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

Кафедра інформаційних технологій в фізико-енергетичних системах

# ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА

до дипломної роботи
за освітньо-кваліфікаційним рівнем бакалавр

«Використання штучного інтелекту в діагностиці остеопорозу»

Виконала: студентка 4 курсу, групи НФ-43
Моргун О.О.
спеціальність:
105 Прикладна фізика та наноматеріали
освітня програма: Прикладна фізика енергетичних систем
Керівник :
ст. викладач Віхтинська Т.Г.

Рецензент:

Харків – 2021

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

Харківський національний університет імені В.Н.Каразіна

Навчально-науковий інститут комп'ютерної фізики та енергетики
Кафедра інформаційних технологій у фізико-енергетичних системах
Рівень вищої освіти (освітньо-кваліфікаційний рівень) бакалавр
Спеціальність 105 Прикладна фізика та наноматеріали

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Руслан СУХОВ
підпис
"____"_____2021 року

**ЗАВДАННЯ**

**НА ДИПЛОМНУ РОБОТУ**

Моргун Олександра Олегівна

1.Тема роботи «Використання штучного інтелекту в діагностиці остеопорозу» керівник роботи: Віхтинська Тетяна Геннадіївна, старший викладач, затверджені наказом по університету від 29 грудня 2020 року № 0210–05/2127.

2. Строк подання студентом роботи 21.05.2021

3. Перелік питань, які потрібно розробити:

1) Огляд згорткових нейронних мереж для класифікації та сегментації.

2) Створення двох баз зображень для нейронних мереж.

3)Навчання двох нейронних мереж.

4) Створення алгоритму для визначення розмірів та індексів тіл хребців.

5) Аналіз отриманих результатів .

4. План роботи

| № з/п | Назви етапів роботи |
|---|---|
| 1 | Вибір теми. |
| 2 | Затвердження теми на кафедрі |
| 3 | Робота над літературою та іншими джерелами |
| 4 | Написання вступу до роботи та першого розділу |
| 5 | Написання другого розділу |
| 6 | Написання третього розділу |
| 7 | Завершення написання дипломної роботи (висновки та література) |
| 8 | Подача науковому керівнику |
| 9 | Відгук, рецензія, підготовка до захисту |
| 10 | Попередній захист |
| 11 | Захист |

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;

ІТХ – індекс тіла хребця;

# РЕФЕРАТ

Олександра Моргун «Використання штучного інтелекту в діагностиці остеопорозу»

Кваліфікаційна робота бакалавра з прикладної фізики. – Х. Харківський національний університет імені В. Н.Каразіна, 2021. – 45 с.

Основною метою роботи є розробка алгоритму та програми для діагностики остеопорозу за рентгенографічними зображеннями грудної клітини людини. Отримано результати, які можна буде використати в реальних пристроях. В роботі були використані методи штучного інтелекту(нейронних мереж) для класифікації та сегментації зображень. Розроблено алгоритм для визначення розмірів та індексів тіла хребця. Проведено аналіз ефективності роботи автоматичного виявлення індексів тіла хребця в порівнянні з ручним вимірюванням.

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

# РЕФЕРАТ

Александра Моргун «искусственного интеллекта в диагностике остеопороза» Квалификационная работа бакалавра по прикладной физике. - Х.: Харьковский национальный университет имени В. Н. Каразина, 2021. - 45 с.

Основной целью работы является разработка алгоритма и программы для диагностики остеопороза по рентгеновским снимкам грудной клетки человека. Получены результаты, которые можно будет использовать в реальных устройствах. В работе были использованы методы искусственного интеллекта (нейронных сетей) для классификации и сегментации изображений. Разработан алгоритм для определения размеров и индексов тела позвонка. Проведен анализ эффективности работы автоматического расчёта индексов тела позвонка в сравнении с ручным измерением.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: ОСТЕОПОРОЗ, ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЕКТ ,НЕЙРОННАЯ СЕТЬ ,СЕГМЕНТАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ, РЕНТГЕНОВСКАЯ МОРФОМЕТРИЯ, ИНДЕКС ТЕЛА ПОЗВОНКА

ABSTRACT

Alexandra Morgun "Usage of artificial intelligence in the diagnosis of osteoporosis" Bachelor's qualification work in applied physics. - Kh.: V.N.Karazin Kharkiv National University, 2021 .- 45 p.

The main goal of the work is to develop an algorithm and a program for the diagnosis of osteoporosis based on X-ray images of the human rib cage. Obtained results, + can be used in real devices. Artificial intelligence (neural networks) methods were used for image classification and segmentation. An algorithm for determining the size and indices of the vertebral body has been developed. The analysis of the efficiency of the automatic calculation of the vertebral body indices in comparison with manual measurement was carried out.

KEY WORDS: OSTEOPOROSIS, ARTIFICIAL INTELLIGENCE, NEURAL NETWORK, IMAGE SEGMENTATION, X-RAY MORPHOMETRY, VERTEBRAL BODY INDEX

**ЗМІСТ**

ВСТУП ..... 8
1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД ОБЛАСТІ ДОСЛІДЖЕННЯ ..... 10
1.1. Загальна інформація про остеопороз ..... 10
1.2. Огляд рентгенодіагностичного обладнання ..... 13
1.2.1. Флюорографи ..... 14
*1.2.2.* Комп'ютерний томограф ..... 15
1.2.3. Рентгенівська кісткова денситометрія ..... 16
1.3. Рентгенівська морфометрія ..... 18
2. ВСТУП ДО НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ТА КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ. ..... 20
2.1. Огляд нейронних мереж ..... 20
2.2. Згорткові нейронні мережі ..... 25
3. РОЗРОБКА АЛГОРИТМІВ ТА ЇХ ПРАКТИЧНЕ ЗАСТОСУВАННЯ ..... 32
3.1. Класифікація рентгенівських зображень грудної клітини ..... 32
3.2. Сегментація рентгенівських зображень грудної клітини ..... 36
3.3. Автоматичне визначення індексів тіла хребця ..... 38
ВИСНОВКИ ..... 41
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ ..... 42

# ВСТУП

**Актуальність теми.**

Нині остеопороз посідає 4 місце за поширеністю серед захворювань та є серйозною проблемою сучасного суспільства. За результатами досліджень на сьогоднішній день остеопорозом хворіє понад 75 мільйонів людей з різних частин світу. Остеопороз може мати безліч причин виникнення , що робить ранню діагностику необхідною для своєчасного лікування пацієнтів, які схильні до ризику переломів.

Одним з поширених методів визначення ступеня остеопорозу є рентгенівський морфометрія рентгенівських знімків хребців грудного відділу хребта. Але проведення окремого рентгенографічного дослідження грудного відділу хребта значно збільшує дозу опромінення пацієнта. З цього бажано визначати ступінь остеопорозу одночасно з іншими рентгенологічними дослідженнями органів грудної клітини при цьому не збільшується навантаження на лікаря-рентгенолога , якому у разі визначення індексів тіла хребців потрібно багато часу. Особливо це важливо при скринінгових дослідженнях при великій кількості пацієнтів. При рентгенівської морфометрії визначають розміри тіла хребця, знаючи ці розміри визначають індекси тіла хребця, знаючи індекси тіла хребця можна визначити ступінь остеопорозу. Наприклад, якщо відхилення більше 0.25 від 1, пацієнта потрібно відправити до профільного лікаря- фахівця. Представлене у дипломній роботі дослідження надає змогу проводити автоматичне діагностування остеопорозу разом з дослідженням грудної клітини людини.

Для досягнення поставленої мети визначені **задачі**:

1) Огляд згорткових нейронних мереж для класифікації та сегментації.

2) Створення двох баз зображень для нейронних мереж.

3)Навчання двох нейронних мереж.

4) Створення алгоритму для визначення розмірів та індексів тіл хребців.

5) Аналіз отриманих результатів .

**Об’єкт дослідження.**

Машине навчання та нейронні мережі в задачах класифікації та сегментації зображень.

**Предмет дослідження.**

Методи визначення контурів хребців на рентгенівських зображеннях грудної клітини х метою обчислення індексів хребця для діагностування ступеня остеопорозу.

**Методи дослідження.**

Згорткові нейронні мережі та програмне забезпечення яке дозволяє визначати індекси тіла хребця.

**Наукова новизна одержаних результатів.**

Вперше було представлене використання згорткових нейронних мереж для визначення індексів тіла хребця в 2D зображеннях та розроблено алгоритм пошуку розмірів тіла хребця.

**Практичне значення отриманих результатів:**

Результати роботи  можуть бути застосовані  в діючих рентгенівських апаратах.

**Структура і обсяг роботи**. Кваліфікаційна робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків. Загальний обсяг роботи становить 44 сторінки, із них основного тексту 33 сторінок, 22 рисунків за текстом, список використаних джерел із 30 найменування на 3 сторінках.

# 1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД ОБЛАСТІ ДОСЛІДЖЕННЯ

## 1.1. Загальна інформація про остеопороз

Остеопороз – системне захворювання скелета людини, яке характеризується зниженням щільності кісткової тканини, як наслідок зменшується кількість кісткової речовини в одиниці об’єму, порушенням її мікроархітектури, що призводить до підвищення крихкості кісток та високого ризику переломів при незначній травмі[2,3,4] .

Мінеральна щільність кісткової тканини – основний показник міцності кісток.

