

Одеський національний університет імені І. І. Мечникова

(повне найменування вищого навчального закладу)

Факультет математики, фізики та інформаційних технологій

(повне найменування факультету)

Кафедра загальної фізики і фізики теплоенергетичних та хімічних процесів

(повна назва кафедри)

Дипломна робота

бакалавра

(ступінь вищої освіти)

на тему: «**Цифрова обробка зображень МРТ мозку**»

«Digital image processing of brain MRI»

Виконала: студентка денної форми навчання
спеціальність: 105- Прикладна фізика та наноматеріали
Деревльова Анастасія Олександрівна

Керівник к.ф.-м.н., доцент Дараков Д.С. _____

Рецензент д.ф.-м.н., проф. Ніцук Ю.А.

Рекомендовано до захисту:

Протокол засідання кафедри

№ __ від __.__. 2020 р.

Захищено на засіданні ЕК № _

протокол № __ від __.__.2020 р.

Оцінка _____ / _____ / _____
(за національною шкалою, шкалою ECTS, бали)

Завідувач кафедри

Голова ЕК

(підпис)

Гоцульський В.Я.

(підпис)

Шевчук В.Г.

ЗМІСТ

ВСТУП	3
1. МЕТОДИ РЕЄСТРАЦІЇ ТА ОБРОБКИ ЦИФРОВИХ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ	5
1.1. Види медичних зображень та засоби їх отримання	5
1.2. Ядерний магнітний резонанс і його застосування в медицині	8
1.3. Структурна схема і проблематика системи обробки МРТ зображень	13
2. МОДЕЛЮВАННЯ ОБРОБКИ ЦИФРОВИХ МРТ-ЗОБРАЖЕНЬ МОЗКУ ЛЮДИНИ	22
2.1. Обробка зображень за допомогою мови програмування Python	22
2.2. Опис етапів фільтраційної обробки цифрових МРТ-зображень мозку	25
2.2.1. Визначення кольору картинки та пухлини (калібрування програми). Встановлення діапазону інтенсивності кольорів RGB пухлини	25
2.2.2. Накладання фільтру Лапласа та адаптивна фільтрація	30
2.2.3. Кластеризація та перевірка виділених фрагментів мозку	32
2.2.4. Реалізація частотного методу	34
3. АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ МРТ МОЗКУ	38
3.1. Візуалізація результатів	38
3.2. Подальший розвиток програми та статистичний аналіз результатів	39
РЕЗУЛЬТАТИ РОБОТИ ТА ВИСНОВКИ	40
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ЛІТЕРАТУРНИХ ДЖЕРЕЛ	41

ВСТУП

Розвиток сучасної медицини супроводжується тісною взаємодією з суміжними областями - математикою, фізикою, хімією. Одною з таких взаємодій є обробка і аналіз медичних зображень.

Медичне зображення - це структурно-функціональний образ органів людини, призначений для діагностики захворювання і вивчення анатомо-функціональної картини організму. Іншим терміном для позначення цього поняття є "діагностичне зображення". Фундаментальними для медичної науки є зображення анатомічної, гістологічної будови і функцій людського тіла. Діагностика захворювань, лікування і управління терапевтичними процедурами спираються на дані, одержувані медичною візуалізацією. Загальнопатологічні процеси реалізуються на різних рівнях, від організменого до молекулярного. Уражені органи при цьому змінюють свій зовнішній вигляд - макроскопічні зміни, як правило, видимі неозброєним оком. На тканинному і клітинному рівнях реалізації патологічного процесу розвиваються мікроскопічні зміни, видимі в світловому мікроскопі.

Медичне зображення може бути отримано радіологічними або нерадіологічними методами. Медичні зображення також прийнято класифікувати за способом їх отримання і галузі, до якої вони належать.

Слабка контрастність та зашумленість біологічних і медичних зображень є основними труднощами в задачах вимірювання і розпізнавання. Для їх подолання потрібна професійна інтуїція дослідника і виконання складної і рутинної роботи з коригування результатів. Застосування обчислювальної техніки значно спрощує вирішення цих завдань при роботі з медичними зображеннями. Одним з додатків комп'ютерної обробки даних є цифрова обробка зображень. Для виконання завдань цифрової обробки медичних зображень використовуються різні фільтраційні методи. Нами були виділені методи просторової фільтрації зображень, виконана задача розбиття множини об'єктів на групи, які називаються кластерами.

Актуальність полягає у необхідності точного і своєчасного діагностування захворювань мозку та інших органів, шляхом обробки знімків отриманих за допомогою МРТ.

Об'єктом дослідження є медичні зображення.

Предметом дослідження є методи обробки медичних зображень.

Метою даної роботи є розробка методу визначення пухлин мозку на МРТ-зображеннях із застосуванням мови програмування Python.

Для досягнення даної мети, необхідно вирішити наступні задачі:

1. Провести огляд способів отримання та обробки цифрових медичних зображень.
2. Здійснити моделювання та реалізацію обробки МРТ-зображень у середовищі розробки Python.
3. Проаналізувати отримані результати на предмет зручності їх використання для діагностики захворювань мозку.

1. МЕТОДИ РЕЄСТРАЦІЇ ТА ОБРОБКИ ЦИФРОВИХ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

1.1. Види медичних зображень та засоби їх отримання

Медична інтроскопія вирішує дві незалежні задачі.

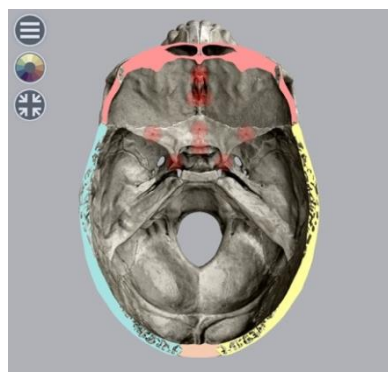
Перша - це власне візуалізація внутрішніх органів (тобто визначення їх форми, розмірів, розташування і т.д.). Друга - визначення характеристик біологічних тканин (тобто тих чи інших фізичних, фізико-хімічних та інших властивостей біологічних тканин) і характеру їх функціонування[1].

У медичній практиці за характером отримання і області використання розрізняють три типи зображень (рис.1):

- анатомічні;
- анатомото-фізіологічні;
- гістологічні (включаючи цитологічні).



а)



б)

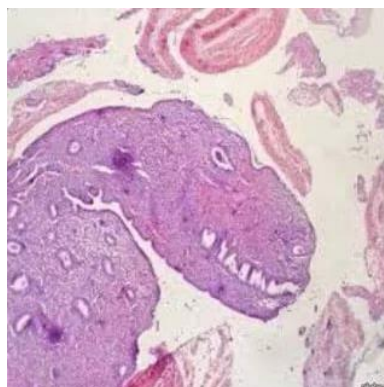


Рис. 1. Види зображень: а) анатомічне; б) анатомо-фізіологічне; в) гістологічне.

Ядерна медицина використовує певні властивості ізотопів і частинок, що випускаються від радіоактивного матеріалу для діагностики та лікування різних патологій. На відміну від типової концепції анатомічної радіології, ядерна медицина дозволяє здійснювати оцінку фізіології, тобто отримується анатомо-фізіологічне зображення. Цей функціональний підхід до медичної оцінки має корисне застосування до багатьох дисциплін, зокрема, до онкології, неврології, кардіології.

Отримання зображень тільки анатомічної будови, відомо як радіологія. Анатомічні зображення можна отримати за допомогою рентгенографії, комп'ютерної томографії, магнітно-резонансної томографії, УЗД, мікроскопії, термографії, ендоскопічними та оптичними методами [2].

Для отримання гістологічних зображень використовуються термографія, електронна і оптична мікроскопія. Гістологічні зображення ми не будемо розглядати в подальшому, так як це не стосується теми даної роботи.

Цифрові медичні зображення отриманні практично завжди являють собою матричні зображення, саме їх ми використовуємо в роботі. Матричні зображення мають в своїй основі растр, що складається з великого числа комірок - пікселів, або, при об'ємному характері - вокселей. Пікселі відображають зміст вокселей. Наочний приклад наведено на рис. 2. Фігура людини математично розбита на об'ємні елементи. У кожному вокселі

відповідні інтенсивності сигналів усереднюються, перетворюючись в число, яке відповідає деякому рівню сірої шкали. Ці числа використовуються для створення картини, що складається з пікселів.

У нашій роботі використовувались двомірні зображення, які є попереднім усередненням «зрізу» мозку людини за деякою товщиною, порядку декількох (3-6) міліметрів.

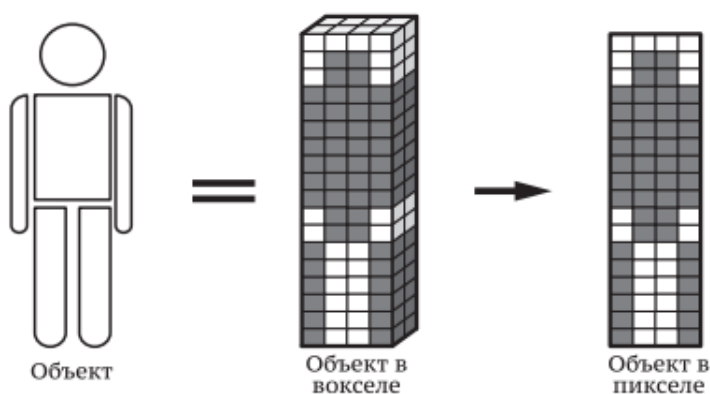


Рис.2. Формування зображення фігури людини.

