



ТЕХНИЧЕСКИ УНИВЕРСИТЕТ – СОФИЯ

Факултет за германско инженерно обучение и промишлен
мениджмънт
Докторантско училище



маг.инж. Антония Димитрова Михайлова

**АЛГОРИТМИ ЗА АВТОМАТИЗИРАНО СЕГМЕНТИРАНЕ ПРИ ГОЛЯМ БРОЙ
МЕДИЦИНСКИ ИЗОБРАЖЕНИЯ**

АВТОРЕФЕРАТ

на дисертация
за присъждане на образователна и научна степен „ДОКТОР”

Професионално направление: 5.3 Комуникационна и компютърна техника
Научна специалност: „Теоретични основи на комуникационната техника”

Научен ръководител:
1.проф.д-р инж. Веска Георгиева

Рецензенти:
1.проф.д-р инж. Клаус Тьониес
2.доц. д-р инж. Александър Ценов

София
2018

Защитата на дисертацията ще се състои на 28.01.2019 г. от 15:00 часа в конферентната зала на БИЦ в ТУ-София на открито заседание на научното жури, определено със заповед № ОЖ-5.3-02 / 18.10.2018г. на Ректора на ТУ-София в състав:

1. доц. д-р инж. Александър Ценов, ТУ-София – председател
2. проф. д-р инж. Веска Георгиева, ТУ-София – научен секретар
3. проф. д-р инж. Клаус Тьониес, Ото фон Георике Университет, Магдебург, Германия
4. проф. д.т.н. инж. Румен Кунчев - пенсионер
5. доц. д-р Дора Златарева, д.м. – МА, София, Катедра „Образна диагностика”

Рецензенти:

1. доц. д-р инж. Александър Ценов
2. проф. д-р инж. Клаус Тьониес

Материалите по защитата са на разположение на интересуващите се в канцеларията на ФаГИОПМ.

Дисертационният труд е обсъден и предложен за защита на заседание на Научен семинар на Докторантското училище при ФаГИОПМ на ТУ-София, проведено на 27.09.2018г.

Дисертантът е редовен докторант към Докторантското училище на ФаГИОПМ. Изследванията по дисертационната работа са направени от автора, като някои от тях са подкрепени от научноизследователски проекти.

Автор: маг.инж. Антония Михайлова

Заглавие: „Алгоритми за автоматизирано сегментиране при голям брой медицински изображения”

Тираж: 30 броя

Отпечатано в ИПК на Технически университет – София

I. ОБЩА ХАРАКТЕРИСТИКА НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

I.1. Актуалност на проблема

Един от основните проблеми при обработка на медицински изображения е сегментацията на отделните органи и анатомични структури в изображението. Този процес стои в основата на всяка система за автоматизирана диагностика, която включва още анализ и класификация на органите. Обикновено, сегментирането и идентифицирането на органи се извършва ръчно. Този процес е продължителен и точността му зависи от опита на лекаря.

Като база данни са използвани медицински изображения, получени при епидемиологично проучване SHIP – Study of Helth in Pomerania, проведено в Германия през 2008г. Те са предоставени със съдействието на изследователската мрежа на Медицинската Общност в Медицинския университет на Грайфсвалд, Германия. В тези изследвания обикновено участват голям брой доброволци, от порядъка на десетки хиляди. За целите на тези изследвания най-често се използват изображения от ядрено-магнитен резонанс (ЯМР). В този случай се анализира формата и обема на органите и отношенията им с други органи, което е изключително важно за откриване на анатомични изменения. Следователно, сегментацията може да бъде изключително полезна в рутинната практика при диагностични изследвания. Автоматизираното сегментиране и разпознаването на органите е голямо предизвикателство. Причини за това са особеностите на човешките органи и качеството на получените медицински изображения. При епидемиологични изследвания това качество често е понижено поради съкратеното време на изследванията и неприложимостта на контрастно вещество, свързано с нежеланите странични ефекти при употребата му.

I.2. Цели и задачи на дисертационния труд

Една от задачите на дисертацията е да се проучи как конкретните априорни знания могат ефективно да се интегрират в метода на сегментация. Специфичното решение зависи от самата задача за сегментация. В дисертацията тази задача е решена при сегментиране на далака (слезката) в изображения, получени от ядрено-магнитен резонанс.

Изборът на органа е направен поради липсата на голям брой научни публикации, свързани със сегментацията на този орган.

Проучването обхваща следните аспекти:

- проучване на априорни знания, които са необходими за откриване и сегментиране на далака;
- подходящо прилагане на априорното знание;

- избор на подходящи методи и свързаните с тях параметри при извършване на сегментацията;
- оценка на надеждността и точността на генерираните резултати;
- улесняване и оптимизиране работата на радиолозите.

В съвременните научни публикации могат да бъдат открити редица разработки в областта на автоматизираната сегментация на коремните органи предимно от изображения, получени чрез Компютърна томография (КТ) и много малко от изображения от ЯМР. Често срещан проблем при тези методи е, че те изискват оптимизиране на параметрите в различна степен. Това допълнително затруднява работата на рентгенолозите.

Целта на тази дисертация е разработване на нов и ефективен подход за автоматизирано сегментиране на далака от поредица изображения, получени от ЯМР.

I.3. Методологична основа

Основните методи за сегментиране в автоматизирания подход са базирани на активни контури (Active contours) и клъстеризация чрез осредняване по k-съседи (K-mean clustering). Точността на резултатите е повишена чрез прилагане на различни методи за предварително подобряване качеството на изображенията, като филтрация на базата на хомоморфен уейвлетен филтър и повишаване на контраста с морфологични оператори. Разработени са и модели на далака чрез използване на обединение и сечение на множества (състоящи се от бинарни ръчно сегментирани изображения), изпълнени с битови операции OR и AND.

Представените в дисертационния труд резултати са получени с използването на методи за оценка на сегментацията познати от литературата (коефициент на Dice, коефициент на прецизност и коефициент на чувствителност), визуализиране на резултатите в 2D и 3D, сравнение на разработения подход с познати от литературата методи за сегментация (Метод на активните контури без ръбове, Геодезични активни контури и Метод на нарастване на областта - Region Growing) и сравнение със съвременни подходи за сегментация, публикувани през последните години. За имплементиране и тестване на предложения подход за автоматизирана сегментация на голям брой медицински изображения, както и за изчисляване точността на сегментацията, визуализиране на графиките и получените изображения е използвана средата за програмиране на MATLAB.

I.4. Публикации по дисертационния труд

Основните теоретични и експериментални резултати са изложени в 6 публикации, като две от тях са самостоятелни. Публикувани са съответно в сборници с доклади на международните научни конференции: 12th

INTERNATIONAL CONFERENCE on Communications, Electromagnetics and Medical Applications (CEMA'17) Sofia; 13th INTERNATIONAL CONFERENCE on Communications, Electromagnetics and Medical Applications (CEMA'18) Sofia; 8th International Congress of Information and Communication Technology (ICICT-2018) и в международни научни списания: International Journal "Information Technologies & Knowledge"; International Journal of Advances in Computer Science and Technology; Int. J. Reasoning-based Intelligent Systems.

