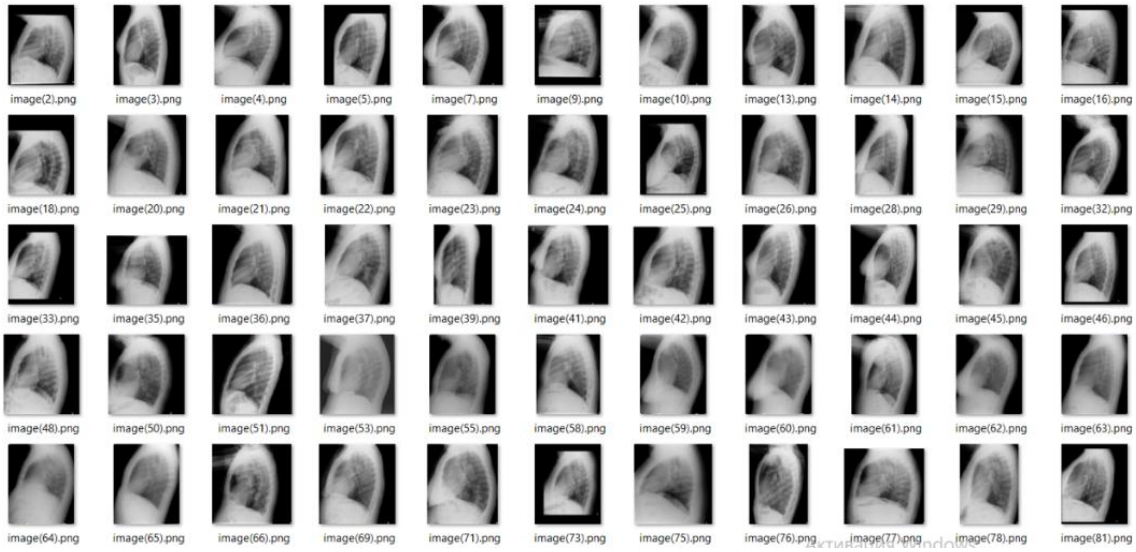


Рис. 3.1. Приклад зображень навчальної вибірки бічної проекції грудної клітини людини

Маски окремих хребців Рис. 3.2 таких як: Th11, Th10,Th9,Th8 були виділені за допомогою програми Photoshop та використання інструменту ласо.

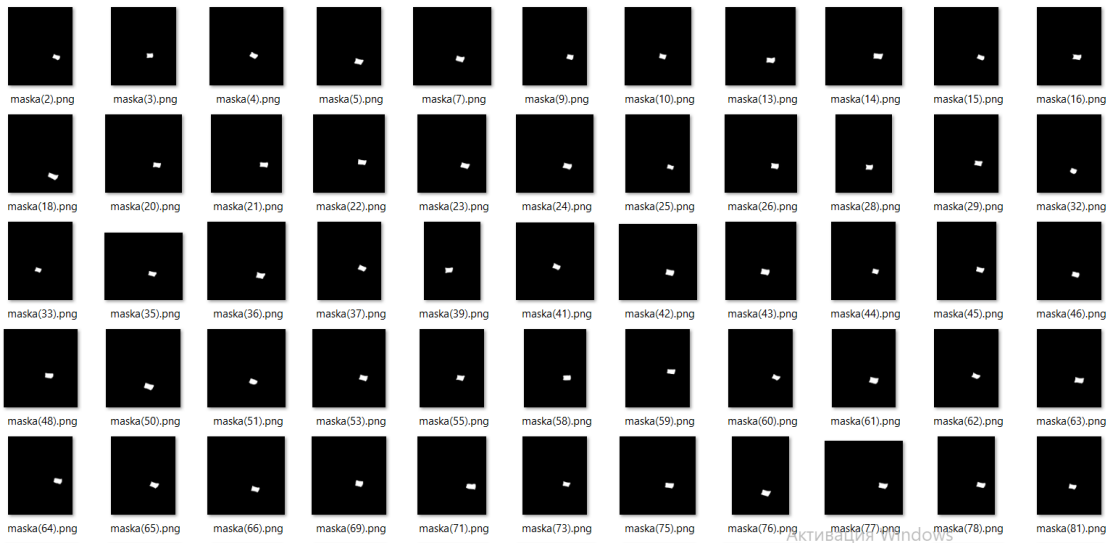


Рис. 3.2. Приклад зображення масок хребців

Для маркування хребців та створення потрібної маски до відповідного зображення див. Рис. 3.2 було використано два кольори:

- #0000000 – чорний колір для маркування фону зображення;
- #ffffff – білий колір для маркування області хребців.

В роботі використовувалися програмні можливості мови програмування Python 3.9. На сьогоднішній день мова програмування Python є найбільш вживаною для вирішення різних завдань та потужною серед інших. Мова програмування дуже розвинена культурно та технічно. Архітектура нейронної мережі U-Net написана з використанням бібліотек: Keras та TensorFlow. За будовою мережа складалася з 23 шарів. Розмір вхідного зображення 256*256 пікселів та зображення було подано в градаціях сірого. Приклад архітектури U-Net на мові програмування Python показано на Рис. 3.3.