Чим більше пікселів, тим вище якість зображення. При обробці таких зображень стикаються з їх деформацією, особливо при зміні його розміру. З'являється зернистість і втрачається деталізація зображення. У рентгенології даний факт спостерігається при спробах зробити паперові копії при цифровій флюорографії і комп'ютерної томографії.

В аналогових зображеннях завжди присутній зайвий сигнал, або шуми, які погіршують їх якість.

Цих недоліків позбавлені цифрові медичні зображення, отримані за допомогою комп'ютера. Вони мають у своїй основі комірчасту структуру (матрицю), яка містить інформацію про орган у вигляді набору цифр, отриманих з датчиків діагностичного апарату. За допомогою комп'ютера з

сигналів, що зберігаються в магнітній пам'яті, по складним алгоритмам створюється (реконструюється) зображення органів. Цифрові зображення характеризуються високою якістю, відсутністю сторонніх сигналів (шумів). Їх легко зберігати в компактному вигляді на різних магнітних і оптичних носіях, обробляти на комп'ютері і пересилати на великі відстані по мережах телекомунікацій. Таким чином, цифрові зображення, на відміну від аналогових, мають дискретний характер. Оскільки в основі цифрових зображень лежить комп'ютерна технологія, вони стають доступними для різноманітної обробки на ЕОМ. Необхідно підкреслити, що на сучасному етапі розвитку медичної візуалізації цифрові зображення стають домінуючими в клінічній діагностиці[3].

Медичні зображення органів, що отримані засобами радіологічної діагностики, є головним джерелом інформації в галузі охорони здоров'я. Нерадіологічними методами отримують зображення, відзняті відеокамерою (ендоскопія) або сфотографовані (мікроскопічні зображення в гістології, патології, дерматологічні зображення і т.д.). Ці типи зображень також можуть бути переведені в цифрову форму і з часом оброблені. Надалі будемо розглядати медичні зображення, що отримані радіологічними методами. Саме тому під поняттям «медичне зображення» будемо розуміти доступну зоровому сприйняттю картину просторового розподілу будь-якого виду випромінювання, трансформованого в видиму частину оптичного діапазону.

1.2. Ядерний магнітний резонанс і його застосування в медицині.

Сучасний МР-томограф - той же спектрометр ЯМР, що відрізняється тим, що в ньому створені умови для локалізованої взаємодії радіочастотного поля з речовиною в об'ємному тілі, наприклад в тілі пацієнта. Тому, перш за все, необхідно розглянути основні питання теорії і базові принципи експерименту ЯМР в зв'язці з умовами отримання МРТ-зображення.

Ядерний магнітний резонанс - суто фізичне явище, яке дало змогу створити унікальний метод дослідження хімічної структури індивідуальних органічних сполук, який отримав широке застосування у хіміків і фармацевтів. Крім того, це явище лягло в основу магнітно-резонансної томографії, яка є єдиним методом неінвазивної діагностики, що дозволяє отримати об'ємне зображення будь-яких досліджуваних внутрішніх органів людини.

Суть його полягає в наступному. Ядра атома водню - протони - володіють відмінним від нуля магнітним моментом (являють собою свого роду мікроскопічні компаси), тому, якщо їх помістити в зовнішнє сильне магнітне поле, то стрілки такого «компасу» визначаються уздовж його силових ліній.

Відповідно до законів квантової механіки вектор магнітного моменту протона може бути орієнтований як паралельно вектору магнітного поля (стан з низькою енергією), так і антипаралельно (стан з високою енергією) (рис.3), при цьому між такими станами можуть здійснюватися переходи, яким буде відповідати певна частота в діапазоні радіохвиль. Таким чином, якщо зразок з речовини, що містить атоми водню, помістити в постійне магнітне поле і направити на нього радіохвилю саме тієї частоти, з якою здійснюються переходи між вищевказаними рівнями енергії, то виникне резонанс цих частот (звідки і пішла назва даного явища). При цьому паралельно орієнтовані ядра будуть поглинати енергію радіохвилі і переходити з низькоенергетичного стану в високоенергетичне.

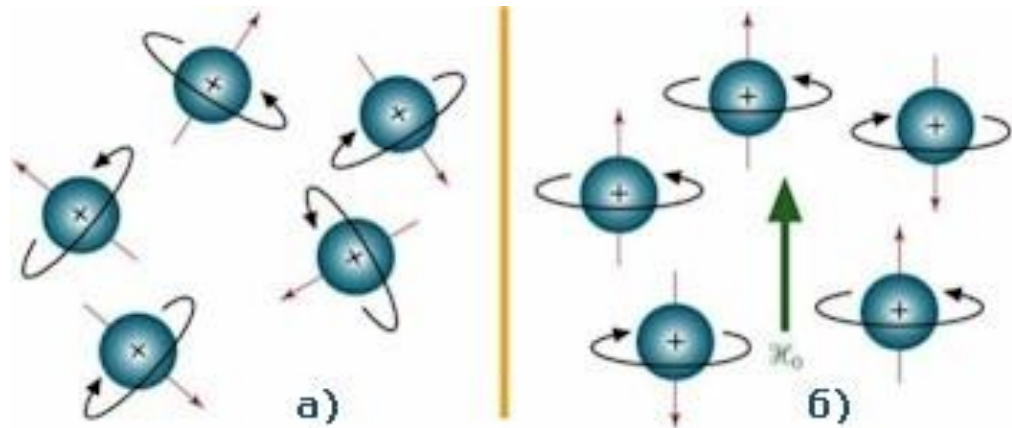


Рис.3. а) протони при відсутності зовнішнього поля, б) протони в зовнішньому магнітному полі

За величиною поглиненої енергії можна судити про кількість протонів в досліджуваній речовині і про деякі інші характеристики зразка [4].

Магнітний резонанс можна спостерігати не тільки для протонів, але і для деяких інших ядер, що володіють магнітним моментом, тому загальна назва даного явища - «ядерний магнітний резонанс» (ЯМР). Вчені, які відкрили цей ефект в 1946 р., були удостоєні Нобелівської премії з фізики.

Сам по собі магнітний резонанс залишився б не більше ніж цікавим фізичним явищем, якби не магнітні взаємодії ядер один з одним і з електронною оболонкою молекули. Ці взаємодії впливають на параметри резонансу, і з їх допомогою при використанні методу ЯМР можна отримувати різноманітну інформацію про властивості молекул - їх орієнтацію, конформацію, хімічний обмін, обертальну і трансляційну динаміку і т.д. Так з'явилася ЯМР-спектроскопія, в якій, на відміну від УФ-та ІЧ-спектроскопії, використаний інший діапазон довжин хвиль - метровий.

Незабаром цей вид спектроскопії став дуже потужним інструментом для дослідження речовин на молекулярному рівні, який знайшов широке

застосування не тільки у фізиці, але і, головним чином, в хімії і молекулярній біології. Строго кажучи, це не один метод, а велике число різноманітних типів експериментів, тобто імпульсних послідовностей. Незважаючи на те, що всі вони засновані на явищі ЯМР, кожен з цих експериментів призначений для отримання конкретної специфічної інформації.

Спектрометр ЯМР можна представити у вигляді пристрою, що містить чотири принципові вузла:

- 1) джерело магнітного поля;
- 2) передавач (імпульсний генератор радіочастотних хвиль);
- 3) приймач (передпідсилювач - блок попереднього посилення сигналу в датчику ЯМР, основний підсилювач з подальшим детектуванням);
- 4) система обробки даних, включаючи керуючий комп'ютер.

Формально, ЯМР-спектрометри та ЯМР-томографи містять одні й ті ж вузли, і видається, що їх функції можуть бути суміщені в одному універсальному приладі. Однак, по суті, вони мають ряд специфічних функціональних відмінностей.

Принципова відмінність МР-томографів від ЯМР-спектрометрів полягає в тому, що передавач, приймач, система обробки сигналів і джерело третього поля - градієнтні котушки - не можуть розглядатися окремо, як в спектрометрі. Справа в тому що для створення ЯМР-зображень необхідно здійснити узгоджено кілька процедур:

- локалізацію спинів і їх радіочастотне збудження;
- просторове кодування ЯМР-сигналу;

- детектування сигналу і декодування (реконструкція зображення).

Грунтуючись на описі ЯМР, можна зробити висновок, що для отримання зображення методом магнітно-резонансної томографії використовується дуже потужний магніт (Рис.4). Він генерує магнітний імпульс, який певним чином вибудовує молекули води в тілі людини. Коли імпульс пропадає, молекули повертаються до свого попереднього стану спокою, що в свою чергу породжує сигнал, що сприймається без застосування іонізуючих випромінювань. Цей сигнал приймають високочутливі прилади, і отримана інформація перетворюється в зображення. Зміна потужності і кута магнітних полів виявляє відмінності між різними типами тканин, що дозволяє лікарям отримувати знімки тканин, які, як правило, є занадто м'якими для візуалізації іншими засобами.

