

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя
(повне найменування вищого навчального закладу)

Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії
(назва факультету)

Кафедра програмної інженерії
(повна назва кафедри)

ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА

до дипломного проекту (роботи)

магістр

(освітній ступінь (освітньо-кваліфікаційний рівень))

на тему: Розробка системи підтримки прийняття рішень на основі
розпізнавання зображень

Виконав: студент (ка) VI курсу, групи СПм-62
спеціальності (напряму підготовки) 121 Інженерія
програмного забезпечення

(шифр і назва спеціальності (напряму підготовки))

	<u>Бріль А.С.</u>
(підпис)	(прізвище та ініціали)
Керівник	<u>Пастух О.А.</u>
(підпис)	(прізвище та ініціали)
Нормоконтроль	<u>Бойко І.В.</u>
(підпис)	(прізвище та ініціали)
Рецензент	<u>Приймак М.В.</u>
(підпис)	(прізвище та ініціали)

м. Тернопіль – 2019

[аркуш завдання]

АНОТАЦІЯ

Дипломна робота магістра на тему «Розробка системи підтримки прийняття рішення на основі розпізнавання графічних зображень» Бріля Андрія Сергійовича. – Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії, Кафедра програмної інженерії, група СПм-62 // Тернопіль, 2019.

С. – 87, рис. – 33, табл. – 5, додатків – 2, бібліогр. – 29.

Метою дипломної роботи є покращення існуючих результатів сегментації зображень шляхом розробки моделі основаної на згорткових нейронних мережах та реалізація системи підтриманий прийняття рішень.

Методи й програмні засоби, які були використані для реалізації: мова програмування Python бібліотеку Keras, NumPy та TensorFlow.

Результатом роботи є система підтримки прийняття рішень на основі розпізнавання зображень, а саме їхньої сегментації й аналізу вхідних зображень з відображенням результатів на основі моделі нейронної мережі якої показала хороші показники точності.

Ключові слова: НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, ШТУЧНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, СЕГМЕНТАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ, РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ, СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ, ЕКСПЕРТНІ СИСТЕМИ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ЗГОРТКОВІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ.

ABSTRACT

Master's thesis «Development of Decision Support System Based on Graphic Image Recognition» by student Bril Andrii Serhiiiovych. - Ternopil Ivan Pul'uj National Technical University, Faculty of Computer Information Systems and Software Engineering, Software engineering department, group SPm-62 // Ternopil, 2019.

Pages. – 87, pictures. – 33, tables. – 5, add. – 2, bibl.ref. – 29.

The aim of the thesis is to improve the existing results of image segmentation by developing a model based on convolutional neural networks and implementing a supported decision-making system.

Methods and tools used to implement this: Python programming language Keras library, NumPy and TensorFlow.

The result of the work is a decision support system based on image recognition, namely their segmentation and analysis of input images with results display based on a neural network model which showed good accuracy.

Key words: neural networks, artificial neural networks, segmentation, imaging

ЗМІСТ

ВСТУП	9
1 ДОСЛІДЖЕННЯ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ СИСТЕМИ	12
1.1 Ознайомлення з актуальністю задачі інтелектуальних системи для розпізнавання зображень.....	12
1.2 Огляд існуючих інтелектуальних систем	13
1.3 Огляд існуючих методів сегментації медичних зображень	15
1.4 Огляд методів діагностування новоутворень головного мозку	16
1.5 Магнітно-резонансне зображення та їхня характеристика.....	18
1.6 Методи обробки МРТ зображень	22
1.7 Методи сегментації зображень головного мозку	24
1.7.1 Породжувальна модель	27
1.7.2 Розрізнявальна модель	27
1.7.3 Згортково-подібні моделі	29
1.8 Проектування програмного продукту.....	30
1.8.1 Контекстна діаграма інтелектуальної системи.....	30
1.8.2 Варіанти використання системи.....	33
1.8.3 Діаграма послідовностей.....	34
1.8.4 Діаграма діяльності.....	34
1.8.5 Діаграма станів.....	35
2 НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ ДЛЯ СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ.....	37
2.1 Штучні нейромережі засіб для дослідження процесів.....	37

2.2	Модель штучного нейрону.....	38
2.3	Загальна структура штучних нейромереж.....	41
2.4	Види штучних нейронних мереж.....	42
2.5	Навчання штучних нейронних мереж.....	46
2.6	Згорткові штучні нейронні мережі для сегментації зображень.....	48
2.7	Архітектура апробованих нейронних мереж.....	50
2.8	Аугментація даних.....	53
2.9	Засоби до реалізації штучної нейромережі.....	54
3	ТЕСТУВАННЯ НЕЙМРОМЕРЕЖІ ДЛЯ СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ.....	56
3.1	Завдання нейромережевого ансамблю.....	56
3.2	Алгоритм сегментації зображення за допомогою нейромереж.....	56
3.3	Оптимізація даних.....	57
3.4	Оптимізація моделей згорткових нейронних мереж.....	58
3.5	Результати навчань мереж.....	58
4	ОРГАНІЗАЦІЙНО-ЕКОНОМІЧНА ЧАСТИНА.....	60
4.1	Загальний підхід до визначення економічної ефективності розробки.....	60
4.2	Розрахунок вартості процесу розробки і оцінка економічної ефективності продукту.....	61
5	ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ.....	72
5.1	Охорона праці.....	72
5.2	Суть стійкості роботи об'єктів господарської діяльності.....	75
5.3	Вимоги до розміщення об'єктів промисловості.....	77
5.4	Заходи, що проводяться на ОГД під час загрози нападу противника.....	78

ВИСНОВКИ.....	81
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	83
ДОДАТКИ.....	87

ПЕРЕКЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

ПК – персональний комп'ютер.

ПЗ – програмне забезпечення.

СППР – система підтримки прийняття рішень.

МРТ – магнітно-резонансна томографія.

КТ – комп'ютерна томографія.

ОФЕКТ – однофотонна емісійна комп'ютерна томографія.

ПЕТ – позитронна емісійна томографія.

МРА – магнітно-резонансна ангиографія.

КП-МРА – контрастно-підсилена магнітно-резонансна анімографія.

ФМРТ – функціональна магнітно-резонансна томографія.

GPU – графічний процесор.

CPU – центральний процесор.

ДСН – державні санітарні норми.

ОГД – об'єкти господарської діяльності.

ЦЗ – цивільний захист.

НЗ – надзвичайна ситуація.

ВСТУП

Людей завжди інтригувала можливість створення інтелекту у вигляді машини. Ставилося завдання, щоб машина як і людина могла сприймати і розуміти візуальні дії, розмовляти звичайною мовою, накопичувати знання і на цій підставі знаходити та обґрунтовувати корисні висновки про навколишній світ. Протягом розвитку штучного інтелекту отримано низку додатків, котрі застосовуються в різних галузях науки і техніки. На даний момент застосування в бізнесі штучного інтелекту в основному проходить у формі основаних на знаннях системи в яких використовуються людські знання для розв'язання проблем.

Проблема сегментації новоутворень в головному мозку є особливо актуальною проблемою для обробки та аналізу магнітно-резонансних зображень на сьогоднішній день. Дані типу МРТ зображень представляють у вигляді трьох вимірних зображень, які широко використовуються для розгляду аномалій або відхилень від нормального стану, опираючись на ці дані можна здійснити аналіз на патології чи для формулювання діагнозу. Протягом останніх 10 років для вирішення завдання сегментації пухлин головного мозку були вивчені і оцінені багато різноманітних методів.

Ранні роботи в цій області пропонують вирішити проблему шляхом виявлення аномалій на зображенні. Наглядними роботами такого виду можуть бути праці, в основі яких лежить ідея порівняння знімків хворих пацієнтів зі зображеннями в атласі здорових. Основною перевагою цього методу є те, що запропоновані рішення не потребують навчання. Однак, недоліком цього підходу є неможливість використання одного і того ж алгоритму на пухлинах різного розміру. Інший клас вирішення даного завдання полягає в використанні алгоритмів навчання з вчителем це необхідно щоб використовувати

незалежність між базовими моделями, а похибку зменшувати методом усереднення. Ці моделі можуть здійснювати ефективне опрацювання великого набору ознак. Але через дискримінаційний характер розвитку новоутворень в головному мозку важко визначити правильний набір ознак та створити ефективну модель.

Якщо здійснити порівняння з мануальними методом сегментації де людина бере безпосередню участь в процесі, автоматичні методи сегментації більш якісно виконують свою роботу. Точність та швидкість в даних методах в рази більша порівняно з мануальними методами. Чим точніше вибраний метод здійснить опис границі аномального об'єкту, тим легше буде поставити діагноз спеціалісту або зробити висновки опираючись на результати алгоритму.

Стосовно актуальності слід сказати, що для доволі чіткої сегментації тривимірного зображення використовують наступні методи: ручна сегментація, методи на основі інтенсивності включаючи порогове значення, класифікацію й кластеризацію, засновані на атласах, методи на поверхні з активними контурами поверхні, багатофазні активні контури та сегментація за допомогою згорткових нейронних мереж. У даній роботі описано метод, який реалізується за допомогою штучних згорткових нейронних мереж, яка має перевагу перед іншими методами завдяки швидкості та якості сегментації.

Метою роботи є покращення існуючих результатів сегментації зображень шляхом розробки моделі основаної на згорткових нейронних мережах та реалізація системи підтримки прийняття рішень.

Завданням роботи є реалізація моделей для сегментації новоутворень в голому мозку, здійснити порівняння результатів на однаковому наборі даних, спроектувати систему підтримки прийняття рішень з найкращою моделлю та здійснити інтеграцію моделі до логіки роботи системи. Об'єктом дослідження є задача сегментації об'єктів зокрема сегментація новоутворень в голому мозку

на магнітно-резонансних зображеннях. Предметом виступає система на основі згорткових нейронних мереж для сегментації. Практичним значення роботи є система для сегментації зображень із зручністю завантаження та їхнього аналізу і отримання змістовної інформації щодо готових результатів.

1 ДОСЛІДЖЕННЯ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ СИСТЕМИ

1.1 Ознайомлення з актуальністю задачі інтелектуальних системи для розпізнавання зображень

Галузь медицини й охорони здоров'я є чи однією з перших, яка почала використовувати задля вирішення своїх питань інформаційні технології. Як в свою чергу надають змогу вирішувати велику кількість питань стосовно медичних процесів за допомогою персонального комп'ютера. Серед переліку питань слід виділити наступні:

— Прогнозування – процес передбачення вірогідних ефектів зданих ситуацій на основі розгляду даних. Даний процес пов'язаний з моделюванням різноманітних ситуацій за для реалізації моделі на основі формування прогнозів з її подальшою оцінкою вірогідності.

— Діагностика – процес виявлення відхилень з теоретичної позиції щодо захворювання та різноманітних аномалій в організмі досліджуваної особи.

— Моніторинг – неперервна трансляція даних в діапазоні реального часу й сповіщення стосовно відхилень за межі припустимих параметрів.

— Інтерпретація даних – надання змістовності тим чи іншим даних, які в свою чергу повинні бути правильними та узгодженими.

— Підтримка прийняття рішень – набір процедур, які постачають необхідною інформацією індивід який здійснює прийняття рішення на основі сформованої множити [1].

Слід ще виділити програмне забезпечення, так званні експертні системи, в яких набір інструкцій встановлення діагнозу наближений до розсудливості лікаря, себто дане ПЗ містить в собі набір функцій, які надають можливість проведення паралелей з існуючими медичними заключеннями, на основі даних,

які були накопичені під час обстеження пацієнта, а також здійснення опрацювання цього матеріалу для подальшого встановлення діагнозу [2]. Дане програмне забезпечення використовує так звані бази знань, які реалізовані для управління мета-даними основним параметром яких є їхня якість. Для опрацювання мета-даних використовують нейромержі, які є одним з апаратів нечіткої логіки і генетичних алгоритмів.

Медичними знаннями виступають певні набори інформації є допустимі для лікаря наприклад: інформацію стосовно здоров'я людини-пацієнта, ту чи іншу ситуацію, проблему та правила вирішення даних проблем. А медичні знання в свою чергу відрізняються тим, що в них своя абстракція, повнота та конкретний опис тої чи іншої предметної галузі медицини. Але ці дані інколи виходять за межі, які описані в системі та не можуть зробити чіткий діагностичний аналіз певної проблеми.

Дані системи можуть надавати результат опираючись на нечіткі й розбіжні знання робити передбачення. Оскільки дані системи в випадках не цілісності знань мають можливість здійснювати аналіз ситуації та подавати висновок з певним рішенням проблеми [3].

1.2 Огляд існуючих інтелектуальних систем

Будь-яке медичне зображення та суб'єктивне дослідження пацієнта містить в собі інформації за допомогою якої можна поставити актуальний діагноз та прописати певне лікування хворого. Але є моменти коли навіть досвідчені лікарі не здатні побачити повну картину захворювання оскільки дані пацієнта в його медкарті зазвичай не піддавались структуризації та історія хвороби можливо буде вкрай великою. Також дуже важливо робити вчасне

розпізнавання неочевидних симптом це стосується оцінки захворювань оскільки своєчасна ідентифікація допоможе перемогти захворювання.

Тому сучасні методи візуалізації головного мозку є актуальними оскільки вони мають складну структуру. За останній період часу в світі було реалізовано велику кількість інтелектуальних систем обробки та візуалізації даних магнітно-резонансної томографії. Серед засобів слід виділити: Brain Extaction Tool, яка відповідає за здійснення виділення певної області мозку та оцінки внутрішньої і зовнішньої поверхні черепа пацієнта. Наступним засобом в якому знаходять алгоритми та аналізу зображення для оцінки товщини кори мозку, назва якого NiftySeg. Для візуалізації використовують RadiAnt Viewer та ImageJ (рис. 1.1). Для здійснення перегляду МРТ зображень в певних режимах, а саме glass, section, slice, 3D Render використовують xjView.

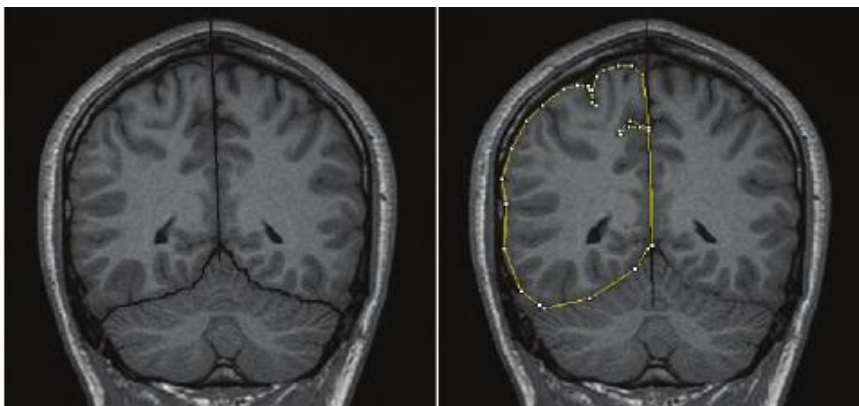


Рисунок 1.1 – Приклад роботи ImageJ

Візуалізатор MRICron може робити конвертацію DICOM файлів в файли формату NIfTI , які широко використовують в обробці даних магнітно-резонансних томографіях (рис. 1.2).

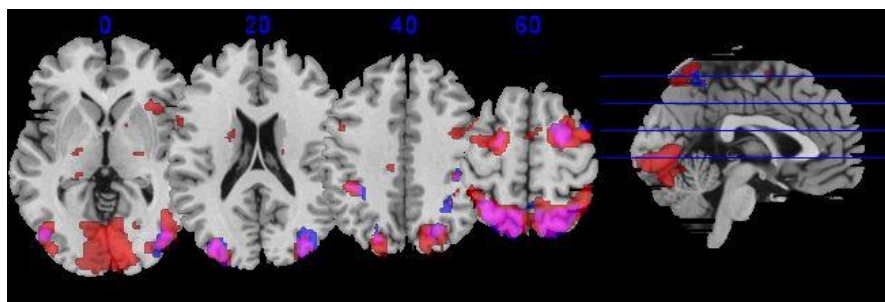


Рисунок 1.2 – Приклад конвертації зображення візуалізатором MRICron

Важливим аспектом є те що дані системи розповсюджуються з відкритим кодом та без ліцензійних обмежень. Слід виділити системи AW Oncoquant яке розроблене для впорядкування та відображення онкологічних зображень. Воно спрощує та автоматизує процес візуалізації магнітно-резонансних зображень, що заощаджує непогану кількість часу. Засоби візуалізації експертного рівня містять функції автоматичного виділення контурів новоутворень. Також системи для сегментації співставлень декількох атласів себто вона надає певний функціонал для зміни ваги області для якої відома схожість з кожним з атласів зрізів певної області над якої ведеться дослідження.

1.3 Огляд існуючих методів сегментації медичних зображень

Ключовим етапом опрацювання зображень є сегментації одночасно вона є актуальним завдання в системах підтримки прийняття рішень (СППР). Оскільки вона відіграє вагомому роль в здійсненні розпізнавання певних об'єктів, пошуку їхні меж. Себто сегментація становить собою певне розбиття початкового зображення на певні області, яким притаманні певні споріднені властивості й ознаки.

Сегментація медичних зображень, а саме магнітно-резонансні томографії є основним для виділення новоутворень в головному мозку пацієнта. Є велика

кількість методів сегментації кольорових та півтонових зображень. МРТ-зображення являють собою півтонові зображення й слід виділити певні методів сегментації даних фото, а саме автоматична, яка здійснюється без взаємодії з користувачем системи та інтерактивна, яка їх передбачає.

Стосовно методів, які відносяться до автоматичної сегментації слід виділити наступні: порогові методи сегментації, які є одними з найпростіших для виділення певних однорідних за яскравістю областей за порогом, який здійснює своє визначення автоматично (рис. 1.3).

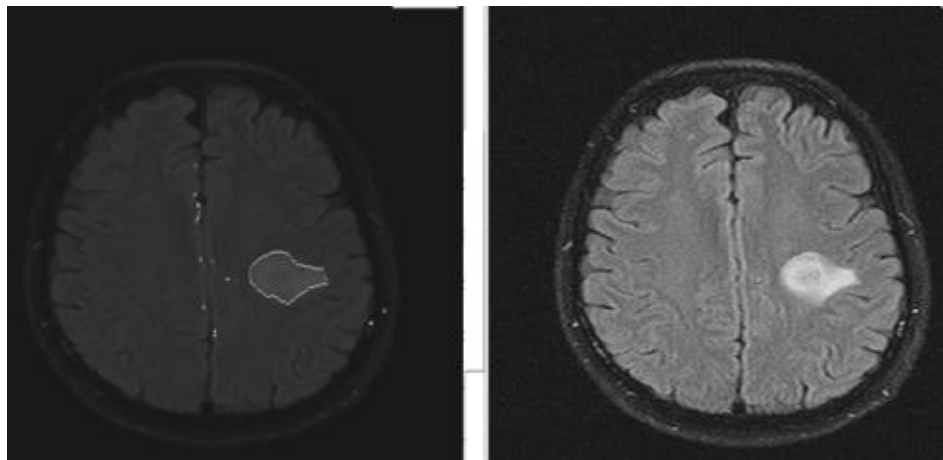


Рисунок 1.3 – Порогова сегментація МРТ зображення

Накопичення певних зон – даний метод організований на накопиченні однакових за яскравістю один до одного зон. Головна мета даного методу полягає в аналізі певної зон та її збільшенні до якої він належить. Виділення певних меж застосовуються для пошуку кардинальних змін в яскравості досліджуваного фото за для знаходження їхніх меж та контурів [4].