I.5. Обем и структура на дисертационния труд

Дисертационният труд е с общ обем 137 страници. Съдържа предговор, резюме, въведение, общо 8 глави, 2 приложения, 41 фигури, 8 таблици, 24 графики, списък на използваните съкращения, списък с публикациите по дисертацията и техни цитирания и библиография с 122 литературни източника.

II. СЪДЪРЖАНИЕ И СТРУКТУРА НА ДИСЕРТАЦИЯТА

II.1. Глава 1 - Въведение

Подточките в тази глава са обобщени в началото на автореферата.

II.2. Глава 2 - Сегментация на изображения от ЯМР и КТ - Литературен обзор

➤ Характеристики и особености на ЯМР и КТ. Артефакти.

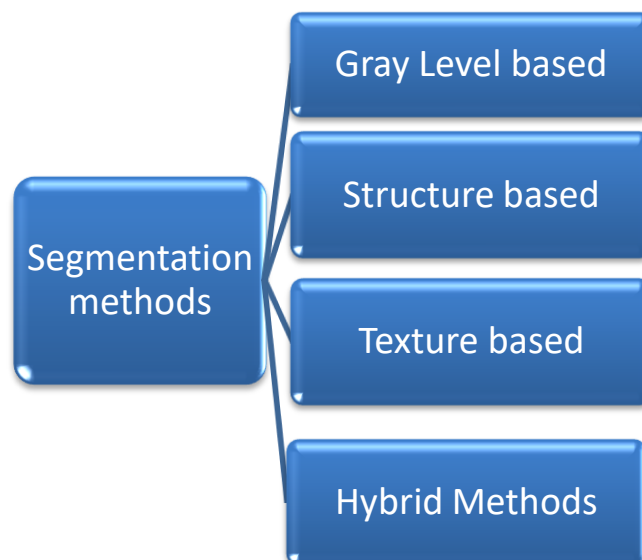
Тук са разгледани и сравнени основните особености при двата метода за образна диагностика, при които се получават голям брой медицински изображения в поредици. Обърнато е внимание на начина на получаване на изображенията, техните специфики и артефакти, както и на тяхното въздействие върху човека при провеждане на изследванията.

➤ Въведение в сегментацията

Очертани са теоретичните основи на методите за сегментация в медицинските изображения.

➤ Литературен обзор на методите за сегментация на абдоминални органи; Анализ на техниките за сегментиране

Тук са разгледани методите и подходите за сегментация на абдоминални органи в изображения от ЯМР и КТ. Направена е класификация и сравнение на известните методи, за което са използвани различни графики и таблици. Схематично тази класификация е показана на фиг. 2.1, а в таблица 2.1 са направени изводи от анализа на тези методи.



Фигура 2.1 Класификация на методите за сегментиране на коремните органи [D1]

Таблица 2.1 Изводи от анализа на направения обзор [D1]

Problems related to the software part
Public data not available
Public software not available
Widely accepted standards for algorithms, metrics, evaluation and methodologies not available

➤ **Състояние на проблема, изводи и начини за неговото разрешаване**

На основата на направения преглед и анализ на състоянието на методите за сегментация на коремни органи са обобщени бъдещите тенденции при разрешаване на проблема. В областта на сегментацията на коремните органи, където формата на органите и размерите варират при различните хора, правилата за създаване на системи за сегментация са трудни за дефиниране. В този случай се предлагат хибридни подходи, чрез които може да се постигне баланс между точност и автоматизация. Този подход се очертава като тенденция при сегментиране на коремни органи в изображения от КТ и ЯМР.

Резултатите от изследванията във втора глава са публикувани в [D1] и [D2].

II.3. Глава 3 - Разработване на многоетапен хибриден подход за автоматизирана сегментация

В трета глава е предложен многоетапен хибриден подход за автоматизирано сегментиране на голям брой изображения, от поредици с изображения от ЯМР, получени при епидемиологично изследване, който в дисертацията е адаптиран за сегментиране на далак.

➤ Общо представяне на многоетапния хибриден подход

Предложеният подход се основава на два метода за сегментиране – активни контури (Active contours) и клъстеризация чрез осредняване по k-съседи (K-mean clustering), комбинирани с морфологични оператори. Първият метод на сегментиране – локализиращи областно базирани активни контури използва нивата на интензитета в изображенията. Поради специфичните особености на далака и контактните тъкани и органи, близките стойности в интензитета на сивият цвят могат да причинят проблеми. За решаване на този проблем е предложено прилагане на първично сегментиране с разделяне по k-клъстери, морфологични оператори за повишаване на контраста, ерозия и филтрация, обединени в етапа на предварителна обработка.

В дисертацията е разработен подход, който изисква само две действия на потребителя. Първото действие е избор на крайните кранио-каудални изображения на далака от поредица изображения от ЯМР, а вторият - селектиране на област на интерес (ROI) с помощта на разтягащ се правоъгълник в автоматично генерираното средно изображение от поредицата с далак. То се явява като инициализиращо в следващия етап на сегментацията. Тъй като се изискват действия от страна на потребителя, предложеният алгоритъм в този етап не може да бъде описан като напълно автоматичен. В следващия етап от подхода всички останали изображения от поредицата се сегментират напълно автоматизирано, като се използват резултатите от предишния етап.

➤ Описание на алгоритъма на многоетапния хибриден подход

Предложеният подход се състои от следните етапи на обработка:

а) Предварителна обработка

След като е заредена поредица с ЯМР-изображения входните изображения (инициализиращото и всички останали, които изобразяват далака) автоматично се обработват със следните методи: филтрация на шумовете в изображението с хомоморфен уейвлетен филтър; повишаване на контраста чрез морфологичната операция - Top & Bottom Hat; Първична сегментация с разделяне по k-клъстери; прилагане на морфологична ерозия.

б) Сегментиране на далака в инициализиращото изображение

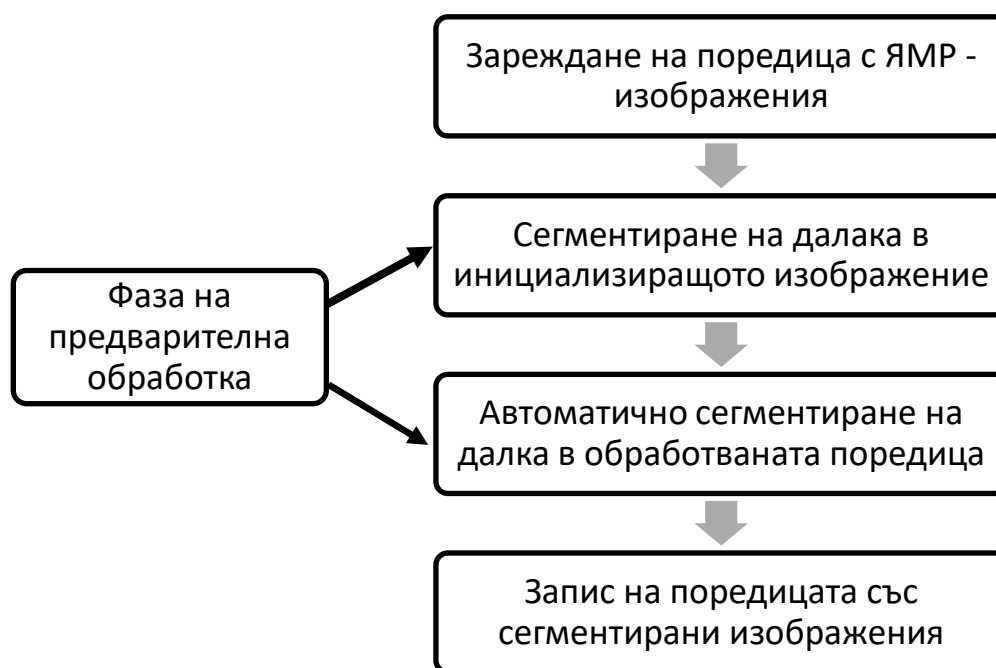
Разработени са два модела на далака чрез използване на обединение и сечение на множества (състоящи се от бинарни ръчно сегментирани изображения), изпълнени с битови операции OR и AND.