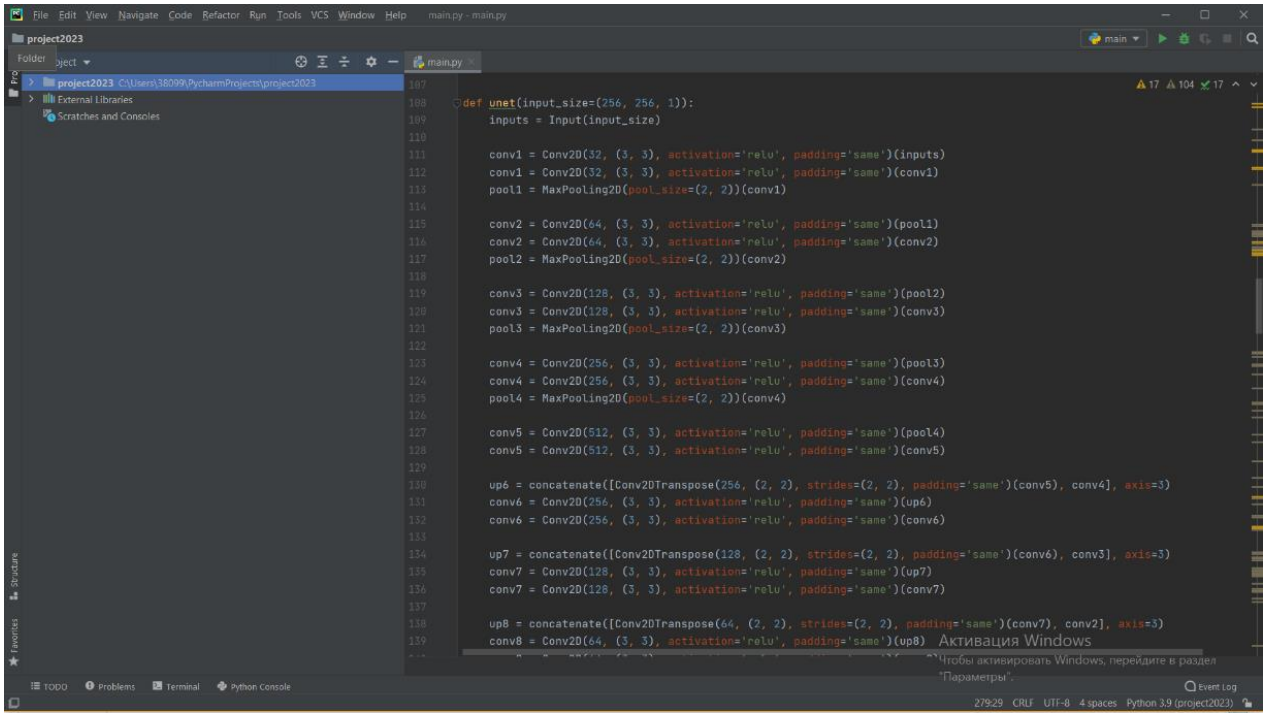


Рис. 3.3. Приклад архітектури U-Net

Отримана навчена нейрона мережа використовувалася для сегментації реальних тестових рентгенівських зображень бічних проекцій відділу грудної клітини людини, відмінних від тих, що використовувалися для навчання. За

цією незалежною базою рентгенівських знімків отриманих з інтернету, відсоток пропусків (тобто нейронна мережа навіть не помітила хребця, не кажучи вже про вірну сегментацію форми хребця) склала 43%. Результати передбачення моделі навченої нейронної мережі наведено на Рис. 3.4.

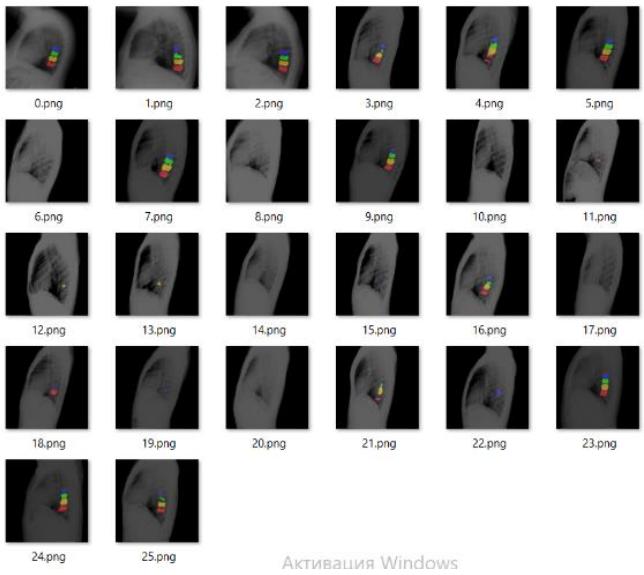


Рис. 3.4. Результати передбачення навченої нейронної мережі

Тому було запропоновано дворівневий метод сегментації хребців хребта. У першому етапі або рівні визначається форма ділянки хребта (сегментація) з кількома хребцями (Th11,Th10,Th9,Th8). Маски, отримані на навчання нейронної мережі представлені на Рис. 3.5.



Рис. 3.5. Приклад отриманих масок

На жаль, нейронна мережа і з ділянкою хребта впоралися не найкращим чином. Передбачена нейронною мережею форма хребта Рис. 3.6, в більшості випадків дуже відрізнялася від істини Рис. 3.7 (тобто сегментації вручну людиною).

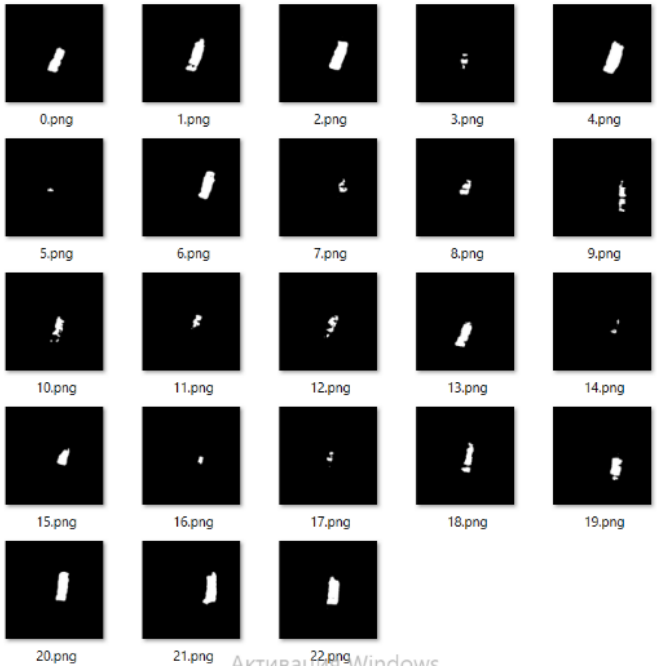


Рис. 3.6 Передбачена нейронною мережею форма хребця



Рис. 3.7. Приклад сегментації зробленої вручну

Для кількісного аналізу результатів передбачення за допомогою програми по обчисленню коефіцієнта Dice описаної в другому розділі, отриманні графіки залежності коефіцієнта Dice від математичного очікування (середнього) яскравості пікселів над досліджуваною ділянкою хребта Рис. 3.8.