1.4 Огляд методів діагностування новоутворень головного мозку

Серед основних методів діагностування пухлин головного мозку на сьогоднішній день є магнітно-резонансна томографія (МРТ), комп'ютерна

томографія (КТ), однофотонна емісійна комп'ютерна томографія (ОФЕКТ), позитронна емісійна томографія (ПЕТ).

Магнітно-резонансна томографія (МРТ) – є неінвазивним методом медичного обстеження органів й систем людського організму за для отримання детальної діагностичної інформації. На відміну від КТ та рентгенівського дослідження, щоб отримати зображення, під час використання цього методу організм не зазнає впливу іонізуючого випромінювання й не несе променевого навантаження на нього. Даний метод організований на процесі пропускання радіохвиль, які у вигляді коротких імпульсів, на які в свою чергу реагують атоми водню в тканинах пацієнта. В результаті чого будується тривимірне зображення.

Ще слід зауважити, що за винятком МРТ, нейроонкологія притягує наступні методи:

— МР-спектроскопія – це дослід який спрямований на метаболізм тканин. Біохімічна інформація, яка отримана наживо та здійснює характеристику рівня енергозабезпечення клітин й ознаки метаболізму у певній ділянці біологічної тканини, що в свою чергу надає безцінні дані стосовно типу пухлини та її рівня злоякісності.

— Магнітно-резонансна ангиографія (МРА) – відповідає за дослід магістральних судин головного мозку пацієнта за для отримання ступеня васкуляризації новоутворення.

— Контрасно-підсилена магнітно-резонансна анімографія (КП-МРА) – використовується задля отримання чіткішого зображення використовуючи особливі контрасні речовини на основі гадоліній [5].

— Функціональна магнітно-резонансна томографія (ФМРТ) – попередній мапінг мовно-рухових зон мозку. З мапінгу слідує порівняння з здоровими відповідниками головного мозку пацієнта [6].

— Комп'ютерна томографія (КТ) – опирається на зміни оптичної щільності тканин мозку, яке надає змогу провести діагностування пухлинного пошкодження, а також зони некрозу, розмірність новоутворення в головному мозку та розділяти тканини пухлини від набряком мозкової речовини [7].

1.5 Магнітно-резонансне зображення та їхня характеристика

Магнітно-резонансне зображення демонструє розподілення атомів водню у шарі того чи іншого об'єкту дослідження. В загальному способі показ внутрішніх органів пацієнта можна подати за наступним алгоритмом. Людину-пацієнта поміщають в сильне магнітне поле, в результаті чого кожний атом водню, який знаходиться в тілі пацієнта стають паралельно в бік магнітного поля. В мить коли магнітно-резонансний апарат відправляє електромагнітний сигнал перпендикулярно до основного магнітного поля. Сигнали, які подають атоми водню мають однакову частоту, «руйнуються» в результаті чого генерують свій новий сигнал, який і фіксується апаратом. Кожний вид тканин таких, як кістки, м'язи, судини і т.д. має відповідну кількість атомів водню через це під час сканування вони створюють сигнал, який містить різні характеристики. Тіло пацієнта поступово піддається скануванню радіочастотним променем та одночасно реєструється результат у вигляді випромінювання ядер, яке в свою чергу змінюється в електричні сигнали, які обробляються на основі відповідних алгоритмів реконструкцій, що в кінцевому результаті буде зображення шарів органу над яким проводиться дослідження. Конструкція МРТ апарату наведена на рисунку 1.4.

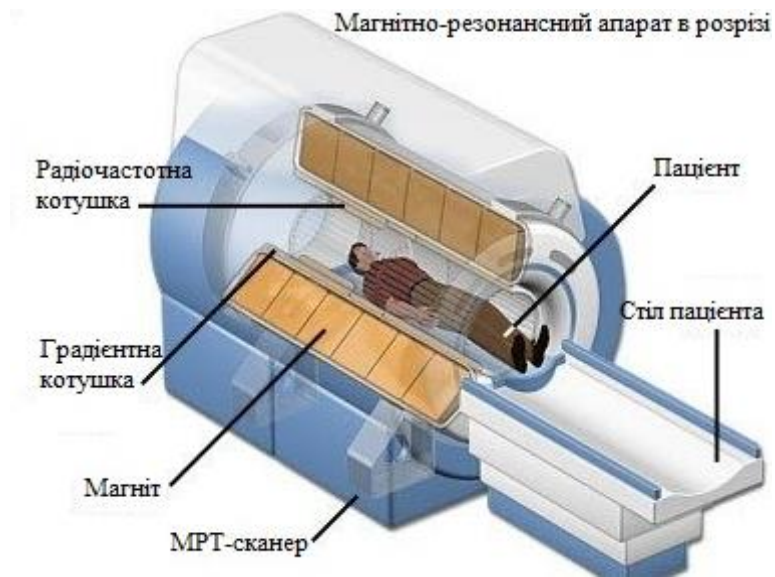


Рисунок 1.4 – Конструкція апарату для візуалізації досліджуваних органів

Змістовності та інформативності даних досліджень є великими насамперед для м'яких тканин, а саме для головного й спинного мозку та суглобів. Оскільки магнітно-резонансні зображення надають можливість здійснювати аналіз внутрішніх органів пацієнта, які показують не тільки анатомічну структуру досліджуваного органу, а втім і їхню хімічну властивість. Для ядерно магнітно-резонансного сигналу кістки, заповнені повітрям порожнини, такі як легені, шлунок, кишківник не здійснюють перешкод, оскільки магнітно-резонансна томографія надає змогу отримати зображення влюбій площині без зміни положення тіла людини-пацієнта, роблячи заміну градієнтів магнітних полів [8].

Щоб дізнатись детальніше про характеристику МРТ зображень в загальному слід здійснити припущення, що $I_1(x, y)$ є неперервним зображення, коли задані координати x та y є довільними значеннями, а у випадку коли координати x та y є визначеними лише для деякої множини значень, тоді дане зображення буде дискретним. Зазвичай дискретизацію зображення можна провести у випадку коли введемо поняття частоти дискретизації F_s або

відповідного кроку дискретизації T_s . Нормою є те, що дискретизація зображення здійснюється не в часовій області, а в просторовій, і частота дискретизації зазначає кількість відліків зображення буде виміряно на одиницю довжини на кожену координату. Розмірність частоти дискретизації в даному випадку буде $1/M$, відповідно крок зображено в одиницях довжини [9].

Введемо дискретний аналог функції Дірака для зображень, яка наведена нижче (формула 1.1).

$$\delta(x, y) = \begin{cases} +\infty, & x = 0, y = 0, \\ 0, & x \neq 0, y \neq 0. \end{cases} \quad (1.1)$$

де $\delta(x, y)$ є бінарне значення в точці x та y .

Використовуючи вище згаданий вираз маємо змогу записати дискретизоване зображення так (формула 1.2).

$$I_1(x_n, y_m) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \sum_{m=-\infty}^{+\infty} I_1(x, y) \delta(x - nT_{sx}, y - mT_{sy}) \quad (1.2)$$

де $I_1(x_n, y_m)$ – піксель стартового зображення I_1 в деяких точках площини.

У випадку здійснення обробки в просторі загалом методи виконують маніпуляцію напряму з величинами яскравості пікселів даного зображення. Їх можна зобразити наступним чином (формула 1.3).

$$I_2[n, m] = T(I_1[n, m]) \quad (1.3)$$

де T – є деяким правилом, яке встановлює у відповідність кожний піксель стартового зображення $I_1[n, m]$ з кожним пікселем вихідного зображення I_2 , яке буде отримане під час опрацювання. Щоб отримати вихідне зображення можемо використовувати не тільки значення пікселя $I_1[n, m]$ але й інші пікселі навколо (формула 1.4).

$$I_1[n \pm \Delta_n, m \pm \Delta_m] \quad (1.4)$$

При опрацюванні зображення центр пікселів навколо переміщують покроково від одного пікселя до іншого в результаті чого здійснюються розрахунки для кожного центрального пікселя [10].

Опираючись на вищесказане можна зробити висновок, що зображення створені з елементів так званих пікселів, містять в собі зміст об'ємних елементів, які мають назву воксель. Оскільки розмірність вокселів є завгодно малими й залежним від великої кількості факторів, таких як, обсяг пам'яті ПК та розмірності самого сигналу, який отриманий кожним з вокселів. Через це зазвичай роблять $256 \cdot 256 \cdot 1$ вокселів на одиницю зрізу об'єкту, розмір якого $28 \cdot 28 \cdot 1$. Після чого слідує їхню конвертацію в пікселі, які складають матрицю розмірністю $256 \cdot 256$, яка здійснює охоплення всього поля зору, приклад якого наведено на рисунку 1.5.

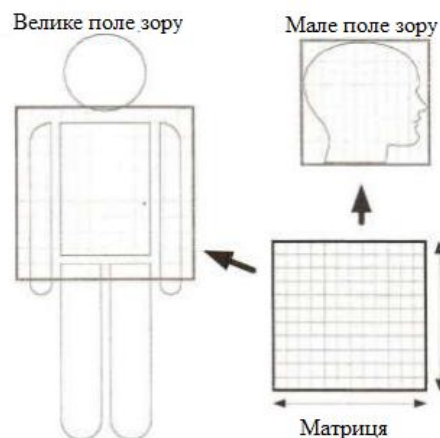


Рисунок 1.5 – Охоплення поля зору та матриця зображення

Тобто при такій розмірності матриці міститься інформація про кожний піксель, який є квадратним міліметром при умові, що наше поле зору здійснює покриття від початкового краю до кінцевого з розмірністю 25.6 на 25.6 сантиметрів. Звідси слідує відповідність між розміром поля зору та просторової роздільної здатності при заданій половині розмірності буде становити половину розмірності тобто 0.5 міліметрів квадратних. За для здійснення опрацювання

даних, а саме їх нього обсягу та реконструкції визначається форма вокселю. Зміст та вигляд вокселів в площині зображення можуть відрізнятися через те, що кількість у сірому відображенні пікселю може бути різним [11].

1.6 Методи обробки МРТ зображень

За для покращення якості зображення та простоти зорового сприйняття слід здійснити перетворення з використанням різноманітних методів цифрового опрацювання зображення. Уявлення про саме зображення їхнє зберігання, обмін й візуалізація в електронному варіанті та подальший аналіз в цілому в наші дні змінився [12].

Серед загальним методів опрацювання магнітно-резонансних зображень слід виділити, сегментацію й фільтрацію зображень.

Основним завданням при опрацюванні магнітно-резонансних зображень служить сегментація, оскільки вона відповідає за розподілення стартового зображення на зони з певним еталоном однорідності. Даним еталоном виступає однакова яскравість тої чи іншої зони. Аби окреслити список елементів з достовірною загальною поміткою в певній області досліджуваного фото використовують один з найпростіших методів розбиття зображення на класи, які дозволяють здійснити порівняння значення яскравості кожної точки зображення. Мета даного методу порогового опрацювання формування уявлення щодо однорідних зон досліджуваного зображення [13].

Методи визначення порогів опрацювання зображення ґрунтуються на автоматичному визначенні порогів й оцінки гістограми досліджуваного зображення.

Зробимо припущення, що в діапазоні від нуля включно тобто рівень чорного до двісті п'ятдесяти п'яти – рівень білого буде міститись гістограма

результуючого зображення. В даному діапазоні міститься розподіл ймовірностей відповідно до кожного класу з однією вершиною, тобто має відповідний екстремум, а граничні точки, які розділяють деякі ділянки певного класу на є невеликими. Гіпотеза на основ якої здійснюється визначення порогу. Множинні гістограми також опираються на дану гіпотезу. Відокремлені випадкові величини є відповідниками певних класів, а мінімуми в свою чергу виступають граничними значеннями певної області та здійснюють поділ за кількість вхідних точок тобто порогів сегментації.

Серед недоліків слід виділити дефініцію точок мінімуму, які знаходяться в однорідних інтервалах на фото через це вони можуть бути нечіткими відповідно в певних ділянках гістограми порогові точки будуть зростати.

Слід виділити семантичну сегментацію зображень це певний процес, який відповідає за розбиття початкового зображення на окремі складові частини себто сегменти та їхньою класифікацією, розбиття відбувається таким чином, що з цим сегментів при їхньому об'єднанні ми отримаємо вхідне зображення. Даний процес відрізняється від простої класифікації фото та ідентифікації об'єктів на них, тим що необхідно здійснювати визначення структури та хорошого виділення тих чи інших об'єктів на фото. Стосовно недоліків методів сегментації слід сказати, що через наявність артефактів та низької роздільної здатності через це можливі втрати інформації.

Інколи для реалізації сегментації використовують кластерний аналіз, який є мультимірною статистичною процедурою яка здійснює вибірку елементів за однорідністю та впорядковує їх в об'єкти себто кластери, які мають спільні ознаки наприклад: контрастність, яскравість і т.д. Алгоритм здійснення кластерного аналізу полягає в здійсненні оптимізації якості критерію мінімальної суми квадратів помилки (формула 1.5).

$$\varepsilon = \sum_{i=1}^I \sum_{x \in E_k} \|q_i - w_i\| \quad (1.5)$$

Якщо детально розбирати дану формулу то слід визначити, що q_i є вектор ознак, I – кількість кластерів, w_i – елементи зображення тобто об'єктів, які є частиною певного I -го кластеру. E_i – вектор осереднених значень певного I -того кластеру. Тобто сама процедура виступає певною ітерацією для пошуку спільних центрів кластерів та подальше розбиття його на купи поки початкове значення не почне зменшуватись [14].

1.7 Методи сегментації зображень головного мозку

Велика кількість автоматичних методів сегментації новоутворень в головному мозку людини зазвичай використовують розроблені в ручну ознаки (рис. 1.6) [15]. Більша частина цих методів здійснюють реалізацію за допомогою базових алгоритмів машинного навчання, а саме перелік ознак спочатку видобувається після чого віддаються класифікатору, який під час навчання не здійснює вплив на характеристику поданих ознак. Ще один з підходів стосовно конструювання завдання заключається в вивченні складнішої ієрархії функцій напряду з внутрішніх даних. Використання глибинні нейромережі показують краще навчання на такій ієрархії ознак [16]. Використання цього підходу надає можливість для вивчення спеціально адаптованих ієрархій для сегментації новоутворених пухлин головного мозку разом з різними режимами МРТ зображень.

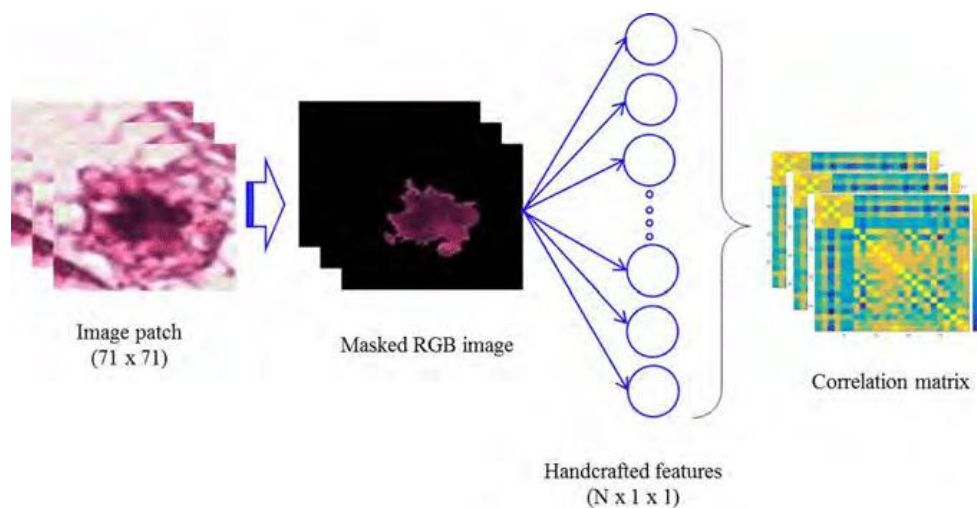


Рисунок 1.6 – Власноруч згенеровані ознаки

Класифікація зображення, а саме його пікселів здійснюється без врахування локальної залежності мітки, тобто сегментації є умовно незалежною відносно початкового зображення, що є проблемним місцем великої кількості методів машинного навчання. Для обліку цього, можна використати структуровані методи виведення на приклад умовне випадкове поле (conditional random fields) але це призведе до складності обчислення. Крім того можна здійснити моделювання залежності міток з врахуванням піксельні оцінки ймовірності початкової згорткової нейронної мережі з додатковим входом певних шарів в глибинній нейромережі утворюючи каскадну архітектуру для ефективності такої моделі через операції згортки (рис 1.7).

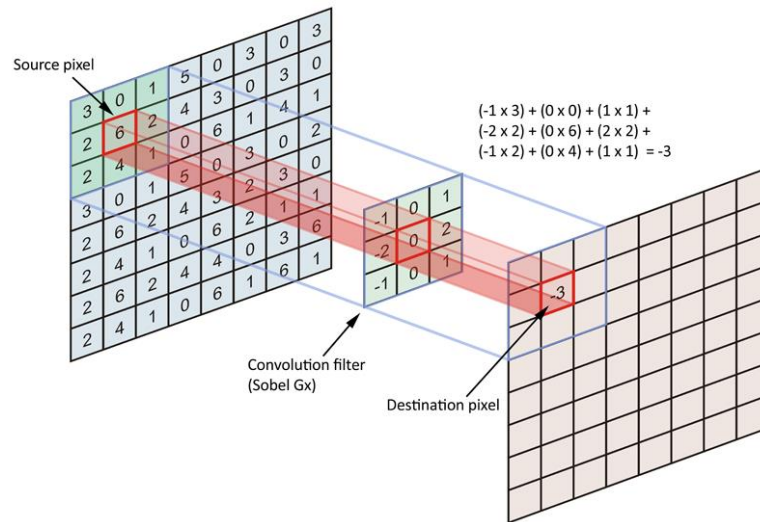


Рисунок 1.7 – Приклад операції згортки пікселів

Слід звернути увагу на методи сегментації внутрішньо черепних новоутворених можна грубо розділити на категорії, а саме моделі, які основані на генеративних та дискримінаційних моделях (рис. 1.8).