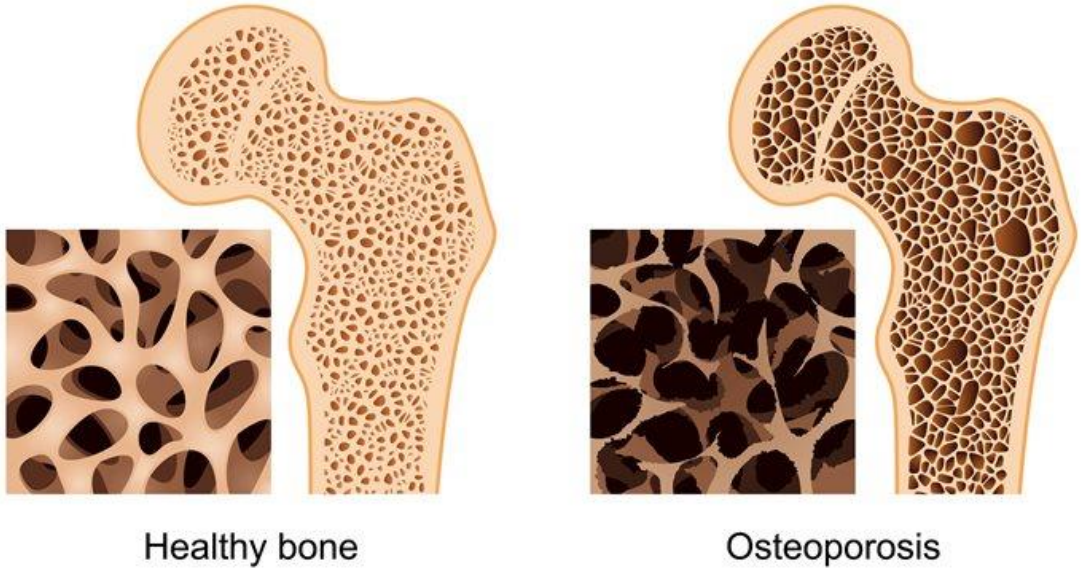



Рис. 1.1. Остеопороз кісток

Нині остеопороз посідає одне з провідних місць за поширеністю серед захворювань та є серйозною проблемою сучасного суспільства[26]. За результатами досліджень на сьогоднішній день остеопорозом хворіє понад 75 мільйонів людей з різних частин світу. За невтішними прогнозами кожного наступного року кількість хворих буде зростати: це пов’язано зі збільшенням людей літнього віку та кількості жінок у постменопаузальний період на 0.7% за рік. Немає жодної раси, країни або етнічної групи, що не відчула наслідки цієї

хвороби. ОП може мати безліч причин виникнення , що робить ранню діагностику необхідною для своєчасного лікування пацієнтів, які схильні до ризику переломів. За даними ВООЗ, щорічно понад 8 мільйонів переломів перепадає на остеопороз. Довгий час хвороба не має клінічних проявів, тому більшість людей не здогадуються про неї поки не отримають травму та звернуться до лікаря. Найбільш вразливими частинами тіла до остеопоротичних переломів є: хребці, дистальний відділ передпліччя , проксимальний відділ стегнової кістки та проксимальний відділ плечової кістки. Винятком можуть бути: пальці рук, ніг, які пов'язані зі звичайними травмами, а не міцністю кісток.

ОП може розвиватися як первинний та вторинний. Первинний остеопороз розвивається , як самостійне захворювання без виявлення іншої причини зниження міцності скелета. Первинний ОП на 95% спостерігається у жінок в період постменопаузи, чоловіків у віці старше 50 років, а також у дітей до 18 років. Причиною вторинного ОП може бути:

- Дефіцит маси тіла;
- Низьке споживання кальцію та вітаміну D;
- Генетичні захворювання;
- Ендокринні порушення;
- Тривале застосування гликокортикоїдів;
- Низька фізична активність;

Також на вторинний ОП впливає спосіб життя та наявність шкідливих звичок.

Для більш детального розуміння перебігу цієї хвороби потрібно привернути свою увагу до розгляду біологічного стану кісток та механізм розвитку остеопорозу.

### 1.1.1. Будова кісток

Кістка – є особливою формою сполучної тканини, що складається з матриксу колагену, який мінералізований включенням кристалів фосфату

кальцію. Такий склад тканини надає скелету людини міцність, при цьому зберігається еластичність. Існує два морфологічних види кістки за будовою: кортикальна, або компактна та трабекулярна (губчаста) кістка. Кістки відіграють важливу роль в нормальному функціонуванні організму людини: захист від пошкоджень та рух. В кістках постійно співіснують два взаємно протилежних процеси – утворення кісткової тканини та резорбція (руйнування) кісткової тканини.

### 1.1.2. Механізм розвитку остеопорозу

Основної причиною розвитку захворювання є посилення процесів резорбції кісток в поєднанні з ослабленням процесів кісткоутворення. Процес виникнення ОП розпочинається, коли стара кісткова тканина руйнується, а нова тканина утворюється в недостатній кількості. Також причиною може бути недостатній рівень постачання солей кальцію в кістках, через неспроможність виконувати каркасну та опорну функцію. Міцність кісток залежить від двох найголовніших складових: МЩКТ і якості кістки, що досягається в результаті багатої колагеном органічної, міжклітинної тканини , яка містить гідроксиопатит–кальцієву мінеральну сіль.

До клінічних проявів остеопатичних переломів хребців можна віднести:

- Зниження зросту більш ніж на 4 см;
- Біль в грудному або попереково-крижовому відділах хребта;
- Необхідність багаторазового відпочинку в положенні лежачі протягом дня;
- Порушення ходи, кульгавість;
- Переломи;

Кожна людина, яка знайшла у себе хоча б один прояв повинна своєчасно звернутися до медичного закладу для раннього діагностування та підтвердження недуга. Методи діагностики остеопорозу включать в собі різні дослідження. Це дозволяє запобігти негативним наслідкам у майбутньому. Одним з найпростіших способів визначення стану кісткової тканини –

рентгенографія. Але цей метод більш ефективний для виявлення пізніх симптомів , наприклад, деформації хребців, або переломів кісток. Також, в медицині для діагностики використовують денситометрію для вимірювання кількості мінерального компонента в кістках, тобто кальцію. Лабораторні дослідження, в яких використовуються біохімічні маркери допомагають лікарям якнайшвидше розпочати лікування остеопорозу. Важливу інформацію можуть мати такі показники: фосфору, паратгормону і остеокальцину.

У сучасному ритмі життя потрібно дуже пильно слідкувати за станом свого здоров'я, тому щоб запобігти прояви захворювання, людині необхідно проводити своєчасно профілактику ОП.

## 1.2.Огляд рентгенодіагностичного обладнання

Незважаючи на велику кількість нових методів променевої діагностики в останні роки, рентгенівська діагностика посідає важливе місце у сучасній медицині. За її допомогою підтверджуються не менше 60 % діагнозів. Сучасні рентген-апарати значно відрізняються від своїх попередників за кількістю опромінення, великого обсягу можливостей та якості знімків. Рентгенівська діагностику розділяють на оглядову, що дає уявлення про будь-яку ділянку тіла людина та прицільну, що дає більш детальну інформацію про роботу певного органу та його структуру.

Рентгенодіагностичні апарати в залежності від конструкції та призначення поділяють[1,9]:

1. Рентгенодіагностичні комплекси загального призначення
2. Флюорографи
3. Палатні апарати
4. Апарати для рентгенівській денситометрії
5. Комп'ютерні томографи
6. Пересувні апарати зі штативом

1.2.1.Флюорографи

На сьогоднішній день рентгенографія грудної клітини одна з найпоширеніших видів рентгенодіагностичних досліджень. Флюорографи мають три модифікації: стаціонарні, пересувній флюорографічний кабінет на шасі автомобіля та збірні. Також апарати поділяють за методом отримання рентгенівського зображення: з використання плівки, або цифрові.



Рис.1.2. Цифровий флюорограф

Флюорограф за будовою складається з:

- Рентгенозахисної кабіни з підйомником для пацієнта;
- Флюорографічної камери;
- Рентгенівського живильного пристрою
- Пульта управління
- Випромінювача з рентгенівською трубкою

Лікарі широко використовують флюорографічні комплекси для виявлення пухлин, дослідження грудної клітини, молочних залоз, кісткової системи, а

також для визначення необхідності проводити інші види лабораторних спостережень.

### *1.2.2.* Комп’ютерний томограф

Сучасні томографи дають можливість спостерігати фізіологічні процеси, сканування цілого органу лише за один оберт рентгенівської трубки, що значно скорочує час обстеження та дає повну інформаціє про стан пацієнта. Існує два способи зчитування даних в комп'ютерній томографії: покрокове і спіральне сканування.

Типовий рентгенівський комп’ютерний томограф зроблено таким чином, що він має:

- Стіл пацієнта
- Гентрі, що включає в собі джерело рентгенівських променів
- Детектори сигналів
- Систему перетворення інформації, яка регіструється детекторами
- Комп’ютер, для обробки отриманих даних

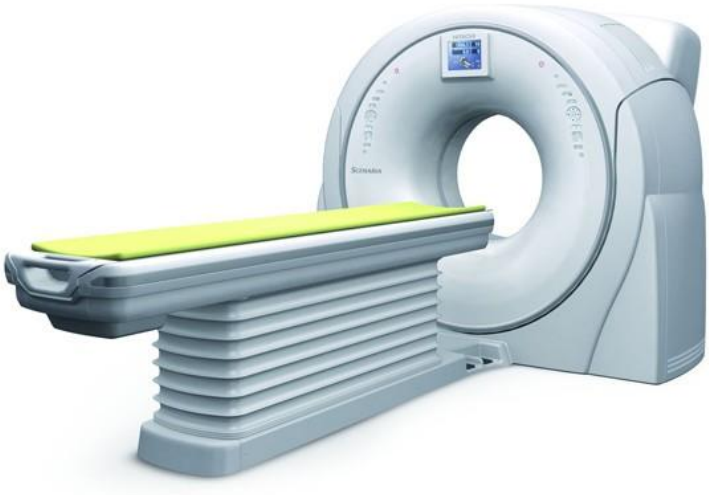


Рис. 1.3. Будова комп’ютерного томографу

Принцип роботи базується на круговому просвічуванні необхідної ділянки тіла людини пучком рентгенівських променів. Стіл з пацієнтом рухається за трьома напрямками та пересувається з досліджуваною ділянкою всередину

гентрі. Робота томографу триває, навколо пацієнта починає обертатися рентгенівська трубка, а детектори розташовані навпроти самого випромінювача починають зчитувати отримані результати від просвіченої ділянки. На допомогу також приходить потужний комп'ютер, який обчислює результати отримані раніше та відновлює образ досліджуваного шару.

Комп'ютерна томографія виступає важкою артилерією у боротьбі за визначення правильного діагнозу хворого, коли УЗД та рентген не дають повну картину та перебіг захворювання. Томографам зараз відають перевагу більшість лікарів, обстеження займає менше часу та є більш інформативним ніж амбулаторне перебування у стаціонарі.

### 1.2.3. Рентгенівська кісткова денситометрія

Хвороби опорно-рухової системи разом з ОП останнім часом набираю великі обороти разом з іншими захворюваннями, які пов'язані з дефіцитом кальцію в кістках. Вміст кальцію є найважливішим чинником для формування здорових кісток людини, тому для вимірювання його вмісту використовують спеціальні комплекси. Прибори побудовані на принципі двоенергетичної абсорбціометрії широко використовується лікарями. Також для скринінгу використовують ультразвукова денситометрія, яка вимірює ступінь поглинання ультразвукової хвилі кістковою тканиною. Випромінюючим джерелом виступаю рентгенівська трубка, а приймачем є напівпровідниковий детектор, аналогічний тому, що можна побачити в цифрових флюорографах.