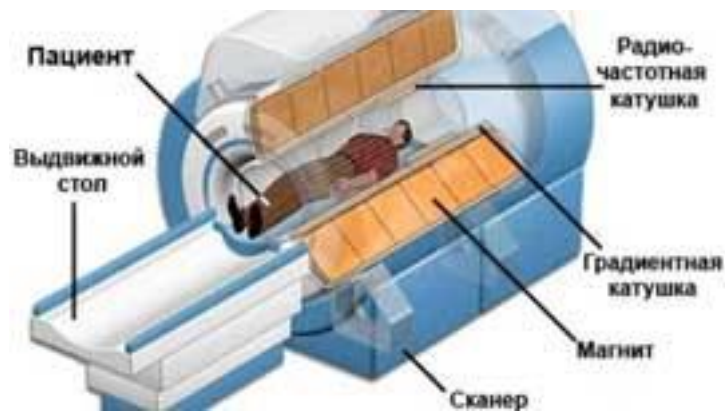


Рис.4. Схема МРТ апарату

Створення зображення включає наступні процедури:

- локалізація спинив;
- збудження виділених спинив;
- просторове кодування сигналу цих спинив;

- детектування сигналу і реконструкція зображення.

Основне завдання лікарів при встановленні діагнозу - визначити місця ущільнень, розрідження, кров'яних згустків в тканині, що дозволяє зробити МРТ. При виключенні електромагнітного випромінювання протони відносно повільно повертаються в початковий стан, тобто релаксують. При цьому вони випускають електромагнітні хвилі, які реєструються котушками. Швидкість затухання резонансу, а також амплітуда сигналів, що випускаються безпосередньо залежать від властивостей тканини: щільності, вмісту води, однорідності. Після відповідної математичної обробки ці сигнали перетворюються в зображення на екрані комп'ютера [5].

1.3. Структурна схема і проблематика системи обробки МРТ-зображень.

Актуальною є задача перетворення зображень з метою поліпшення їх візуальної якості і підвищення інформативності. Вся основна множина методів, які вирішують цю задачу, ділиться на методи обробки в частотній і просторовій областях.

Методи обробки в просторовій області (просторові методи), засновані на прямому маніпулюванні пікселями зображення; методи обробки в частотній області (частотні методи), засновані на модифікації (фільтрації) сигналу, який формується шляхом застосування до зображення перетворення Фур'є. Просторова обробка застосовується, коли єдиним джерелом викривлень є адитивний шум. Частотна фільтрація може використовуватися для нечітких зображень з дефектами освітлення, також вона враховує і шум. Тому частотна обробка є найбільш універсальним і поширеним методом поліпшення якості цифрового зображення.

Майже у всіх методах МРТ, які перебувають нині у вживанні, використовуються або пошарова побудова (планарні методи), або об'ємні методи. У першому випадку МРТ-експеримент зосереджений в обраному зрізі об'єкта і його часто називають двовимірним (2М) експериментом, бо доводиться кодувати тільки два просторових виміри. У другому (3М методи) просторово кодується весь досліджуваний об'єм. Спосіб отримання просторової інформації прийнято називати методом реконструкції. Ми в подальшому працюватимемо лише з двовимірними зображеннями.

МРТ забезпечує хороший контраст між різними м'якими тканинами тіла, що робить його особливо корисним в візуалізації головного мозку, м'язів, серця в порівнянні з іншими методами медичної візуалізації, такі як комп'ютерна томографія (КТ) або рентгенівські промені, тому що не використовує іонізуюче випромінювання.

Для діагностики різних пухлин необхідна висока точність при аналізі зображень МРТ. Методи попередньої обробки зображень дозволяють перетворювати зображення для поліпшення їх візуального сприйняття, а також вирішувати завдання зміни представлення зображень для забезпечення їх зберігання, передачі, візуалізації в електронному вигляді і подальшого аналізу закладеної в них інформації [6].

Стандартна процедура обробки та аналізу МРТ-зображень включає в себе етапи, представлені на рис. 5.

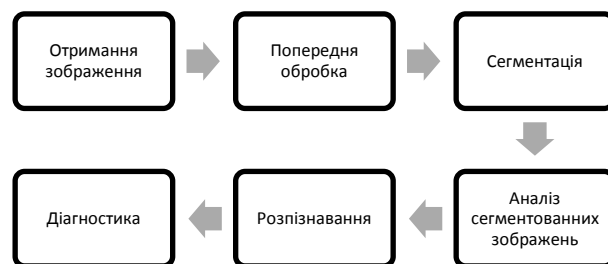


Рис. 5. Етапи обробки МРТ-зображень

Слід звернути увагу на те, що аналізовані МРТ - зображення не можна піддавати великій кількості операцій попередньої обробки (зменшення шумів, виділення меж об'єктів). Даний процес може привести до значного зниження точності роботи методу в цілому. Перерозподіл інтенсивностей сигналів, в процесі сегментації може привести до помилкового прийняття рішення, наприклад, метод еквалізації непридатний, тому що заснований на зміні яскравості на гістограмах зображення. Сегментація злоякісної пухлини є однією з найважливіших і в той же час складних завдань в області діагностики раку. Точне і швидке виявлення вогнищ пухлини на серії зображень МРТ ускладнюється трудомісткістю ручної сегментації [7]. Більш того, якість зображення може справити негативний вплив на кінцевий результат через високий рівень шуму і випадкові артефакти. Вищесказане підтверджує, що знімки МРТ є дуже складними об'єктами аналізу, тому що вони отримані з використанням спеціальних процедур і апаратної частини для візуалізації реальних біологічних об'єктів, що володіють певними властивостями, які ускладнюють аналіз:

- різні шуми;
- нечіткі межі;
- нерівномірний розподіл інтенсивностей сигналу.

Вищезазначені проблеми призводять до необхідності використання процедур попередньої обробки зображень з метою видалення шуму і підвищення чіткості знімків [8].

Проблеми сегментації на етапі попередньої обробки МРТ зображень.

Сегментація вважається одним з етапів обробки зображень, який пов'язаний з розбиттям зображення на області, що нас цікавлять або складові [9]. Основний принцип сегментації міститься в розподілі зображення на різні регіони відповідно до інтенсивності МР сигналу, яка, в свою чергу, залежить від виду тканини. Виділені регіони характеризуються загальними

властивостями і, як правило, з'єднані фізичними і анатомічними характеристиками. Відповідно до поставленої перед дослідником задачі здійснюється розподіл зображення на регіони. У деяких випадках сегментація застосовується в якості завершального кроку інтерпретації дослідження, наприклад, для уточнення меж і обсягу патологічного процесу.

Для сегментації мозку можуть використовуватися такі підходи:

- Інтерактивна сегментація:

Інтерактивна сегментація зображень активно використовується для редагування зображень, аналізу медичних даних, а також є складовою частиною багатьох алгоритмів комп'ютерного зору. В інтерактивній сегментації зображень зазвичай розглядається задача розбиття тільки на 2 області - об'єкт і фон (розбиття на більше число областей отримується багаторазовим розбиттям на 2 області).

На вхід алгоритм отримує: вихідне зображення і якусь додаткову інформацію від користувача (обмеження на те, що деякі конкретні пікселі обов'язково повинні належати об'єкту (фону), що обмежує прямокутник навколо об'єкта, приблизну границю об'єкта і т.п.). У процесі роботи алгоритму користувач може уточнювати або доповнювати вхідні дані. На виході алгоритм повинен дати розбиття вихідного зображення, яке задовольняє накладеним користувачем обмеженням. Це розбиття має задовольняти певним апріорним уявленням користувача про розбиття зображених об'єктів.

Як видно, сама постановка завдання не є чіткою. В автоматичній сегментації, для побудови міри якості розбиття, використовуються припущення про те, що «схожість» кольору пікселів, текстури всередині одного об'єкта повинна бути максимальною, а між об'єктами - мінімальною. Але в інтерактивній сегментації користувач може робити скільки завгодно «підказок» алгоритму - додавати нові обмеження, уточнювати вхідну

інформацію до тих пір, поки не отримає очікуваного результату. Зрозуміло, що в межі, коли користувач явно вкаже про кожен піксель, до якої області він повинен належати, він завжди отримає ідеальну сегментацію. Можна було б оцінювати якість сегментації при одних і тих же підказках, але різні алгоритми отримують різну вхідну інформацію від користувача.

Також в інтерактивній сегментації передбачається, що користувач за допомогою «підказок» алгоритму - додаткового введення, повинен мати можливість сегментувати об'єкт навіть в тих випадках, коли його частина і за кольором і за текстурою ближче фону, ніж решти об'єкта [10].

- Сегментація з використанням атласів:

Атласом називається сегментація зображень деякої області (як правило, ручна) для конкретного пацієнта і використовується в подальшому для сегментації цієї області за даними довільних пацієнтів.