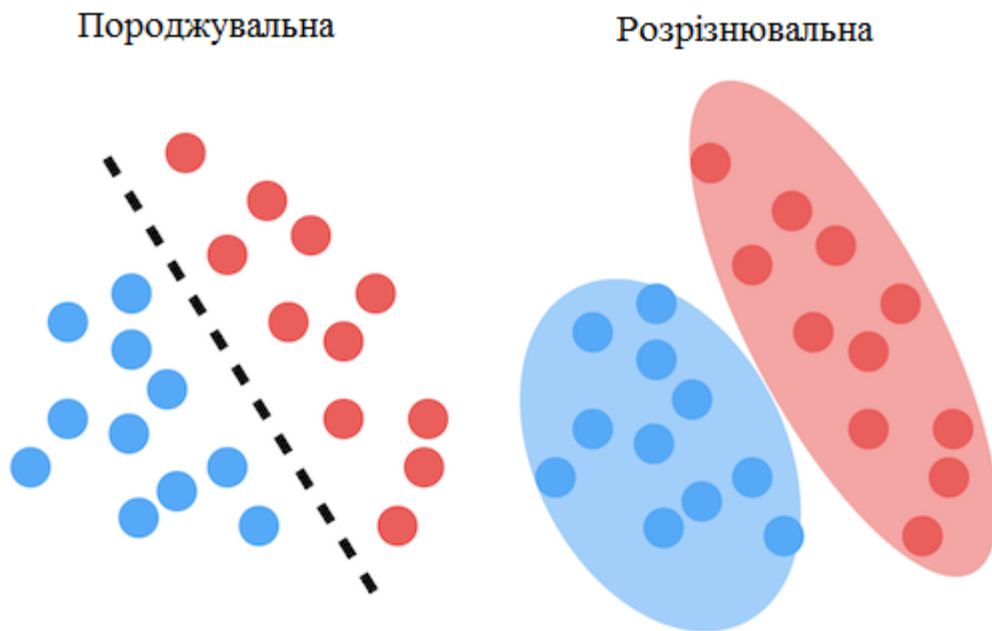


Рисунок 1.8. Різниця між породжувальною та розрізнявальною моделю

1.7.1 Породжувальна модель

Дані моделі здійснюють використання детальної попередньої інформації про зовнішній вигляд та просторовий розподіл різних типів тканини. Використання цієї моделі зазвичай демонструє хороше узагальнення для небачених зображень та являє собою найсучасніші вирішення для завдань з сегментацією новоутворень в головному мозку людини. Але здійснення кодування попередніх знань про ураження є важким завданням. Новоутворення можуть моделюватись посторонніми щодо очікуваної форми або сигналу зображення здорових тканин подібних до підходів для інших новоутворень в головному мозку наприклад множинний (розсіяний) склероз.

Наприклад у моделі для виявлення критеріїв пухлин використовується для генерування пухлини до наступної очікуваної сегментації, яка визначає пухлину, як додатковий клас. Альтернативою є просторове відображення за допомогою просторових пухлино-специфічних біомаркерів або з використанням моделей росту пухлин за для отримання найбільш ймовірної локалізації новоутворень в головному мозку пацієнта з заданого набору даних. Всі ці моделі опираються на попередню реєстрацію даних для точного вирівнювання зображення та просторових пріоритетів, які є проблемою при наявності великих уражень або рекційних порожнин.

Обмеженням генеративних моделей є великі затрати зусиль необхідних для перетворення довільної семантичної інтерпретації зображення наприклад набір очікуваних новоутворень підструктур ренголога, який би підтвердив на відповідні ймовірнісні моделі.

1.7.2 Розрізнявальна модель

Розрізнявальні моделі безпосередньо навчаються на попередньо вручну анотованих характерних відмінностей у зовнішньому вигляді уражених тканин на тренувальних зображеннях. Для збільшення стійкості до артефактів на

зображеннях, як правило, потрібний більший обсяг навчальних даних [17]. На початковому етапі здійснюють щільний видобуток воксельно-властивих анатомічних зображень, далі обчислюють локальні різниці інтенсивності [18] або ж поділ інтенсивності з більш широкого просторого контексту окремого вокселю. Наступним етапом є подання цих функцій в алгоритми класифікацій, таких метод опорних векторів або дерева прийняття рішень (рис. 1.9) [19], які вивчають межі між класами у просторі з великими розмірами та повертають потрібні мапи класифікації новоутворень, які будуть використовуватись до нових даних.

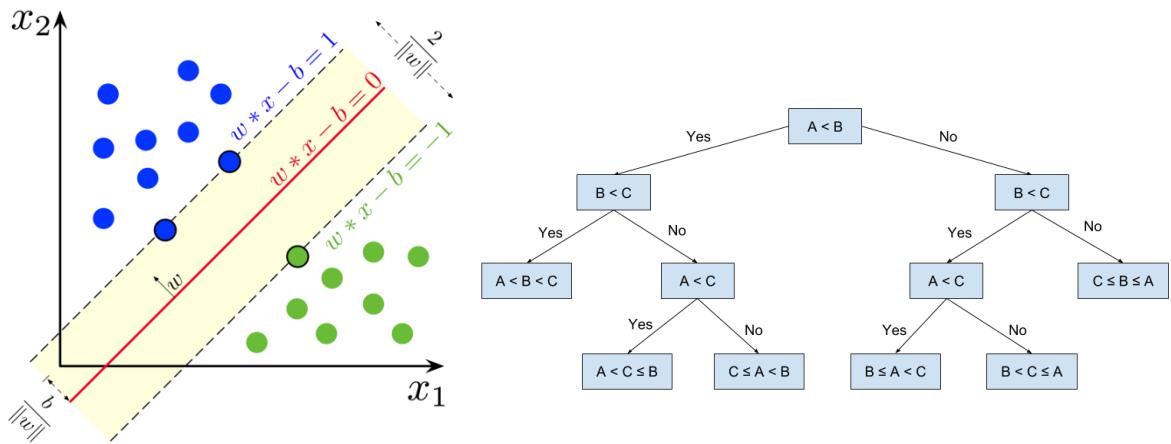


Рисунок 1.9 – Метод опорних векторів та дерево прийняття рішень

Щодо недоліків даного підходу можна сказати через явну залежність від особливостей інтенсивності сегментації обмежується самими зображеннями, отриманими з ідентичним протоколом візуалізації, який і використовується для тренувальних даних. Навіть ретельне калібрування інтенсивності залишається вирішальною частиною методів розрізнявальних моделей для сегментації новоутворень та сегментації зображень в цілому.

Одним із напрямків уникнення питань стосовно калібрування розрізнявальних підходів, а також обмежень породжувальних моделей є розробка спільних породжувально-розрізнявальних методів. Вони

використовують породжувальний метод на етапі попередньої обробки зображення для отримання стабільного введення для подальшої обробки розрізнявальної моделі, яку в свою чергу можна навчити здійснювати прогнози більш складніший міток класів [20].

1.7.3 Згортково-подібні моделі

За своїм походження більшість в ручну згенерованих ознак містять загально-крайову інформацію, що приводить до відсутності адаптації до більш точного опису новоутворення в головному мозку. Еталоном є набір ознак, які містять більше інформації про композицію та уточнення. Опираючись на одні з останніх досліджень, а саме BraTS, можна сказати, що згорткові нейронні мережі, які реалізовані для сегментації новоутворень в головному мозку пацієнта мають непогану перспективу Суть методу заключається в поділі трьох вимірного магнітно-резонансного зображення в двох вимірне зображення або ж на трьох вимірні патчі після чого здійснюють навчання згорткової нейромережі за для передбачення центрального класу пікселів зображення. Дана мережа складається з серії згорткових шарів, нелінійної функції активації, яка знаходиться на кожному шарі та нормованої експоненціальної функції на вихідному шарі.

Розглядаючи роботу [21] в якій передбачена робота згорткової нейронної мережі з даними, які мають різну роздільну здатність для гладкої сегментації, передбачення проводиться за допомогою інтеграції інформації з кожної згортки за для розширення традиційної архітектури для глобальнішої сегментації пікселів. Однак у галузі медичної візуалізації порівняно менше робіт, які використовують згорткові нейронні мережі для сегментації новоутворень в головному мозку пацієнта. В загальному здійснено дослідження вище описаних підходів через призму медичної сегментації зображень.

1.8 Проектування програмного продукту

1.8.1 Контекстна діаграма інтелектуальної системи

Щоб здійснити поверхневий опис взаємодії проектованої системи з зовнішнім середовищем слід використати контекстну діаграму, яка служить найвищою ланкою деревовидної структури діаграм. Дана діаграма окреслює вхідні дані, які в подальшому будуть аналізуватись системою та методи, які будуть здійснювати їхній аналіз.

Дані з якими буде працювати система – магнітно-резонансне зображення яке отримує система на вході, відповідно на виході після здійснення сегментації отримаємо готове зображення з яким буде працювати кваліфікований в даній сфері спеціаліст. Стосовно методів, які допомагають роботі системи, виділимо наступні: згортова нейронна мережа з відповідними вагами, вимоги до функціоналу системи, спосіб сегментації, вимоги до МРТ зображень. Графічне зображення діаграми наведено нижче (рис. 1.10).

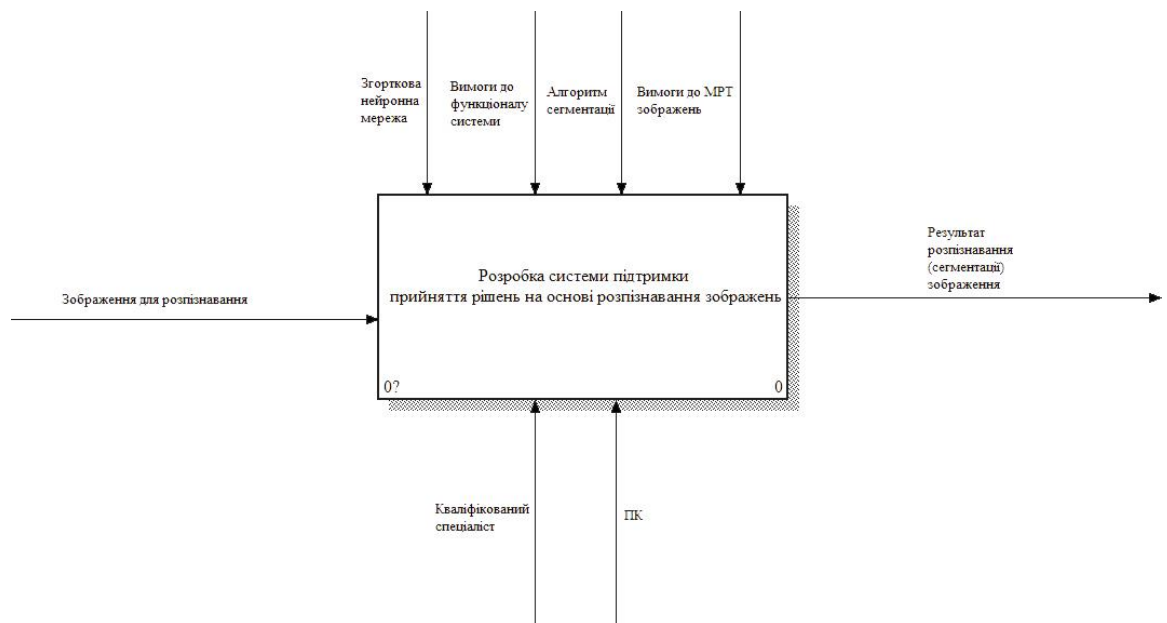


Рисунок 1.10 – Контекстна діаграма

1.8.1.1 Декомпозиція системи першого рівня

У діаграмі першого рівня містяться блоки робіт, які розміщені в певному порядку, а саме з верхнього лівого куту в нижній правий таке розміщення блоків має назву доміантного. Тобто в верхньому куті слід розміщувати блоки з найвищим пріоритетом відповідно в нижньому правому куті будуть знаходитись блоки з нижчим пріоритетом, а у випадку, коли на даній діаграмі показують послідовність тих чи інших робіт відповідно порядок робіт буде визначати їхню доміантність. По краях діаграми необхідно розмістити граничні дуги, вхід, керування, механізм та вихід, які відповідають за функціональні сторони блоку.

Заповнення діаграми починається із присудження назв функціональним блокам далі слід здійснити присвоєння граничних незв'язаних дуг, які мають бути проведені до відповідних блоків, які здійснюють логічний зв'язок відповідно до функціональності системи.

Щоб здійснити демонстрацію роботи системи та кожного функціонального блоку, а саме завантаження магнітно-резонансного зображення в систему, контроль введених даних, опрацювання отриманого зображення, перевірка правильності даних після обробки зображення, сегментація магнітно-резонансного зображення, вивід отриманих результатів сегментації. Діаграма декомпозиції першого рівня наведена на рисунку 1.11.

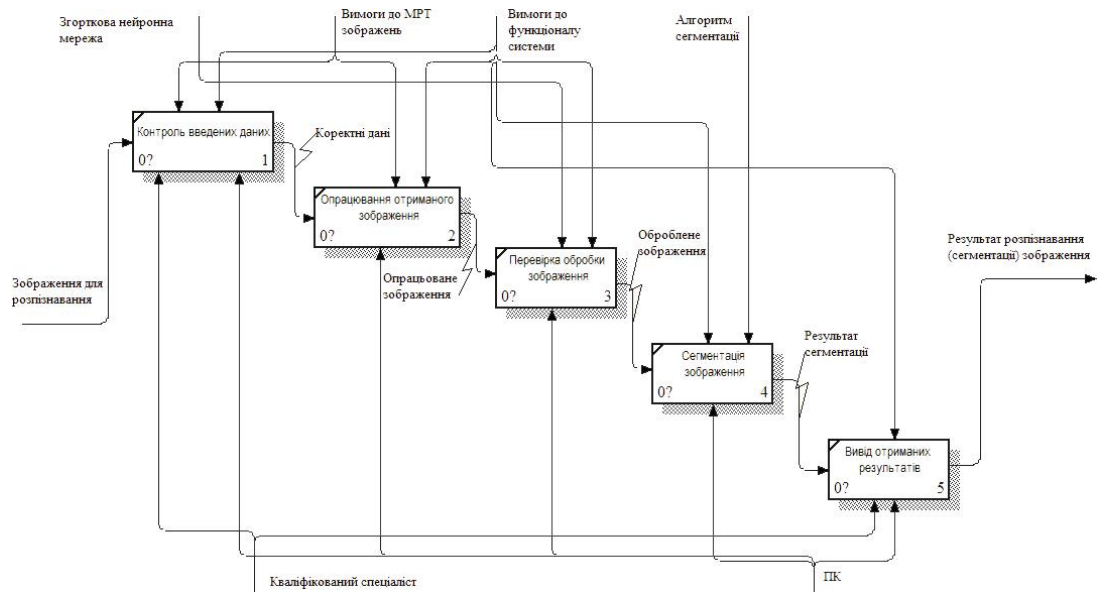


Рисунок 1.11 – Декомпозиція першого рівня

1.8.1.2 Декомпозиція системи другого рівня

Здійснивши побудову діаграми декомпозиції першого рівня переходимо до більш детального опису функціональних блоків. Декомпозиція функціональних блоків здійснюється так само, як на попередньому рівні але при умові уточнення блоку над яким здійснюється декомпозиція. Кінець декомпозиції другого рівня визначається цілями моделювання (рис. 1.12).

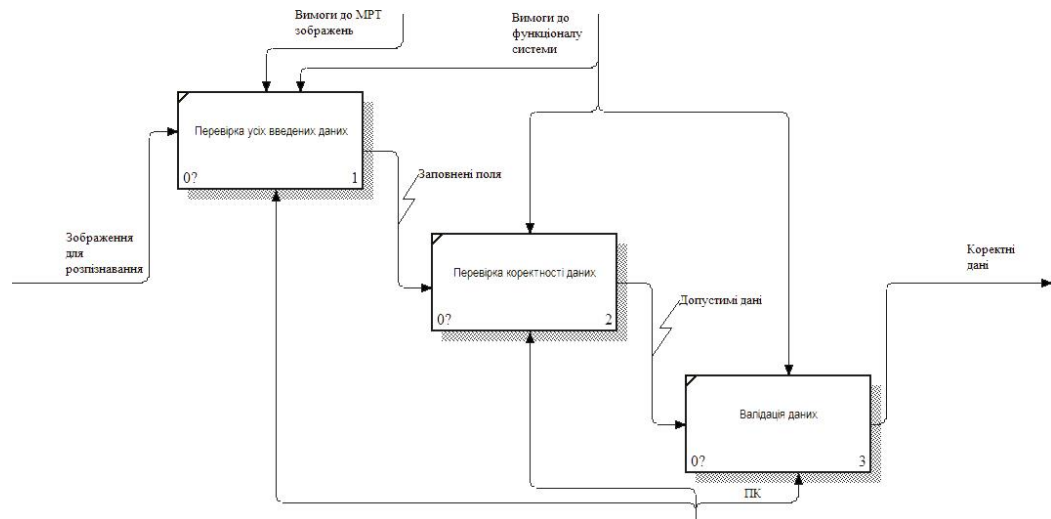


Рисунок 1.12 – Декомпозиція другого рівня

1.8.2 Варіанти використання системи

Діаграма варіантів використання (Use-case) використовується для детального опису черговості дій, які здійснює система за для отримання певного результату для відповідного суб'єкта поведінкової сутності моделі. Іншими словами дана діаграма здійснює відображення послідовного плану в якому відображене використання системи певною особою себто користувачем систем.

Користувачем системи являється кваліфікований спеціаліст, себто лікар, який спеціалізується на магнітно-резонансних зображеннях та здатний оперувати цими даними для кваліфікованої оцінки результатів системи, а також людина-пацієнт яка буде отримувати результати сегментації МРТ зображень з відповідним діагнозом.

На діаграмі, яка наведена нижче (рис. 1.13), зображені варіанти використання системи.

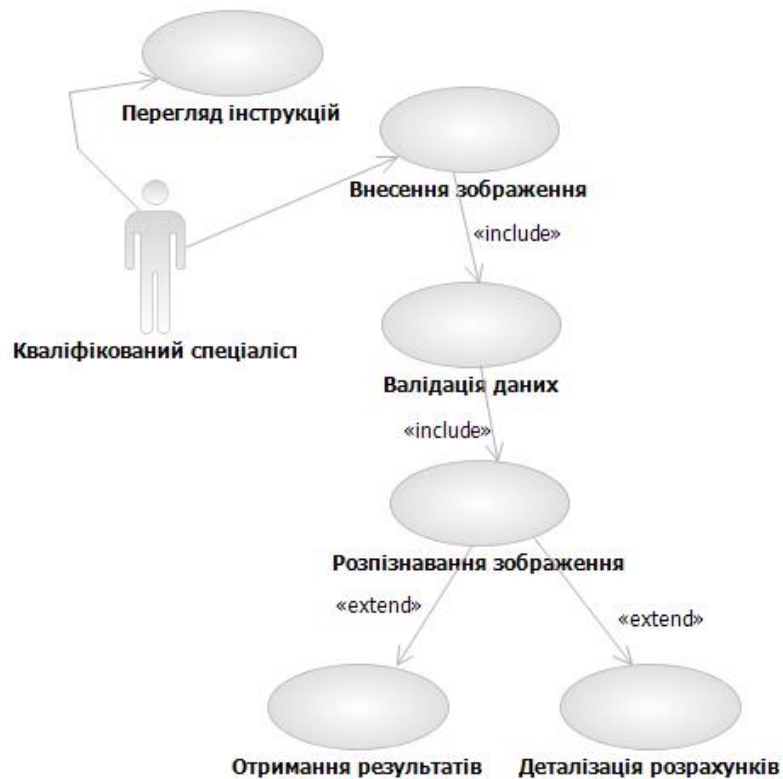


Рисунок 1.13 – Діаграма варіантів

1.8.3 Діаграма послідовностей

Даний тип діаграм використовують за для демонстрації дії системи, детального опису взаємодії з системою, а також за для здійснення уточнення діаграми прецедентів, щоб описати логіку використання. Стосовно позначень, використовуються наступні: прямокутником позначають об'єкти, асоціації зображають у вигляді сполучних ліній біля яких вказують назву дії та її номер за порядком. На даній діаграмі позначаються тільки об'єкти, які приймають участь у взаємодії в рамках певної послідовності дій (рис. 1.14).