Инициализиращото изображение се сегментира, като се използва избраната област на интерес и един от конструираните два модела на далака. Методът на сегментиране се основава на модела на локализираните областно базирани активни контури (Localized region based active contours).

в) Автоматизирано сегментиране на далака в обработваната последователност

Поредицата се обработва в две посоки (краниално и каудално от инициализиращото изображение). Всяко следващо изображение използва резултата от сегментирането на предишното изображение като маска за сегментиране с активни контури.

Блокова схема на главния алгоритъм в предложения подход е дадена на фиг.3.1.



Фиг. 3.1 Блок схема на главния алгоритъм в подхода за автоматично сегментиране на далака[А.Михайлова]

II.4. Глава 4 - Алгоритъм за предварителна обработка

➤ II.4. 1.Описание на фазата на предварителна обработка

Този етап включва методи за подобряване качеството на изображението с цел получаване на по-точни резултати от сегментацията, които са представени в тази глава.

Блоковата схема на алгоритъма за предварителна обработка е показан на фиг. 4.1.



Фиг. 4.1 Алгоритъм за предварителна обработка[D4]

➤ II.4.2. Използвани методи за филтрация на медицински изображения от ЯМР

При избора на подходящ метод за филтрация определящ е типът на шума в даденото изображение.

Характерните видове шум за изображенията от ЯМР са Гаусов бял шум и шум с разпределение по Рисиян. Първият вид има адитивен модел, който може да се опише чрез следния израз:

$$g(x, y) = f(x, y) + \eta(x, y) \quad (4.1)$$

Гаусовият шум е статистически шум и има функция за вероятностна плътност на нормалното разпределение (известен също като Гаусово разпределение). Функцията за плътност на вероятността p на Гаусовата произволна променлива z се описва чрез:

$$p_G(z) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(z-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (4.2)$$

където z представлява стойността на интензитета на сивия цвят, μ - средната стойност и σ - стандартното отклонение.

Шумът с Рисиян - разпределение не може да бъде описан като адитивен и зависи от самите данни[Sarode, M., & Deshmukh, P.(2010-11)].

$$m_i = \sqrt{(a_i + x_i)^2 + y} \quad (4.3)$$

Количествена оценка за определяне редуцирането на шума: Използвани са известни в литературата показатели за оценка на ефекта от филтрацията [Toennies, 2012], [Gonzale и др., 2001]: максимално съотношение сигнал / шум (PSNR), съотношението сигнал / шум във филтрираното изображение (SNR_f) и съотношението сигнал / шум във зашуменото изображение (SNR_n), ефективността на филтрирането (Eff), и коефициента на намаляване на шума (NRR).

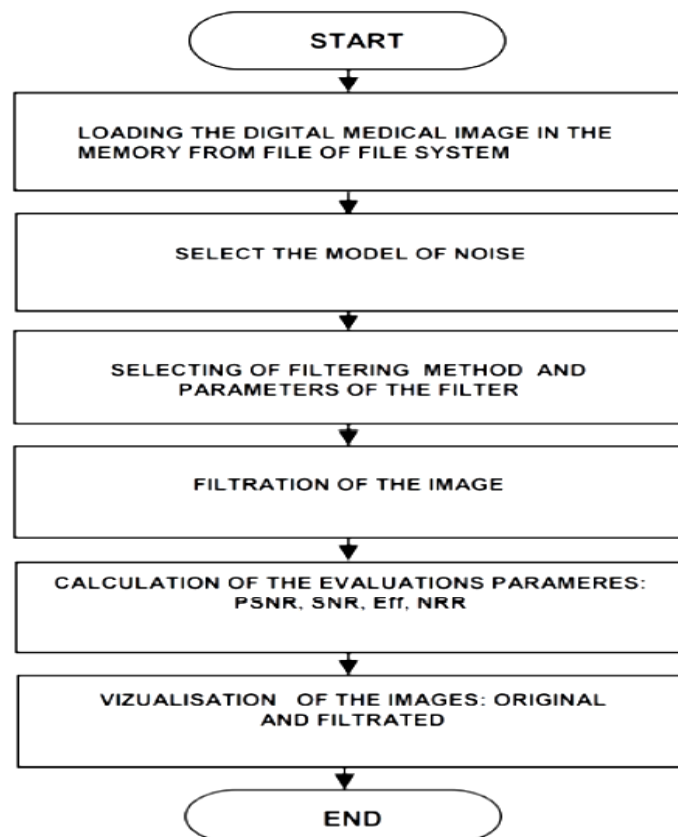
$$SNR_f = 10 \log_{10} \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M [x_F(i,j)]^2}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M [y(i,j) - x(i,j)]^2} \quad (4.4)$$

$$SNR_n = 10 \log_{10} \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M [y(i,j)]^2}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M [y(i,j) - x(i,j)]^2} \quad (4.5)$$

където $x(i, j)$ е пиксел от оригиналното изображение, $x_F(i, j)$ е пиксел от филтрирано изображение и $y(i, j)$ е пиксел от зашуменото изображение.