Для поліпшення якості результату використовується кілька атласів. Побудова коректного відображення називається процесом реєстрації і є найбільш складним етапом в процесі сегментації з використанням атласів. Застосування даного методу вимагає великих витрат часу, пов'язаних з підготовкою сегментованих даних.

Координати необробленого зображення зіставляються шляхом реєстрації з координатами зображення атласу і, таким чином, забезпечують сегментацію першого. В контексті нежорсткої реєстрації - зображення атласу має бути деформоване, а необроблене зображення залишається фіксованим.

Відповідність між загальними умовами для обох зображень при реєстрації зображення та в даному контексті таке, що зображення атласу діє як плаваюче зображення під час реєстрації, а необроблене зображення діє як еталонне (або цільове) зображення [10].

Найбільш зручною для даної роботи виявилась інтерактивна сегментація. Бо при спробі реалізувати сегментацію з використанням атласів, віднімаючи одну картинку з іншої ми отримали незадовільний результат через проблему із зсувом між різними частинами мозку, яку не вдалося вирішити. Інтерактивна ж сегментація виявилася більш точною та зручною у використанні.

Завдання автоматичної сегментації зображень МРТ головного мозку ускладнюється такими технічними обмеженнями, коли вихідні зображення містять шуми (рис. 6), що впливають на інтенсивність сигналу окремих пікселів;

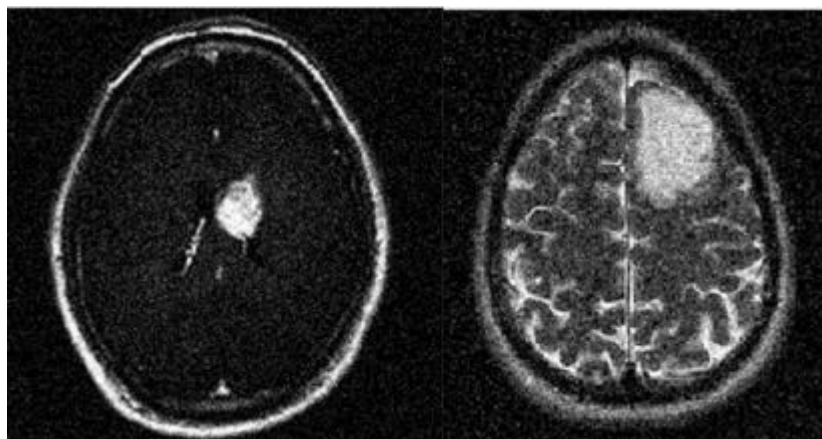


Рис. 6. Шум на МРТ-зображеннях

Методи попередньої обробки МРТ знімків залежать від завдань досліджень і можуть включати наступні види робіт:

- фільтрація зашумлених зображень;
- корекція яскравості і контрасту.

Незважаючи на те, що МРТ дозволяє лікарю побачити ті області органів, які часто недоступні при застосуванні інших способів таких, як КТ і

рентген, але випадкові артефакти і шум можуть погіршити читаність і якість знімка. Більш того, деякі подробиці на знімку підлягають видаленню, оскільки вони перешкоджають аналізу методами для сегментації пухлини. Зокрема, при виявленні пухлини у головному мозку потрібно провести видалення черепної тканини. Також в деяких варіантах потрібно видалення яскравих країв таких, як судини в головному мозку і т.п. [11]. Після видалення шуму і непотрібних деталей, потрібно провести вирівнювання гистограми або контрастності. Зокрема, при знаходженні області ракової пухлини в результуючий сегмент можуть потрапити границі, на яких інтенсивність буде збігатися з яскравістю області пухлини. Щоб уникнути цього, потрібно зазначити краї на знімку з великим значенням інтенсивності і видалити їх із вихідного знімку. Межі являють собою ті області на зображеннях, біля яких різко змінюється значення яскравості (інтенсивності). Для визначення, які з пікселів відносяться до меж, використовуються три основних способи знаходження меж: фільтр Лапласа, оператор Собеля і оператор Кенні [12].

Для прикладу наведемо результат обробки методом Лапласа, який ми використаємо далі в нашій роботі (рис.7).

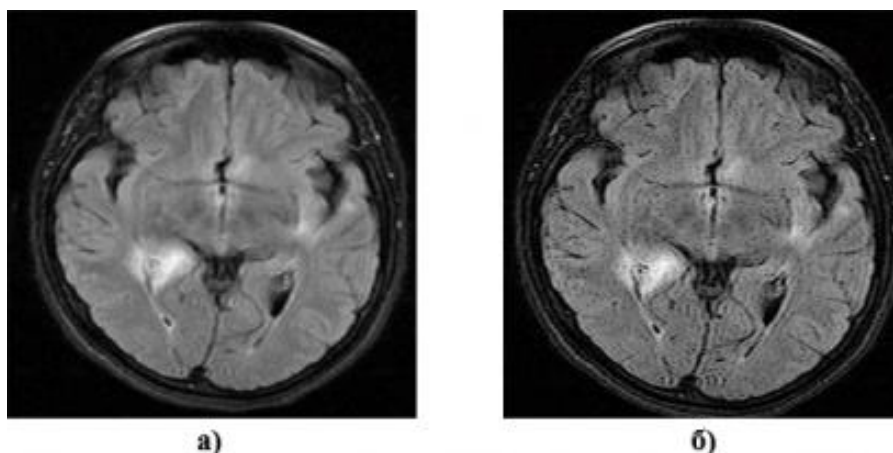


Рис. 7. Реалізація фільтрів для попередньої обробки зображення МРТ: а) оригінальне зображення б) фільтр Лапласа

З малюнка видно, що фільтр Лапласа дозволяє посилити інтенсивність сигналу від виявлених осередкових змін, завдяки чому можна підвищити точність сегментації патологічних змін. Метод дуже ефективний при сегментації областей з високим контрастом між собою. Основними недоліками методу є: залежність результатів сегментації від обраної величини порога; підвищена чутливість до шуму і неоднорідностям в інтенсивності МР-сигналу [13].

Зображення в процесі формування, введення в комп'ютер і перетворення в цифрову форму піддаються різним зовнішнім впливам і перешкодам, які проявляються у вигляді інформаційного шуму (ІШ), присутнього на цифровому зображенні. Тому до них потрібно застосовувати операції, які дозволяють поліпшити і реставрувати (відновити) ці зображення. Основними операціями в даному випадку є корекція яскравості по всьому полю зображення, видалення шумів і різні перетворення, які визначаються конкретним завданням по обробці зображень. Видалення шумів здійснюється методами лінійної і нелінійної фільтрації зображень. Методи фільтрації засновані на застосуванні деяких фільтрів і згортці зображення з даними фільтром.

Для вирішення даного завдання в даний час найбільш часто використовуються такі фільтри, як усереднюючий, Гауса, Вінера, медіанний і вейвлет Хаара [14]. Але перевіривши їх на практиці ми побачили, що вони дуже спотворюють зображення, тому їх не використовували.

Діагностика на основі аналізу і обробки медичних зображень у багатьох випадках пов'язана з необхідністю правильного виявлення малококонтрасних об'єктів невеликих розмірів. Наприклад, в разі ранньої діагностики деяких видів раку на зображенні необхідно виявити малорозмірні (в порівнянні з оточуючими органами) новоутворення. Слід зауважити, що найчастіше саме медичне зображення при цьому є контрастним, а об'єкти інтересу дослідника характеризуються контрастом,

порівнянним з пороговим контрастом зору. Вочевидь, пропуск таких об'єктів на медичному зображенні може привести до помилкового висновку про стан здоров'я пацієнта і, отже, відсутності проведення своєчасного лікування. У зв'язку з цим, проблема підвищення ефективності правильного виявлення слабо контрастних об'єктів невеликих розмірів на медичних зображеннях являє суттєвий інтерес.

2. МОДЕЛЮВАННЯ ОБРОБКИ ЦИФРОВИХ МРТ-ЗОБРАЖЕНЬ МОЗКУ ЛЮДИНИ

2.1. Обробка зображень за допомогою мови програмування Python

Мова програмування Python на своєму шляху стала однією з найбільш популярних мов програмування. Це особливо справедливо в області обчислювальної обробки зображень, яка в більшості випадків вимагає швидкого прототипування і проектування, а також значних можливостей автоматизації.

Цифрові зображення представлені двовимірними і тривимірними матрицями для того, щоб комп'ютерам можна було б їх простіше обробляти. В остаточному підсумку, більшу частину часу цифрова обробка зображень в основному застосовує матричні обчислення. Багато бібліотек і модулів Python не тільки надають ефективні можливості матричних обчислень, але також і безшовну взаємодію з іншими бібліотеками, які обробляють читання або запис зображень.

І завдання автоматизації, і перетворення їх в спільно оброблювані є сильними комплектами Python. Це робить Python найпершим кандидатом для реалізації програм обробки зображень. Зазвичай працюють з двома основними бібліотеками Python:

- OpenCV (що є скороченням від Open Source Computer Vision), яка є бібліотекою, що надає можливості обробки зображень і комп'ютерного бачення в C ++, Java і Python;

- NumPy, який є одним з найпопулярніших модулів Python і здійснює обчислення, які дієві і готові до паралельного перемелювання чисел.