Остеоденситометр показує високу точність в діагностуванні остеопорозу та вражаю швидкістю отримання результатів. Апарат включає в собі за будовою:

- Систему сканування (x-y);
- Випромінювач;
- Обертаючу систему фільтрів;
- Коліматор;

- Детекторну голівку;
- АРМ лікаря-рентгенолога



Рис. 1.5. Рентгенівський кістковий  денситометр

Система, яка складаються з випромінювача та детекторів рухається в координатах х-у, роблячи сканування відносно  пацієнта. Також у скануванні бере участь діафрагма с фільтрами, яка обертається відносно вихідного вікна випромінювача. Такий складний механізм гарантує повне сканування скелета людини та визначення мінеральної щільності кісткової тканини в різних ділянках . Програмне забезпечення АРМ рентгенолога дозволяє виміряти МЩКТ в будь-якій області зображення та визначити геометричні параметри для подальшої постановки лікування. Денситометричні дослідження успішно проводяться разом з комп’ютерною томографією та магнітно-резонансною томографією.

## 1.3.Рентгенівська морфометрія

Існує ще один метод дослідження та виявлення деформаційних порушень тіл хребців. Раніше вже було розглянуто, що зменшення МЩКТ зумовлює виникнення остеопорозу, тому для діагностування використовують також рентгенівську морфометрію[11,30]. Рентгенівська морфометрія є найбільш інформативною та об'єктивною оцінкою деформаційних порушень в скелеті людини[5-8]. Дане дослідження проводиться в декілька етапів.

Першим з яких є маркування, вимірювання та обчислення отриманих результатів. Кожен хребець від четвертого грудного до четвертого поперекового відділу хребта беруть 6 точок на їх відображенні, ці точки відповідають верхній та нижній ділянці кожного хребця на рівні передньої та задньої межі та середнього відділу. Після маркування хребців робиться виміри висоти передніх (А), середніх(М) та задніх(Р) відділів усіх досліджуваних хребців. Лінійні розміри тіл хребців залежить не тільки від віку та розмірів тіла людини, але и від особливостей рентгенівської апаратури використаної для діагностування. Після обробки та обчислення отриманих даних розумно брати не абсолютні величини вимірів, а їх відношення, тобто індекси тіл хребців. Існують такі відношення індексів: переднього-заднього (А/Р) – відношення висоти передньої межі до висоти задньої; середньо- задній (М/Р) – відношення висоти середньої частини до висоти задньої ; а також заднє-задній (Р/Pn) – відношення виміру висоти задньої межі до її величини в нормальному стані.

Після проведення усіх етапів лікарі отримають результати вимірювань. Проаналізувати отримані результати можна за допомогою ВООЗ схваленими методиками для виявлення деформацій тіл хребців. Найбільш популярними з них є методики: D. Felsenberg, J.A. Kanis та E.V McClosky , R.Eastell і L.J. Melton[2].

Якщо говорити про остеопороз, можна виділяти дані типи деформаційних змін:

1. Передня– клиноподібна деформація ( індекс А/Р більш низький в порівнянні з М/Р, Р/Pn – в нормі).

2. Задня – клиноподібна деформація хребців (А/Р , М/Р – можуть бути вище норми, Р/Рn – нижче норми).
3. Двоякоувігнута деформація – (А/Р , Р/Рn – в межах норми, М/Р – нижче норми).
4. Компресійна деформація – ( А/Р , М/Р наближені до норми , Р/Рn – нижче норми).

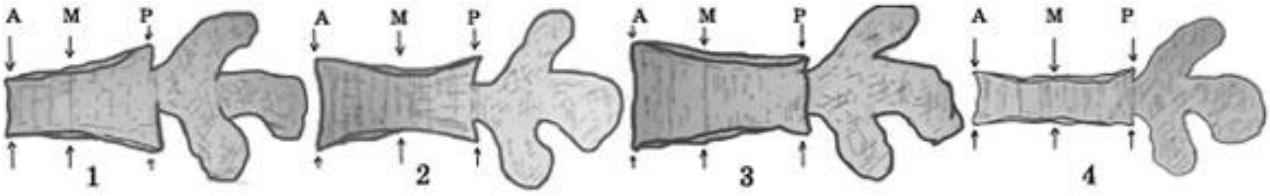



Рис. 1.6. Види деформацій хребців. 1 – передня– клиноподібна деформація; 2 – задня – клиноподібна деформація; 3 – двоякоувігнута деформація; 4 – компресійна деформація

Важливими факторами, які зумовлюють деформаційні порушення є зміна МЩКТ та недостатня кількість корисних мікроелементів в організмі для підтримання його опорної функції.

**Висновок до розділу.** В розділі було проведено огляд остеопорозу, як провідного захворювання у наш час, механізм розвитку захворювання з біологічної точки зору. Також був проаналізований історичний розвиток рентгенівської апаратури, деякі апарати були розглянуті більш детально для подальшого уявлення. Було сформовано поняття рентгенівської морфометрії, описана методика діагностування деформацій хребців за допомогою даного способу.

# 2. ВСТУП ДО НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ТА КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ.

## 2.1. Огляд нейронних мереж

Сьогодні поняття нейронні мережі можна почути всюди[24,25,27,28]. Цей термін набув шаленої популярності з часів фантастичних фільмів, але у сучасному світі нейронні мережі допомагають людям у вирішенні складних задач. Наприклад пошук зображень в браузері, онлайн-перекладачі, використання в медичних дослідженнях, керування руху авто, або передбачення акцій компаній – все це вирішує НМ. Не всі розуміють насправді, що ж таке ця мережа та який принцип її роботи, розглянемо більш детально основні поняття. Якщо проаналізувати з чим найбільше схожа робота НМ, на думку спадає лише одна відповідь – мозок людини. Людський мозок складається з десятки мільйонів нейронів та синапсів (зв'язками між нейронами). Таке порівняння з біологічної точки зору з'явилось під час вивчення та аналізування процесів виникаючих в мозку людини.

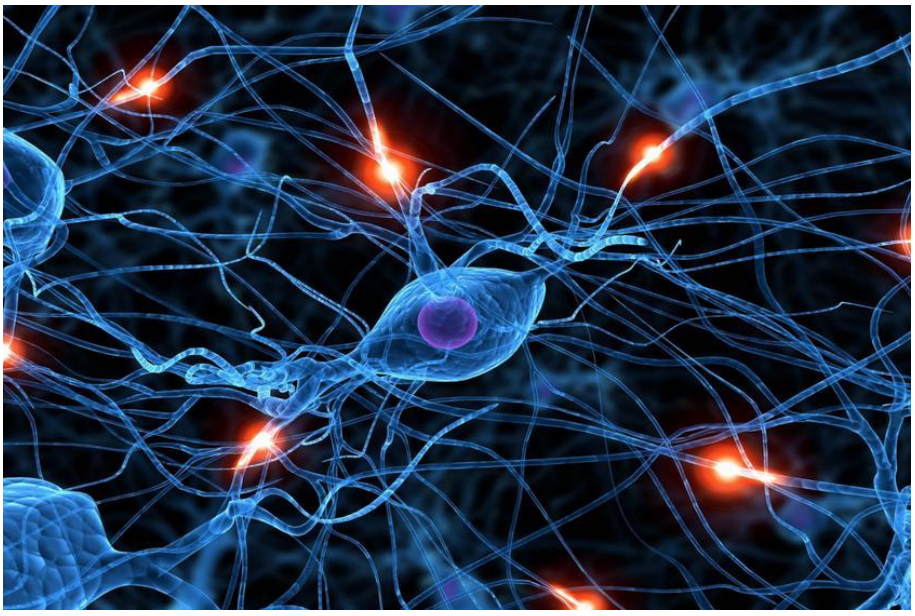


Рис. 2.1. Структура нейронів у мозку людини

Першими, хто спробував створити аналогію мережі були У. Мак-Калок і У. Питтс. Дана модель широко використовувалась в задачах прогнозування, класифікації та аналізу даних. Ще одна спроба була за Ф. Розеннблатом у 1958 році, який створив одношаровий перцентрон. Розроблена модель давала змогу вирішити проблему класифікації зображень та набув шаленої популярності для вирішення задач. Таким чином нині популярна галузь штучний інтелект, а також мережі пройшли великий шлях від побудови малого перцентрона до великих систем, які використовують провідні компанії зі всього світу.

ШНМ використовують для вирішення таких задач:

- Класифікація
- Прогнозування
- Аналіз даних
- Розпізнавання

Класифікація зображень – розподіл великого або малого об’єму даних за параметрами. Наприклад, якщо є завдання розпізнати на фотографіях капелюх або краватка, після навчання мережа може на 100% відповісти на дане запитання.

Розпізнавання об’єктів на зображеннях – використовується наприклад в мобільному телефоні під час фотографування або в пошуку потрібного людини зображення в інтернеті. Для розпізнавання використовують згорткові мережі, які є найкращим помічником у даній області.

Прогнозування – користуються для передбачення наступного кроку важкої задачі. Таким чином можна передбачити падіння, або підняття акцій компаній.Треба більш детально уявляти структуру ШНМ для подальшого використовування у даній роботі.

### 2.1.1. Будова нейронної мережі

Нейрон – представляє собою базову обчислювальну одиницю мережі. Кожен нейрон отримає певну інформацію , проводить математичні обчислення над нею та передає її до наступного нейрона. Так триває до тих

пір поки інформація не буде отримана останнім нейроном або вихідним. За структурою буває три різни види нейрон: вхідний, прихованого шару та вихідний. Це все можна побачити на Рис. 2.2. Зазвичай мережі складаються з великої кількості нейронів, тому доцільно використовувати поняття шар. Перцентрон, який ми розглядаємо складається зі вхідного шару, куди потрапляє інформація (Input) , n–прихованих шарів для обробки інформації (Hidden Layers) та вихідний шар (Output) для отримання результату. Важливою умовою для нейронів є дотримання діапазону чисел [0,1] для більш великих чисел потрібна нормалізація даних.