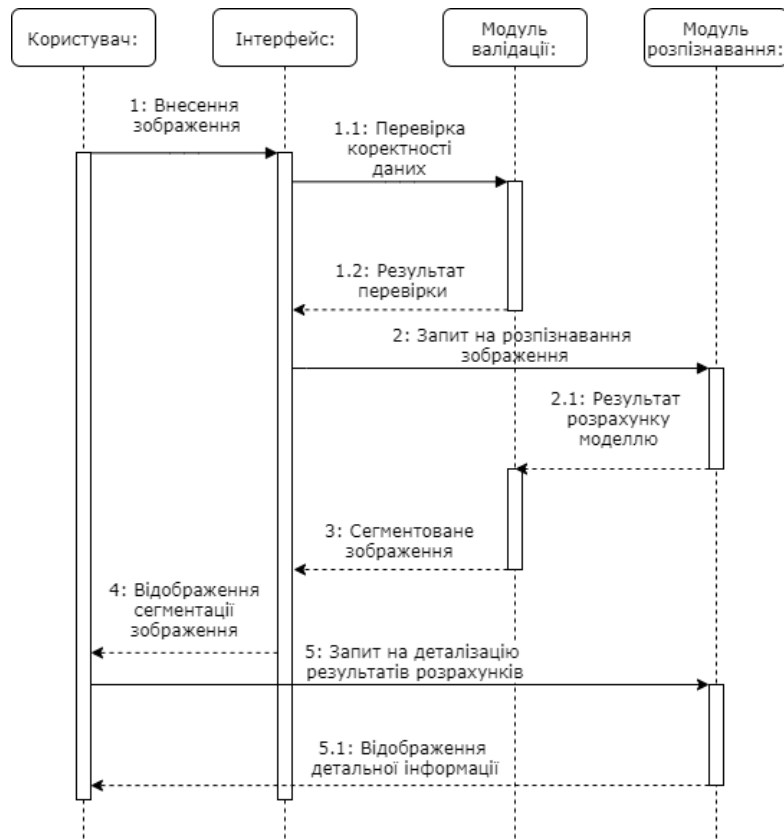


Рисунок 1.14 – Діаграма послідовності

1.8.4 Діаграма діяльності

Діаграма діяльності демонструє дії, які здійснюються в певний період часу та оглядає певні операції, що здійснюються між об'єктами тобто це відображення однієї діяльності до іншої та є набором вузлів і дуг. В свою чергу

діяльність – організований опис тої чи іншої поведінки тобто те, що відбувається в середині системи в певний момент часу. Реалізація певної діяльності демонструється у вигляді дій, які можуть міняти поточний стан програмного забезпечення або здійснювати передачу певного повідомлення. Дії є викликом іншої операції (рис. 1.15).

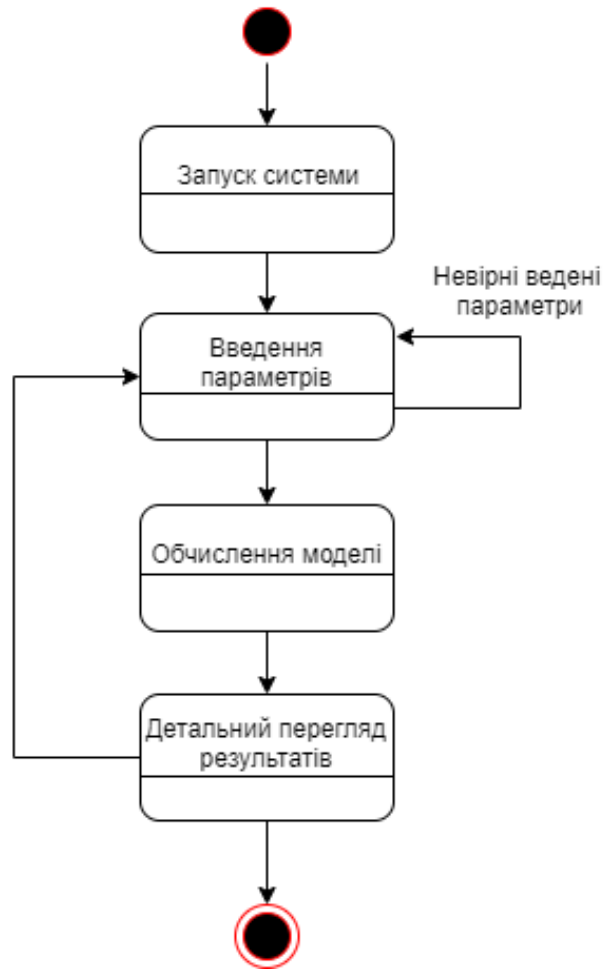


Рисунок 1.15 – Діаграма діяльності

1.8.5 Діаграма станів

Цей тип діаграм показує недовготривалий опис певної послідовності стану системи у вигляді графу з вершинами тобто об'єктами для яких здійснюється моделювання поведінки, відповідно події виступають переходами, які опрацьовують перетікання певного об'єкта від одного стану до іншого. Стан

виступає певною ситуацією, яка має ім'я та список внутрішніх дій, під час життєвого циклу об'єкта протягом певної умови (1.16).

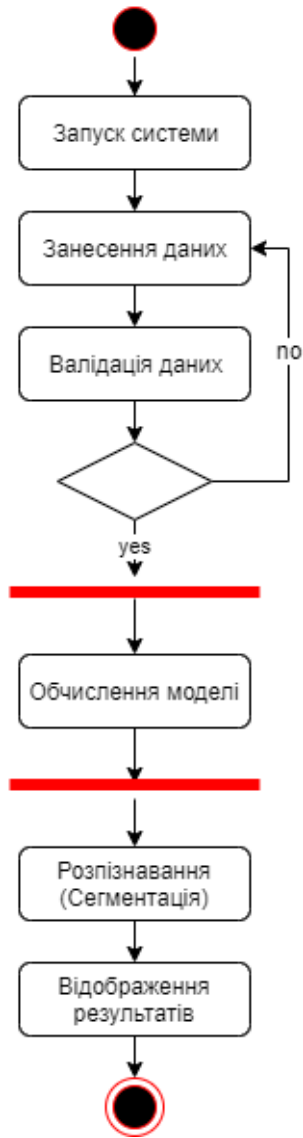


Рисунок 1.16 – Діаграма станів

2 НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ ДЛЯ СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

2.1 Штучні нейромережі засіб для дослідження процесів

Використання штучних нейромереж зумовлено складністю формалізування тих чи інших завдань в сфері медицини себто при наявності немалої кількості інформації стосовного певного завдання та відсутності попередньо реалізованої моделі для його вирішення, а також слід здійснювати зрозуміло подачу отриманого результуючого матеріалу для певного спеціаліста. Тому застосування нейромереж є хорошим засобом для вирішення таких завдань в сфері медицини оскільки він гнучким методом мапування певних явищ й процесів. Головним елементом будь-якої нейромережі є штучний нейрон, який здійснює наслідування роботи біологічних нейронів в мозку людини.

Слід зауважити, що в теорії нейромереж немає, певних революційних ідей, так як в їхній основі є опрацьовані теорії оптимізації, стійкості, апроксимації функцій та диференційних рівнянь. З іншої сторони штучні нейромережі пропонують зручне середовище для вирішення великої кількості тих чи інших завдань. Стосовно переваг нейромережі слід зауважити з одного боку вони є скінченим автоматом але й одночасно нечітка система, яка здійснює оцінку новим даним. В обох випадках результат отримуємо за допомогою її навчання. Варто відзначити є потенційна універсальність та паралельне обчислення так як в її основі є безліч простих елементів нейронів себто у випадку не функціонування певної кількості інша буде продовжувати свою роботу.

Однією з рис штучний нейромереж є можливість її навчання на різноманітних даних, які мають пряме відношення до той чи іншої предметної

області. Опираючись на медичну сферу ці дані подаються у певному вигляді множини параметрів й властивостей на основі метаданих.

Проблемою використання цієї технології полягає в складності проектування оскільки спочатку невідома архітектура, яка буде найкращою для вирішення певного завдання й правильність результатів себто діагнозу. Це може призвести до непланових труднощів в момент створення архітектури.

2.2 Модель штучного нейрону

Однією з перших влучних моделей нейрона, яка надала змогу отримати відповідні на питання ввів Френк Розенблат, дану модель нейрона можна зобразити в такому вигляді, який наведений на рисунку 2.1.

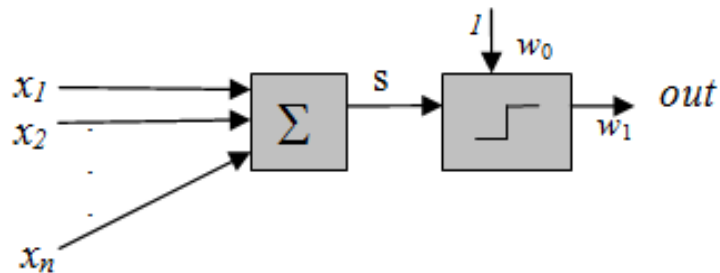


Рисунок 2.1 – Модель перцептрону Френка Розенבלата

У даній моделі значеннями вхідного вектора виступають значення з деякого діапазону: $x = \{x_1, x_2 \dots x_n\}$, які є бінарними. Вектор x який є вхідним передає дані на вхід іншого блоку в якому відбувається додавання всіх компонентів, які були передані на вхід далі результат сумування передається наступному блоку який відповідає за порогову передавальну функцію за правилом у випадку коли пороговий аргумент функції задає поріг значення w_0 , відповідно на виході функції буде значення яке дорівнює одиниці, в іншому

випадку значення буде дорівнювати нулю. Детальніше можна подати за допомогою формули яка наведена нижче (формула 2.1).

$$out = \begin{cases} 1, s \geq w_0; \\ 0, s < w_0 \end{cases} \quad (2.1)$$

Тобто в останньому блоці знаходиться функція яка є функцією активації, наступним кроком для цієї функції здійснює множення її значення на задану вагу w_1 та відповідає за вихід функції та нейрона загалом. В розроблені Розенблатом моделі всі нейрони з'єднуються в шар та значення одиниці присвоюється в вихід шару за допомогою нейрону який визначив одне з найбільших значень відповідно всі інші виходи будуть визначені нулем.

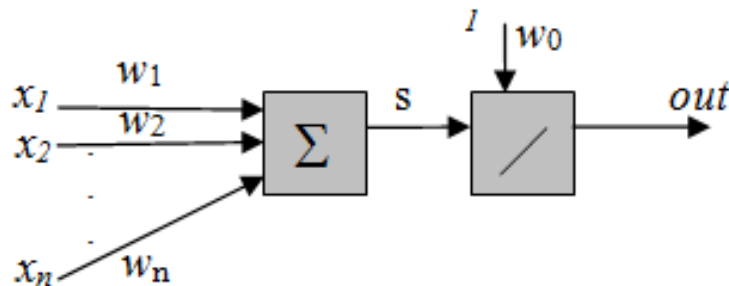


Рисунок 2.2 – Стандартна модель перцептрону

Кращу інтерпретацію нейронної моделі було запропоновано Уїдровом та Хофом, де модель була подана у вигляді адаптивного суматора та мала своє використання в адаптивних обробках сигналів.

В моделі яка наведена вище на рисунку (рис. 2.2) спостерігаються відмінності від класичної Розенблатівської моделі, а саме відсутнє обмеження бінарності складника вхідного вектору та те, що всі вхідні значення перемножуються на синаптичні ваги перед, як здійснити перехід до суматору і те, що в функції активації було здійснено заміну з порогової на лінійну та відсутність вагового коефіцієнту на виході функції. Щоб здійснити розрахунок

вихідного сигналу розглянутої моделі слід записати її в наступному вигляді (формула 2.2).

$$out = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_0 \quad (2.2)$$

Себто вектор в якого вхідні значення $x = \{x_1, x_2 \dots x_n\}$ будуть нульовим складником із значенням одиниці де $x_0 = 1$ та нульова компонента - w_0 буде складати вектор $w = \{w_1, w_2 \dots w_n\}$, якій відповідає за зміщення функції активації тоді вище описану формулу можна записати в наступному векторному вигляді (формула 2.3).

$$out = w \cdot x \quad (2.3)$$

Опираючись на вище згадану формулу, яка здійснює обчислення добутку скалярів векторів. Себто максимальним значення буде скальний добуток векторів коли $w = x$, отримаємо певне значення яке дорівнює рівності (формула 2.4).

$$\langle w, x \rangle = \langle w, w \rangle = \langle x, x \rangle = \|x\|^2 = \|w\|^2 \quad (2.4)$$

Опираючись на вище сказане можна підбити висновок стосовного того, що чим ближче вхідний вектор до синаптичних ваг тим сильніша його реакція.

В загальному вигляді штучний нейрон можна зобразити наступним чином (рис. 2.3).

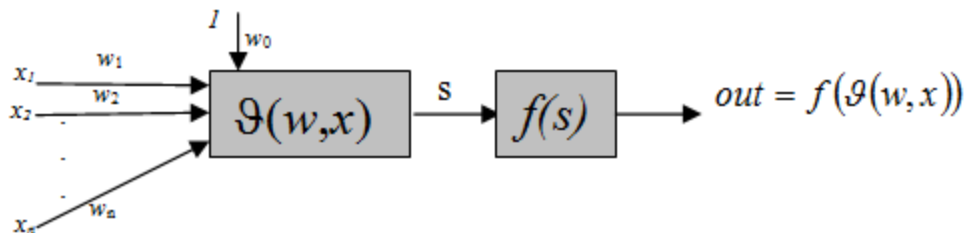


Рисунок 2.3 – Загальноприйняте представлення штучного нейрону

Де $\vartheta(w, x)$ є функцією яка визначає характер комбінування вхідного та вагового векторів, а $f(s)$ відповідає за вид функції активації.

2.3 Загальна структура штучних нейромереж

Стосовно структур нейромереж слід звернутись до термінології теорії графів це пов'язано з тим що нейромережа є графом в якого нейрони мережі виступають графами, а дуги в свою чергу є ваговими зв'язками між нейронами в мережі. Себто граф – нейромережа в якій є такі типи вузлів, які можна описати наступним чином:

Вузлами виступають функції входів нейромережі, які містять лінійну функцію активації та передають вхідний сигнал мережі на вхід інших нейронів;

Проміжними вузлами будуть основою за допомогою яких здійснюються основні обчислення та можуть приймати ці ж сигнали, як від її вхідних елементів так і від ідентичних собі. Момент функціонування наведений на рисунку нижче (рис. 2.5).

Вузли, які здійснюють функцію виходів є ідентичними до проміжних вузлів нейромережі при умові, що їхні виходи відповідаю виходам мережі.

В нейромережевого графу синаптичними вагами між нейронами виступає матриця суміжності цього ж графу її можна зобразити у вигляді матриці вагових зв'язків. Себто зв'язок між вузлом номер якого i до наступного вузла відповідно номер якого j знаходиться в матриці вагових зв'язків в i -тому рядку та j -тому стовпчику (рис. 2.4).

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} & 0 \\ w_{21} & 0 & w_{23} & 0 \\ 0 & w_{32} & 0 & w_{34} \\ 0 & w_{42} & 0 & w_{44} \end{bmatrix}$$

Рисунок 2.4 – Матриця вагових зв'язків

Вище зображена матриця виступає пам'яттю нейромережі та здійснює визначення реакції на вхідні дії. В якості прикладу вхідним вузлом може виступати третій, а в свою чергу вихідним був би другий вузол. Стосовно поширення й синхронізації сигналів в межах нейромережі слід визначити, що існує два прийоми функціонування мережі себто синхронний та асинхронний. В разі синхронного функціонування нейромережі слід зазначити, що під час роботи в такому такті кожний з нейронів мережі отримують на вхід сигнали та реагують на нього в момент його отримання, відповідно при асинхронному режимі функціонування нейромережі на кожному такті функціонування здійснює тільки один нейрон. В певних випадках мережі можуть виділити певні вузли під час синхронної роботи, але в той же момент вона працює асинхронному режимі [22].

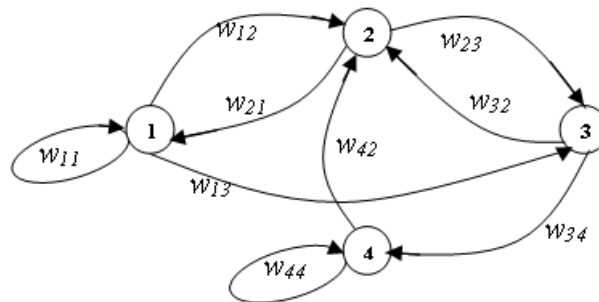


Рисунок 2.5 – Нейромережевий граф

2.4 Види штучних нейронних мереж

Серед великої різноманітності нейромереж слід розглянути певний набір критеріїв за допомогою якого здійснюють їхню класифікацію:

1. За типом нейронів;

- а) за варіантом комбінування значень ваг та їхніх вхідних даних;
- б) зразком функції активації;
- в) зразком розповсюдження сигналів.

2. Опираючись на тип синхронізації;
3. Згідно топології нейромережі;
4. Згідно однорідності мережі.

Оскільки класифікацію за типом нейронів та типом синхронізації було розглянуто вище перейдемо до аналізу відмінності мережі за топологією серед яких можна виділити наступні: з місцевими зв'язками тобто повнозв'язні, з певною кількістю шарів та без обмежень на зв'язки.

В нейромережах з місцевими зв'язками нейрон отримує на свій вхід сигнал з неподалик розташованих нейронів, а саме з їхніх виходів. Нижче наведено декілька видів околів (рис. 2.6).

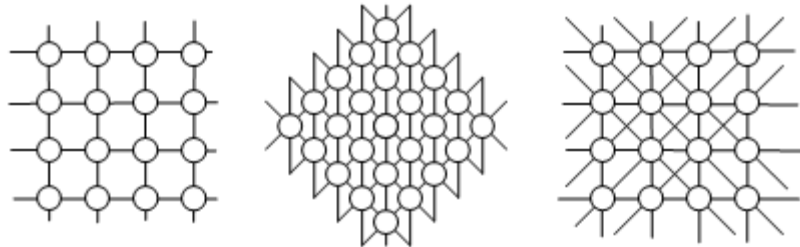


Рисунок 2.6 – Види околів

Найбільш розповсюдженою топологією нейромережі, яка складається з декількох шарів, себто дана мережа може містити один або більше шарів. Відповідно сигнал в такому типі мережі буде розповсюджуватись з одного до іншого шару. Шари нумеруються аналогічно поширенню сигналу. Зазвичай використовують методику підбиття кількості шарів опираючись тільки на повноцінні нейрони. Приклад багато шарової мережі наведено на рисунку 2.7.