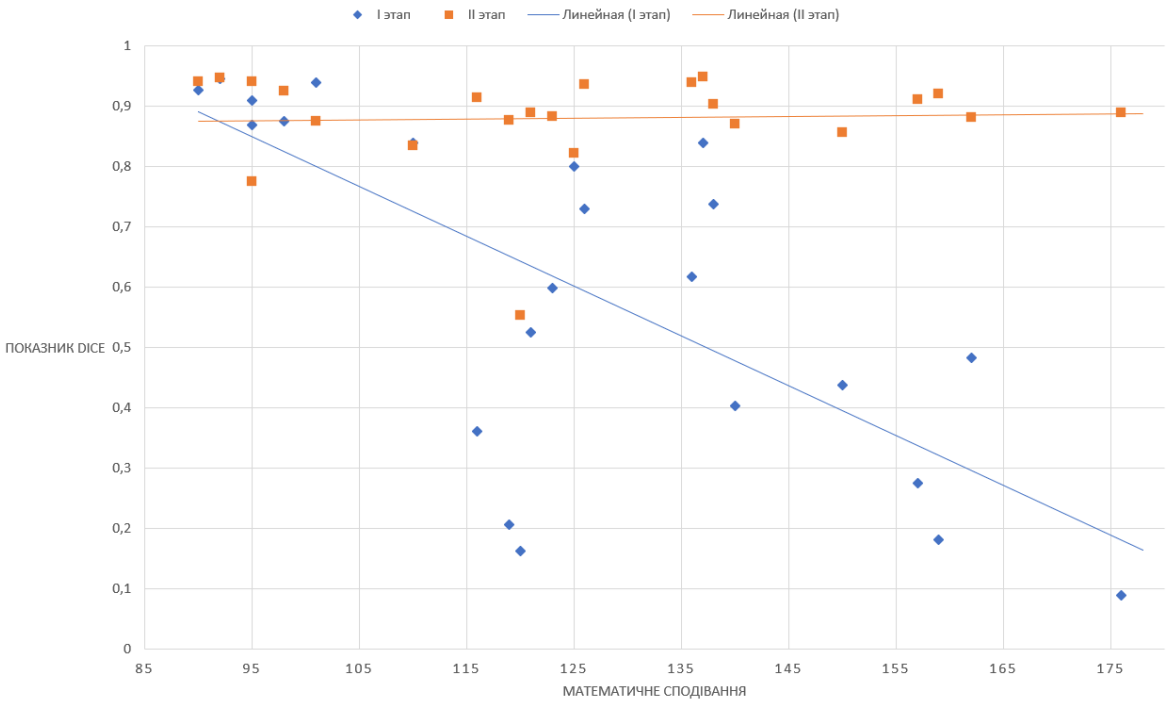


Рис. 3.8. Графік залежності коефіцієнта Dice від математичного очікування

Графік показує спад коефіцієнта Dice від збільшенням математичного очікування від значення при якому відбувалося навчання нейронної мережі. Математичне очікування яскравості пікселів над ділянкою хребта для основних рентгенівських зображень (див. Рис. 3.1) за якими відбувалося навчання становило 95. Розкид у коефіцієнтах Dice при тому самому математичному очікуванні яскравості пікселів пов’язано з різним рівнем якості (контраст, розмиттям та шумом) рентгенівських зображень.

3.2. Використання двохрівневої нейронної мережі для визначення форми хребця хребта

Нейрона мережа не показала гарних результатів при поганих (великий рівень контрасту, розмиттям та рівнем шуму) знімках бічної проекції грудної

клітини людини. Для поліпшення якості сегментації, тобто підвищення коефіцієнта Dice було запропоновано використовувати нейронну мережу ще раз, але з меншим розміром досліджуваної області, де здійснюється сегментація. Для цього цю мережу навчали по області біля ділянки хребта з чотирма хребцями. Ця область представляла прямокутник, що включає хребці один вище один вище (Th7) та один нижче (Th12) сегментованої ділянки хребта, що включає хребці: Th11,Th10,Th9,Th8. Прикладами рентгенівських знімків та їх відповідні маски, якими здійснювалося навчання нейронної мережі показано на Рис. 3.9 та Рис. 3.10.

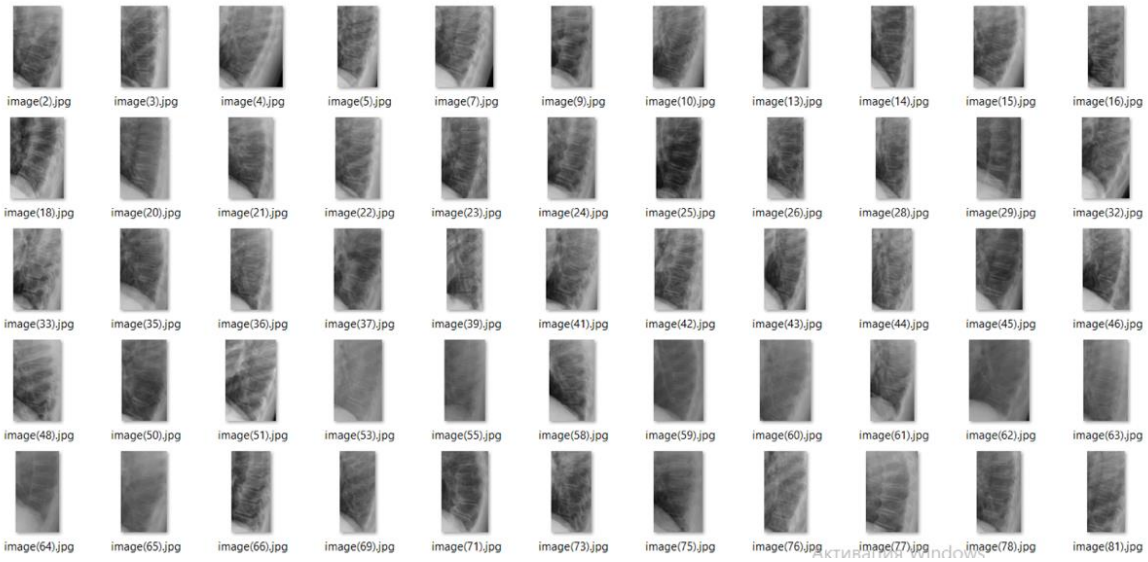


Рис. 3.9. Приклад рентгенівських зображень для навчання мережі

Нова навчена нейронна мережа застосовувалася (тобто робилося передбачення) до вирізаної ділянки з повного тестового зображення рентгенівського зображення бічної проекції відділу грудної клітини, навколо результату сегментації, який був отриманий попередньою нейронною мережею по всьому зображенні.



Рис. 3.10. Приклад маски для навчання мережі

Координати передбачуваного зображення ділянки хребта ($x_ц$, $y_ц$) визначалися за допомогою маски за формулою:

$$x_ц = \frac{x_{\max} - x_{\min}}{2}, \tag{3.1}$$

$$y_ц = \frac{y_{\max} - y_{\min}}{2}, \tag{3.2}$$

де $x_{\max}$, $x_{\min}$, $y_{\max}$, $y_{\min}$ – коефіцієнти крайніх точок в зображенні передбачуваної маски з яскравістю пікселів 255.