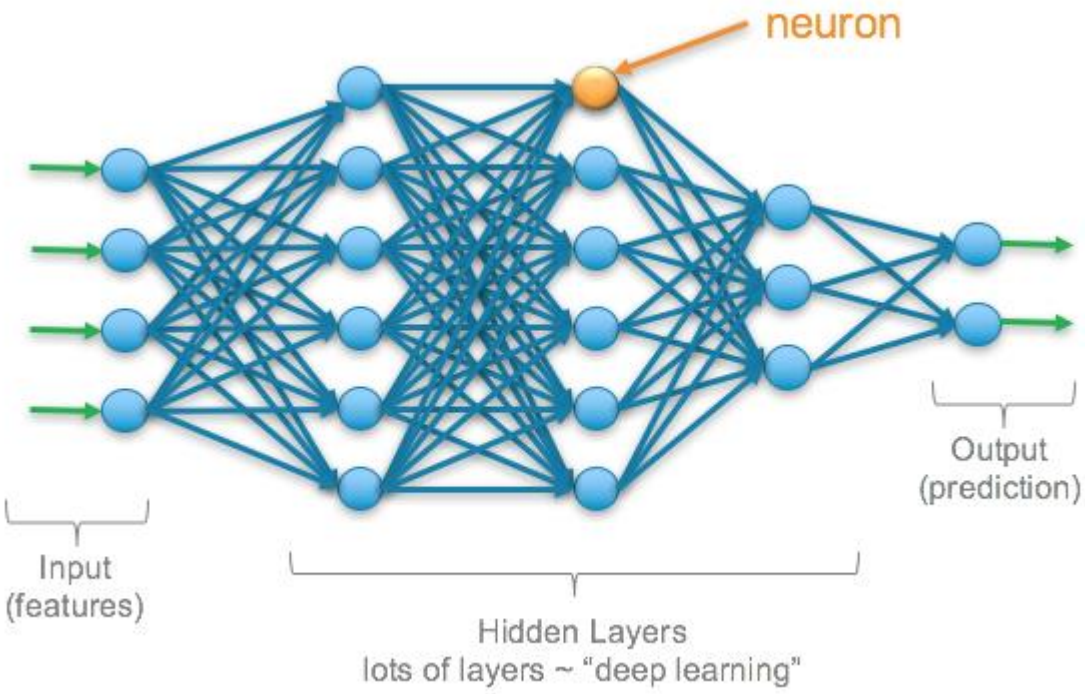



Рис.2.2 Будова нейронної мережі.

Як і у біологічній структурі так и в ШНМ існують з’єднання між нейронами для передавання інформації, такі з’єднання отримали назву синапси. Долаючи шлях через мережу, інформація від нейрона до наступного повинна змінюватись, для реалізації цього процесу синапси мають спеціальний параметри – ваги. Ваги – один з найважливіших параметрів за допомогою якого працює вся система. Наприклад є 4 нейрони, які повинні передати інформацію в наступний , кожен з них має свою вагу, потім робиться порівняння. Перемагає

нейрон з більшим ваговим коефіцієнтом та інформація від нього передається далі. За допомогою вагових коефіцієнтів та їх підбору навчають ШНМ для вирішення різних складних завдань.

Раніше ми вже розглядали, що для навчання та використання мережі дані отримані від нейронів повинні бути нормалізовані. Нормалізація досягається за допомогою так званих функцій активацій. Найбільш поширенні з них:

- ReLU
- Sigmoid
- Функція активації гіперболічного тангенсу
- Linear

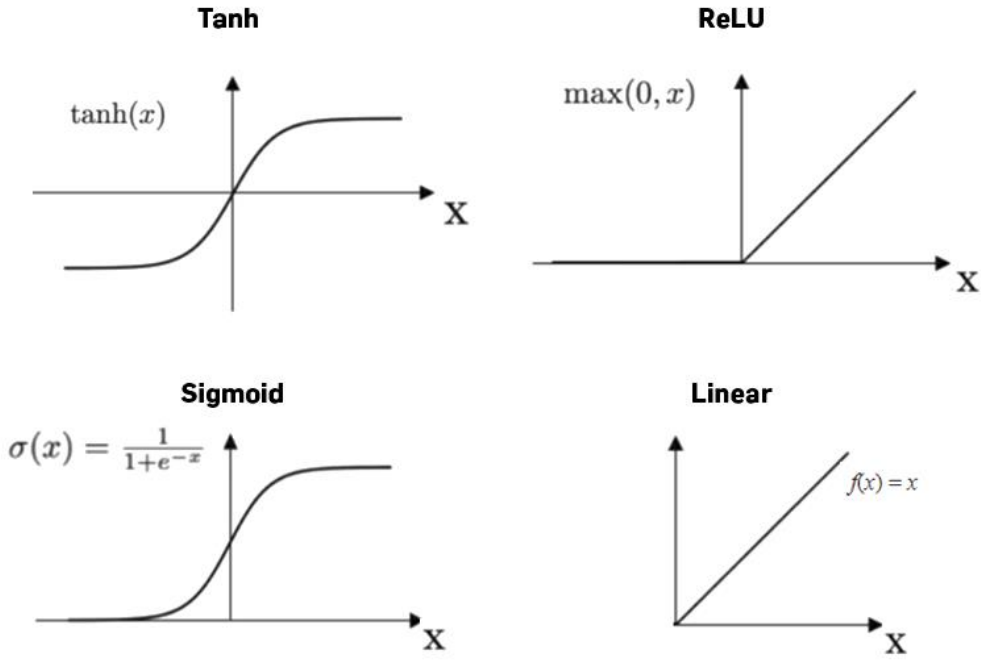



Рис.2.3 Функції активації

### 2.1.2. Принцип роботи нейронної мережі

Проаналізувати роботу нейронної мережі можна завдяки Рис. 2.4. та формули (2.1). На вхід поступають 0 або 1 для кожного вхідного нейрона та у кожного є свій ваговий коефіцієнт, який потрібно перемножити з вхідною інформацією, а потім скласти все для отримання вихідної інформації.

$$H_{1input} = (I_1 \times w1) + (I_2 \times w2) + (I_3 \times w3) \qquad (2.1)$$

де $I_1, I_2, I_3$ – вхідні нейрони, $H_1$ – прихований нейрон, і $w1, w2, w3$ –ваги. Потом потрібно нормалізувати отриманні дані, в якості цього використовують функції активації (2.2) , які були розглянуті раніше. За функцію активації використовують зазвичай сигмоїду. Таким чином потік вихідної інформації мандрує від нейрона до нейрона поки не буде пройдена уся мережа.

$$H_{1output} = f_{activation}(H_{1input}) \tag{2.2}$$

де $f_{activation}$– функція активації і $H_{1input}$ – вхідні дані.

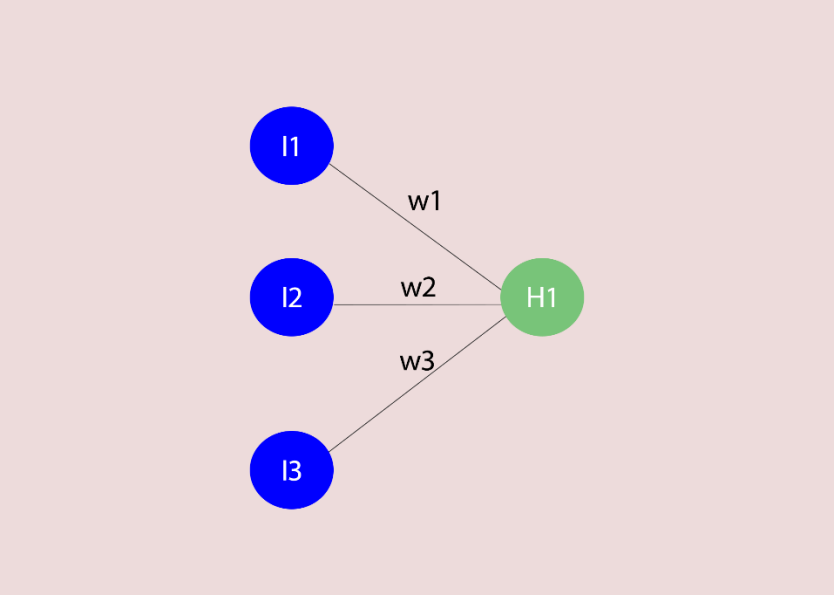



Рис.2.4 Принцип роботи мережі

Якщо спробувати запустити мережу з першої спроби, буде поганий результат через відсутність навчання. Під навчання розуміється пошук вагових коефіцієнтів найбільш вдалих для того, щоб наша мережа почала розв’язувати поставлене перед нею завдання. Для цього використовують спочатку пряме проходження з випадковими вагами, а потім використовують метод зворотного поширення помилки для вдалого завершення процесу навчання. Оцінкою якості роботи є визначення похибки між очікуваними результатами та отриманими. Існують таки типи оцінювання похибки як:

- MSE (Mean Squared Error)
- Root MSE
- Arctan

MSE (Mean Squared Error) – середня квадратична похибка, яку використовують для отримання більш точних результатів.

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(Y_i - \hat{Y}_i\right)^2 \quad (2.3)$$

де $n$ – кількість спостережень, $Y_i$ – очікуванні значення і $\hat{Y}_i$ – отриманні передбачення.

Гарним прикладом є поступове зниження значення похибки. Якщо цього не відбувається, нейронна мережа буде вирішувати задачі неправильно, або вгадувати відповіді. Тому слід перевіряти роботу мережі після навчання, адже саме від цього залежить виконання з високою ймовірністю класифікації, передбачення, або аналізу даних. Таким чином нейронні мережі стали не елементами фантастики, а гарним помічником в вирішенні проблем. Медицина, економіка, фізика, немає вже такої галузі на сьогоднішній день, яка не чула про штучний інтелект.

## 2.2. Згорткові нейронні мережі

Розпочати огляд згорткових нейронних мереж потрібно з такого поняття, як комп'ютерний зір[29]. КЗ (Computer Vision) – галузь штучного інтелекту сконцентрована на аналізування та визначення об'єктів на зображеннях або відео. Даний метод дає комп'ютеру здатністю бачити, ніби людським оком та потім брати отриману інформацію з побаченого на зображенні[15,22,23]. За будовою система складається з фотокамери і програмного забезпечення для класифікації та розпізнавання. Спочатку комп'ютер треба навчити бачити образи для цього використовують машинне навчання, а як саму модель згорткові нейронні мережі.