$$E_{ff} = SNR_f - SNR_n \quad (4.6)$$

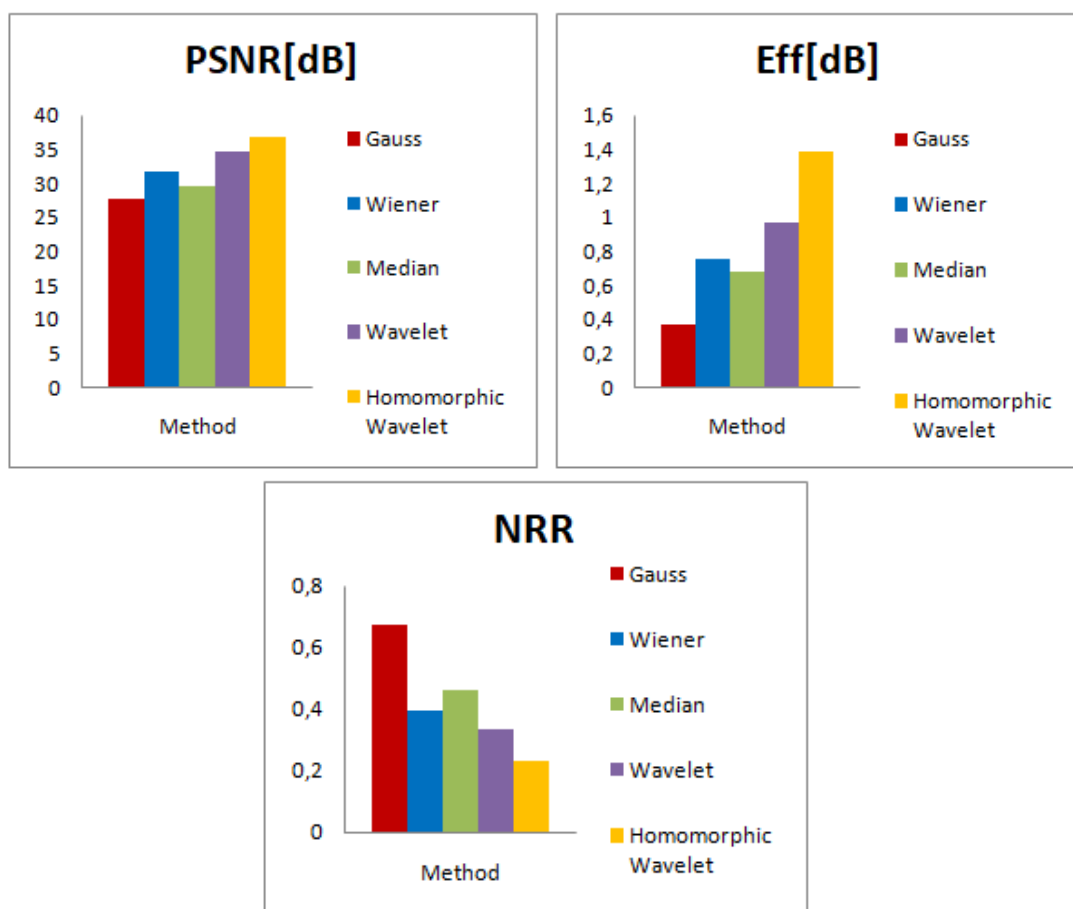
Алгоритъм за редуциране на шума:



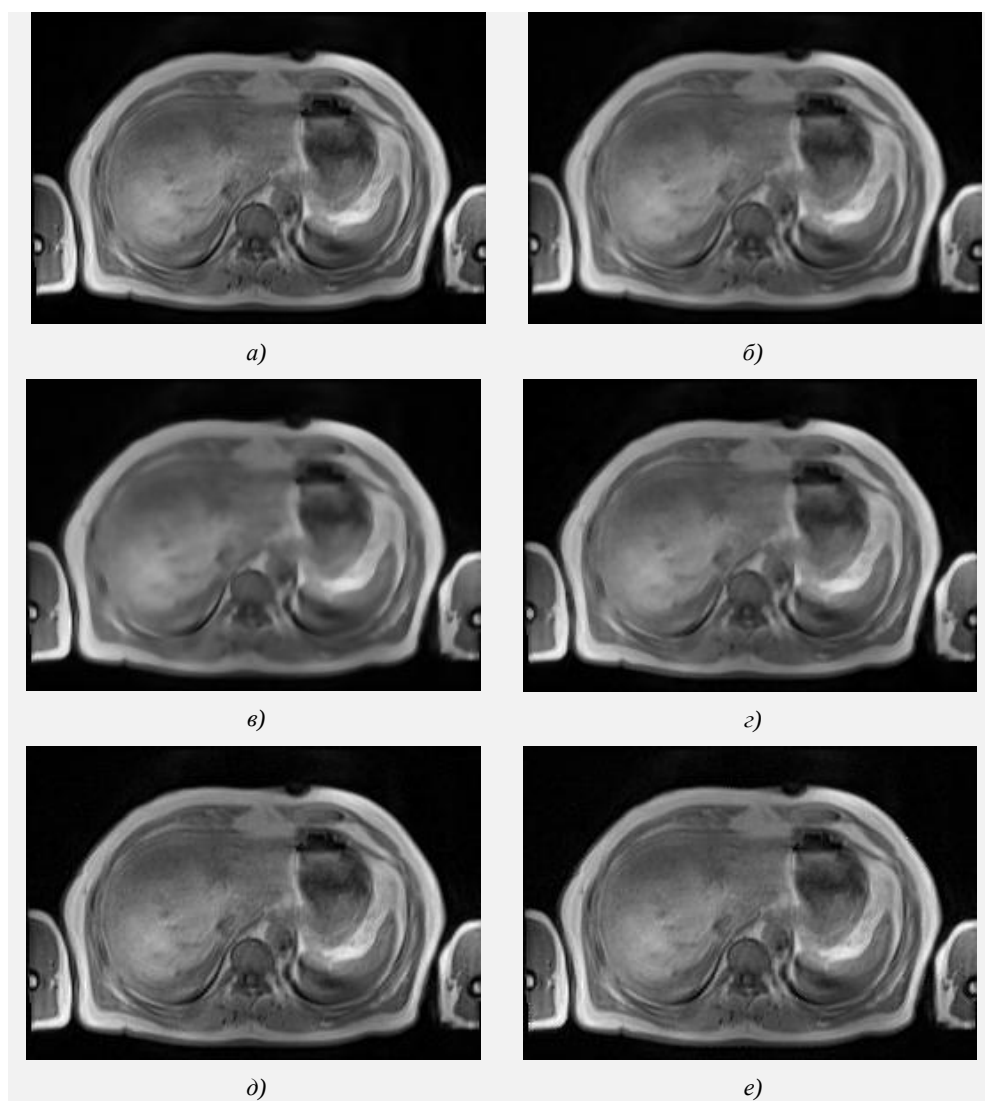
Фиг. 4.2 Блок схема на алгоритъма за намаляване на шума [D2]

От гледна точка на типът на шума, изследван в изображенията от ЯМР, са подбрани и тествани следните методи за филтрация: Гаусов филтър, медианен филтър, Винеров филтър, уейвлетен филтър на основата на уейвлетна дискретна трансформация и хомоморфен уейвлетен филтър на основата на уейвлетна дискретна трансформация. Извършените експерименти показват, че уейвлетния филтър и хомоморфния уейвлетен филтър са най-подходящи за филтриране на изображения от ЯМР.

Извършените изследвания и получените резултати от симулацията показват, че при използване на хомоморфен уейвлетен филтър стойностите на PSNR и ефективността на филтрирането са по-големи, отколкото при другите филтри. Средната стойност на NRR е около 0,2 и показва, че шумът е редуциран около пет пъти. При редуциране на шума на основата на уейвлетна дискретна трансформация и Винеров филтър, стойностите на NRR са съответно 0.3 и 0.46. Това показва, че в тези случаи шума се намалява съответно три пъти и около два пъти. Най-добрите резултати от хомоморфния уейвлетен филтър се получават при уейвлетно разлагане на ниво 1, като се използва ортогонална уейвлетна coiflet-функция и адаптивен праг на трансформирания абдоминални изображения от ЯМР(фиг.4.4 и 4.5).