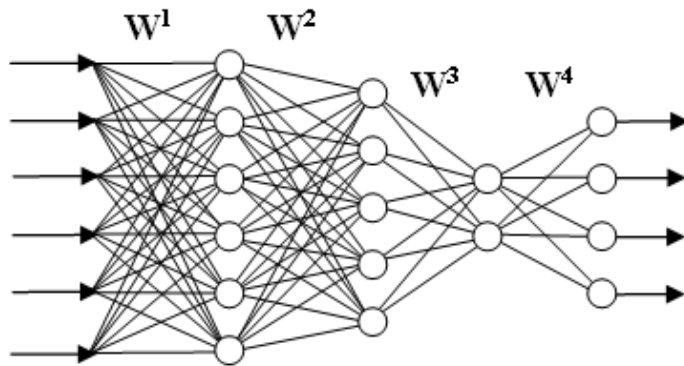


Рисунок 2.7 – Багатошарова неймережа

Неймережі з певною кількістю шарів можливо розділити на такі типи:

- в ряд прямими та не прямими зв'язками;
- перехресними зв'язками в межах шару та за його межами.

Відповідно в мережах в ряд прямими зв'язками кожний з нейронів отримує лише сигнали з виходів попереднього шару, так як наведено на рисунку вище (рис. 2.7).

Особливість мереж з ряд непрямыми зв'язками є те, що нейрони мають можливість приймають на вхід сигнали з виходу нейрону любого шару який ближче до виходу мережі (рис. 2.8).

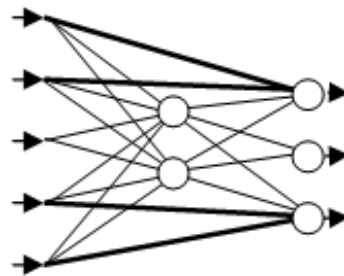


Рисунок 2.8 – Ряд з непрямыми зв'язками

Стосовно мереж з перехресними зв'язками в межах шару слід зазначити, що нейрони отримують на свій вхід сигнал, які з виходу нейронів свого ж шару так і з власного виходу, приклад наведено на рисунку 2.9.

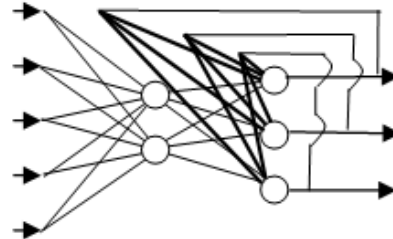


Рисунок 2.9 – Приклад перехресних зв'язків

В рекурентних мережах з зв'язками між шарами сигнали надходять на вхід з одного шару, а також є варіант з отриманням сигналу з виходу інших нейронів, які знаходяться ближче до виходу мережі (рис. 2.10).

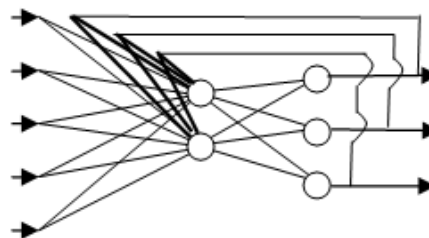


Рисунок 2.10 – Приклад зв'язків між шарами

Здійснюючи комбінації з вище описаних видів зв'язків маємо змогу реалізувати усяку топологію багатошарової нейромережі. Оскільки суцільний зв'язок між нейронами, які знаходяться в шарах поряд не є обов'язковою, уникаючи при цьому втрату якості виконуваного завдання. Ці маніпуляції надають змогу заощадити час та пам'ять.

Стосовно диференційованості нейронних мереж слід виділити їхній поділ на гомо та гетерогенність відповідно гомогенні нараховують нейрони подібного

типу з відповідним однаковим функціонал. Гетерогенні здійснюють поділ всієї нейромережі на декілька частин кожна з яких виконує ту чи іншу задачу в під час чого відбувається обмін певними результатами, зазвичай в цю роботу залучено різноманітні типи нейронів [22].

2.5 Навчання штучних нейронних мереж

Навчання нейромережі зазвичай полягає в підстановці вагових коефіцієнтів між зв'язками нейронів інколи навчання зводиться до підбирання кількості нейронів їхніх зв'язків та параметрів активаційної функції. У великій кількості нейромережевих моделей визначення вагових коефіцієнтів вільно визначаються без навчання себто формування цих ваг створюють асоціативну пам'ять, статичну класифікацію та фільтрацію їхнє обчислення вільно здійснюють за допомогою певних формул, але основною перевагою нейромереж є їхня здатність до навчання.

Типи навчання нейромереж поділяють на такі типи: контрольоване навчання себто навчання з вчителем та навчання без вчителя. Використання одного чи іншого типу навчання мережі в кінцевому результаті полягає в глобальній оптимізації. В багат шарових на ключовій мінімізаційній різниці серед бажаного та поточного виходу складається цільова функція, які можна зобразити наступним чином (формула 2.5).

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \left\| \vec{y}^{(k)} - \vec{d}^{(k)} \right\|^2 \quad (2.5)$$

Відповідно \vec{y} – виступає вектором поточних вхідних сигналів, \vec{d} – вектор очікуваних вихідних сигналів. Мережі, які здійснюють своє навчання без вчителя, цільова функція записується наступним чином (формула 2.6).

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{i,j,k} S(x(k)) [x_j(k) - w_{ij}(k)]^2 \quad (2.6)$$

$S_i(x(k))$ дана функція відповідає за визначення околу в момент навчання нейромережі.

При контрольованому навчанні нейромережі себто навчання з вчителем зазвичай завчасно відомі параметри вхідних та вихідних сигналів, типи цих вибірок, які використовуються в момент навчання нейромережі поділяються на: навчальні, контроль та тестові.

Також до кожного типу вибірок властиві наступні вимоги:

- Дані повинні бути чіткими себто кожний елемент, а саме його властивість не має відрізнитись від очікуваного;
- кожний з елементів множини має бути репрезентним;
- дані, які використовуються для навчання мають бути в більшій кількості початкового значення вагових зв'язків нейромережі.

В момент коли здійснюється вирішення задачі оптимізації є ймовірність зустріти наступні проблеми такі як, бездіяльність нейромережі себто процес оптимізації сповільнюється або зупиняється повністю та «завчання» певної навчальної множини тобто при малій похибці показує велику погрішність на тестовій навчальній множині.

Щоб минути дані проблеми необхідно, щоб процес навчання тягнувся до того моменту коли різниця між бажаним та теперішнім результуючими сигналами була результатом взаємодії сигналів з тестового набору та в момент коли їхня різниця починає збільшуватися навчання нейромережі завершується.

В разі коли здійснюється навчання нейромережі без вчителя за певним принципом здійснюється організація ваг за відсутності навчальної вибірки.

Процес навчання нейромережі розпочинається з процесу оголошення ваг, але це здійснюється випадковим чином оскільки зазвичай невідомо, які

значення ваг будуть оптимальними для тої чи іншої мережі. Випадкове значення для ваг вибирають з граничного діапазону який наведений нижче (формула 2.7).

$$\left[-\frac{\sqrt{n_{in}}}{2}, \frac{\sqrt{n_{in}}}{2} \right] \quad (2.7)$$

де n_{in} значення якого виступає кількістю входів нейромережі.

Є безліч алгоритмів для навчання нейромереж більшість з яких знайомі алгоритми оптимізації, а саме модифікації Ньютонівського методу та алгоритм на основі обчислення градієнту, також стохастичні та еволюційні оптимізаційні методи [22].

2.6 Згорткові штучні нейронні мережі для сегментації зображень

Архітектура згорткової нейромережі зазвичай вміщує в собі декілька шарів згортки, нелінійні активації, batch-нормалізацію й об'єднання шарів підвибірки. Початкові шари здійснюють навчання на основі низькорівневого поняття, а саме краї та кольори наступними є рівні шарів, які вивчають поняття вищого рівня себто різні об'єкти.

На нижньому рівні нейрони вміщують в собі інформацію стосовно невеликої області зображення відповідно вищу рівні мережі буде міститись інформація для великої області зображення. Таким чином зі збільшенням кількості шарів розмірність зображення зменшується відповідно кількість каналів буде збільшуватись. Субдискретизація здійснюється за допомогою об'єднання шарів.

У випадку класифікації зображень нам необхідно здійснити зіставлення стосовно просторового тензору відбувається в шарах згортки до фіксованої

довжини. Для реалізації цього використовують повнозв'язні шари, які руйнують всю просторову інформацію (рис. 2.11).

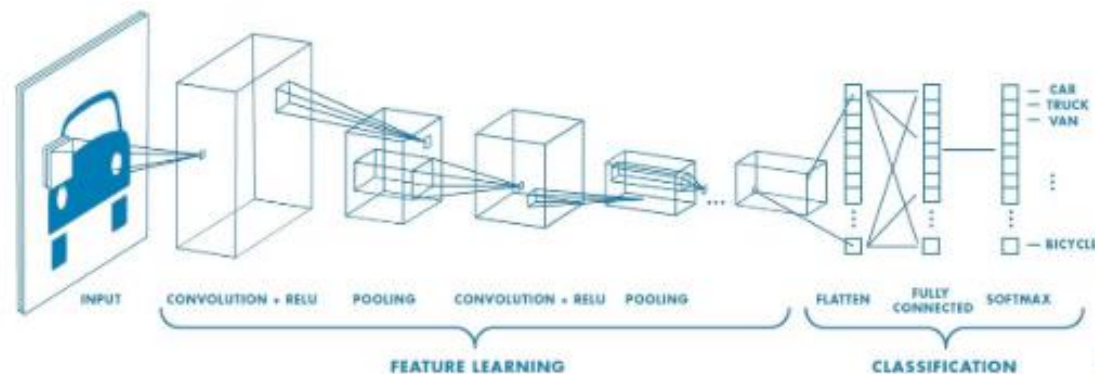


Рисунок 2.11 – Перетворення просторового тензору у вектор

Завдання семантичної сегментації полягає в збереженні просторової інформації, отже це відбувається без використання повно зв'язних шару, шари згортки, які з'єднані з шарами субдискретизації та створюють тензор низької роздільної здатності в якому містить інформацію вищого рівня.

Просторовий тензор низької роздільної здатності в якому знаходиться інформація високого рівня, потрібно розробити результати сегментації високої роздільної здатності. Для цього додається більше шарів згортки з'єднаних з шарами, які збільшуються відповідно збільшуючи розмірність просторового тензору. По мірі збільшення роздільної здатності зменшується кількість каналів, оскільки здійснюється повернення до нижчого рівня інформації. Це є структурою енкодера-декодера в якому шари здійснюють зменшення вибірку вхідних даних, що є частиною енкодера, а шари які є вибіркочими входять до складу декодера (рис. 2.12). Коли модель навчається для завдання семантичної сегментації, декодер видає тензор в якому містяться інформація про об'єкти, розмір та форму, декодер в свою чергу опирається на цю інформацію та здійснює створення карти сегментації [23].

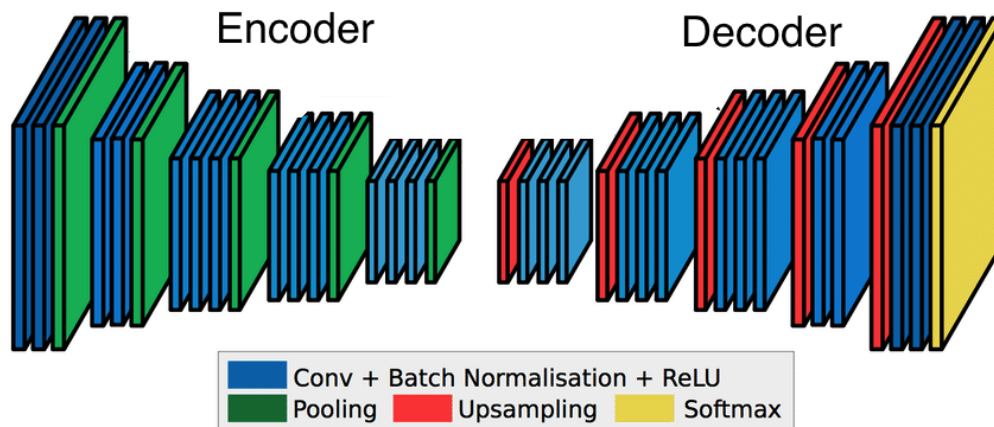


Рисунок 2.12 – Архітектура енкодер-декодер

2.7 Архітектура апробованих нейронних мереж

U-net архітектура вважається шаблоном згорткових нейронних мереж для вирішення завдань сегментації. В моменти коли слід здійснити визначення не тільки клас зображення але й сегментувати його області за класами себто реалізувати маску, яка в буде здійснювати впорядкування початкового фото за певною кількістю класів. Тобто вона складається з звужуючого відрізка, який відповідає за контекст та пропорційного розширюючого відрізка за для точної локалізації.

Дата мережа здійснює навчання на певній кількості зображень та показує хороший результат швидко при умові розмірності зображення 256 на 256 затрачений час на сегментацію складає долі секунди при сьогоднішніх обчислювальних можливостях. Для даної архітектури властиві хороші успіхи в різноманітних завданнях сегментації найбільше для завдань з біомедичними даними при умові помірної їхньої кількості (рис. 2.12).

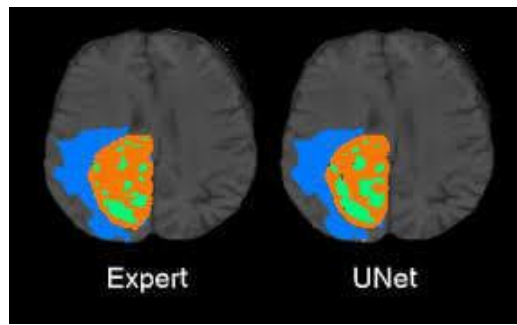


Рисунок 2.12 – Сегментації зображення мозку з новоутворенням

Детальне зображення архітектури наведено на рисунку нижче (рис. 2.13) де кожний з елементів, які зазначені на зображенні, відповідає певній багатоканальній мапі з відповідними властивостями та кількістю каналів.

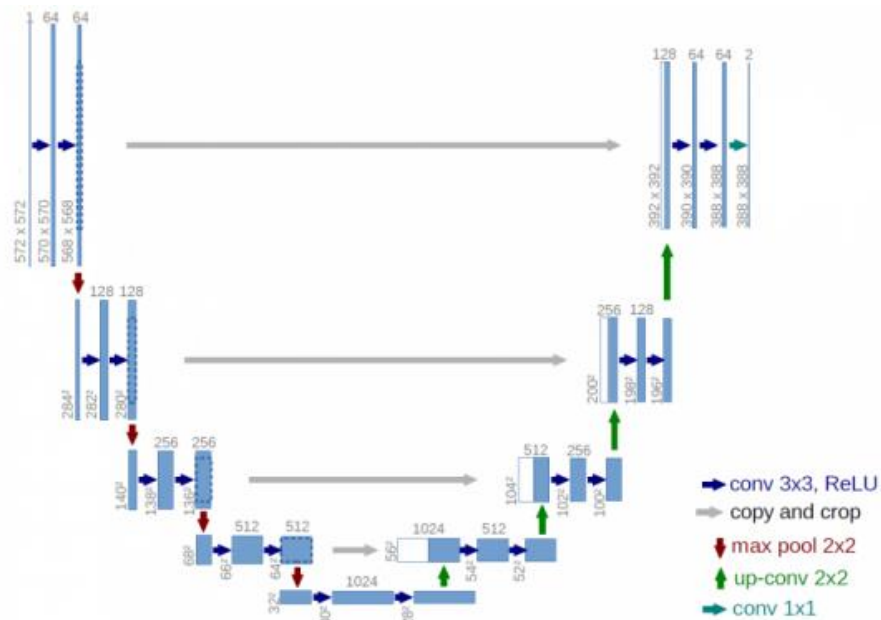


Рисунок 2.13 – Архітектура Unet .

Дана архітектура містить в собі два шляхи один з яких відповідає за базову згорткову нейромережу це лівий шлях в якому міститься пара згортки розміром 3 на 3 після якої знаходиться оголошення операції передавальної функції ReLU та об'єднання 2 на 2 в другому степені за для зменшення розширення зображення.

Усякий етап зниження дискретизації здійснює подвоєння каналів, які відповідають за властивості. В розширюючому елементі мережі містять операції розширення дискретизації властивості після якого йдуть згортки 2 на 2 за для зменшення каналів об'єднання мапи властивостей та пара згорток 3 на 3 з передавальною функцією (рис. 2.14).

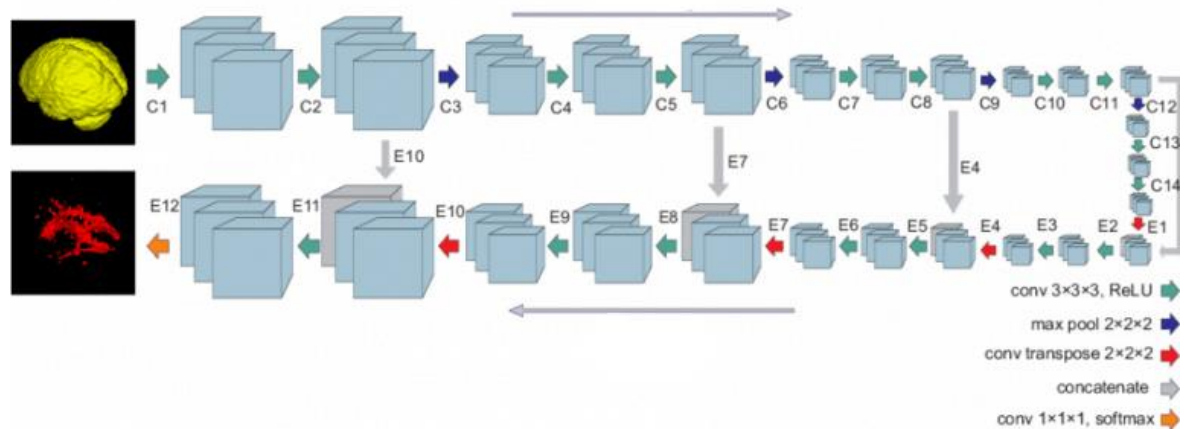


Рисунок 2.14 – Модель роботи архітектури

Архітектура WNET нейромержі яка складається з спеціальних згортками з двома шарами анізотропним та розширеного (рис.2.15).

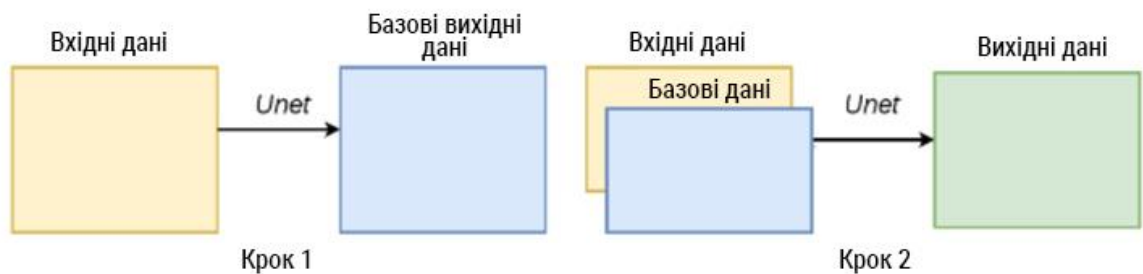


Рисунок 2.15 – Приклад Wnet

Різниця заключається в тому, що дана архітектура здійснює використання результуючих даних початкового шару у виигляді вхідних для іншого [24].