Згорткові нейронні мережі (CNN) – зарекомендували себе, як одні з кращих інструментів для класифікації, сегментації (виділення) об’єктів , розпізнання мови та навіть обличчя людини під час фотографування[15-19]. Коли перед людиною поставлене завдання визначити на зображенні місце знаходження кота чи собаки, вона з легкістю відповість на це питання після детального аналізу. Комп’ютер можна порівняти з малою дитиною, яку змалечку навчають розпізнавати та виділяти прості образи. Таке вивчення та аналіз потрібен і в ЗНМ. Перевагою перед звичайним перцентрон є те, що мережа за допомогою згортки –дозволяє зменшити кількість збереженої в пам’яті інформації, за рахунок чого краще оброблює великі зображення, а також виділяє опорні ознаки на ньому. Цими ознаками зазвичай є : лінії, криві, ребра та контури. На кожному наступному рівні з кривих, ребер розпізнають повторювальні фрагменти, які поступово складаються в текстури, а ті в свою чергу складають поступово зображення, розглянуто на рис.2.6. Кожен шар мережі використовує власне перетворення з кожним кроком, якого від простих елементів ми переходимо до більш складних об’єктів. Результатом цієї обробки є правильна класифікація, або пошук предмету на фотографіях.

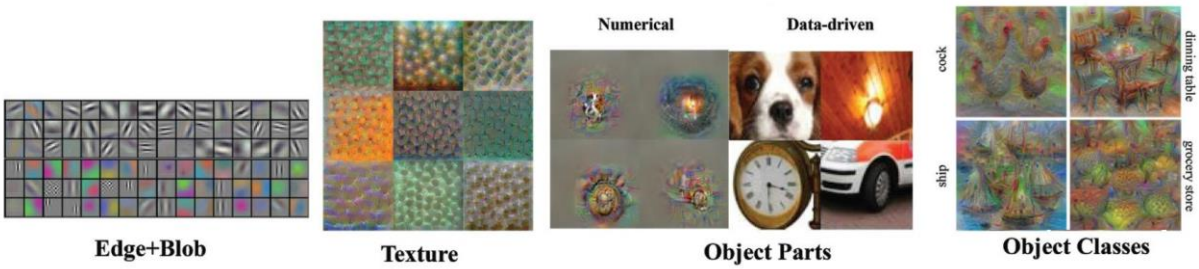



Рис.2.6. Поступове зчитування ознак зображення CNN

Кожна згорткова нейронна мережа складається з таких шарів (Рис.2.7):

- Шар згортки (convolutional layer)

- Шар субдискретизації (maxpooling layer)
- Шар активації (ReLU)
- Повнозв’язний шар (fully layer)

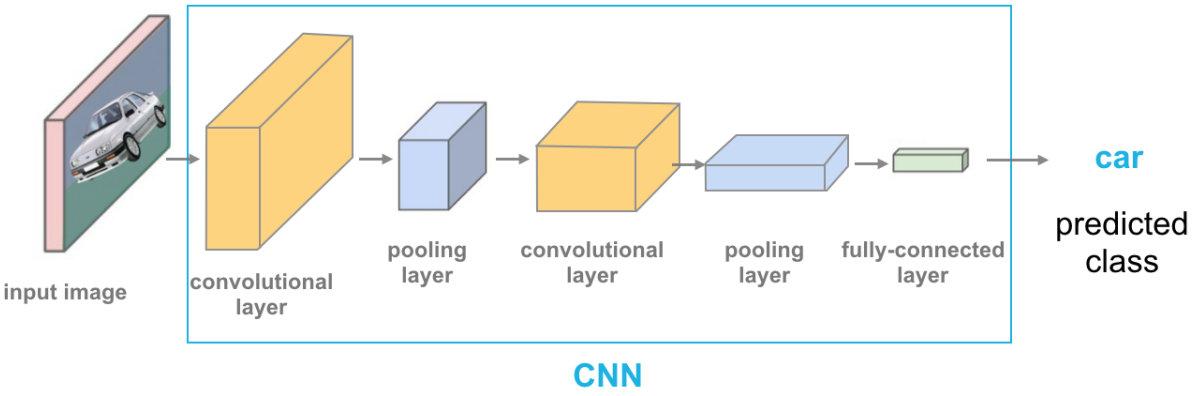



Рис.2.7 Будова згорткової нейронної мережі

На вхід ЗНМ потрібно подати зображення, яке почне проходити через усі шари. Згортковий шар знаходить просторові особливості у зображенні, яке було отримане на вхід. Цей шар створений за допомогою використання різних видів фільтрів до вхідного зображення. Такі фільтри, ще мають назву ядра згортки. Шар Maxpooling надає змогу кожен раз після його проходження зменшити розмір зображення для того, щоб наступні згорткові шари оперували над більшою ділянкою картинки. Це надає змогу більш детально вивчити нові ознаки та прискорити обчислення отриманих даних. В якості функції активації використовують зазвичай ReLU. Похідна цієї функції дорівнює одиниці, або нулю, що зручно у використанні. Повнозв’язні шари завершують зазвичай структуру мережі та виконують вже класифікацію за отриманими кінцевими ознаками на інших шарах мережі.

### 2.2.1. Класифікація зображень

Найбільш поширенні ЗНМ для класифікації зображень:

- ResNet
- AlexNet

- VGG-16
- VGG-19
- MobileNet

Як приклад треба розглянути VGG-16, яка була використана в даній дипломній роботі. VGG-16 була запропонована двома науковцями з Оксфордського університету. Ця модель перемогла з точністю 92,7 % в конкурсу ImageNet завдяки меншій кількості шарів в порівнянні з AlexNet тому, мережу можна більше тренувати для досягнення таких високих показників.

Недоліком VGG-16 є повільне навчання і розмір самої мережі в пам'яті комп'ютера важить більше 540 МБ. Але легка реалізація мережі та високі показники точності дає перемогу над конкурентами для вирішення задач. Будову VGG-16 розглянуто на Рис. 2.8. Мережа включає в собі 16 шарів, як можна зрозуміти з її назви.

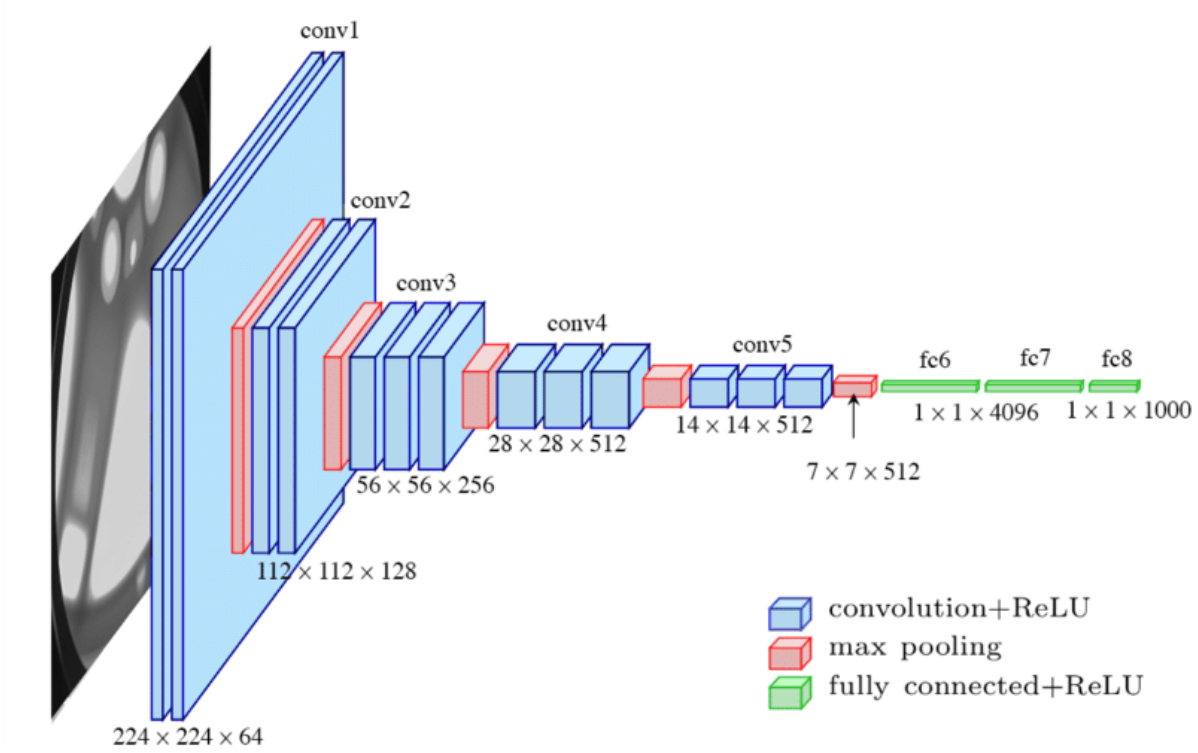



Рис. 2.8 Архітектура VGG-16

На вхід conv1 попадає RGB зображення фіксованого розміру у нашому випадку 225×225 пікселів. Наступним кроком зображення проходить через послідовність згорткових шарів, в яких були використані фільтри з дуже малим рецептивним полем розміром 3×3. В одній з конфігурацій використовується фільтри згортки розміром 1×1, які можна розглядати, як лінійне перетворення вхідних каналів. Крок згортки встановлюють на 1 піксель. Просторове доповнення вхідного шару роблять таким, що просторове значення після всіх етапів згортки зберігається, тобто заповнення становить 1 піксель для згортки розміром 3×3. Потім йдуть 5 шарів просторового пулінгу, кожен з яких йде після згорткового шару. Maxpooling працює з вікном області розміром 2×2 пікселя. Потім можна побачити три повнозв'язних шари (fully layer),які йдуть за згортковими шарами (які мають різну глибину в різних архітектурах): перші два мають 4096 каналів, третій виконує 1000- позиційну класифікацію ILSVRC, таким чином містить 1000 каналів для кожного класу. Останнім шаром мережі є softmax, який використовується для великої кількості класів. Приховані шари мають функцію активації ReLU.

Як було побачено VGG-16 зі своєю складною архітектурою чудово виконує завдання класифікації зображень не тільки Imagenet.

### 2.2.2. Сегментація зображень

Сегментація зображень, або виділення об'єкта на зображенні є другим за поширеністю завданням використання комп'ютерного зору. Сегментація включає в собі розділення, а потім пошук по зображенню окремих малих сегментів. Що саме виступає в якості атрибутів сегментів залежить від досліджуваної ділянки зображення та від постановки завдання, яке повинна виконати мережа. Зазвичай сегментами можуть виступати окремі пікселі згруповані спільними атрибутами (ознаками ): інтенсивність пікселів, колір, текстура та колір пікселів. Сегментацію також можна розглянути, як класифікація кожного пікселя вхідного зображення. Існують різні методи зробити сегментацію зображення, основними є:

– Сегментація способом найменшого перетину
– Метод заливки
– Алгоритм Meanshift
– Сегментація по вододілам
– Сегментація за допомогою машинного навчання

Сегментація за допомогою нейронних мереж значно полегшує визначення пошуку предметів у різних галузях, наприклад сегментацію широко використовують для діагностування пацієнтів, виділення об’єктів камерами відеоспостереження та багато іншого. Для сегментації зображень існують , такі моделі ЗНМ:

– Unet
– SegNet
– FCN

Для подальшої роботи та розуміння потрібно більш детально подивитися на архітектуру однієї з мереж. Але спочатку потрібно доповнити отриману раніше інформацію семантичною сегментацією. Семантична сегментація відносить кожен піксель зображення до певного класу. Наприклад існує зображення на якому є людина, автомобіль та фон, то кожен піксель належить одному з трьох класів: людина, автомобіль, фон. Розглянемо будову Segnet на рис.2.9.