Фиг. 4.4 Графично представяне на резултатите от изследваните методи за филтрация [D2]



Фиг. 4.5 Изображения получени след обработката с различни филтри: а) оригинално изображения от ЯМР; б) Гаусов филтър; в) Вийнеров филтър; г) медианен филтър; д) уейвлетен филтър; е) Хомоморфен уейвлетен филтър [D2]

➤ II.4.3. Подобряване на контраста чрез Top&Bottom Hat

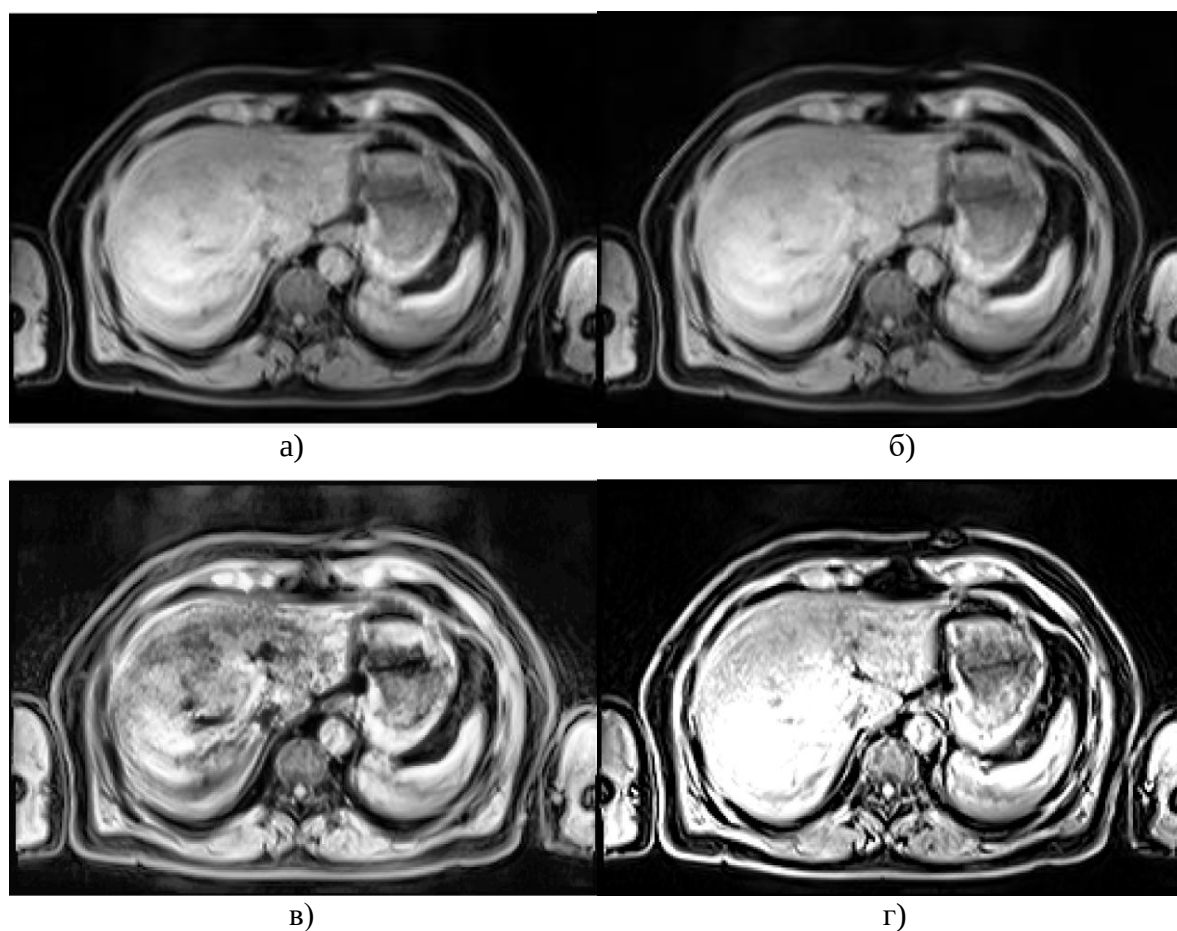
Един от известните в литературата методи за подобряване на контраста се основава на морфологичната операция Top&Bottom Hat. Прилагането на тази операция води до по-добър контраст между различните тъкани и органи в абдоминалните изображения от ЯМР, като се запазват очертанията на отделните структури. Тази операция може да се представи, както следва:

$$Top-Hat(A) = A_{TH} = A - (A \circ B) \quad (4.8)$$

$$Bottom-Hat(A_{TH}) = (A_{TH} \bullet B) - A_{TH} \quad (4.9)$$

където A е матрица на полутоновото входно изображение, B е матрицата на структурния елемент, A_{TH} е полученото изображение след операцията с Top-Hat.

Визуализацията на резултатите след операцията "Top & Bottom Hat" е показана на фиг.4.6. Операцията Top & Bottom Hat е по-подходяща за повишаване на контраста на тези изображения от ЯМР в сравнение с CLAHE. След използване на CLAHE също се получава добър контраст, но има засилване на шума, въпреки предварителното прилагане на хомоморфен уейвлетен филтър. Прилагането на тази морфологичната операция подобрява контраста и подсилва контурите на далака и другите органи като допълнително редуцира шума.



фиг. 4.6 а) Оригинално изображение от ЯМР, б) Хомоморфна уейвлетна филтрация, в) Подобрене на контраста с CLAHE и г) Подобрене на контраста с Top & Bottom Hat [А.Михайлова]

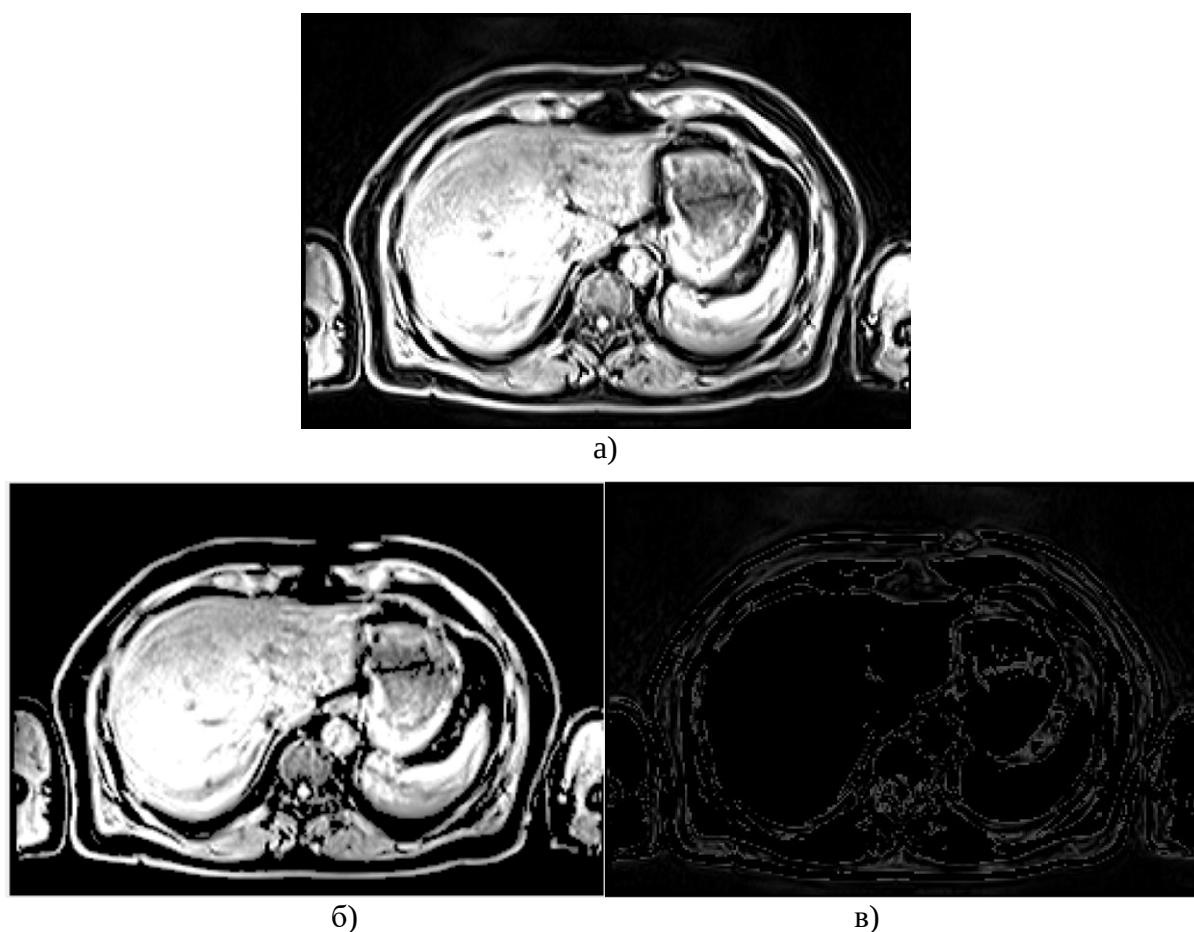
➤ II.4.4. Първично сегментиране с K-mean Clustering