Спочатку необхідно обговорити самі основи цих файлів і те, як комп'ютери інтерпретують дані з них. Зокрема, нам потрібно розуміти як дані

співвідносяться з кольорами і координатами окремих пікселів в деякому представленому файлі образу і як виділяти їх за допомогою Python [15].

Значення RGB. Значення RGB є тією основою для чисельного представлення кольорів. Виступаючи скороченням від Red, Green і Blue, значення RGB конструюються на основі того факту, що всі кольори виробляються з деякої певної комбінації червоного, зеленого і блакитного. Таким чином, якість значення RGB є кортежем якихось трьох цілочисельних значень, кожне з яких знаходиться в діапазоні від 0 (що вказує на повну відсутність кольору) до 255 (що вказує на найглибший відтінок даного конкретного кольору). Іноді використовується альтернативна шкала інтенсивності – від 0 до 1.

Пікселі і файли зображення. Якийсь набір різних пікселів, вирівнюють в деякий табличний формат (рядки і колонки пікселів) становлять якість комп'ютерне зображення. Кожен піксель, в свою чергу, є певним значенням RGB; іншими словами, якийсь піксель є якимось кортежем з трьох цілих чисел. Це означає, що якість комп'ютерне зображення - це просто двовимірний масив кортежів, причому його боку відповідають самого розміру такого зображення. Наприклад, зображення 128 x 128 має 128 рядків і 128 колонок кортежів для своїх даних.

Координати всередині зображення. Аналогічно індексації двовимірних масивів, координатами для деякого пікселя зображення є деяка пара двох цілих чисел, що представляють x- і y- координат цих пікселів; значення x-координати вказує розташування даного пікселя відносно горизонтальної осі, починаючи зліва, а y-координати вказують вертикально розташування пікселя, починаючи зверху.

Тут ми можемо бачити, як зазвичай залучаються важкі обчислювальні процеси перемелювання чисельних значень коли справа доходить до обробки зображень, оскільки будь-яке зображення є деякою матрицею цілочисельних

кортежів. Це також передбачає, що за допомогою відомої бібліотеки NumPy і спільного програмування ми можемо реалізувати значне поліпшення часу виконання для додатків обробки зображень на Python.

Формування напівтонового зображення. Формування півтонів обслуговує ряд важливих цілей в обробці зображень. По-перше, як уже згадувалося, воно знижує число розмірностей наявної матриці пікселів зображення, встановлюючи відповідність тривимірних кольорових даних одновимірним даними сірого. Таким чином, замість аналізу трьох рівнів кольорів даних програмами обробки зображення, доводиться мати справу всього з однією третьою загального завдання для зображень - тільки з градаціями сірого. Крім того, надаючи застосування кольорів тільки одного спектру, важливі шаблони в цьому зображенні більш ймовірно будуть розпізнані тільки за допомогою даних чорного і білого.

Існує багато алгоритмів перетворення кольорів в півтони сірого: колориметричне перетворення, кодування яскравості, окремий канал і тому подібні. Швидше за все, нам не доведеться реалізувати їх самостійно, оскільки бібліотека OpenCV надає деякий метод в один рядок для перетворення звичайного зображення на його аналог у півтонах сірого.

Встановлення граничних значень. Іншою важливою технологією при обробці зображень є застосування граничних значень. Маючи на меті розбиття по категоріям всіх пікселів в деякому цифровому зображенні на різні групи (що також має назву сегментації зображення), робота з граничними значеннями надає деякий швидкий і інтуїтивно зрозумілий спосіб створення двоїчних образів.

Основна ідея, що стоїть за роботою з граничними значеннями, полягає в заміні кожного пікселя в деякому зображенні на білий піксель, якщо інтенсивність даного пікселя вище ніж попередньо задане граничне значення, і на чорний піксель, коли його інтенсивність менше даного порогового

значення. Аналогічно, основній меті формування напівтонів сірого, робота з граничними значеннями підсилює наявну різницю між пікселями з високою і низькою інтенсивністю, а звідси можна розпізнати і витягти важливі ознаки і шаблони зображення [16].

Ми розробили власний алгоритм обробки медичних МРТ зображень мозку, який дозволяє виділяти на вхідному зображенні області, що потенційно є пухлинами. Причому, дослідницьким шляхом було встановлено, що вона здатна виділяти навіть невеликі зони, які мають низьку контрастність відносно оточуючої мозкової речовини.

Далі ми детально розберемо алгоритм та його основи.

2.2. Опис етапів фільтраційної обробки цифрових МРТ-зображень мозку.

2.2.1. Визначення кольору картинки та пухлини (калібрування програми). Встановлення діапазону інтенсивності кольорів RGB пухлини.

Перш за все, треба визначити, як виглядає зображення «очами» комп'ютера. Як вже було повідомлено раніше, будь-яке зображення є прямокутною матрицею пікселів розміром X на Y . Кожен піксель є носієм свого маленького масиву з трьох чисел – R , G , B .

В нашому випадку кількість пікселів склала $X=360$, $Y=432$. Фактично, нам потрібно працювати з тривимірною матрицею (рис.8).

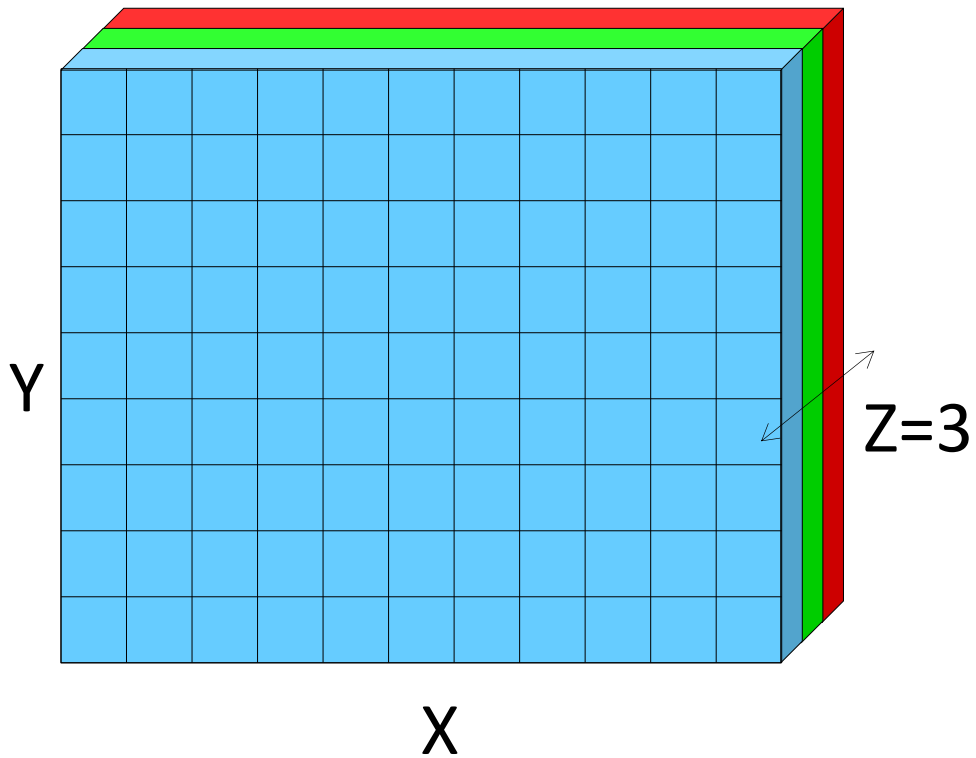


Рис. 8. Схематичне зображення рисунку у вигляді набору пікселів RGB.

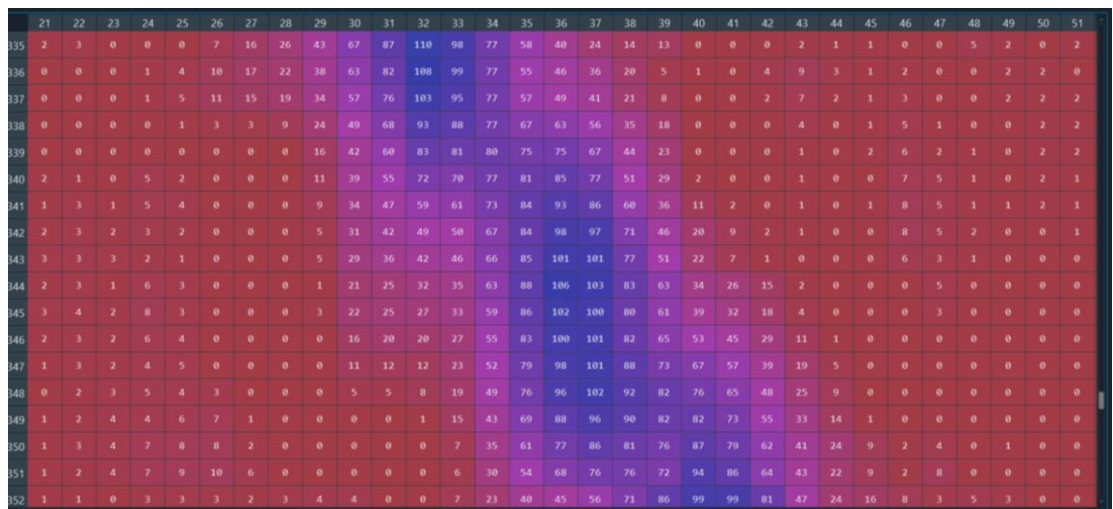


Рис. 9. Інтенсивність синього кольору кожного пікселя частини знімку, відображена у вигляді чисел від 0 до 255 та кольоровою заливкою для більш наочної візуалізації.