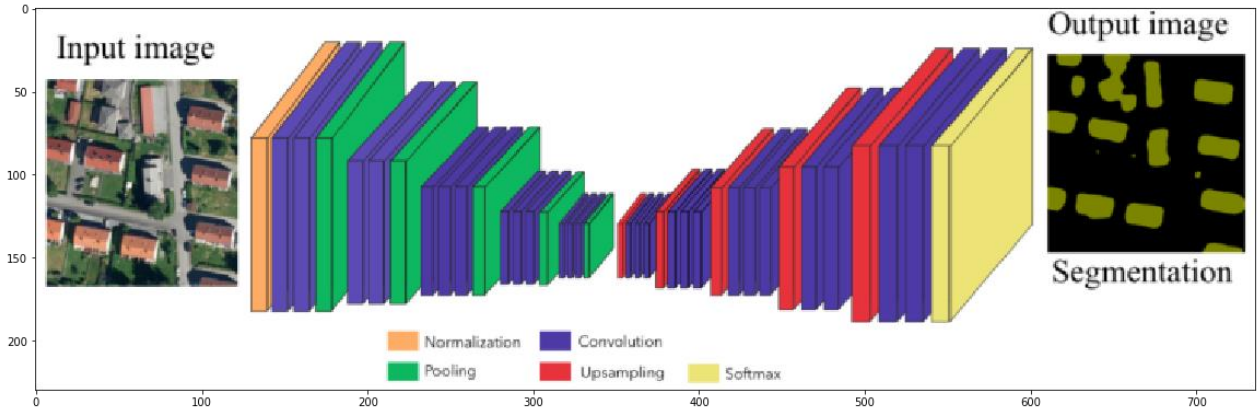



Рис. 2. 9. Будова SegNet.

В архітектурі цієї нейронної мережі використовують рамки кодер та декодер. За кодер беруть нейронну мережу, яка пройшла навчання раніше. Замість того, щоб залишити незмінними розміри просторового зображення у всіх згорткових шарах в SegNet використовується комбінація згорток, в яких зображення піддається зниженням дискретизації в першій частині мережі – а потім в останніх шарах підвищенню дискретизації. Це забезпечує збереження просторових характеристик зображення та зчитування ознак з нього. Такі шари мають назву: downsampling та upsampling. Завершенням мережі є шар функції активації Softmax. Але дану мережу, як і всі інші можна налаштувати для виконання своїх алгоритмів та завдань[12-14].

**Висновок до розділу .** В даному розділі було розглянуто такі поняття, як нейронна мережа, основні принципи роботи , де її можна застосовувати на практиці. Було розглянуто також згорткові нейронні мережі, особливості будови. Алгоритми класифікації та сегментації зображень потрібних для подальшої роботи.

# 3. РОЗРОБКА АЛГОРИТМІВ ТА ЇХ ПРАКТИЧНЕ ЗАСТОСУВАННЯ

## 3.1. Класифікація рентгенівських зображень грудної клітини

Для вирішення поставленої у дипломній роботі задачі автоматичного визначення індексів хребця було запропоновано використовувати згорткові нейронні мережі. Оскільки при дослідженні органів грудної клітини робляться, як прямі так і бічні рентгенівські знімки. Першим завданням було відокремили прямі знімки від бічних за допомогою згорткової нейронної мережі VGG-16. Мовою написання програмного забезпечення слугує Python. Ця мова зарекомендувала себе дуже зручною та оптимізованою достатньою кількістю бібліотек та доповнень для написання складних алгоритмів та навчання нейронних мереж.

Перш ніж зробити класифікацію, потрібно сформувати свій датасет. Під поняттям датасет знаходиться велика кількість рентгенівських зображень грудної клітини людини необхідну для подальшого навчання. Зображення були отримані зі сайту Стенфордського університету загальний об’єм складав 1 ТБ. Після скачування таких великих об’ємів даних потрібно зробити ряд налаштувань для зображенн:

–Зробити однакові розміри для всіх зображень 256×256 пікселів;

–Переіменувати всі назви файлів в зручний формат

–Конвертувати всі файли до PNG

–Збільшити кількість зображень за допомогою аугментації, якщо їх дуже мала кількість

Після детальної підготовки зображення потрібно сформувати в папки train для навчання мережі та test для оцінки якості роботи класифікаційної моделі. Всього було використано понад 25 тисяч зображень: 17500 знімків прямої та бічної проекції для навчання та 7700 для тестової вибірки. Приклад сформованих папок можна побачити на рис.3.1. Оброблені зображення розглянуто на рис. 3.2 та рис.3.3.

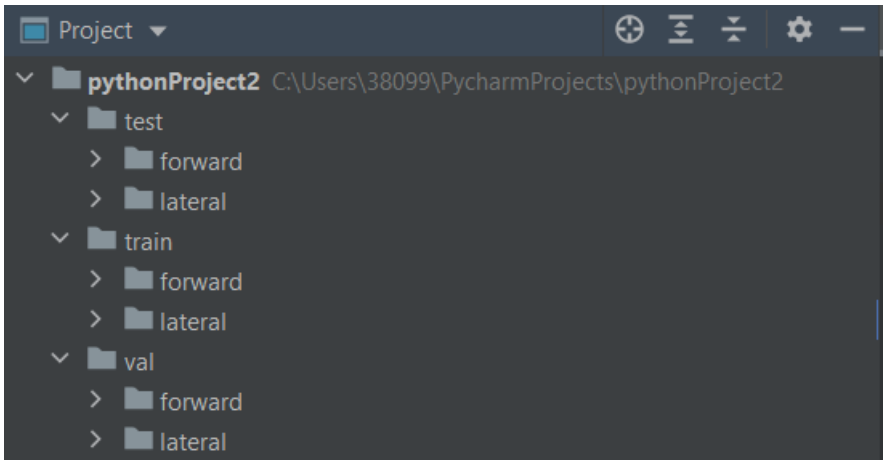



Рис.3.1. Приклад навчальної та тестової вибірки

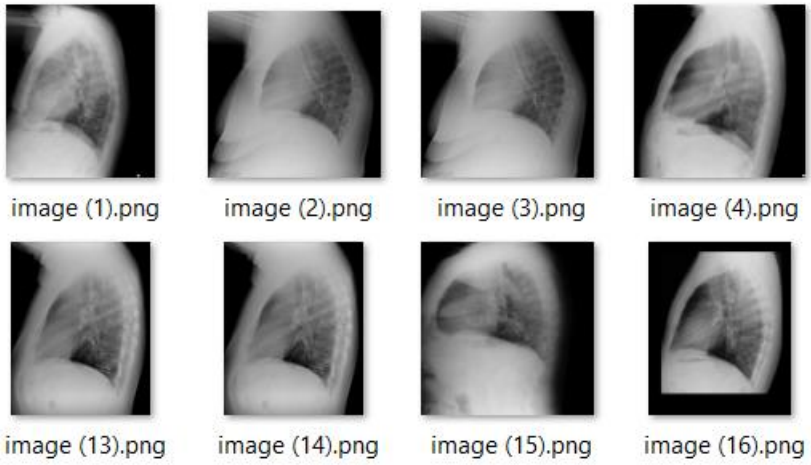



Рис.3.2. Приклад бічних рентгенівських зображень грудної клітини

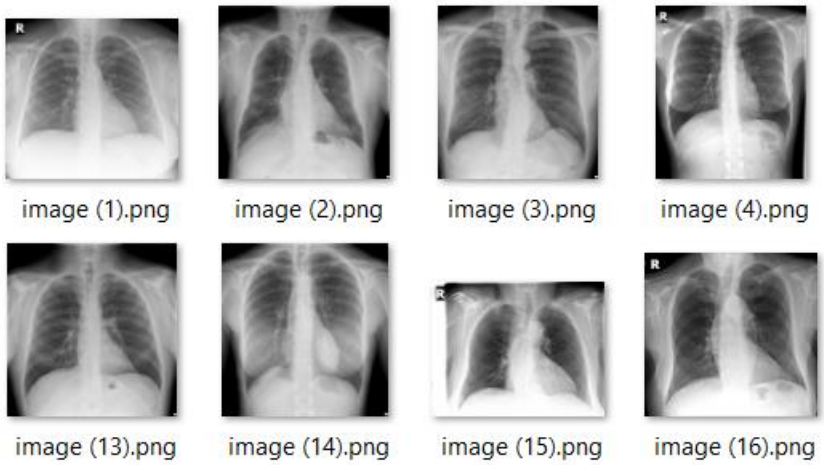



Рис.3.3. Приклад прямих рентгенівських зображень грудної клітини

Після підготовки отриманих даних та попередньої обробки зображень можна перейти до навчання. Навчання нейронних мереж включає в собі не просте запам’ятовування відповідей, а поступову оптимізацію та засвоєння набору даних. Нейронні мережі неможливо просто запрограмувати, як звичайно. Адже процес потребує великих зусиль та підбору гіперпараметрів таких як швидкість навчання ,момент. Мережа повинна проаналізувати отриманні дані настільки гарно, щоб потім робити передбачення на нових зображеннях, які не входили до вибірки. Щоб проаналізувати роботу мережі потрібно подивитися на значення похибки в кінці кожної епохи. Епоха це задана кількість пройдених зображень прямого поширення та зворотного поширення через нейронну мережу. Якщо похибка залишається великою, або не змінюється за певний проміжок епох, це свідчить про перенавчання нейронної мережі, або невірний вибір параметрів. Для того, щоб розпочати навчання потрібно спочатку підключити усі потрібні бібліотеки та встановити графічне розширення для комп’ютера CUDA та TensorFlow. Створити проект в інтегрованому середовищі PyCharm та завантажити тренувальну, тестову та вибірку для перевірки спроможності мережі передбачати нові зображення. Модель VGG-16 завантажується завдяки функції model = VGG16(). Для навчання зображення формують в функції генераторів. При кожному звертанні до генератору, він буде завантажувати відповідну кількість зображень з наших сформованих папок. Для роботи потрібно створити три генератори train_generator, test_generator, val_generator. Генератор формується за допомогою отримання каталогу з зображеннями через datagen.flow_from_directory. Приклад запису можна побачити нижче.

train_generator = datagen.flow_from_directory()

До генератору потрібно записати шлях до каталогів з зображеннями, розмір зображень, розмір батчу (кількість зображень, які подивилася мережа за одну епоху) та клас відповідний бінарній класифікації, тому що в нас існує пряме та бічне зображення грудної клітини. Після формування генераторів

можна розпочати навчання мережі використовуючи функцію model_fit_generator(). Функція отримає генератори та кількість епох для навчання. У нашому випадку було використано 30 епох для навчання моделі. Дивись рис.3.4.