Наступної архітектурою є DeepMedic яка показала хороші результати сегментації новоутворень в головного мозку пацієнта. Слід виділити зніми в

архітектурі, які полягають в збільшені кількості фільтрів. Вона включає в себе нормалізацію зображення та передавальну функцію ReLu. Наглядне зображення архітектури наведено на рисунку 2.16.

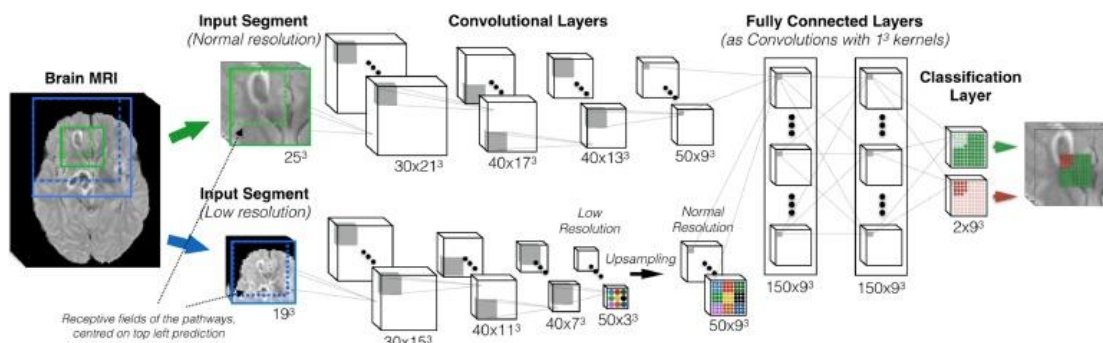


Рисунок 2.16 – Детальний опис архітектури DeepMedic

Також слід виділити трьох вимірний відповідний U-net архітектури, оскільки вона є хорошим варіантом для здійснення сегментації. Вона легко модифікується для сегментації об'ємних зображень. Більша частина шарів згортки було замінено на залишкові блоки за для збільшення якості. Таким чином її теж використано під час проведення досліджень.

2.8 Аугментація даних

Щоб вирішити питання з обмеженої кількості даних для навчання можна використовувати аугментацію себто зробити генерацію нових даних на основі вже існуючих. Також аугментація використовується за для покращення результатів навчання нейромережі оскільки створюються нові дані за допомогою, яких ще не здійснювалось навчання мережі. Існує безліч варіантів аугментації наприклад відображення початкового зображення по горизонталі, випадкове кадрування та зміна кольору (рис. 2.17). Є варіант з використанням декількох комбінацій одночасно наприклад здійснити відображення по

горизонталі та виконати випадкове масштабування, крім цього можна змінювати варіативність насичення зображення та значення пікселів.

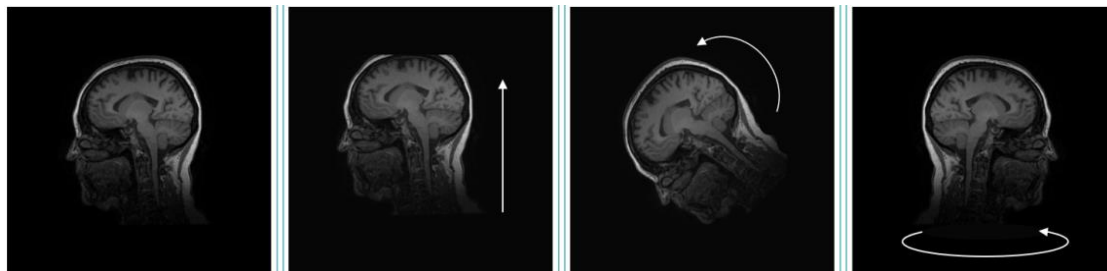


Рисунок 2.17 – Приклад аугментації зображення

Для найкращого застосування вище згаданих підходів слід додати ряд доповнень до початкового набору даних, але є ймовірність того, що в певний момент нейромережа розпочне розпізнавати функції, які є характерними для цього набору даних, що може призвести до перенавчання. Тому складність заключається у використанні генератора з специфічним алгоритмом. Під час навчання генератор передає кожний елемент навчальної вибірки в мережу із змінами які було описані вище. Вибираючи випадковим чином тип та величини збільшення для кожного зразку, генератор надає мережі більшу кількість комбінацій ніж можна було згенерувати вручну [25].

2.9 Засоби до реалізації штучної нейромережі

Мовою програмування було обрано пайтон оскільки вона надає весь перелік інструментів для реалізації системи такого типу.

Також використано бібліотеку Keras це продукт який реалізований мовою програмування пайтон надає хороший прикладний програмний інтерфейс для взаємодії з штучними нейромережами. Серед плюсів використання слід виділити зручність реалізації прототипів моделей, здійснює підтримку всіх видів нейромережі серед яких є згорткові (CNN), рекурентні (RNN) та їхнє

поєднання. Також є можливість здійснювати навчання на GPU себто графічному процесорі так і CPU тобто звичайному центральному процесорі.

Було теж використано NumPy який надає загальні математичні та числові операції в зручному вигляді себто готових функціях також підтримує багатовимірні матриці.

Та бібліотеку TensorFlow для машинного навчання основною метою використання цього пакету є обчислення у вигляді графів потоків даних та можливість зручного відображення результатів та ефективності навчання, що спрощує процес дебагу.

3 ТЕСТУВАННЯ НЕЙПРОМЕРЕЖІ ДЛЯ СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

3.1 Завдання нейромережевого ансамблю

Однією з проблем є те що після проходження лікування новоутворення в головному мозку пацієнта можливе повторне проявлення пухлини себто рецидив. Для того щоб запобігти цьому слід здійснювати тривалий контроль пацієнта після операції. Тому роблять періодичну магнітно-резонансну томографію головного мозку пацієнта на результат повторних новоутворень дані зображення сегментуються за допомогою нейромережі одержані результати переглядає кваліфікований спеціаліст та робить висновок опираючись на ці дані.

Метою мережі є дефініція клітин, які були виділені на магнітно-резонансному зображенні чи є вони злоякісними чи знаходяться в стані ремісії або є здоровими. Для реалізації поставленого завдання було реалізовано нейромережу, яка буде виконувати це завдання. Насамперед дана мережа здійснює завчання на здорових відповідниках після чого використовується набір даних з новоутвореннями. Через обмежену кількість навчальних даних здійснюється аугментація себто генерація нових на основі існуючих за для покращення результатів мережі. За здійснення автоматичної сегментації новоутворення в головному мозку пацієнта.

3.2 Алгоритм сегментації зображення за допомогою нейромереж

За для підвищення якості сегментації слід використовувати групу нейромереж. Велика кількість групових алгоритмів в при створенні базових моделей зазвичай використовують єдиний метод навчання. В результаті цього

утворюються комбінації мереж в яких використовуються моделі різних типів. За для збільшення якості цих груп мереж кожний елемент цієї групи має як найбільше відрізнятись один від одного. Слід в виділити такі алгоритми для об'єднання груп мереж, а саме який працює за принципом більшості. Для кожного елементу простору вхідного зображення здійснюється розрахунок результату який буде індивідуальним для кожної мережі з групи у випадку класифікації цього елемента, як злоякісного він буде таким у тому варіанти коли більша частина мереж цей класифікує просторовий елемент як новоутворення. Іншим алгоритмом є метод на основі зваженого принципу більшості в такому варіанті рішення буде припадати на класифікатор групи мереж. Оскільки в групі будуть різні вагові коефіцієнти, через це слід використовувати узагальнене для вхідних даних іншого класифікатора, який буде здійснювати об'єднання цих даних.

3.3 Оптимізація даних

Для навчання нейромережі було використано набір даних магнітно-резонансних знімків в якому їхні мітки були переглянути вручну сертифікованими експертам. Ці знімки були виконані в режимах рідному T1, постконтрастному T1 в T2 режимі та T2 з ослабленим відновленням рідини. На кожному із знімків піддавались розподілу інтенсивності середнім, яке рівне нулю та базовим рівне одиниці. Кожний елемент простору розраховувався наступним чином добуток інтенсивності для кожного з елементів та його середнє значення ділилось на його стандартне відхилення. Таким чином було покращено роботу мережі. Для кожного зображення була реалізована маска за для навчання без врахування фону МРТ зображення.

3.4 Оптимізація моделей згорткових нейронних мереж

Було використано декілька моделей згорткових нейромереж, а саме Unet, DeepMedic з T1 та T2 типами зображень, WNET, які показали хороші результати сегментації новоутворень в головному мозку.

Здійснено певну реалізацію трьох вимірних відповідників мережі Unet, мультирівневі WNet з певним вжиттям Niftynet з адаптивною розцінкою та певними параметрами здійснення навчання, а саме швидкість навчання становила 10 в мінус третьому степені розпад ваг становить 10 в мінус сьомому степені та ітерацією в розміні двадцяти тисяч. Для підготовки використано певний розмір патчу, який становить 144 на 144 на 19 для WNet та 64 на 64 на 19 для тривимірної Unet. Процес навчання здійснював за допомогою графічного процесору з використанням Dice loss.

Стандартний набір параметрів був використаний для мережі WNet. Ця модель навчилася на певному комплексі зображень з усіма режимами зображень для усіх пацієнтів. Стосовно налаштувань DeepMedic було обрано іншу функція активації SELU, яка надала змогу скоротити час навчання та покращити сегментацію. Дана модель навчалася на T1 та T2 зображення через їхню поширеність в магнітно-резонансних зображеннях.

3.5 Результати навчань мереж

Щоб здійснити оцінку роботи нейромережі було обрано метрику Dice Coefficient оскільки вона використовується для аналізу та оцінювання ступеня сегментації (формула 3.1).

$$DC(A, B) = \frac{2|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (3.1)$$

Дата метрика в якості індекатора класу використовувала наступне, якщо елемент векселю був пухлиною значення класу дорівнювало одинці в протилежному випадку нулю. Для здійснення оцінки результатів було використано тестовий набір даних з якого рандомним чином вибирала об'єкт.

Стосовно результатів кожної з мережі можна сказати наступне: для архітектури Unet становила 74.3 %, DeepMedic з T1 й T2 – 71.2 % для Wnet результат був 75.3 % та тривимірний Unet показав результат 76 %. Опираючись на дані результати найкращий показник показав тривимірний Unet.

4 ОРГАНІЗАЦІЙНО-ЕКОНОМІЧНА ЧАСТИНА

4.1 Загальний підхід до визначення економічної ефективності розробки

Основною складовою частиною розробки програмного продукту є фінансові витрати протягом усіх етапів виконання робіт. Тому необхідно зробити оцінку можливих витрат, доцільності розробки та її економічну ефективність.

Наукові розробки не завжди реалізуються задля отримання доходу або матеріальної вигоди. Здебільшого такі проекти не є економічно вигідними, незважаючи на це дані проекти здійснюють значний вплив на розвиток технологій. Тому більша частина таких проектів залучають інвесторів та меценатів. Стосовно використання результатів дослідження на основі готових моделей можемо зробити прогнози щодо впровадження нових методів організації роботи закладів діагностики.

Щодо здійснення оцінки вартості продукту слід звернути увагу на використання початкової вартості тих чи інших об'єктів, опираючись на фактичні витрати на розробку та привести цей продукт до комерційного використання враховуючи амортизацію. Для отримання якісного програмного продукту необхідно здійснити розрахунок усіх витрат на дослідження та розробку. Витрати поділяються на такі частини: які пов'язані із дослідницькою діяльністю направленою на предметну область та реалізацію даного продукту та його тестування.

Оскільки існує залежність між якістю готового продукту та фаховим рівнем його розробників слід звернути увагу на результат якості розробки. Через це слід здійснити всебічний аналіз досліджуваної предметної області залучивши фахових спеціалістів, інноваційні технології та здійснити детальне

тестування й оцінку результатів, які були отримані протягом процесу розробки. Опираючись на це для працівників необхідно здійснювати заохочення різного виду та стимулювання у виглядів преміальних виплат.

За для підвищення якості продукту можливе залучення спеціалістів, які не в ходять в поточний штат працівників, співпраця з цими працівниками буде здійснюватись на основі цивільно-правового договору переважно за підрядним договором. Оподаткування витрат за даним договором залежить від наявності реєстрації, як приватного підприємця. Одним з вагомих фаз реалізації продукту є проведення його перевірки та тестування, даний тим робіт здійснюється за додаткову плату на основі підрядного договору при умові, що спеціаліст, який надає свої послуги не перебуває в трудових відносинах. Оскільки даний проект не є комерційним продуктом він не підлягає оподаткуванню.

4.2 Розрахунок вартості процесу розробки і оцінка економічної ефективності продукту

Здійснення розробки ПЗ з точки економічної моделі можна впроваджувати двома способами, а саме об'єктно-орієнтованого та процедурного. Оскільки ці підходи передбачають використання ресурсів у вигляді, виконавців, а саме: керівник проекту, системний аналітик, програмний інженер, програміст та тестувальник. Відмінність між підходами полягає в схемі розробки, тривалості та відповідно вартості. Традиційний процедурний підхід має за основу алгоритми, процедури та функції та передбачає розробку програмного забезпечення, як одне ціле, що в подальшому вимагає великих затрат на супровід та модернізацію. Відповідно об'єктно-орієнтований базується на основі об'єктів тих чи інших класів, які здійснюють опис певної

області, описуючи методи та володіють певними властивостями, які орієнтовані на варіанти використання та покроковий процес розробки.

Насамперед слід написати технічне завдання на розробку, оскільки даний документ є основним набором інструкцій подальшої роботи та включає в себе детальний опис потрібних функцій програми її інтерфейс, вимоги до нього, список технологій і т.д. Ціна реалізації технічного завдання зазвичай складає до десяти відсотків від загальної окресленої вартості. Процес написання технічного завдання здійснюється керівником проекту та замовником.

Перед розрахунок матеріальних витрати на розробку програмного продукту слід здійснити оцінку заробітної плати виконавців-розробників нового програмного продукту.

Середньо денна заробітна плата виконавця розраховується за формулою 4.1.

$$Z_{cd} = \frac{Z_{mic}}{n} \quad (4.1)$$

Де Z_{cd} – місячна заробітна плата виконавця, грн.;

n – кількість робочих днів у місяці ($n = 22$ дні).

Результат розрахунку середньо денної заробітної плати наведено в таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Середньо денна заробітна плата

Виконавець	Місячна заробітна плата, грн.	Середньоденна заробітна плата, грн.
Керівник проекту	14000	636
Системний аналітик	9650	438
Програмний інженер	10500	477
Програміст	12000	545
Тестувальник	8000	363

Усі працівники, які працюють над даним проектом мають визначений оклад залежно від посади працівника. Щомісячний розмір оплати, денна оплата

та кількість днів, які будуть затрачені на реалізацію, основна оплата кожного з працівників, які задіяні в даному проекті наведено у таблиці нижче (таблиця 4.2).

Таблиця 4.2 – Вартість технологічного процесу розробки

Виконавець	Місячна заробітна плата, грн.	Середньо денна плата, грн.	ООП підхід		Процедурний підхід	
			Трудовитрати, чол. день	Сума, грн.	Трудовитрати, чол. день	Сума, грн.
Керівник проекту	14000	636	14	8904	15	9540
Системний аналітик	9650	438	12	5256	14	6132
Програмний інженер	10500	477	9	4293	10	4770
Програміст	12000	545	19	10335	22	11990
Тестувальник	8000	363	6	2178	8	2904
Додаткова заробітна плата 20%			60	6193	69	7067
Фонд оплати праці 35%			10848		12367	
Всього витрати на заробітну плату			41814		47703	
Військовий збір 1.5 %			627		715	
Єдиний соціальний внесок 3.5%			1463		1669	
ПДВ 16 %			6690		7632	
Загалом			50594		57719	

Опираючись на раніше узгоджені потреби та кількості потрібних ресурсів, які будуть використовуватись в даному проекті, а саме розробка, тестування та дослідницьку роботу отримали конкретні часові рамки стосовно роботи над проектом, 60 восьми годинних робочих днів, які безпосередньо включають в себе роботу системного аналітика, програмного інженера, програміста, тестувальника та керівника проекту. Загальна сума витрати за оплату праці та додаткових витрат становить – 50594 грн. з урахуванням можливих додаткових оплат для об'єктно-орієнтованого підходу. Відповідно для процедурного підходу витрати будуть у розмірі – 57719 грн., вони більші у зв'язку з тим, що

для даного підходу потрібно витратити більше часу, а саме 69 восьми годинних робочих днів.

Стосовно затрат на здійснення науково-дослідницької роботи та реалізації програмного продукту для двох підходів включаюь в себе:

Основну заробітну плану, яка складає $Z_{осн1} = 30966$ грн. для Об'єктно-орієнтованого підходу та $Z_{осн2} = 35336$ грн. для процедурного.

Додаткову заробітну плату, яка розраховується за допомогою формули наведеної нижче (формула 4.2).

$$Z_{доо} = 0.2 * Z_{осн} \quad (4.2)$$

$$Z_{доо1} = 0.2 * 30966 = 6193 \text{ грн.};$$

$$Z_{доо2} = 0.2 * 35336 = 7067 \text{ грн.}$$

Відрахування на фонд оплати праці здійснюється наступним чином: $\Phi ОП_{ССВ} = 0.35 * \Phi ЗП$, який становить 30996 грн. для ООП підходу та 35336 грн. для процедурного в результаті отримаємо, що $\Phi ОП_{ССВ1} = 10848$ грн. та $\Phi ОП_{ССВ2} = 12367$ грн.

Отже, здійснивши розрахунки отримаємо наступне, сума витрат становить $B_{заг1} = Z_{осн} + \Phi ОП_{ССВ} + Z_{доо} = 50594$ грн. та $B_{заг2} = 57719$ грн.

Загальні витрати включають в себе неодмінні відрахування на єдиний соціальний внесок котрий складає 3.5% від загальної суми нарахованої зарплатні та податок на доходи фізичних осіб, який складає 16% від загальної суми зарплатні на загальне соціальне страхування та соц. пільги і військовий збір у розмірі 1.5%.

Для розрахунку матеріальних витрат слід використати наступну формулу (формула 4.3).

$$MB_i = k_i * g_i \quad (4.3)$$

де k_i – кількість витраченого матеріалу, g_i – його ціна

Стосовно матеріальних витрати, які будуть використані, наведені в таблиці 4.3. Після розрахунку слід сказати, що в межах проекту матеріальні витрати будуть складати 1480 грн..