Альтернативним шляхом візуалізації є взяти якийсь рядок або стовпчик з пікселів рисунку та побудувати залежність інтенсивності R,G,B від номера пікселя в рядку. Приклад наведено на рис.10.

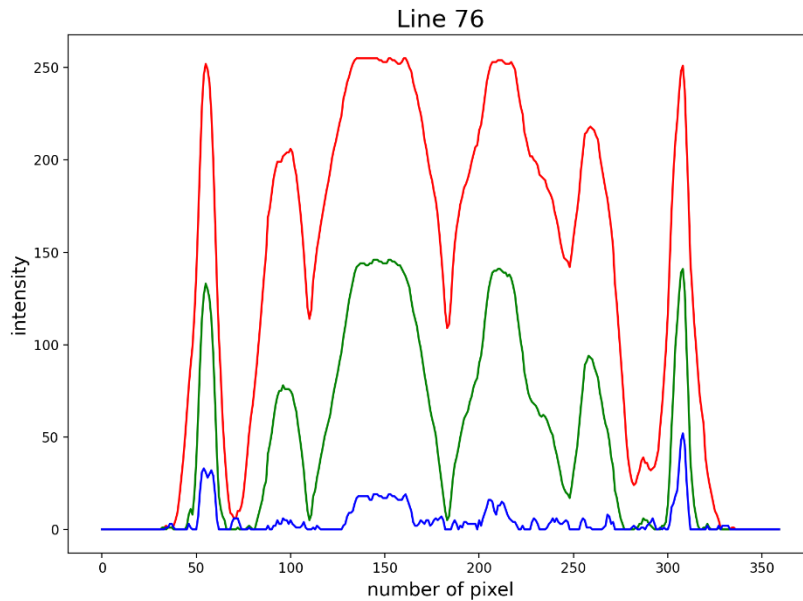


Рис. 10. Альтернативний метод візуалізації. Випадковим чином вибрано рядок 76 із 432 та побудовано залежність інтенсивності від номеру пікселя. Бокові піки – це черепна коробка, центральна частина – безпосередньо мозок.

Оскільки всі частини мозку є протяжними (їх розміри суттєво більші 1 пікселя), колір RGB кожного пікселя пов'язаний з кольорами його «сусідів». Тому на зображеннях мозку зазвичай відсутні чіткі границі пухлин та межі розділу частин мозку. Така особливість МРТ знімків робить розпізнавання пухлин за допомогою стандартних методів більш складним.

Ми вирішили випробувати частотний та просторовий методи обробки зображень, щоб визначити найбільш оптимальний метод. Критерії визначення того, якій метод оптимальний, наступні:

- Мінімальні викривлення та спотворення зображення;
- Усі пухлини, які є на знімку, знайдено;
- Виділено саме той набір пікселів, що є пухлиною;
- Кількість фрагментів зображення, що були виділені як потенційні пухлини, але при цьому не є пухлинами, якомога менше;

- Програма повинна знаходити пухлини з досить низьким контрастом відносно навколишньої речовини;
- Якомога менший мінімальний розмір вірно задетектованої пухлини.

В якості додаткових критеріїв використовувалися:

- Максимально можлива теоретична точність, тобто можливість відтворювати найменші деталі мозку, не спотворюючи їх;
- Отримана протягом дослідження практична точність, тобто можливість відтворювати деталі мозку, не спотворюючи їх;
- Відсоток коректного детектування пухлин;
- Програма повинна працювати незалежно від кольору картинки або мати додаткову можливість простого і швидкого налаштування під зображення з даного конкретного апарату;
- Прийнятний час обробки зображення.

Для прикладу було обрано зображення верхньої половини мозку людини з міжнародної бази даних Brainweb. Воно наведено на рис. 11.

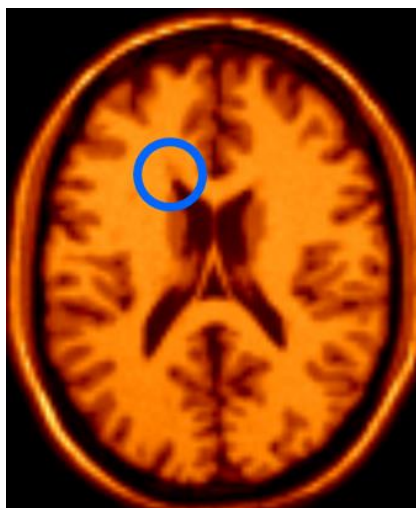


Рис. 11. Зображення МРТ мозку, що використовувалося для первинного налаштування та випробування нашого алгоритму. Пухлина з низькою контрастністю обведена синьою лінією.

На зображенні чітко видно центральну Х-подібну темну зону, помаранчеву практично однорідну за кольором речовину, яка оточує її, кору головного мозку, що темніша за кольором, черепно-мозкову рідину (темна, оточує мозок з усіх боків), черепну коробку + шкіру (тонкий помаранчевий шар навколо мозку) та чорний фон.

Якщо уважно придивитися до обведеного синім кружечком фрагменту зображення, можна побачити легке потемніння. Це і є шукана пухлина, оскільки її немає на зображеннях здорового мозку.

В даному випадку середня інтенсивність RGB для речовини мозку припадає на значення $R \sim 240$, $G \sim 120$, $B \sim 10$. Ці значення використовувалися у подальшому налаштуванні програми, як відправна точка. Блок коду виглядає наступним чином:

$$RR = [235, 250]$$

$$GG = [100, 120]$$

$$BB = [0,0]$$

Визначившись із тим, як сприймає зображення, комп'ютер, можна розробити алгоритм його обробки.

Варто відзначити, що для цього знімку і більшості сучасного обладнання рівень шуму є нехтовно малим. Також відомо, що будь-яка спроба згладжування та застосування будь-якого фільтру спотворює зображення та може зробити абсолютно непомітним маленьку низькоконтрастну пухлину. Саме тому в нашій програмі згладжування не проводилося і жоден фільтр не накладався на зображення.

Першим ми вирішили протестувати просторовий метод обробки.

Пухлина відрізняється за кольором від фону. Хоч ця відмінність є мінімальною, але помітною і її можна використати. Наступним кроком є виділення зон, що близькі за кольором до пухлини.

2.2.2. Накладання фільтру Лапласа та адаптивна фільтрація

Перед обробкою була зроблена копія зображення, щоб випадково не модифікувати вхідний рисунок та накладено фільтр Лапласа.

```
res_ill = img_ill.copy()

img = img_ill.copy()

X = len(img_ill)

Y = len(img_ill[0])

for i in range(X):

    for j in range(Y):

        a = res_ill[i][j]

        if (a[2]>=RR[0] and a[2]<=RR[1]) and (a[1]>=GG[0] and
a[1]<=GG[1]) and a[0]==0:

            res_ill[i][j] = [255, 255, 255]

        else:

            res_ill[i][j] = [0, 0, 0]

final = cv2.Laplacian(res_ill, 5, (3,3))
```

Для кожного пікселя копії застосовувалася наступна перевірка (відповідний блок коду наведено вище):

$$\begin{cases} R_{min} \leq R(x, y) \leq R_{max} \\ G_{min} \leq G(x, y) \leq G_{max} \\ B_{min} \leq B(x, y) \leq B_{max} \end{cases} \quad (1)$$

Параметри $R_{min}, R_{max}, G_{min}, G_{max}, B_{min}, B_{max}$ залежать від кольору початкового зображення та контрастності пухлини. Оцінити їх можна наступним чином:

$$R_{min} = R_{\text{середнє}} - R_{\text{контрастності}}$$

$$R_{max} = R_{\text{середнє}} + R_{\text{контрастності}}$$

$R_{\text{середнє}}$ – середнє значення показника інтенсивності червоного кольору речовини, що оточує пухлину;

$R_{\text{контрастності}}$ – показує, наскільки колір пухлини максимально може відрізнитися від кольору речовини.

Аналогічні рівняння можна застосувати для двох інших кольорів. Строго кажучи, межі не є симетричними відносно середнього значення, однак для оцінки таке наближення є допустимим. Характерні значення $R_{\text{контрастності}}$ становлять порядку 10-15 одиниць, при характерних значеннях самої інтенсивності у декілька сотень одиниць.

Якщо інтенсивності R,G,B задовільняють системі рівнянь (1), то піксель ставав білим, тобто його $R = G = B = 255$. Якщо піксель перевірку не проходив, його колір ставав чорним, $R = G = B = 0$. Таким чином, зображення ставало чорно-білим, причому на ньому було виділено усі пікселі, що потенційно можуть бути пухлинами. Результат наведено на рис.12.