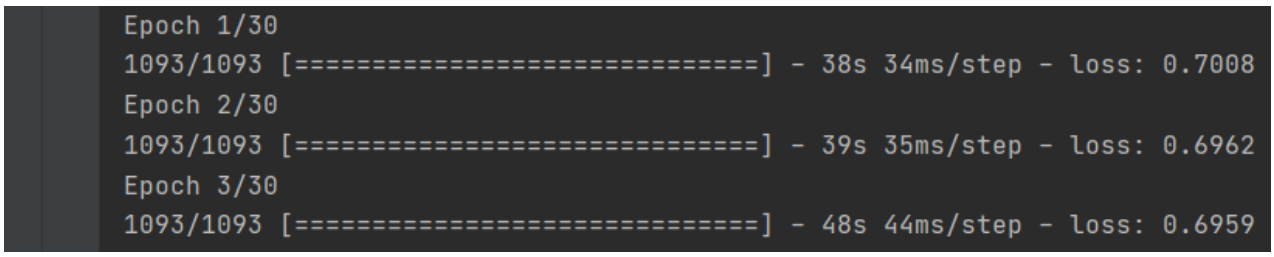



Рис.3.4 Епохи навчання

Після 30 епох модель дала значення похибки 0.23, що показує спроможність моделі зробити передбачення на рентгенівському зображенні, яке ще не бачила мережа. Щоб постійно не чекати поки мережа пройде 30 епох, потрібно зберегти модель у пам’яті комп’ютера за допомогою model.save(). Для передбачення використовують функцію model.predict(). Попередні зображення потрібно зробити у вигляді масиву пікселів тому, що передбачення приймає зображення у вигляді 4 - вимірного тензора. З ймовірністю 100% мережа розпізнає серед 100 випадкових зображень рентгенівських знімків бічну проекцію. Варто зазначити, що для вирішення задачі класифікації була застосована функція сигмоїди. Значення близьке до 1 – бічна проекція. Результати роботи можна подивитись на рис. 3.5.

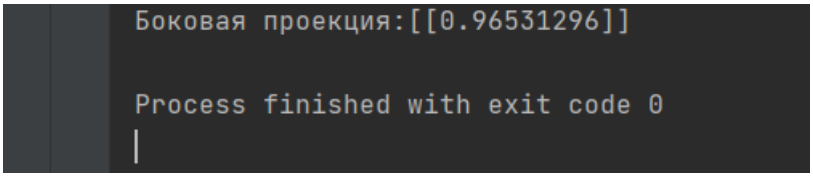



Рис.3.5. Результати роботи класифікації

### 3.2. Сегментація рентгенівських зображень грудної клітини

Після отримання результатів роботи нейронної мережі VGG-16, була знайдена бічна проекцію грудної клітини людини. Наступним шляхом до написання кінцевого алгоритму пошуку індексів хребця є його сегментація на рентгенівському зображенні. Для досягнення цієї мети була використана нейронна мережа SegNet, яка працює для сегментації зображення. Базою зображень є бічні рентгенівські знімки грудної клітини людини. Повний обсяг зображень складав 1200 знімків. Виділення (сегментація) окремого хребця на рентгенівському зображенні була виконана за допомогою програмного забезпечення Photoshop, де: один клас уявляв потрібний хребець ( в нашому випадку Th11) грудного відділу хребта, а інший клас – фон зображення ( все інше на рентгенівському зображенні). Приклад рентгенівського зображення бічної проекції грудної клітини та обраного хребця показано на рис.3.6.

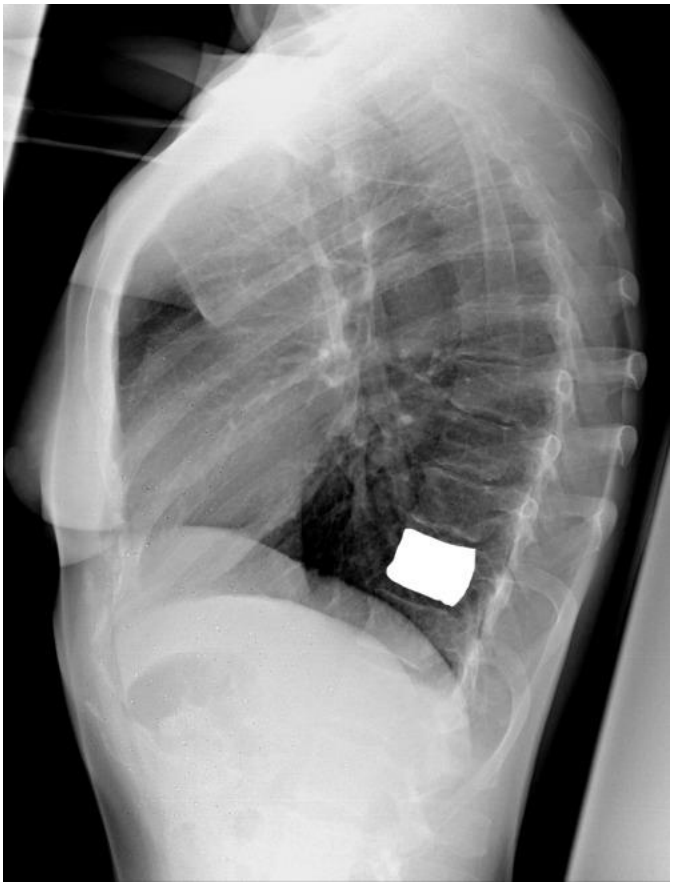


Рис.3.6. Бічна проекція з виділенням хребця Th11

Потім завдяки Photoshop хребець замальовують білім кольором, а фон чорним. Таке зображення називається маскою та використовується заразом з реальним відповідним до нього рентгенівським зображенням для навчання нейронної мережі. Навчання нейронної мережі було зроблено аналогічно тому, що було описане в пункті 3.1. Нейронна мережа SegNet сама конвертує зображення до розміру 256×256, тому зображення у папках були взяті з вхідними просторовими розмірами. Після навчання, яке тривало приблизно одну добу була сформована та записана модель для подальшої сегментації хребця. За допомогою навчанної мережі отримано, як вхідне зображення так і сегментоване зображення розподілене на два класи: фон та хребець. Показаний на рис.3.7.

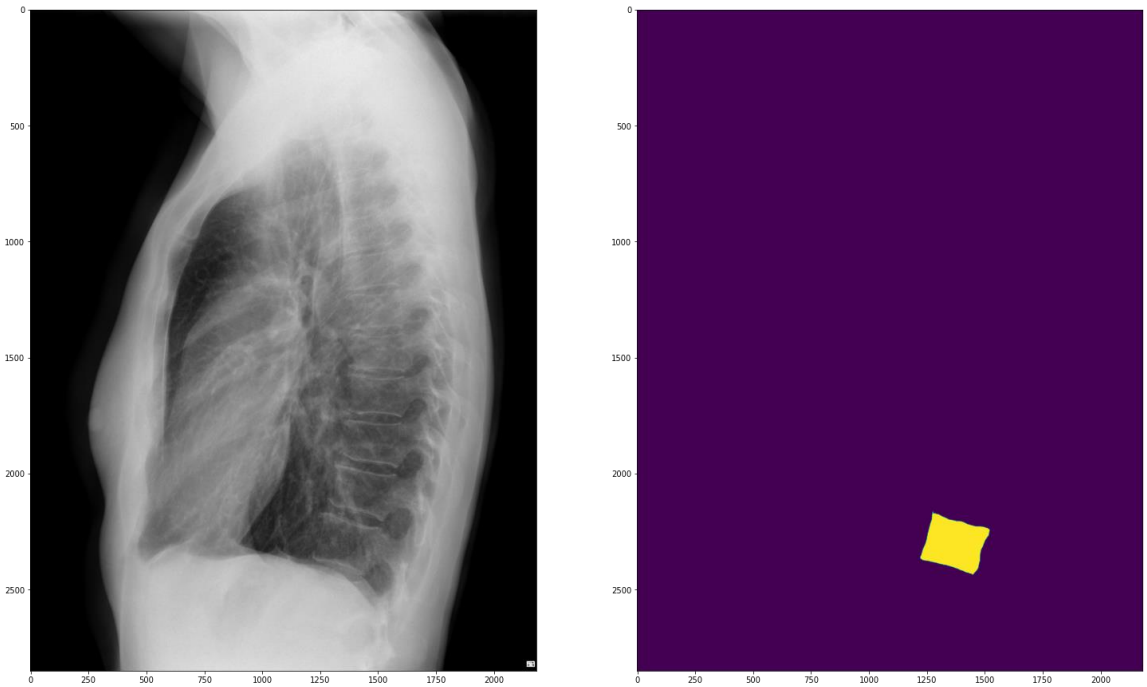



Рис.3.7 Результати роботи SegNet

### 3.3. Автоматичне визначення індексів тіла хребця

Після сегментації та отримання результатів можна перейти до алгоритму визначення індексів тіл хребця, яке було основним завданням даної дипломної роботи. Був розроблений алгоритм написаний на мові програмування Python. Розглянемо більш детально алгоритм пошуку розмірів та індексів тіла хребця:

- Спочатку за допомогою отриманого сегментованого зображення хребця був визначений прямокутник в який було вписано хребець.
- Потім була визначена точка перетину діагоналей цього прямокутника. Проведене дослідження з різними типами хребців та різних рентгенівських зображень показали, що точка перетину завжди лежить в межах хребця.
- З точки перетину (від 0 до 360˚) проводимо радіус з кроком в один градус та знаходимо їх перетин з межами хребця. Отримаємо масив довжин радіусів до перетину з межами хребця.
- Аналізуємо знак похідної залежності довжини радіуса від кута, отримаємо вершини чотирикутника хребця. Зміна знаку похідної з додатного на від'ємне вказує на вершину чотирикутника.
- Знаючи координати кутів чотирикутника визначаємо A - передній та P - задній розміри тіл хребця

Для визначення середнього розміру тіла хребця M. Були виконані наступні дії. Відрізками були з'єднані дві верхні та дві нижні вершини чотирикутника. Потім були визначені середини верхнього та нижнього відрізку. Через точки середини відрізків була визначена та проведена пряма. Рухаючись вздовж прямої знаходимо перетин з межами верхньої замикаючої пластини хребця, а потім з межами нижньої.Знаючи координати цих перетин, визначаємо середній розмір тіла хребця

Результатом алгоритму є отриманні три розміри тіла хребця. Потім знаючи розміри модна визначити індекси тіла хребця. A/P – переднє-задній та M/P – середнє-задній. Програмна реалізація алгоритму показана на рис.3.8.