Навколо цього центру і обиралася вирізана з повного рентгенівського зображення прямокутна ділянка з розмірами $L_0 \times H_0$ за формулою:

$$L_0 = 0,33L_n, \tag{3.3}$$

$$H_0 = 0,5H_n, \tag{3.4}$$

де L_n та H_n – повна ширина та висота вхідного тестового рентгенівського зображення. Коефіцієнти 0,33 та 0,5 обиралися аналізуючи 183 рентгенівських зображеннях, щоб в вирізану ділянку містилася ділянка хребта

з хребцями від Th7 до Th12. Зображення тестових даних та передбачуваних масок наведені на Рис. 3.11 та Рис. 3.12 відповідно.

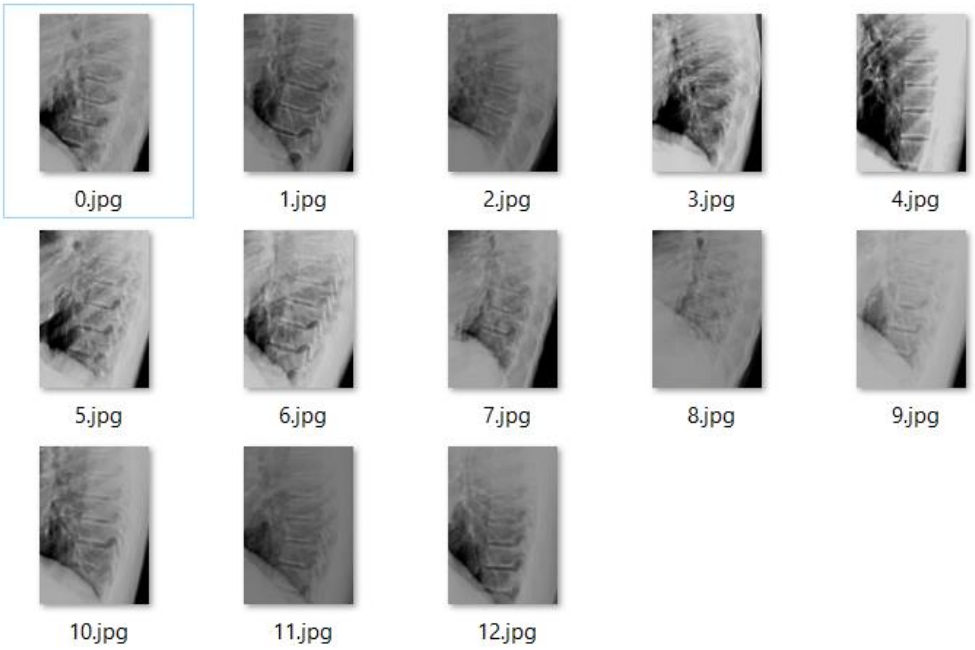


Рис. 3.11. Приклад тестових рентгенівських зображень

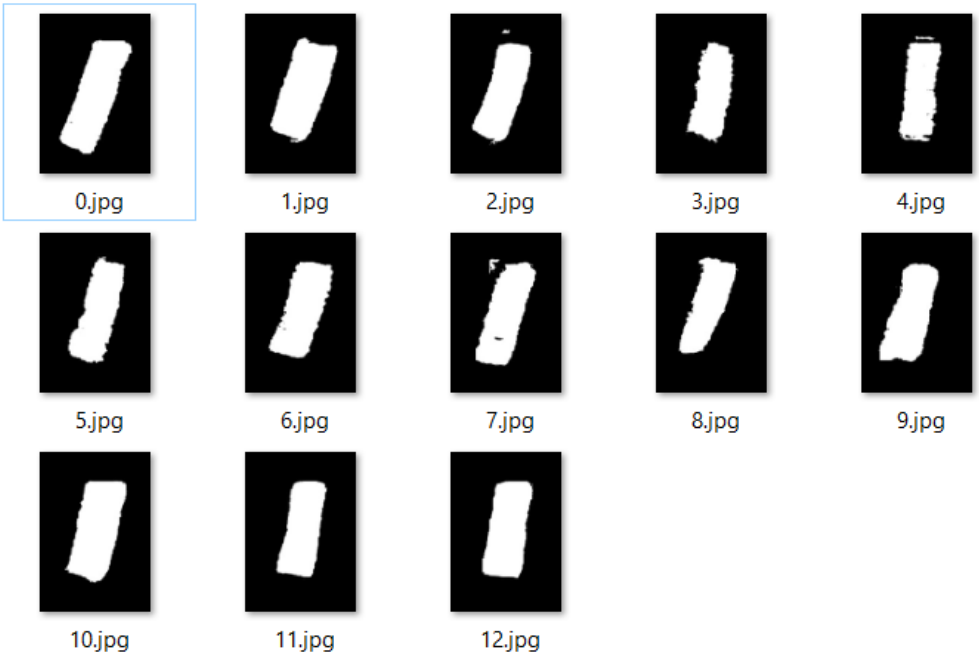


Рис. 3.12. Приклад тестових масок

Сегментація цієї ж ділянки хребта визначена вручну людиною показана на Рис. 3.13.

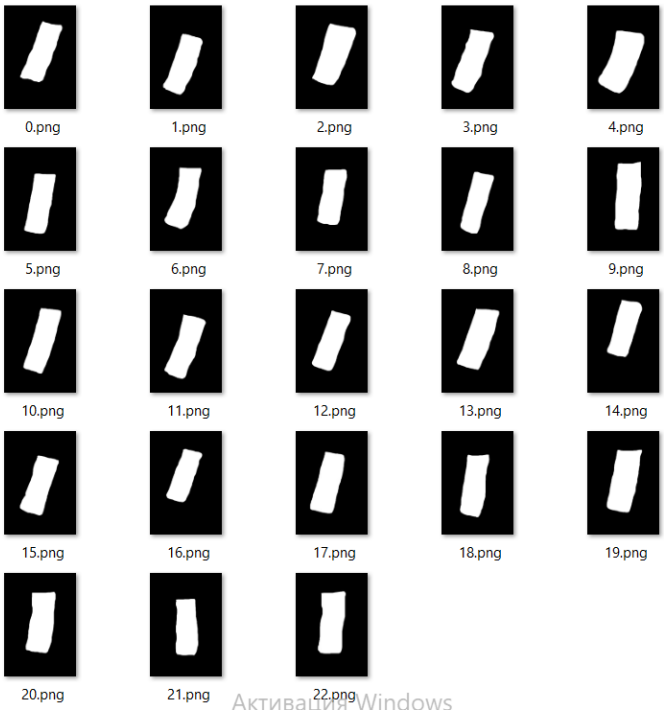


Рис. 3.13. Приклад сегментація ділянки вручну людиною

Кількісне порівняння сегментації передбачуваних людиною вручну та за допомогою нейронних мереж за допомогою коефіцієнта Dice зображено (див. Рис. 3.7.). Використання двохрівневої нейронної мережі значно покращує значення коефіцієнта Dice, при цьому відсутній вплив яскравості пікселів над хребтом на величину цього коефіцієнта.