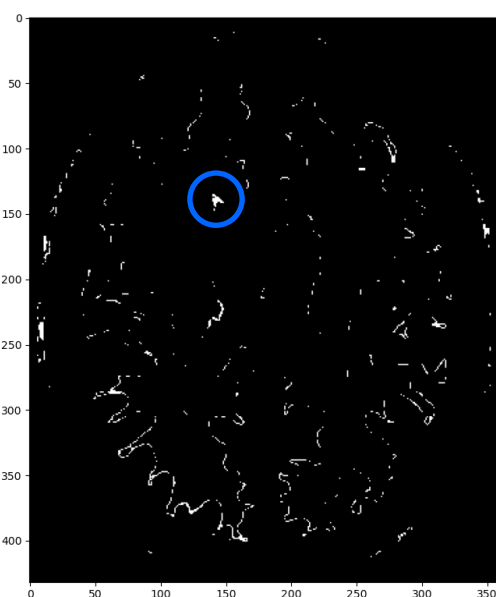


Рис. 12. Результат виділення пікселів певного діапазону кольорів, які співпадають з кольором пухлини. По осях відкладено порядкові номери пікселів; сама пухлина виділена синім колом.

2.2.3. Кластеризація та перевірка виділених фрагментів мозку

Вже при першому погляді на результат чітко видно кору головного мозку, фрагменти черепа та випадкові пікселі, які просто співпали за кольором. Виникає резонне питання, як видалити всі зайві групи пікселів, не видаливши при цьому саму пухлину, де б вона не розташовувалася.

В якості рішення ми використали третю частину нашого алгоритму, кластеризацію. В ній ми розбивали зображення на однакові квадрати розміром N на N пікселів, як зображено на рис. 13.

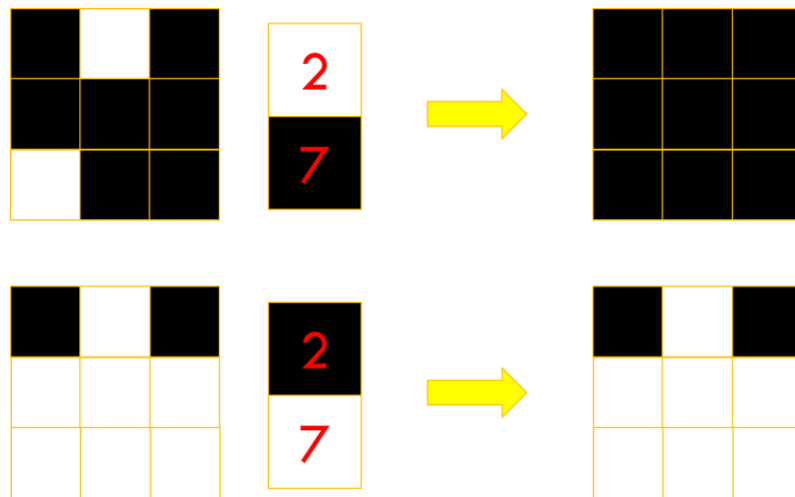


Рис. 13. Схема, що ілюструє процес визначення які пікселі є пухлинами, а які – ні.

Якщо кількість білих пікселів всередині цього квадрату менша за кількість чорних – то цей регіон ймовірно не є пухлиною і всі пікселі стають чорними. Якщо навпаки – білі пікселі переважають – то фрагмент зображення залишається незмінним. Шляхом тестувань впливу різних параметрів було встановлено оптимальний розмір цього квадрату у діапазоні $N \sim 14 \dots 16$ пікселів.

```
NX = X // size
```

```
NY = Y // size
```

```
for i in range(NX):
```

```
    for j in range(NY):
```

```
        mini_matrix = create_matrix(res_ill, size*i, size*j, size)
```

```
            for ii in range(size):
```

```
                for jj in range(size):
```

$$\text{final}[i*\text{size}+ii][j*\text{size}+jj] = \text{mini_matrix}[ii][jj]$$

В результаті отримуємо проміжні висновки. Переваги методу:

1. Просторовий метод вірно ідентифікував пухлину;
2. Час розрахунків склав близько 30 секунд і цей час залежить лише від роздільної здатності зображення;
3. Більш-менш точно визначені границі пухлини;
4. Малі контрастність та розміри не стали на заваді.

Недоліки:

1. Окрім однієї пухлини виділено ще 5 об'єктів, які є корою головного мозку, фрагментом черепа та просто областю зі схожим кольором;
2. Метод залежить від початкового кольору зображення та потребує індивідуального налаштування, що значно ускладнює обробку великої кількості різних за роздільною здатністю, кольором та іншими параметрами зображень.

2.2.4. Реалізація частотного методу.

Тепер перейдемо до частотного методу. В нашій реалізації ми розбивали картинку на рядки. Потім для кожного рядка виділяли окремо три кольорові канали та по окремої апроксимували їх функцією:

$$f(n) = \left| \sum_{i=1}^D A_i \sin \left(2\pi \frac{in}{L} + \varphi_i \right) \right| \quad (2)$$

n – номер пікселя в рядку;

D – кількість членів ряду Фур'є;

$L = 360$ – загальна кількість пікселів;

A_i, φ_i – амплітуди та фази членів ряду Фур'є.

Модуль в рівнянні (2) обов'язково потрібен, бо значення інтенсивності не можуть бути від'ємними, на відміну від значень тригонометричних функцій на деяких проміжках.

Це рівняння досить нелінійне, але навіть для великих D можна знайти з достатньою точністю коефіцієнти A_i, φ_i завдяки вбудованому в Python методу найменших квадратів. Він дозволяє визначити ці числа, якщо задані деякі їх початкові значення. Потім методом градієнтного спуску значення коефіцієнтів корегуються, поки не буде досягнуто мінімуму відхилень апроксимації від реальної картинки. Цілком очевидно, що чим вищий ступінь тригонометричного поліному, тим вища точність наближення.

Більш того, цю функцію можна суттєво спростити. Мозок на зображеннях оточено фоном. Фон на МРТ знімках завжди чорний. Тому інтенсивність крайніх пікселів нульова. Відповідно, можемо записати крайові умови:

$$f(0) = f(L) = 0$$

Звідки випливає, що:

$$\varphi_1 = \varphi_2 = \dots = \varphi_D = 0$$

Відповідний вигляд спрощеного рівняння:

$$f(n) = \left| \sum_{i=1}^D A_i \sin\left(2\pi \frac{in}{L}\right) \right|$$

Результат апроксимації (рис.14):

degree of Fourier polynomial = 200

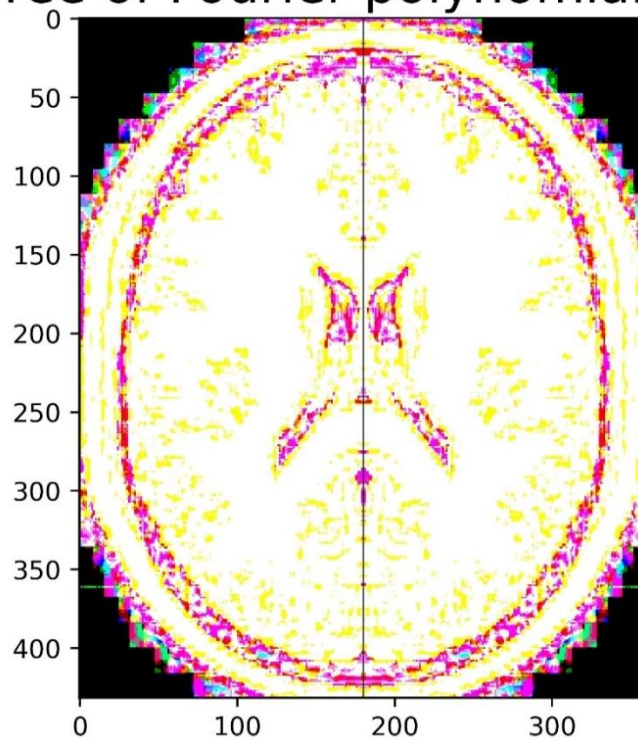


Рис. 14. Апроксимоване тригонометричним поліномом 200-го степеню зображення МРТ мозку людини.

Цей метод, на жаль, видав суттєво гірші результати порівняно з просторовим. Його недоліки:

1. Помітне неозброєним оком спотворення зображення;
2. Пухлину майже неможливо знайти – вона являє собою набір з десятка жовтих пікселів на білому фоні;
3. Наявність центральної чорної лінії;
4. Різноманітні артефакти зображення по краях мозку;

Окремим пунктом ми дослідили час обчислень. Для цього ми брали різні D та засікали час проведення обчислень без врахування побудови графіків (рис.15).