Таблиці 4.3 – Матеріальні витрати

Найменування матеріального ресурсу	Кількість, шт.	Ціна одиниці ресурсу, грн	Загальна сума витрати, грн
Флеш-накопичувачі	2	350,00	700
Папір формату А4	350	0.2	70
Заправка для катриджу	1	150	150
Магнітна дошка	1	500	500
Маркер	3	20,00	60
Всього			1480

Оскільки піз час реалізації проекту були використані персональні комп'ютери, які споживають електроенергію, то необхідно визначити витрати на електроенергію одиниці обладнання та її ціновий еквівалент розраховується за формулою наведеною нижче (формула 4.4).

$$Z_e = M * t * T_{kBm} \quad (4.4)$$

де M – потужність устаткування, тобто кількість енергії, споживаної за одиницю часу.

t – кількість годин використання устаткування на реалізацію розробки

T_{kBm} – тариф, тобто вартість використання 1 кВт електроенергії, який становить 2.50 грн/кВт год.

$$Z_{e1} = 0.8 * 480 * 2.50 = 960 \text{ грн. } Z_{e2} = 0.8 * 522 * 2.50 = 1044 \text{ грн.}$$

Розрахунок суми амортизаційних відрахувань техніки, яка наведена в таблиці 4.4 відносяться до групи «електронно-обчислювальних машин та обладнання» вартість, яких перевищує 2500 грн. річна норма амортизації становить 60% (квартальна 15%). Тому слід використати формулу для здійснення розрахунків (формула 4.5).

$$A = \frac{C_B \cdot N_A \cdot T_{\text{фак}}}{T_{\text{год}}} \quad (4.5)$$

де C_B – балансова вартість обладнання, грн; N_A – норма амортизаційних відрахувань в рік, %; $T_{\text{фак}}$ – фактичний час роботи обладнання по написанню програми, год; $T_{\text{год}}$ – річний робочий фонд часу, год.

Використавши формулу та здійснивши розрахунки отримаємо наступне:

$$A_1 = (20552 * 0.6 * 480) / 2120 = 2791 \text{ грн.};$$

$$A_2 = (20552 * 0.6 * 522) / 2120 = 3036 \text{ грн.}$$

Таблиця 4.4 – Перелік необхідного обладнання

Найменування	Кількість, шт	Ціна, грн	Сума, грн
Комп'ютер(Моноблок)	2	8976	17952
Принтер	1	2600	2600
IDE середовище	2	-	-
ОС (ubuntu)	2	-	-
Всього більше 2500 грн.			20552
Всього витрат на амортизацію			2791 3036
Всього			23343 23589

Здійснивши розрахунки отримаємо наступне, що амортизаційні витрати становлять 2791 грн. та 3036 грн.

Накладі витрати пов'язані з обслуговування виробництва і утримання апарату управління спілкою, створення необхідних умов праці та витрати на ресурси і обладнання, які наведені вище.

В залежності від організаційно-правової форми діяльності господарюючого суб'єкта накладні витрати можуть становити від 20 до 60 відсотків від суми основної та додаткової заробітної плати працівників. Отже накладні витрати становлять: $H_{e1} = 30966 * 0.2 = 6199$ грн. для об'єктно-орієнтованого підходу та $H_{e2} = 35336 * 0.2 = 7067$ грн. для процедурного.

Також слід здійснити розрахунок вартості розроблюваного програмного продукту, який включає в себе планований прибуток та собівартість. Для того щоб отримати суцільні значення щодо розробки та реалізації слід врахувати вище згадані витрати та нарахування. Себто повна собівартість складає для об'єктно-орієнтованого підходу 82576 грн. та 90899 грн. для процедурного.

Потрібно здійснити розрахунок ціни науково-дослідної роботи за допомогою формули 4.6

$$Ц = \frac{C_B \cdot (1 + P_{рен}) + K \cdot B_{н.і.}}{K} \cdot (1 + ПДВ) \quad (4.6)$$

Де $P_{рен}$ – рівень рентабельності, 30 %, K – кількість замовлень, яка встановлюється лише при розробці програмного продукту та мікропроцесорних систем. $B_{н.і.}$ – вартість носія інформації лише при розробці програмного продукту. $ПДВ$ – ставка податку на додану вартість 16%.

Оскільки дана розробка є прикладною та буде використовуватись для одно підприємства тому коефіцієнти $B_{н.і.}$ та K непотрібні. Тоді формула для обчислення буде мати наступний вигляд (формула 4.7).

$$Ц = C_B \cdot (1 + P_{рен}) \cdot (1 + ПДВ) \quad (4.7)$$

Відповідно до формули отримаємо вартість роботи:

$$Ц_1 = 82576 * (1 + 0.3) * (1 + 0.16) = 124524 \text{ грн.};$$

$$Ц_2 = 90899 * (1 + 0.3) * (1 + 0.16) = 137075 \text{ грн.}$$

Відносно ефективності виробництва слід сказати, що вона зображає кінцевий результат застосування робочої сили, засобів і предметів праці за деякий інтервал часу. В свою чергу економічна ефективність залежить від результату реалізації і затрачених ресурсів та розраховується наступним чином (формула 4.8).

$$E = \frac{\Pi}{C_{\epsilon}} \quad (4.8)$$

Де Π – прибуток, C_{ϵ} – собівартість.

Слід розрахувати плановий прибуток за допомогою формули (формула 4.9).

$$\Pi_n = \Pi - C_{\epsilon} \quad (4.9)$$

Здійснивши розрахунки отримаємо наступне:

$$\Pi_{n1} = 124524 - 82576 = 41948 \text{ грн. } \Pi_{n2} = 137075 - 90899 = 46176 \text{ грн.}$$

Розрахувавши економічну ефективність одержимо наступне:

$$E_1 = 41948 / 82576 = 0.50 \quad E_2 = 46176 / 90899 = 0.50.$$

Поряд з економічною ефективністю слід здійснити розрахунок терміну окупності капітальних вкладень за формулою наведеною нижче (формула 4.10).

$$T_p = \frac{1}{E_p} \quad (4.10)$$

Термін окупності дорівнює: $T_p = 1 / 0.5 = 2$ роки.

Опираючись на експертну оцінку та складність програмного забезпечення візьмемо величину витрати на модернізацію та супровід розроблюваного проекту за допомогою об'єктно-орієнтованого методу складатиме 20 % себто 16515 грн. та 35 % для процедурного – 31814 грн. Тобто вартість модернізації для споживача складе 24904 грн. та 47976 грн. відповідно для кожного з підходів.

Тобто $Z_{\epsilon1(вир)} = 82576 + 16515 = 99091$ грн., $Z_{\epsilon2(вир)} = 90899 + 31814 = 122713$ грн., а для споживачів вартість складе:

$$Z_{\epsilon1} = 124524 + 24904 = 149428 \text{ грн.}, \quad Z_{\epsilon2} = 137075 + 47976 = 185051 \text{ грн.}$$

Для визначення річної економії витрат із всіма можливими додатковими витратами при порівнянні двох підходів становить $\Delta C_{(вир)} = Z_{\epsilon 2(вир)} - Z_{\epsilon 1(вир)} = 122713 - 99091 = 23662$ грн. відповідно для споживача: $\Delta C_{(вир)} = Z_{\epsilon 2} - Z_{\epsilon 1} = 185051 - 149428 = 35623$ грн.

Враховуючи те, що після початкової модернізації загальні витрати на реалізацію та супровід програмного забезпечення для виробника об'єктно-орієнтованим підходом є меншими на відміну від процедурного.

Для визначення чистого приведенного доходу, який визначається різницею між сукупними доходами та сукупними витратами за весь період та розраховується за формулою наведеною нижче (формулою 4.11).

$$ЧПД = \sum_{i=1}^t ГП_i \alpha_{ТВi} - \sum_{i=1}^t ІК_i \alpha_{ТВi} \quad (4.11)$$

де $ГП_i$ – грошовий потім i -го розрахункового року, $ІК_i$ – сума інвестицій i -го розрахункового року, $\alpha_{ТВi}$ – коефіцієнт приведення інвестицій та грошового потоку до теперішньої вартості.

Щоб здійснити розрахунок коефіцієнта приведення грошових поток за певний період, слід використати формулу 4.12.

$$\alpha = \frac{1}{(1+i)^n} \quad (4.12)$$

де i – норма дисконту, яка становить 0.2, n – час або кількість років протягом якого планується отримати дохід.

$$\alpha_0 = 1, \alpha_1 = 0.69$$

Використовуючи вище описану формулу (формула 4.11) отримаємо наступне: $ЧПД_1 = ГП + 0.69 * ГП = 124524 - 0.69 * 24904 = 1.69 ГП - 107340$ грн., $ЧПД_2 = ГП + 0.69 * ГП = 137075 - 0.69 * 47976 = 103972$ грн.

Тобто економія витрат у варіанті придбання супроводу та модернізації програмного продукту для об'єктно-орієнтованого підходу складе 3368 грн., це свідчить про те, що недоцільно буде використовувати процедурний підхід для реалізації даного продукту [30].

Отже сумарні дані економічного розрахунку даного проекту наведено в таблиці 4.5.

Таблиця 4.5 – Загальні витрати на розробку програмного продукту

Вид витрат	ООП підхід	Процедурний підхід
	Ціна, грн	
Основна заробітна плата	30966	35336
Додаткова заробітна плата	6193	7067
Фонд заробітної плати	41814	47703
Відрахування на ФОП	10848	12367
Разом на оплату праці	50594	57719
Матеріальні витрати	1480	1480
Електроенергія	960	1044
Амортизація	2791	3036
Накладні витрати	6199	7067
Витрати на обладнання	20552	20552
Собівартість продукту	82576	90899
Прибуток	41948	46176
Вартість ПЗ	124524	137075
Економічна ефективність	0.5	0.5
Термін окупності, років	2	2
Собівартість модернізації	16515	31814
Супровід та модернізація	24904	47976
Загальні витрати на розробку	99091	122713
Порівняльна економія витрат	–	23662
Загальні витрати для споживача	149428	185051
Порівняльна економія витрат для споживача	–	35623
Дохідність проекту для споживача за витратною частиною	107340	103972
Економія	–	3368

Згідно вище згаданої таблиці слід зазначити, що економія витрати у випадку придбання, супроводу та модернізації за допомогою об'єктно-орієнтованого підходу складе 3368 грн., термін окупності для обох проектів становить 2 роки та економічна ефективність складає 0.5, що є достатньо хорошим показником. У випадку використання об'єктно-орієнтованого підходу зменшується кількість витрати на реалізацію проекту та його супроводу порівняно з процедурним, опираючись на вище сказане даний проект може бути реалізований, оскільки є економічно вигідним продуктом для всіх техніко-економічних показників.

5 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

5.1 Охорона праці

Протягом виконання дослідницької роботи було реалізовано спеціалізовані комп'ютеризовані методи сегментації магнітно-резонансних зображень в умовах використання персонального комп'ютера. Відповідно, протягом роботи із системою її користувач безпосередньо буде працювати з комп'ютерною технікою та медичним обладнанням. Через це значним фактором безпеки праці становить дотримання правил використання техніки, норм і правил охорони праці. Тому варто здійснити забезпечення комфортні та безпечні умови перебування в приміщенні та якісного і продуктивної експлуатації системи.

Робітники установ, де буде здійснюватись використання системи, мають дотримуватись правил внутрішнього розпорядку, бути обізнаними в питаннях техніки безпеки під час використання техніки, електробезпеки, пожежної безпеки та утриматись від невиконання цих правил і не здійснювати дії, які суперечать правилам охорони праці. Щоб забезпечити виконання цих норм охорони праці та безпеки під час експлуатації системи її користувачі мають проходити первинний інструктаж стосовно охорони праці за робочим місцем. Також слід передбачити, що в подальшому їм слід проходити повторні інструктажі раз у півроку.

У приміщеннях експлуатації даної системи на робочих місцях із персональним комп'ютером мають забезпечуватись оптимальні значення параметрів мікроклімату: температури, відносної вологості й рухливості повітря відповідно до ДСН 3.3.6.042-99 «Санітарні норми мікроклімату виробничих приміщень» [26]. Оскільки всі ці показники здійснюють суттєвий вплив на

самопочуття та працездатність користувача даної системи протягом робочого дня.

Відповідно до ДСН 3.3.2.007-98 «Державні санітарні правила і норми роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин» штучне освітлення в приміщеннях із робочими місцями, обладнаними ПК має здійснюватись системою загального рівномірного освітлення. У виробничих та адміністративно-громадських приміщеннях, у разі переважної роботи з документами, допускається застосування системи комбінованого освітлення (крім системи загального освітлення, додатково встановлюються світильники місцевого освітлення) [27].

Значення освітленості на поверхні робочого столу в зоні розміщення документів має становити 300–500 лк, Якщо це неможливо забезпечити, системою загального освітлення, допускається використовувати місцеве освітлення. При цьому світильники місцевого освітлення слід встановлювати таким чином, щоб не створювати відблисків на поверхні екрана, а освітленість екрана має не перевищувати 300 лк.

Як джерела світла для штучного освітлення мають застосовуватись переважно люмінесцентні лампи. У разі влаштування відбитого освітлення у виробничих та адміністративно-громадських приміщеннях допускається застосування металогалогенних ламп потужністю 250 Вт. Допускається застосування ламп розжарювання у світильниках місцевого освітлення.

Інтенсивність потоків інфрачервоного випромінювання має не перевищувати допустимих значень відповідно ДСН 3.3.6.042-99 «Санітарні норми мікроклімату виробничих приміщень» [28].

Для забезпечення захисту і досягнення нормованих рівнів комп'ютерних випромінювань необхідно застосовувати локальні світлофільтри (засоби індивідуального захисту очей) та інші засоби захисту, що пройшли

випробування в акредитованих лабораторіях і мають щорічний гігієнічний сертифікат.

Будівля та приміщення, де будуть розміщені робочі місця для проведення сегментації магнітно-резонансних зображень, також мають відповідати вимогами нормативно-технічної та експлуатаційної документації виробника персональних комп'ютерів ДСН 3.3.2-007-98. Щодо внутрішнього інтер'єру приміщень з персональними комп'ютерами потрібно обрати нейтральні світлі кольори стін. Стосовно покриття підлоги їхня поверхня має бути неслизькою, рівною з передбаченими антистатичними ознаками.

Внутрішньозмінні режими праці й відпочинку містять додаткові нетривалі перерви в періоди, що передують появі об'єктивних і суб'єктивних ознак стомлення й зниження працездатності. Робота характеризується інтенсивною розумовою творчою працею з підвищеним напруженням зору, концентрацією уваги на фоні нервово-емоційного напруження, вимушеною робочою позою, загальною гіподинамією, періодичним навантаженням на кисті верхніх кінцівок. Робота виконується в режимі діалогу з ПК у вільному темпі. Зважаючи на це при 8-годинній денній робочій зміні призначено регламентовану перерву для відпочинку тривалістю 15 хвилин через кожну годину роботи за ПК.

Для зниження нервово-емоційного напруження, стомлення зорового аналізатора, поліпшення мозкового кровообігу, подолання несприятливих наслідків гіподинамії, запобігання втомі доцільно деякі перерви використовувати для виконання комплексу вправ, які заходяться в ДСН 3.3.2.007-98.

5.2 Суть стійкості роботи об'єктів господарської діяльності

За умов можливої дії надзвичайних ситуацій мирного й воєнного часу підвищується роль економічного фактору в житті кожного регіону, кожної країни. Об'єкти господарської діяльності (ОГД) – це підприємства (державні, акціонерні та приватні), установи, організації, навчальні заклади та інші. Руйнування ОГД і великі втрати серед населення, а також порушення широкого кооперування різних галузей господарства стають причиною різкого скорочення випуску військової, сільськогосподарської продукції, продуктів харчування, що миттєво відзначиться на боєздатності збройних сил і життєдіяльності держави.

Для зменшення впливу цих факторів необхідно підвищувати стійкість роботи ОГД та галузей.

Під стійкістю роботи економіки країни розуміють здатність забезпечити виробництво необхідної для підтримки життєдіяльності держави і успішного ведення дій по захисту її незалежності та недоторканості кордонів промислової продукції, роботу енергетики, транспорту, зв'язку, торгівлі, сільськогосподарського виробництва.

Стійкість роботи господарства країни складається із стійкості роботи його галузей і об'єктів.

Під стійкістю роботи галузі господарства розуміють здатність галузі за умов утрати частини підприємств та часткового порушення виробничих зв'язків випускати продукцію в потрібній кількості та асортименті, або функціонувати.

Під стійкістю роботи ОГД розуміють його здатність за умов дії надзвичайних ситуацій виробляти продукцію, конкурентно-спроможну на ринку, а при одержанні слабких чи середніх руйнувань відновлювати своє

виробництво в мінімальні терміни. На стійкість роботи об'єктів впливають такі фактори:

- надійність захисту робітників та службовців від дії вражаючих факторів, що супроводжують надзвичайні ситуації;
- здатність інженерно - технічного комплексу об'єкта протистояти дії вражаючих факторів;
- захищеність об'єкта від дії вторинних вражаючих факторів;
- надійність системи постачання об'єкта всім необхідним для виробництва запланованої продукції;
- стійкість системи управління виробництвом та цивільним захистом;
- готовність об'єкта до ведення рятувальних та інших невідкладних робіт і робіт з відновлення порушеного виробництва.

Перелічені фактори визначають загальні для всіх ОГД шляхи підвищення стійкості їхньої роботи:

- забезпечення надійного захисту робітників і службовців від вражаючих факторів, що діють за надзвичайних ситуацій мирного й воєнного часу;
- захист виробничих приміщень, будівель та споруд від згаданих вражаючих факторів;
- підвищення надійності й оперативності керування виробництвом і цивільним захистом;
- забезпечення стійкості постачання ОГД електричною енергією, газом, водою, парою, сировиною і т ін. для випуску запланованої продукції.

Вказані шляхи підвищення стійкості роботи об'єктів і галузей виробництва реалізують на практиці за допомогою затверджених норм, які є обов'язковими до виконання всіма об'єктами незалежно від форм власності й підпорядкування. Ці норми призначені:

— забезпечити захист і знизити втрати серед населення, а також рівень руйнувань;

— підвищити стійкість роботи об'єктів і галузей виробництва;

— забезпечити задовільні умови для успішної ліквідації наслідків надзвичайної ситуації, проведення рятувальних та інших невідкладних робіт в осередках ураження.

Вимоги норм реалізуються:

— під час планування та розбудови нових міст і нових кварталів у містах, жилих і промислових районах шляхом розміщення об'єктів з урахуванням вимог цивільного захисту (ЦЗ);

— розробки проектів зведення нових будівель, споруд промислових підприємств та об'єктів електро-, водо- і газопостачання, транспорту, зв'язку, складів, захисних споруд тощо;

— реконструкції міст, районів, важливих об'єктів, комунально-технічних систем, засобів зв'язку, транспорту, якщо раніше вони були збудовані без додержання цих вимог.

Контроль за виконанням вимог згаданих норм покладається на Управління та відділи надзвичайних ситуацій (Н.С).

5.3 Вимоги до розміщення об'єктів промисловості

Для практичної реалізації вимог норм місто або об'єкт, що розташований окремо, а також територію, яка прилягає до них, поділяють на дві зони – зону можливих сильних руйнувань і зону можливих слабких руйнувань. Разом вони складають зону можливих руйнувань.

Кордони цих зон визначаються спеціальною постановою начальника ЦЗ області (Країни).

У зонах можливих сильних руйнувань забороняється будувати нові промислові об'єкти, за винятком деяких підприємств, які пов'язані з розробкою копалень або обслуговуванням населення (наприклад, склади повсякденного постачання товарів населенню).