З метою перевірки сталості та надійності передбачувань навченої нейронної мережі була використана інша (незалежна від вищенаведеної) база рентгенівських зображень грудної клітини людини та проведено дослідження поведінки коефіцієнта Dice від кількості епох та наявність аугментації. Результати досліджень представлені в таблиці 3.1 показують коливальний процес збільшення коефіцієнта Dice з збільшенням епох, також аугментація маж не високий вплив на цей процес.

Таблиця 3.1

Порівняння коефіцієнтів Dice для нейронних мереж з різним рівнем та умовами тренувань

N	15 епох аугментації	15 епох без аугментації	30 епох аугментації	45 епох аугментації	75 епох аугментації	150 епох аугментації
1	0,926	0,930	0,929	0,935	0,937	0,954
2	0,778	0,756	0,859	0,926	0,811	0,850
3	0,745	0,742	0,750	0,773	0,742	0,860
4	0,928	0,863	0,801	0,904	0,920	0,923
5	0,821	0,781	0,187	0,866	0,887	0,829
6	0,900	0,815	0,622	0,846	0,817	0,883
7	0,672	0,839	0,927	0,860	0,862	0,901
8	0,839	0,801	0,860	0,800	0,790	0,735
9	0,724	0,853	0,883	0,903	0,854	0,924
10	0,879	0,793	0,889	0,903	0,901	0,921
11	0,866	0,864	0,869	0,845	0,840	0,877
Σ/N	***0,825***	***0,822***	***0,780***	***0,869***	***0,851***	***0,878***

В отриманому, передбаченому, зображенні маски області рентгенівського зображення, що виділяється аналогічно знаходимо середню лінію відповідно до Рис. 3.14.

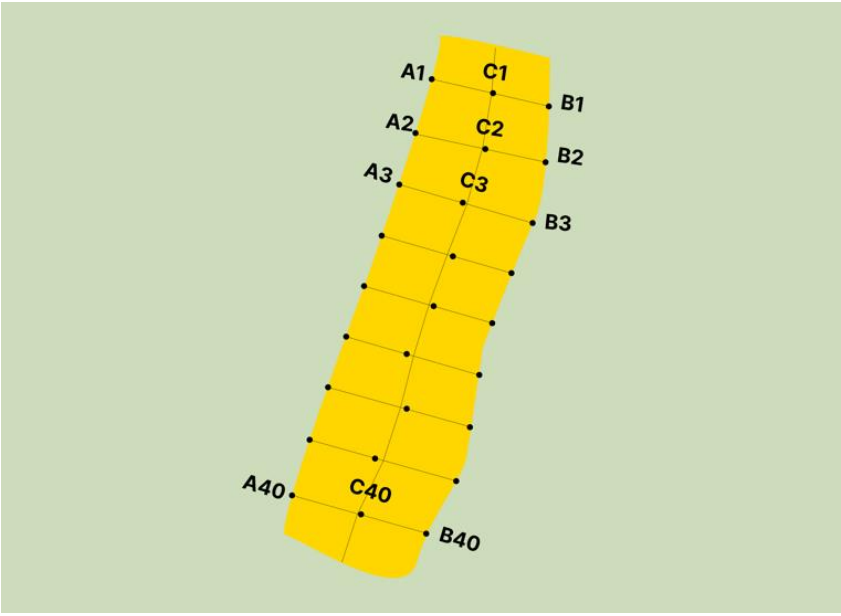


Рис. 3.14. Приклад пошуку середньої лінії на масці хребет

При цьому:

$$|A_n \cdot C_n| = |C_n \cdot B_n|. \tag{3.5}$$

Таких горизонтальних відрізків $|AB|$ вздовж хребта беремо 40, а потім за точками C_n будуємо криву:

$$y_c = a \cdot x_c^2 + b \cdot x_c + d\,, \tag{3.6}$$

де коефіцієнти a, b, d визначаємо методом найменших квадратів.

Розбиваючи ділянку квадратичної кривої $y_c(x_c)$ від верху до низу маски хребта на 8 однакових по довжині частин, знаходимо координати Th8, Th9, Th10, Th11, як показано на Рис. 3.15.

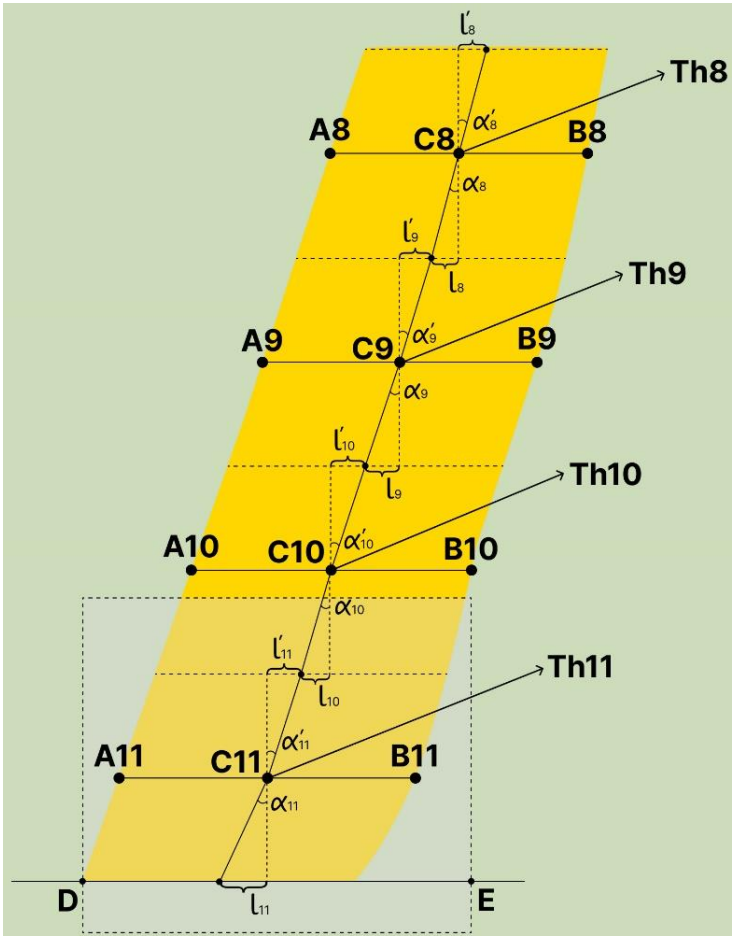


Рис. 3.15. Схема маркування маски хребта з метою визначення центрів квадратів для визначення форми хребця