Разделянето по клъстери е базов метод, който е в състояние да групира характеристики от всякакъв вид [Toennies, 2012]. K-mean-clustering може да се приложи, тъй като е относително прост и изисква не много сложни изчислителни операции. С помощта на този метод получаваме два клъстера. В едното клъстерно изображение са отделени част от фона и малки структури от първоначалното изображение. Второто клъстерно изображение

представява отделените органи и тъкани, където по-ясно се разграничава далакът от заобикалящите го структури. Целта при метода е да се открият осреднените клъстерни центрове в област с подобни характеристики $CC = \{c_1, \dots, c_k\}$, така че разстоянието на всички проби до центъра им да е минимално [Toennies, (2012)]:

$$CC_{min} = \arg \min_{CC} d_{CC}(f) = \arg \min_{CC} \sum_{i=1}^M ||f_i - c(f_i)|| \quad (4.10)$$

където $c(f_i)$ дава центъра на клъстера c_k , който е най-близо до f_i . Резултати от първичното сегментиране са показани на фиг.4.7.



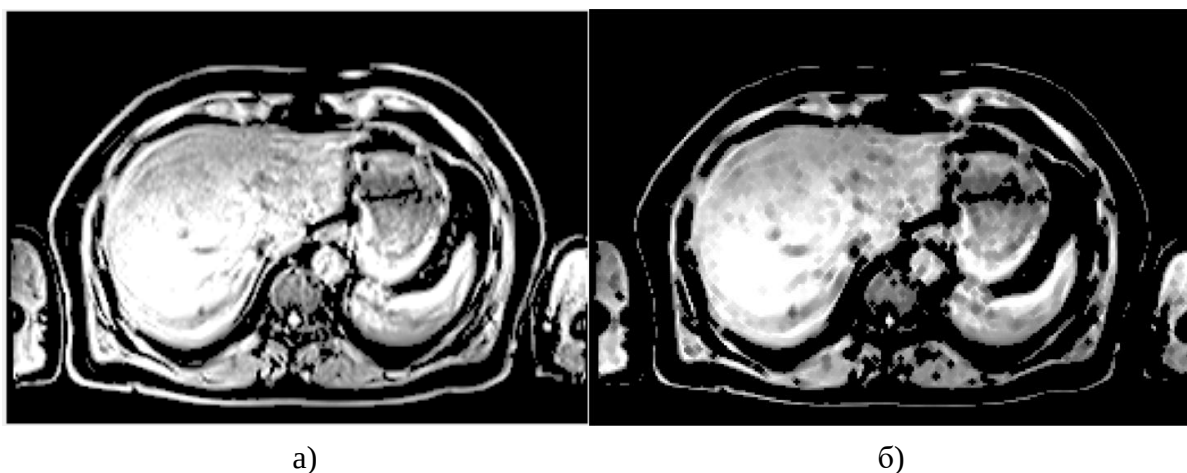
Фиг. 4.7 а) ЯМР изображение с увеличаване на контраста с Top & Bottom Hat, б) клъстерно изображение с по-лесно диференцируем далак, в) клъстерно изображение с части от фона и малки тъканни структури [А.Михайлова]

➤ II.4.5. Морфологична ерозия

След предишната стъпка на предварителната обработка все още има припокриване на далака с други структури в някои изображения. За да се реши този проблем, се предлага използването на морфологичната операция - ерозия.

При използване на морфологичните операции трябва да се внимава, първоначалната форма на изображението да се запази и нежеланите обекти да изчезнат напълно от изображението. По експериментален път бе установено, че при прилагане на дилатация, Opening и Closing крайните резултати от сегментацията са по-лоши.

Изследванията показаха, че най-подходящият структурен елемент, който може да се използва е плосък диск. Колкото по-голям е структурният елемент, толкова по-малък става далакът, което може да доведе до неправилни резултати от сегментацията. Ето защо се използва най-малкият възможен диск с радиус равен на 1 пиксел, който най-малко влияе на размера на далака. Окончателните резултати от сегментирането и тяхното оценяване показват, че формата и големината на слезката са запазени. Пример за ефекта от прилагане на ерозията е даден на фиг. 4.8.



Фиг.4.8 а) Клъстерно изображение с по-лесно диференцируем далак, б) Резултат след прилагане на морфологична операция - ерозия [А.Михайлова]

Резултатите от изследванията в четвърта глава са публикувани в [D2] и [D4].

II.5. Глава 5 - Алгоритъм за сегментиране на далака в инициализиращото изображение

Този етап включва няколко основни операции за обработка на изображението. На фиг. 5.1 е показан общият вид на неговата блокова схема.

➤ II.5.1. Създаване на атласни модели на далака

Създадени са два модела на далака. При стартиране на сегментацията най-подходящия се използва за получаване началния контур за сегментацията на инициализиращото изображение. Моделите се създават от 10 абдоминални изображения от ЯМР от цялата база данни, които са нашите

данни за обучение и се различават от данните за тестване на предложения подход.