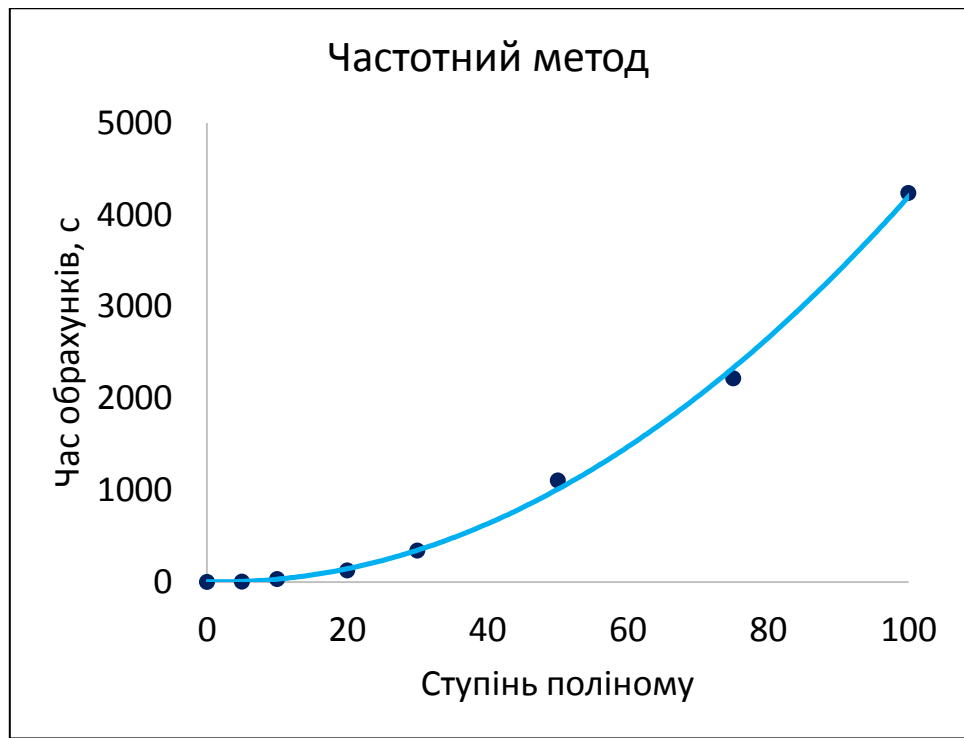


Рис. 15. Час обчислень як функція ступеня тригонометричного поліному. Синя лінія – парабола.

Легко побачити, що час обчислення для поліномів низьких ступенів складає десятки хвилин, для ступеня 100 – годину, а для ступеня 200 – понад 4 години. Тому цей метод визнано неприйнятним для використання.

3. АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ МРТ МОЗКУ.

3.1 Візуалізація результатів.

В результаті було виділено 3 фрагменти початкового зображення. На рис.16 вони виділені червоним кольором. Для наочності колір самого зображення змінений.

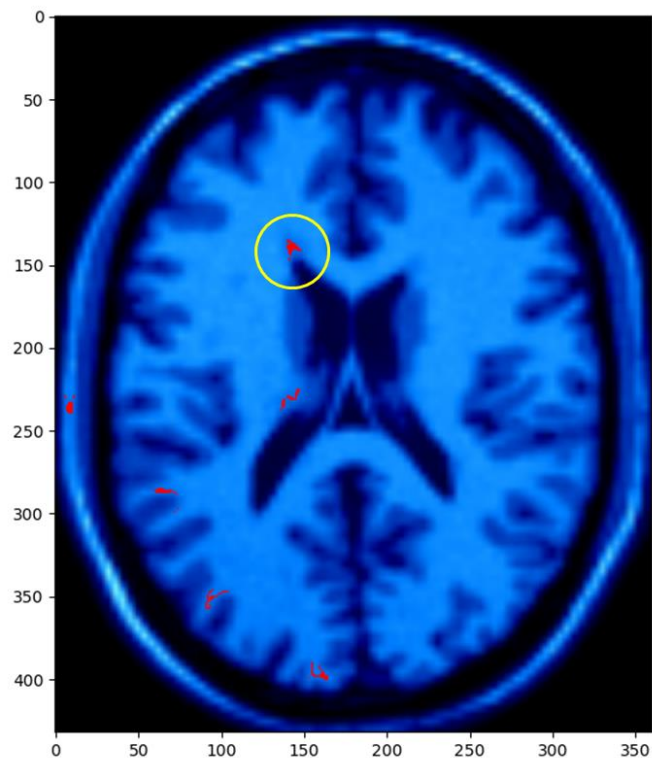


Рис. 16. Фінальний результат пошуку потенційних пухлин просторовим методом.

Відповідний код:

```
fig = plt.figure(3)
```

```
fig.set_size_inches(8,8)

plt.imshow(final)

plt.imshow(img)

plt.savefig('picture_2.png', dpi=200)

plt.close()
```

Отже, програма за нашим алгоритмом видає можливе місцезнаходження пухлини, на практиці це допоможе медичному робітнику, показуючи на що треба звернути увагу. Такі «підказки» є доцільними, враховуючи що за робочій день йому треба переглядати сотні таких знімків.

3.2 Подальший розвиток програми та статистичний аналіз результатів.

Для подальшого розвитку необхідно провести обробку принаймні декількох десятків знімків різного кольору, роздільної здатності та інших параметрів. Нажаль, більшість баз даних МРТ-знімків мозку є закритими і потребують додаткових зусиль для отримання доступу до них. Тому на даний момент без додаткового джерела даних наш подальший розвиток є обмеженим кількома тестовими знімками.

РЕЗУЛЬТАТИ РОБОТИ ТА ВИСНОВКИ

1. В результаті проведеного огляду були розглянуті основні види медичних зображень та способи їх отримання. Встановлено, що вся основна множина методів, які вирішують задачу перетворення зображень з метою поліпшення їх візуальної якості і підвищення інформативності, ділиться на методи обробки в частотній і просторовій областях.

2. Створена програма для обробки МРТ зображень мозку та алгоритм пошуку пухлин у середовищі розробки Python. Було встановлено, що просторовий метод є кращим за точністю для даної конкретної задачі ніж частотний і є зручнішим інструментом для сегментації. Алгоритм, представлений в даній роботі, здатен знаходити навіть невеликі пухлини з малою контрастністю, але потребує індивідуального налаштування під кожен прилад МРТ.

3. Показано, що представлена імплементація розробленого алгоритму обробки МРТ зображень при діагностиці захворювань мозку вказує на місцезнаходження пухлини. Таким чином, результат може бути використаний як інструмент, який дає «підказку» лікарю щодо локалізації новоутворення в головному мозку.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ЛІТЕРАТУРНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Абламейко С. В. , Недзьведь А. М. Обработка оптических изображений клеточных структур в медицине. – Мн.: ОИПИ НАН Беларуси, 2005. – 156 с.
2. Roobottom C.A., Mitchell G., Morgan-Hughes G. Radiation - reduction strategies in cardiac computed tomographic angiography. – Clin. Radiol., 2010 – 65 (11), pp 859–867.
3. Королук И.П. Медицинская информатика: Учебник – 2 изд., перераб. и доп. – Самара : ООО «Офорт» : ГБОУ ВПО «СамГМУ», 2012 – 244 с.
4. А.В. Аганов. Введение в медицинскую ядерную магнитно-резонансную томографию. Учебное пособие для бакалавров и магистрантов. – Казань, 2012 – 60 с.
5. Ринкк П.А. Магнитный резонанс в медицине – М., Геотар-Мед 2003 – 256 с.
6. Галайдин П.А., Замятин А.И., Иванов В.А. Основы магниторезонансной томографии. Учебное пособие. – СПб: СпбГИТМО (ТУ), 1998 – 24 с.
7. Rohlfing T., Brandt R., Menzel R., Russakoff D. V., et al. Quo Vadis, AtlasBased Segmentation? Handbook of Biomedical Image Analysis // Boston : Springer US, ed. by J. S. Suri, D. L. Wilson, S. Laxminarayan, 2005, pp. 435– 486.
8. Грузман И.С., Киричук В.С., Косых В.П., Перетягин Г.И., Спектор А.А. Цифровая обработка изображений в информационных системах: Учеб. пособие. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2002 – 352 с.
9. Гонсалес Р, Вудс Р., Цифровая обработка изображений – М.: Техносфера, 2005 – 1070 с.
10. Стругайло, В.В. Обзор методов фильтрации и сегментации цифровых изображений – Наука и образование, 2012 – №5, с 270-281.
11. Шелепин Ю. Е., Левкович Ю. И., Колесникова Л. Н. Визоконтрастометрия. – Л.: Наука, 1985 – 150 с.
12. Березин Н. П., Трифонов М. И., Романов С. С. Формальные модели зрительного обнаружения – Тр. ГОИ им. С. И. Вавилова. Л., 1987 – Т. 64, Вып. 198, с. 17–37.

13. Красильников Н. Н., Шелепин Ю. Е. Частотноконтрастная характеристика зрительной системы при наличии помех – Физиология человека. 1996 – Т. 22, № 4, с. 33–38.
14. Бондина, Н.Н., Калмычков А.С., Кривенцов В.Э. Сравнительный анализ алгоритмов фильтрации медицинских изображений – Вестник НТУ "ХПИ", 2012. – № 38, с. 14-26.
15. Joseph H., Prateek J., Michael B. OpenCV: Computer Vision Projects with Python – Packt Publishing, 2016, pp. 570.
16. Jan Erik Solem, Programming Computer Vision with Python – O'Reilly Media, Inc., 2012, pp. 300.