На вихідному реальному тестовому рентгенівському зображенні бічної проекції відділу грудної клітини (за допомогою вище знайдених координат) визначаємо координати точок передбачуваних центрів хребців Th8, Th9, Th10, Th11. Вважаючи ці точки центрами (перетин діагоналей) квадратів з довжиною сторін $|DE|$ визначається за формулою:

$$|DE| = \max\{(2l + AB); (2l' + AB)\}. \quad (3.7)$$

Відповідно до див. Рис. 3.15 вирізаємо з реального вихідного тестового рентгенівського зображення чотири квадратні зображення, в яких знаходяться хребці Th8, Th9, Th10, Th11 і по одному направляємо в нову, раніше навчену нейронну мережу.

Ця нейронна мережа навчалася не по всьому рентгенівському зображенню, а лише по області з хребцем (при цьому не важливо, який хребець Th11, Th10, Th9, Th8). Приклади зображень, якими навчалася нейронна мережу, як рентгенівських, і масок представлені на Рис. 3.16 та Рис. 3.17 відповідно.

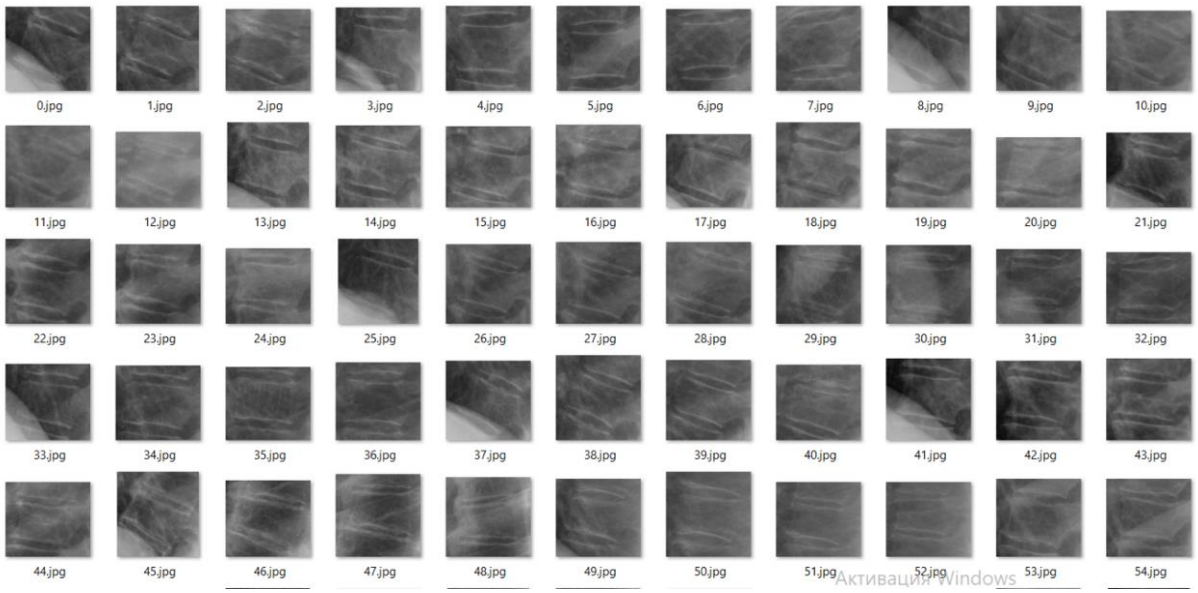


Рис. 3.16. Приклад навчальної вибірки зображень



Рис. 3.17. Приклад навчальної вибірки масок

Результати передбачень нейронної мережі за реальними тестовими рентгенівськими зображеннями окремих хребців (Рис. 3.18.) показано на Рис. 3.19.

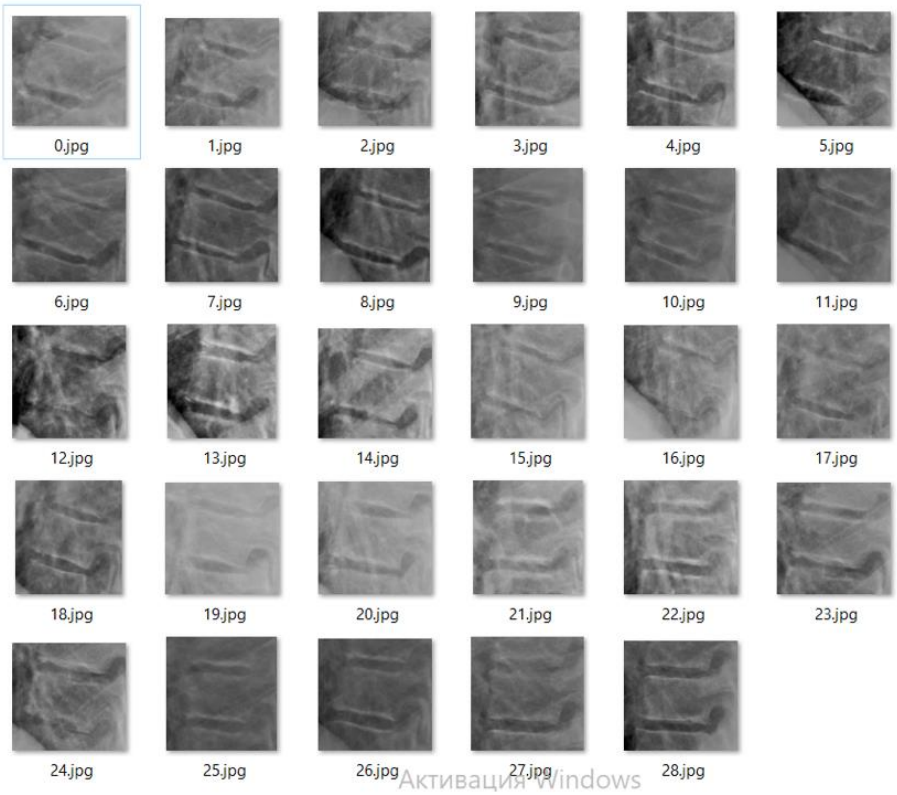


Рис. 3.18. Приклади реальних рентгенівських зображень



Рис. 3.19. Результати передбачень за реальними зображеннями

Сегментація цих хребців вручну людиною показано на Рис. 3.20. Індекси кожного окремого хребця визначалися за передбаченою маскою.