5.4 Заходи, що проводяться на ОГД під час загрози нападу противника

У період загрози нападу противника проводять ті заходи з підвищення стійкості роботи об'єкта, які недоцільно здійснювати у мирний час. До таких заходів належать:

- проведення згідно з особовим розпорядженням евакуаційних засобів;
- приведення в готовність системи сповіщення, захисних споруд та пунктів керування;
- видача робітникам і службовцям засобів індивідуального захисту;
- будівництво швидко будованих захисних споруд;
- підготовка об'єкта до швидкої та безаварійної зупинки виробництва згідно з сигналом "Повітряна тривога";
- проведення заходів з підвищення стійкості інженерно-технічного комплексу (підсилення будівель та споруд, встановлення зонтів, навісів, захисних козирків над цінним обладнанням, запасів паливно-мастильних матеріалів, сильнодіючих отруйних речовин та вибухонебезпечної сировини, обвал складів і т ін.);
- здійснення переведення об'єкта на режим роботи воєнного часу (двозмінна праця) та перехід на випуск запланованої на воєнний час продукції;
- введення до дії графіка цілодобового чергування керуючого складу;
- підсилення охорони об'єкта і встановлення суворого пропускного режиму;

— здійснення світломаскування об'єкта.

На період загрози нападу противника згідно зі спеціальним розпорядженням на всіх об'єктах у темний час доби здійснюють світломаскування за режимом "часткове затемнення", при ньому обмежується зовнішнє освітлення до допустимої норми, затемнюють світлові пройми, вікна.

За сигналом "Повітряна тривога" в темний час здійснюють світломаскування за режимом "повного затемнення". При цьому живлення електроенергією усіх об'єктів і жилих районів припиняється за винятком тих об'єктів, на яких не можна зупиняти виробничий процес, а також вузлів зв'язку, станцій переливання крові, операційних.

Для організованого й своєчасного проведення заходів з підвищення стійкості роботи ОГД завчасно складають плани-графіки заходів з підвищення стійкості. Питання підвищення стійкості відображають також у плані ЦЗ об'єкта. У плані-графіку наводять перелік заходів на шкалі часу вказують початок і закінчення виконання кожного заходу. Для начальника ЦЗ і штабу ЦЗ цей документ є керівним під час вирішення одного з найважливіших завдань - підвищення стійкості роботи об'єкта.

Під час раптового нападу, коли термін на організацію та виконання заходів ЦЗ гранично обмежений, здійснюють виконання тільки першочергових завдань, які направлені передусім на захист робітників, службовців та членів їх сімей, на безаварійну зупинку виробництва та прийняття екстрених заходів, що дозволяють, якоюсь мірою, зменшити ступінь ураження в надзвичайних ситуаціях. Під час виконання заходів цивільного захисту особливе значення має надійність і оперативність керування цивільним захистом об'єкта як одна з основних ланок успішного вирішення завдань з підвищення стійкості роботи об'єкта господарської діяльності.

Отже, розробка й планування заходів, що є економічно обґрунтованими, щодо стійкості роботи об'єкта залежать від всебічного вивчення умов, які мають скластися під час надзвичайних ситуацій. Вивчення ступеня їх впливу на виробничу діяльність підприємства будь-якої форми приналежності й власності дозволяє значно скоротити витрати на строки підвищення стійкості роботи в надзвичайних ситуаціях, а це, в свою чергу, підвищує життєздатність як об'єкта, так і всього господарства в цілому.

Усі фахівці ОГД повинні володіти методикою оцінки стійкості об'єкта і на основі висновків визначати необхідні заходи з підвищення його стійкості.

ВИСНОВКИ

У даній роботі було розроблено систему підтримки прийняття рішень та згорткова нейронна мережа для виявлення новоутворень у мозку пацієнта на зображеннях магнітно-резонансних зображеннях, яка здійснює сегментацію пухлин в головному мозку та підвищує точність діагностики задля зниження лікарських помилок. Було вирішено ряд завдань, які допомогли досягнути мети роботи.

Аналіз доступних літературних джерел свідчить, що проблема діагностики рецидивів онкологічних захворювань вирішена не в повній мірі у зв'язку з труднощами диференціації новоутворень на фоні післяопераційних змін тканин мозку на МРТ зображенні. Підвищення точності і достовірності діагностики потребує нових алгоритмів і програмних засобів для обробки і аналізу зображень, одержуваних з магнітно-резонансного томографа. Головне завдання при обробці і аналізі зображень МРТ є сегментація - розподіл зображення на області, для яких виконується певний критерій однорідності. Автоматизація дозволяє підвищити якість діагностики і знизити кількість лікарських помилок.

Запропоновані в роботі нейронні мережі представляють із себе вдосконалення простої архітектури, яка охоплює широкий діапазон ознак вхідних даних і дозволяє усунути недоліки відомих методів, пов'язані з нерівномірним перекриттям виходів в операції з транспонованою згорткою, і низькою роздільною здатністю по краях через втрати інформації в процесі кодування.

Дослідження здатності нейронних мереж для навчання, в процесі їх розробки, показало пряму залежність точності отриманих результатів від кількості класифікаторів. В процесі роботи, шляхом підбору варіантів

класифікаторів та методів їх застосування, оптимізовано архітектуру нейронних мереж та вирішено задачу досягнення мінімально необхідної і достатньої складності для отримання більш точних результатів.

Ознайомившись з клінічним матеріалом було зазначено, що він підходить до задачі сегментації, так як має 4 класи, та кожна фотографія описується своєю анотацією. Тому саме на цьому матеріалі ми можемо побудувати таку нейронну мережу, котра буде поводити себе максимально правдоподібно із новими даними себто покаже результат сегментації з високою точністю. Також розглянуто математичні засоби, за якими можна адекватно оцінити точність нашої моделі. Стосовно інтерфейсу програмного продукту було спроектовано з дотриманням всіх необхідних вимог, що включають в себе перевірку, завантаження файлу та виведення результатів на екран. Отже застосування комп'ютерних технологій та сучасних технічних засобів створює перспективу подальшого вдосконалення отриманої нейронної мережі шляхом її навчання на більшій кількості досліджуваних об'єктів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Продеус А. Н., Захрабова Е. Н. Экспертные системы в медицине / А. Н. Продеус, Е. Н. Захрабова. – К.: ВЕК +, 1998. – 320 с.
2. Сілагін О.В., Евтушенко В.В. Ідентифікація кольорових відтінків із застосуванням апарату нечіткої логіки // Збірник праць Десятої Міжнародної науково практичної конференції «Інтернет-Освіта-Наука» (ІОН-2016). – Вінниця: ВНТУ, 2016. – С. 50 – 51.
3. Експертні системи [Електронний ресурс] – Режим доступу: URL: <https://studopedia.org/12-75160.html>.
4. Анализ инструментальных средств обработки биомедицинских данных [Електронний ресурс] – Режим доступу: URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/analiz-instrumentalnyh-sredstv-obrabotki-i-vizualizatsii-biomeditsinskih-dannyh-magnitno-rezonansnoy-tomografii-obzor-literatury/>.
5. Марусина М.Я. Современие види томографи: Навчальний посібник [Текст] Марусина М.Я., Казначеева А.О. – СПб: СПбГУ ИТМО, 2006 – 132с.
6. Rosse S. Enhancement of BOLD-contrast sensitivity by single-shot multi-echo functional MR imaging [Text] / Rosse S., Wiese S., Gembris D., Mathiak K., Kessler C., Grosse-Ruykken M.L., Elghwagi B., Richards T., Dager S.R., Kiselev V.G. // Magnetic Resonance in Medicine.-1999.- Vol.42(1).- P.87-97.
7. Розуменко В.Д. Опухоли головного мозга: современие возможности клинической діагностики [Текст] / В.Д. Розуменко „, Мистецтво лікування. 2006. – №2 – С. 44-47.
8. Методи отримання медичних зображень [Електронний ресурс] – Режим доступу: URL: <https://studfiles.net/preview/5280766/page:3/>.

9. Конспект лекцій з дисципліни “Обробка сигналів та зображень” / Укладачі: к.т.н., доцент Фриз М.Є., Стадник М. А. – Тернопіль: ТНТУ, 2015 – 97 с.
10. Основы анализа багатомірних сигналів [Електронний ресурс] – Режим доступу URL: <https://bit.ly/2EF9zPJ>.
11. Технические и принципиальные границы увеличения пространственного разрешения в МРТ [Електронний ресурс] – Режим доступу: URL: <https://poznayka.org/s8240t1.html>.
12. Серегин, П.С. Тенденции развития методов устранения артефактов МРТ [Текст]: Обработка сигналов в радиотехнических системах: сб. науч. тр. / ТГУ. – Тула, 2005. – 15с.
13. Стругайло В.В. Обзор методов фильтрации и сегментации цифровых изображений [Текст]: Наука и Образование, 2012. – №5. – 10с.
14. Сегментация зображень кластерним методом [Електронний ресурс] – Режим доступу: URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/segmentatsiya-izobrazheniy-klasternym-metodom-i-algoritmom-sluchaynyh-skachkov-sravnitelnyy-analiz/>.
15. Farahani, K., Menze, B., Reyes, M., 2014. Brats 2014 Challenge Manuscripts. URL: <http://www.brainumorsegmentation.org>.
16. Bengio, Y., Courville, A., Vincent, P., 2013. Representation learning: A review and new perspectives. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on 35, 1798–1828.
17. D. Cobzas, N. Birkbeck, M. Schmidt, M. Jagersand, and A. Murtha, “3D variational brain tumor segmentation using a high dimensional feature set,” in Proc. ICCV, 2007, pp. 1–8.
18. E. Geremia, B. H. Menze, O. Clatz, E. Konukoglu, A. Criminisi, and N. Ayache, “Spatial decision forests for MS lesion segmentation in multichannel MR images,” in Proc. MICCAI, 2010.

19. A. Criminisi and J. Shotton, Decision Forests for Computer Vision and Medical Image Analysis. Heidelberg, Germany: Springer, 2013.
20. B. H. Menze, K. Van Leemput, D. Lashkari, M.-A. Weber, N. Ayache, and P. Golland, “Segmenting glioma in multi-modal images using a generative model for brain lesion segmentation,” in Proc. MICCAIBRATS, 2012, pp. 1–8.
21. Farabet, C., Couprie, C., Najman, L., LeCun, Y., 2013. Learning hierarchical features for scene labeling. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on 35, 1915–1929.
22. Модуль Нейрокибернетика [Електронний ресурс]. – Режим доступу: URL: <https://dispace.edu.nstu.ru/didesk/file/get/174509>.
23. Deep Learning based Semantic Segmentation using Keras [Електронний ресурс] – Режим доступу: URL: <https://divamgupta.com/image-segmentation/2019/06/06/deep-learning-semantic-segmentation-keras.html>.
24. Wnet для решения задачи сегментации изображений головного мозга при ишемическом инсульте [Електронний ресурс] – Режим доступу: URL: http://itas2017.iitp.ru/media/papers/1570366075_DhEFrsH.pdf.
25. Image Augmentation: How to overcome small radiology datasets [Електронний ресурс] – Режим доступу: URL: <https://www.quantib.com/blog/image-augmentation-how-to-overcome-small-radiology-datasets>.
26. Санітарні норми мікроклімату виробничих приміщень [Електронний ресурс] – Режим доступу: URL: <https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/va042282-99>.
27. Державні санітарні правила і норми роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин [Електронний ресурс] – Режим доступу: URL: <https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/v0007282-98>.
28. Санітарні норми мікроклімату виробничих приміщень [Електронний ресурс] – Режим доступу URL: <https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/va042282-99>.

29. Методичні вказівки для виконання розділу дипломної роботи щодо техніко-економічного обґрунтування вибору проектного рішення розробки та оцінки якості програмного забезпечення / Упор. Петрик М.Р., Кінах Я.І., Головатий А.І., Рогатинська Л.Р. – Тернопіль: Вид-во ТНТУ ім. І. Пулюя. – 2013. – 34 с.

ДОДАТКИ

Додаток А – Технічне завдання

Міністерство освіти і науки України

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії

Кафедра програмної інженерії

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедру
програмної інженерії

“ ___ ” _____ 2019 р.

ТЕХНІЧНЕ ЗАВДАННЯ

на виконання магістерської дипломної роботи

на тему: «Розробка системи підтримки прийняття рішень на основі розпізнавання
графічних зображень»

Брілю Андрію Сергійовичу

Керівник роботи:

д.т.н., професор Пастух О.А.

“ ___ ” _____ 2019р.

Виконавець:

студент групи СПм-62

Бріль Андрій Сергійович

“ ___ ” _____ 2019р.

м. Тернопіль – 2019

ЗМІСТ

Вступ

1. Підстави до розробки
2. Призначення до розробки
3. Вимоги до програмного продукту
 - 3.1 Функціональні характеристики
 - 3.2 Склад та параметри технічних засобів
 - 3.3 Інформаційна та програмна сполучність
4. Стадії розробки
5. Програмна документація
6. Порядок контролю та приймання

1 ПІДСТАВИ ДО РОЗРОБКИ

Розробка проводиться у відповідності до графіку навчального плану на 2019 рік, та згідно наказу на виконання дипломної роботи студента-магістра.

Тема проекту: «Розробка системи підтримки прийняття рішень на основі розпізнавання графічних зображень».

2 ПРИЗНАЧЕННЯ РОЗРОБКИ

Проблема сегментації новоутворень в головному мозку є особливо актуальною проблемою для обробки та аналізу магнітно-резонансних зображень на сьогоднішній день. Мануальні методи сегментації де людина бере безпосередню участь в процесі, автоматичні методи сегментації більш якісно виконують свою роботу. Точність та швидкість в даних методах в рази більша порівняно з мануальними методами. Чим точніше вибраний метод здійснить опис границі аномального об'єкту, тим легше буде поставити діагноз спеціалісту або зробити висновки опираючись на результати алгоритму.

Метою роботи є покращення існуючих результатів сегментації зображень шляхом розробки моделі основаної на згорткових нейронних мережах та реалізація системи підтримки прийняття рішень.

В якості автоматичного методу розпізнавання є реалізація моделі для сегментації новоутворень в голому мозку, здійснити порівняння результатів на однаковому наборі даних, спроектувати систему підтримки прийняття рішень з найкращою моделлю та здійснити інтеграцію моделі до логіки роботи системи.

3 ВИМОГИ ДО ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ

3.1 Функціональні характеристики

Програмне забезпечення має виконувати наступні дії:

- здійснювати сегментацію медичних зображень;
- використовувати алгоритми класифікації зображень;
- надавати результати сегментації у вигляді вихідних даних;
- візуально представляти результати сегментації.

3.2 Склад та параметри технічних засобів

Персональний комп'ютер з 4096 Мб оперативної пам'яті, встановленою системою Windows 8, 8.1, 10. Не менше 150 Мб вільного місця на жорсткому диску. Двоядерний процесор з тактовою частотою від 2.5 GHz і більше.

3.3 Інформаційна та програмна сполучність

Програмний продукт повинен коректно функціонувати в різних операційній системі Windows. Розроблювана система повинна бути пристосована до використання у інформаційних системах та програмних засобах. Розробку виконувати з використанням бібліотек та технологій мови Python у дистрибутиві Anaconda в середовищі IDE Spyder з використанням версії python 3.4 і вище.

4. СТАДІЇ РОЗРОБКИ

В ходів реалізації роботи проект повинен пройти крізь наступні стадії розробки:

- аналіз предметної області;
- проектування архітектури;
- проектування моделі нейромережі;
- реалізація моделі нейромережі
- здійснення оптимізації даних;
- тестування результатів розробки;
- оформлення супровідної документації;
- здача роботи.

5. ПРОГРАМНА ДОКУМЕНТАЦІЯ

Для програмного продукту повинні бути розроблені наступні документи:

- Пояснювальна записка;
- Технічне завдання;
- Презентаційний матеріал;
- Додатки.

6. ПОРЯДОК КОНТРОЛЮ ТА ПРИЙМАННЯ

Розроблений програмний продукт має виконувати всі вимоги, що складаються з перерахованих у п. 3.1 характеристик.

Приймання проводиться спеціально створеною екзаменаційною комісією в термін до: “__” _____ 201_ р.

УДК: 004.8

А.С. Бріль

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна

СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ НА ОСНОВІ РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ

A.S. Bril'

DECISION SUPPORT SYSTEMS BASED ON IMAGE RECOGNITION

Щороку збільшується тенденція вирішення складних задач розпізнавання елементів на зображенні у наукових областях таких як фізіологія, медицина, що обумовлено автоматизацією, необхідністю образних процесів комунікації в інтелектуальних системах. Одним з перспективних напрямів вирішення даної проблеми ґрунтується на застосуванні штучних нейронних мереж та нейрокомп'ютерів, як найбільш прогресивних по відношенню проблем класифікації задач розпізнавання елементів. Відмінною особливістю даних завдань є велика розмірність вхідного простору, що веде до ускладнення розпізнавання і обчислювальних труднощів. Багато підходів до розпізнавання зображень пропускають вхідні дані через фільтр, що проектує вхідний вектор на простір істотно меншої розмірності, після чого розбивають проміжні вектора на класи за допомогою стандартних розпізнавачів. На даний момент запропоновано велику кількість різноманітних архітектур нейронних мереж які застосовують для розпізнавання об'єктів. Аналіз запропонованих рішень показує, що й досі не існує такої моделі, яка б була кращою серед усіх результуючих показників роботи. Перспективу в удосконаленні архітектури вбачають у згорткових нейронних мережах [1].

Як відомо, багат шарові нейронні мережі отримують вхідні дані після чого трансформують інформацію, проводячи її через ряд прихованих шарів. Кожен прихований шар складається з безлічі нейронів, де кожний нейрон має сильний зв'язок з усіма нейронами в попередньому шарі і де нейрони в якості одного шару повністю незалежні один від одного і не мають спільних з'єднань. Згорткові нейронні мережі користуються тим, що вхідні дані складаються з зображень, і вони обмежують побудову мережі більш розумним шляхом. На відміну від звичайної нейронної мережі, шари згорткової нейронної мережі складаються з нейронів, розташованих в 3-х вимірах: ширині, висоті і глибині, тобто у вимірах, які формують об'єм.

Передбачається, що системи підтримки прийняття рішень (СППР), цілком може бути реалізована за допомогою нейронних мереж, оскільки у СППР узгоджено вирішуються задачі з розпізнавання і формування об'єктів. Дане рішення поставлених завдань передбачає аналіз і здійснення найбільш продуктивних способів обробки вихідних експериментальних даних, формування навчальної та тестової вибірок, конструювання нейромережових структур, аналіз, обробку та візуалізацію отриманих результатів [2].

Підсумовуючи матеріал можна дійти висновку, що запропоновані рішення спрямовані на вирішення певних прикладних завдань, проте не містять описи створення нейромережової системи підтримки прийняття рішень для розпізнавання зображень в умовах невизначеності. Реалізація цих технологій при створенні СППР є основою інформаційного забезпечення та імітаційного моделювання.

Література 1. Jarrett, K. What is the best multi-stage architecture for object recognition? [Text] / K. Jarrett, K. Kavukcuoglu, M. Ranzato // 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision, 2009. 2. Lee, H. Convolutional deep belief networks for scalable unsupervised learning of hierarchical representations [Text] / H. Lee, R. Grosse, R. Ranganath // Proceedings of the 26th Annual International Conference on Machine Learning – ICML '09, 2009. – P. 609–616.