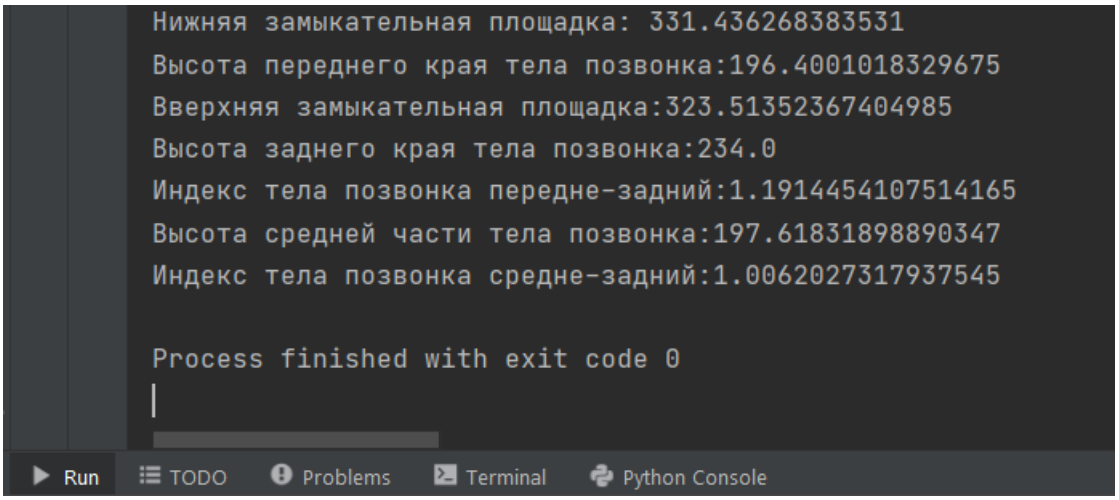



Рис.3.8. Результати роботи алгоритму

Результатами автоматичного за допомогою розробленого алгоритму та ручного зв допомогою інструменту лінійка в Photoshop визначення індексів хребців представлені в рис.3.9.

Ефективність алгоритму в порівнянні з ручним вимірюванням

| № | A/P автомат | A/P ручне | M/P автомат | M/P ручне |
|---|---|---|---|---|
| 1. | 0.79 | 0.79 | 0.88 | 0.89 |
| 2. | 0.83 | 0.83 | 0.87 | 0.88 |
| 3. | 0.99 | 1.0 | 0.84 | 0.84 |
| 4. | 0.83 | 0.84 | 0.84 | 0.86 |
| 5. | 1.05 | 1.04 | 0.85 | 0.84 |
| 6. | 0.64 | 0.68 | 0.77 | 0.8 |
| 7. | 1.09 | 1.08 | 0.99 | 0.98 |

Рис.3.9. Ефективність алгоритму в порівнянні з ручним вимірюванням

Середня відносна похибка визначення індексів ручного автоматичного вимірювання від ручного не перевищує 1%.

**Висновки до розділу.** В даному розділі була поставлена проблема, вирішення якої є метою даної роботи. Досліджено можливі шляхи використання методів штучного інтелекту для вирішення задачі діагностування остеопорозу. Розроблено новий алгоритм пошуку розмірів та індексів тіл хребця для рентгенівських зображень грудної клітини людини. Проаналізовано ефективність отриманого алгоритму в порівнянні з ручним вимірюванням.

# ВИСНОВКИ

В роботі проведено ознайомлення з згортковими нейронними мережами для класифікації та сегментації зображень. Створено дві бази зображеннь для вирішення проблем класифікації та сегментації. Проведено навчання двух нейронних мереж. Розроблено новий алгоритм визначення розмірів та індексів тіла хребця для 2D рентгенівських зображень. Отримано результати, які можна буде використати в реальних  медичних застосуваннях.

# СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ


1. Блинов Н.Н., Основі рентгенодиагностической техники.–Учебное пособие.– М.:Медицина –2002.– 392 с.
2. Боневоленская Л.И., Руководство по остеопорозу. – М.:БИНОМ. Лаборатория знаний -2003. – 524 с.
3. Лесняк О.М. , Боневоленская Л.И., Остеопороз– 2-е изд., перераб. и доп. —М.: ГЭОТАР-Медиа–2009. — 272 с. — (Серия «Клинические рекомендации»).
4. Панасюк Г.Д., Филюстин А.Е., Остеопороз: современные подходы к диагностике и лечению–Практическое пособие для врачей— ГУ «РНПЦ РМиЭЧ» –2017. — 116 с.
5. Anjany Sekuboyina, Jan Kukacka, JanS.Kirschke, Attention-driven Deep Learning for Pathological Spine Segmentation https://mediatum.ub.tum.de/doc/1596659/1596659.pdf
6. Nikolas Lessman, Bram van Ginneken, Pim A.de Jong, Ivana Isgum, Iterative fully convolutional neural network for automatic vertebra segmentation and identification https://www.researchgate.net/publication/324492690_Iterative_fully_convolutional_neural_networks_for_automatic_vertebra_segmentation
7. Harry K. Genant, Chun Y. Wu, Cornelis Van Kuijk, Vertebral fracture assessment using a semiquantitative technique: Journal of bone and mineral research, 1993, v.8, n. 9, p. 1137-1148
8. Joseph E.Burns, Jianhua Yao, Ronald M.Summers, Automated detection and classification on CT images: Radiology,2017, v.284, n.3,p. 788-797
9. Хроніки розвитку рентгенівського апарату http://hroniki.org/articles/istoriya-rentgenovskogo-apparata
10. Joeri Nicolas, Steven Raeymaeckers, David Robben, Detection of vertebral fractures in CT using 3D convolutional neural networks https://arxiv.org/abs/1911.01816

11. Белосельский Н.Н, Смирнов А.В, Торопцова Н.В, Рентгеновская морфометрия при остеопорозе: вчера, сегодня, завтра https://nnp.ima-press.net/nnp/article/view/94?locale=ru_RU
12. Maxim Pisov, Vladimir Kondratenko, Alexey Zakharov, Keypoints localization for joint vertebra detection and fracture severity quantification https://www.researchgate.net/publication/341639251_Keypoints_Localization_for_Joint_Vertebra_Detection_and_Fracture_Severity_Quantification
13. Sema Candemir, Stefan Jaeger, Kannappan Palaniappan, Lung segmentation in chest radiographs using anatomical atlases with nonrigid registration. https://www.researchgate.net/publication/258635659_Lung_Segmentation_in_Chest_Radiographs_Using_Anatomical_Atlases_With_Nonrigid_Registration
14. Luca Bertolaccini, Andrea Viti, Alberto Terzi, Digital tomosynthesis in lung cancer: state of the art, Ann Transl Med. 3(10) – 2015 – p. 139
15. Vijay Badrinarayanan, Alex Kendall, Roberto Cipolla, Segnet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation. https://arxiv.org/abs/1511.00561
16. Шелковников Е.Ю, Шляхтин К.А, Шелковникова Т.Е, Применение нейронной сети архитектуры U-net для сегментации СТМ- изображений. https://cyberleninka.ru/article/n/primenenie-nei-ronnoi-seti-arhitektury-u-net-dlya-segmentatsii-stm-izobrazhenii
17. Доррер Г.А, Корюкин М.С, Семантическая сегментация изображений с применением сверточных нейронных сетей. http://research.sfu-kras.ru/publications/publication/32539442
18. Белошапко А.Г, Семантическая сегментация объектов с помощью нейронных сетей. https://dspace.spbu.ru/bitstream/11701/12038/1/abeloshapko_thesis_cp1251.pdf
19. Белошапко А.Г, Семантическая сегментация объектов с помощью нейронных сетей. https://dspace.spbu.ru/bitstream/11701/12038/1/abeloshapko_thesis_cp1251.pdf

20. Слободков И.О, Семантическая сегментация изображений с использованием глубоких свёрточных нейронных сетей. http://cs.mipt.ru/wp/wp-content/uploads/2018/06/%D0%A1%D0%BB%D0%BE%D0%B1%D0%BE%D0%B4%D1%81%D0%BA%D0%BE%D0%B2-%D0%98.%D0%9E..pdf
21. Alexey A. Novikov, Dimitrios Lenis, David Major, Fully convolutional architectures for multi-class segmentation in chest radiographs. https://arxiv.org/abs/1701.08816
22. VGG-16 - сверточная нейронная сеть для выделения признаков изображения. https://neurohive.io/ru/vidy-nejrosetej/vgg16-model/
23. Convolutional Neural Network https://cezannec.github.io/Convolutional_Neural_Networks/
24. Deep learning: overview of neurons and activation functions https://srnghn.medium.com/deep-learning-overview-of-neurons-and-activation-functions-1d98286cf1e4
25. Deep learning: overview of neurons and activation functions https://srnghn.medium.com/deep-learning-overview-of-neurons-and-activation-functions-1d98286cf1e4
26. Рентгенодиагностика остеопороза. https://zhuravlev.info/modules.php?name=News&file=print&sid=102
27. Нейросети для начинающих. Часть 1. https://habr.com/ru/post/312450/
28. Нейросети для начинающих. Часть 2. https://habr.com/ru/post/313216/
29. Распознавание изображений на Python с помощью Tensorflow и Keras. https://evileg.com/ru/post/619/
30. Петряйкин А.В, Белая Ж.Е, Киселева А.Н, Технология искусственного интеллекта для распознавания компрессионных переломов позвонков с помощью модели морфометрического анализа, основаной на сверточных нейронных сетях. https://www.probl-endojournals.ru/jour/article/view/12605?locale=ru_RU