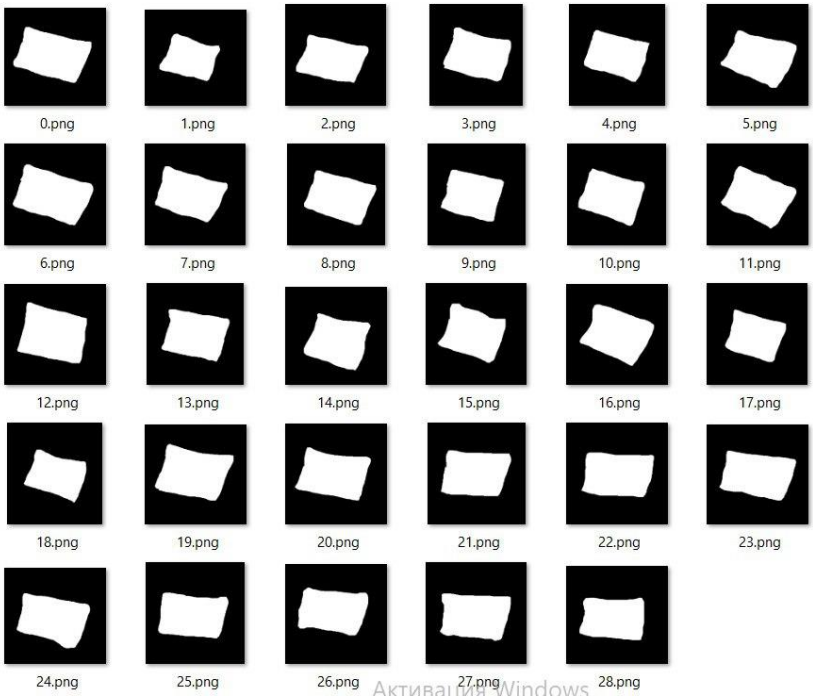


Рис. 3.20. Сегментація хребців вручну людиною

Результати для 55 окремих хребців представлено у таблиці 3.2.

Таблиця 3.2

Визначення ступеня остеопорозу завдяки використанню двохрівневої нейронної мережі

N хребця	Істина		Передбачення		Dice
	Мінімальна A/p, M/p	ступінь остеопорозу	Мінімальна A/p, M/p	ступінь остеопорозу	
1	0,92	0	0,89	0	0,91
2	0,93	0	0,92	0	0,914
3	0,93	0	0,88	0	0,907
4	1,03	0	0,95	0	0,922
5	0,87	0	0,83	0	0,895
6	0,8	0	0,98	0	0,872
7	0,94	0	1,03	0	0,876
8	0,88	0	0,82	0	0,958
9	0,9	0	0,98	0	0,937
10	0,9	0	0,94	0	0,954
11	0,8	0	0,88	0	0,855
12	0,9	0	0,95	0	0,955
13	0,86	0	0,85	0	0,9
14	0,9	0	0,89	0	0,9
15	0,92	0	0,94	0	0,934
16	0,85	0	0,86	0	0,922
17	0,91	0	0,96	0	0,893
18	0,87	0	0,89	0	0,934
19	0,86	0	0,9	0	0,905
20	0,89	0	0,88	0	0,929
21	0,97	0	0,94	0	0,898
22	0,97	0	0,91	0	0,905
23	0,87	0	0,87	0	0,908
24	1	0	0,93	0	0,922
25	0,97	0	0,85	0	0,823
26	0,88	0	0,86	0	0,913
27	0,88	0	0,86	0	0,922
28	0,91	0	0,93	0	0,935
29	0,85	0	0,99	0	0,857
30	0,87	0	0,96	0	0,91
31	0,93	0	0,88	0	0,938
32	0,79	1	0,76	1	0,933
33	0,94	0	0,9	0	0,91
34	0,89	0	0,86	0	0,893
35	0,87	0	0,88	0	0,963
36	0,74	1	0,78	1	0,949
37	0,97	0	0,97	0	0,942
38	0,87	0	0,84	0	0,937
39	0,92	0	0,92	0	0,945

Продовження Таблиці 3.2

N хребця	Істина		Передбачення		Dice
	Мінімальна А/р, М/р	ступінь остеопорозу	Мінімальна А/р, М/р	степень остеопороза	
40	0,88	0	0,9	0	0,955
41	1,04	0	0,88	0	0,84
42	1	0	0,88	0	0,938
43	0,88	0	0,79	1	0,943
44	0,87	0	0,86	0	0,95
45	0,9	0	0,89	0	0,913
46	0,88	0	0,89	0	0,936
47	0,98	0	0,91	0	0,929
48	0,87	0	0,93	0	0,953
49	0,95	0	0,79	1	0,875
50	0,85	0	0,84	0	0,915
51	0,82	0	0,9	0	0,944
52	0,93	0	0,93	0	0,935
53	0,79	1	0,83	0	0,875
54	0,76	1	0,65	2	0,864
55	0,92	0	0,8	0	0,936

Як показано в таблиці, передбачення ступеня остеопорозу не збігаються у 4 випадках із 55, при цьому у 3 випадках значення індексу хребця 0,79 знаходяться біля граничного положення 0,8. У четвертому випадку людина визначила 1 ступінь остеопорозу, а нейронна мережа передбачила 2 ступінь остеопорозу, що покаже лікареві звернути увагу на цього пацієнта. Таким чином, прогнози нейронної мережі добре збігаються з оцінками людини.

Використання згорткової нейронної мережі для задачі сегментації невеликих за площею, щодо всього зображення об’єктів (якими і є хребці хребта на рентгенівському знімку бічної проекції відділу грудної клітини) при великому рівні шумів (квантових і структурних), низькому контрасті та розмиттям кордонів, показало низьку ефективність. Тому для вирішення цього завдання було запропоновано алгоритм двохетапного використання згорткової нейронної мережі з покроковим збільшенням відношення площі сегментованого об’єкта до площі всього зображення, де цей об’єкт шукається. Реалізований алгоритм дозволив визначити ступінь остеопорозу у 93% випадків.