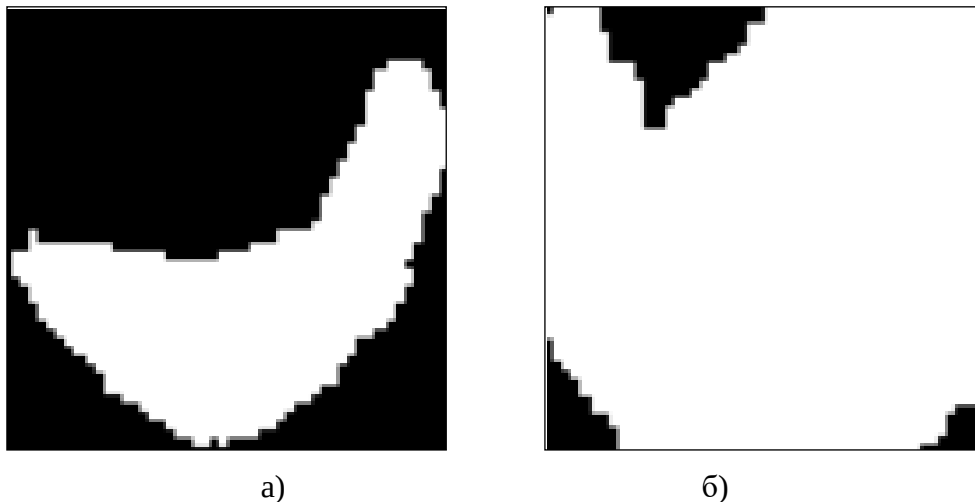


Фиг.5.1 Блок схема на алгоритъма за сегментацията на далака в инициализиращото изображение [А.Михайлова]

Моделите са получени като най-напред далакът е ръчно сегментиран от тези 10 изображения. Като резултат получаваме нови 10 бинарни изображения със сегментиран далак. В следващата стъпка слезката е заобиколена в правоъгълник и правоъгълникът е отрязан и запаметен като ново изображение, което е преоразмерено в 50x50 пиксела. Тези действия се повтарят за десетте сегментирани изображения. Тогава намираме сечението и обединението на мащабираните изображения и получаваме двата модела на слезката [Dandin и др. (2016)].

Сечението и обединението се изчисляват, като се използват битови операции AND и OR. Получените модели са показани на фиг.5.2. Тези модели представляват две от често срещаните форми на далака при хората. В

единият от моделите формата е тънка и удължена по форма, като банан. Другият е за случаите, когато формата на далака е увеличена и приплескана.



Фиг.5.2 Модели на слезка: а) получен чрез сечение; б) получен чрез обединение[D4]

➤ II.5.2. Избор на подходящ модел

Изборът на подходящия модел на далак се прави с помощта на броя на черните пиксели в конвертираната в бинарно изображение и оразмерена до 50x50 пиксела област на интереса. Като критерии за сходство се използва минималната абсолютна разлика между броя на черните пиксели в областта на интереса и във всеки модел, дефинирани в следните два изрази:

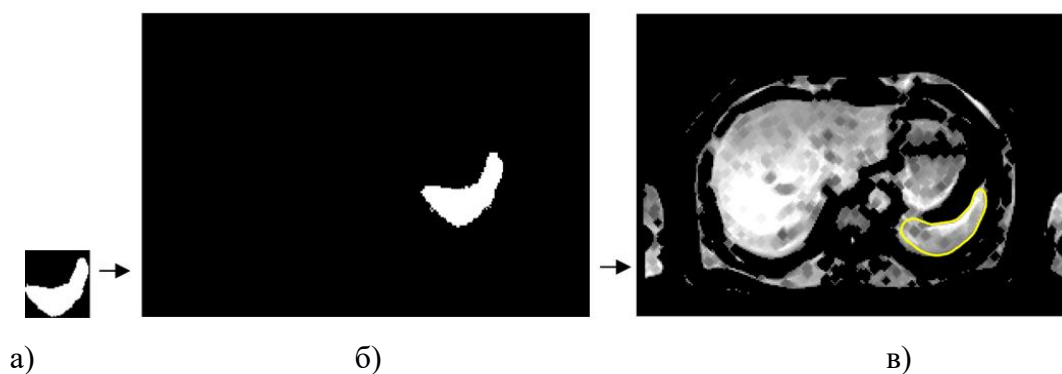
$$C_i = | \sum_{k=1}^n z(A) - \sum_{k=1}^n z(SI) | \quad (5.1)$$

$$C_u = | \sum_{k=1}^n z(A) - \sum_{k=1}^n z(SU) | \quad (5.2)$$

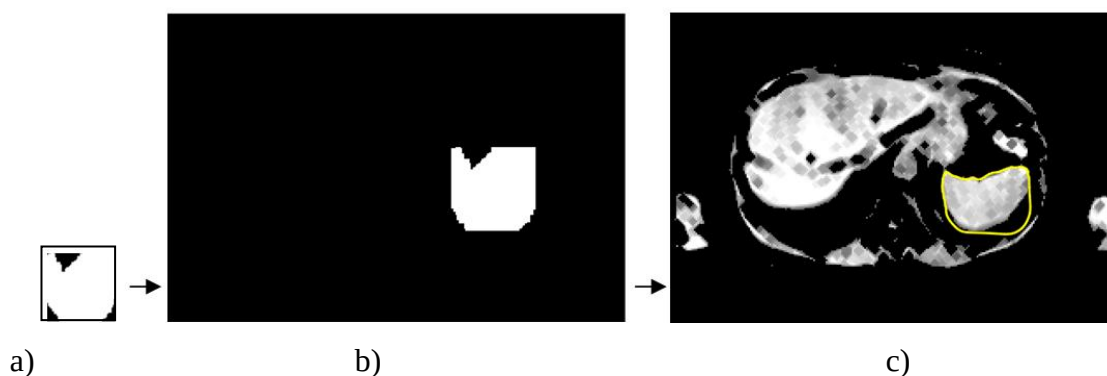
където A е област на интереса, SI е моделът получен след сечение, SU е моделът получен след обединение и $z()$ е функцията, която връща нулевите елементи (черните пиксели от изображението). Ако C_i е по-малко, то най-близкият модел на далака до този в даденото инициализиращо изображение е полученият при сечението модел. Аналогично ако C_u е по-малко, се прилага моделът получен при обединението.

За да се използва моделът като инициализираща маска (от която се получава и инициализиращ контур) за сегментиране базирано на активни контури, изображението с модела трябва да бъде допълнено с черни пиксели до достигане размера на оригиналното изображение.

За тази цел първо се нуждаем от координатите на правоъгълника с област на интереса (ROI). С тяхна помощ намираме точната позиция на модела и знаем колко пиксели трябва да се добавят от всяка страна, за да бъде той на същото място в маската, където се намира далака в обработваното изображение. Този процес е илюстриран на фиг.5.3 и фиг.5.4.