Висновок до розділу

В розділі було розглянуто використання однорівневої нейронної мережі для визначення форми хребця хребта, проаналізовано ефективність роботи даної моделі. Було зроблено порівняння коефіцієнтів Dice для нейронних мереж з різним рівнем та умовами тренувань. Запропоновано та створено двохетапний алгоритм застосування нейронної мережі для вирішення поставленої в дипломі задачі.

ВИСНОВКИ

В процесі написання дипломної роботи були вивчені основні алгоритми використання нейронних мереж для сегментації медичних зображень. Були розглянуті та вивчені методи визначення ступеня остеопорозу, особливу увагу було приділено рентгенівському морфометричному методу. Було розроблено програму порівняння реальних зображень з передбаченнями нейронної мережі. Було досліджено використання одноетапної згорткової нейронної мережі для сегментації хребців хребта. Було запропоновано власну схему дворівневого алгоритму використання нейронної мережі для визначення ступеня остеопорозу. Було досліджено використання двохрівневого алгоритму нейронної мережі для сегментації для сегментації хребців хребта та визначення ступеня остеопорозу.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. A Patient's Guide to Anatomy and Function of the Spine. URL: https://www.umms.org/ummc/health-services/orthopedics/services/spine/patient-guides/anatomy-function
2. Mathis JM, Shaibani A, Wakhloo AK. Spine anatomy. In Image-Guided Spine Interventions, JM Mathis JM (ed). New York: Springer. – 2003. – P.1-26
3. Anatomy of Spine. URL: https://mayfieldclinic.com/pe-anatspine.htm
4. Anatomy of the Spine. URL: https://www.jnjmedtech.com/en-US/treatment/spine/anatomy
5. Tümay Sözen, Lale Özışık, Nursel Çalık Başaran. An overview and management of osteoporosis.European Journal of Rheumatology. – 2017. – P. 46 -56
6. Osteoporosis.URL:https://www.mayoclinic.org/diseases-conditions/osteoporosis/symptoms-causes/syc-20351968
7. Osteoporosis. URL: https://theswiftinstitute.com/osteoporosis/
8. What to know about the four stages of osteoporosis. URL: https://www.medicalnewstoday.com/articles/stages-of-osteoporosis
9. Osteoporosis. URL: https://medlineplus.gov/osteoporosis.html
10. Osteoporosis: Physiotherapy treatment. URL: https://samarpanphysioclinic.com/osteoporosis-physiotherapy-treatment/
11. Bone densitometry. URL: http://courses.washington.edu/bonephys/opbmd.html#tz
12. Shuo Li, Jianhua Yao. Spinal Imaging and Image Analysis. –2015. –V.18. – P.507
13. FERDOUS HS, AFSANA F, QURESHI NK, ROUF RSB. Osteoporosis: A Review. –2015. –V.5, N.1. – P.8
14. Bone density test. URL: https://www.drugs.com/cg/bone-density-test.html
15. Bone density scan. URL: https://radiology.ucsf.edu/patient-care/services/bone-density-scan-dxa-

dexa#:~:text=DXA%20works%20by%20sending%20two,and%20takes%20about%2010%20minutes

16. G. Guglielmi, D. Diacinti, C. van Kuijk, F. Aparisi, C.Krestan, J.E. Adams, T.M. Link. Vertebral morphometry: current methods and recent advances. European Radiology. –2008. – P.14
17. M. Aebi, R. Gunzburg, M.Szpalski. The Aging Spine. –2003. – P.139
18. The basics of neural networks. URL: https://towardsdatascience.com/the-basics-of-neural-networks-neural-network-series-part-1-4419e343b2b
19. Neurons in neutral networks. URL: https://www.baeldung.com/cs/neural-networks-neurons
20. History of perceptron. URL: https://home.csulb.edu/~cwallis/artificialn/History.htm
21. Activation functions in neutral network. URL: https://towardsdatascience.com/activation-functions-neural-networks-1cbd9f8d91d6
22. Deep learning: overview of neurons and activation functions. URL: https://srnghn.medium.com/deep-learning-overview-of-neurons-and-activation-functions-1d98286cf1e4
23. What is Unsupervised Learning. URL: https://www.ibm.com/topics/unsupervised-learning#:~:text=the%20next%20step-,What%20is%20unsupervised%20learning%3F,the%20need%20for%20human%20intervention
24. Introduction to Convolutional Neutral Networks. URL: https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/05/convolutional-neural-networks-cnn/
25. CNN Basic architecture for classification & segmentation. URL: https://vitalflux.com/cnn-basic-architecture-for-classification-segmentation/#Basic_CNN_architecture_for_Segmentation
26. An Introduction to Image Segmentation: deep learning vs. Traditional. URL: https://www.v7labs.com/blog/image-segmentation-guide#h1

27. Image Segmentation algorithms with implementation in Python. URL: https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/09/image-segmentation-algorithms-with-implementation-in-python/
28. Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, Thomas Brox. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. – 2015. – P.8
29. Kang Cheol Kim, Hyun Cheol Cho, Tae Jun Jang, Jong Mun Choi, Jin Keun Seo. Automatic detection and segmentation of lumbar vertebrae from X-ray images for compression fracture evaluation. – 2019. – P.18
30. Dice, Lee.R. Measures of the amount of ecologic association between species. Ecology. – 1945. – P.297-302
31. S M Masudur Rahman AL ARIF. Fully automatic image analysis framework for cervical vertebra in X-ray images. – 2018. – P.260
32. Faisal Rehman, Syed Irtiza Ali Shah, M.Naveed Riaz, S. Omer Gilani, Faiza R. A region- based deep level set formulation for vertebral bone segmentation of osteoporotic fractures. Journal of Digital Imaging. – 2020. – P.13
33. Luca Bertolaccini, Andrea Viti, Alberto Terzi. Digital tomosynthesis in lung cancer: state of the art, Ann Transl Med. – 2015. – P.139
34. Muhammad Alam, Jian- Feng Wang, Cong Guangpei, LV Yunrong, Yuanfang Chen. Convolutional Neutral Network for the semantic segmentation of remote sensing images. – 2020. – P.16
35. International Osteoporosis Foundation. Facts and Statictics. URL: https://www.iofbonehealth.org/facts-statistics