Фиг.5.3 Автоматичен избор на най-подходящ модел на далака: а) модел от сечение; б) изображение на модела, допълнено с черни пиксели; в) обработваното изображение след 10 итерации от началото на процеса на сегментация [D4]



Фиг.5.4 Автоматичен избор на най-подходящ модел на далака: а) модел от обединение; б) изображение на модела, допълнено с черни пиксели; в) обработваното изображение след 10 итерации от началото на процеса на сегментация [D4]

➤ II.5.3. Модел на активните контури

Следващият етап на сегментиране използва част от модела на активните контури, предложен от Chan и Vese [Chan&Vese, 2001]. Това е метод използващ нивото на сивият цвят в изображенията и е специален случай на функцията на Mumford–Shah. Считаме, че f е функцията, описваща даденото изображение, а Ω е областта на сегментиране. Mumford-Shah апроксимират f с частично гладка функция u като решение на проблема с минимизирането. Ключовите разлики с модела на Chan-Vese са в допълнителното условие за ограничаване на затворената зона и по-нататъшно опростяване, което позволява на u да има само две стойности:

$$u(x) = \begin{cases} c_1 & \text{where } x \text{ is inside } C, \\ c_2 & \text{where } x \text{ is outside } C, \end{cases} \quad (5.3)$$

където C е границата на затвореното множество, а c_1 , c_2 са стойностите на u съответно вътре и извън C [Getreuer P.,2012]. Функцията на енергията $F(c_1, c_2, C)$ се определя като [Getreuer P.,2012]:

$$\begin{aligned}
F(c_1, c_2, C) = & \mu \cdot \text{Length}(C) + \nu \cdot \text{Area}(\text{inside}(C)) \\
& + \lambda_1 \int_{\text{inside}(C)} |f(x, y) - c_1|^2 dx dy \\
& + \lambda_2 \int_{\text{outside}(C)} |f(x, y) - c_2|^2 dx dy,
\end{aligned} \tag{5.4}$$

Чрез метода на Chan-Vese целта е да се намерят сред всички стойности на u , тези, които апроксимират f ,

$$\begin{aligned}
& \arg \min_{c_1, c_2} \mu \text{Length}(C) + \nu \text{Area}(\text{inside}(C)) + \lambda_1 \int_{\text{inside}(C)} |f(x) - c_1|^2 dx + \\
& \lambda_2 \int_{\text{outside}(C)} |f(x) - c_2|^2 dx
\end{aligned} \tag{5.5}$$

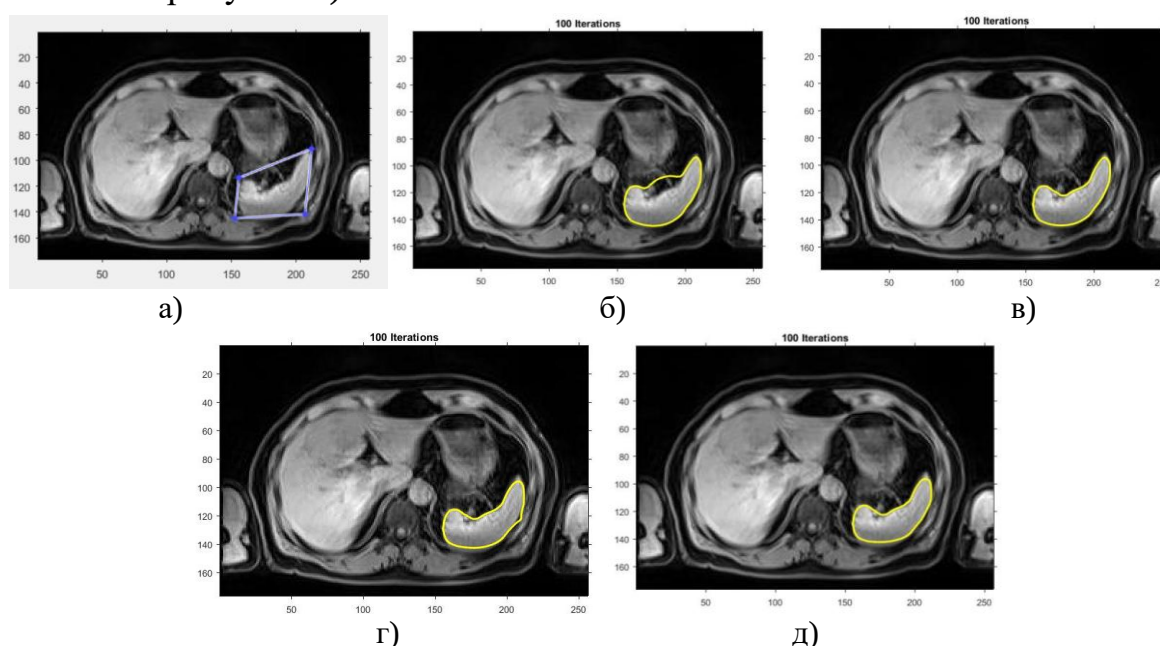
➤ II.5.4. Прилагане на активни контури локализиращи в регион

Методите базирани на активните контури могат да бъдат разделени в две основни групи: методи – базирани на границата и методи – базирани на региона. Методите от първата група използват градиентите на изображението, за да идентифицират границите на обекта. Те са много чувствителни към шума на изображението и силно зависими от първоначалното разположение на инициализиращия контур. Тези от втората група моделират статистически региони (например на базата на константен интензитет, текстура и др.) и намират енергиен оптимум, където моделът най-добре пасва на изображението. Основното им предимство е, че не са толкова чувствителни към шума в изображенията. В медицинските изображения често обектите са с хетерогенен интензитет на пикселите. За да бъдат точно сегментирани тези обекти, трябва да се обмисли нов вид метод с активни контури, който да използва локална информация от обекта, но също така да включва и предимствата на базираните на региона методи. Такъв метод е предложен от Lankton и Tannenbaum [Lankton & Tannenbaum, 2008]: Точката p е пиксел от вектора $\vec{C}$, а $B(x, y)$ е регион от съседните на тази точка пиксели, описан във формата на кръг с радиус r :

$$B(x, y) = \{(x', y') \mid \|(x', y') - (x, y)\| \leq r\}, r > 0 \tag{5.6}$$

Определяме $B_{out}(p)$ като част от $B(p)$, която е извън кривата, докато $B_{in}(p)$ означава частта $B(p)$, която е отвътре на кривата. Очевидно $B(p) = B_{in}(p) \cup B_{out}(p)$. За всеки пиксел p по кривата Lankton и Tannenbaum конструират енергия F , локализирана в B , която след това се интегрира по кривата, за да се получи енергията, която е локална за региона. В разработения подход това е енергията дефинирана от Chan-Vese. Радиусът на кръга, избран от функцията $B(x, y)$, е важен параметър, който трябва да се има предвид при използване на локализиращи енергии. Той трябва да бъде избран на базата на мащаба на органа, представляващ интерес, и наличието и близостта на

околните тъкани. Освен това параметърът r налага и гладкостта на контура. Колкото по-голям е радиусът, толкова по-плавна е промяната в локалните стойности по кривата. Във връзка с избора на подходяща стойност на този параметър, която да бъде една и съща за поредицата от изображения, са проведени експерименти, при които е изследвано влиянието на r при сегментиране на далака от ЯМР с този метод. В примера от фиг.5.6, най-малкият размер на радиуса води до неправилно сегментиране, което е твърде локално и 100 итерации не са достатъчни за конвергиране на контура. Вторият размер на радиуса води до точно сегментиране, при третия радиус сегментацията работи по-бавно и контурът не може да се конвергира добре. Най-големият размер на радиуса води до фалшива сегментация (част от слезката е пропусната).



Фиг.5.6 а) Инициализиращо изображение; (б) - (д) показват получената сегментация, използвайки съответно радиус на местоположение 5, 10, 15 и 20. Параметър $\lambda = 1$, 100 итерации. [A.Mihaylova]

В предложения подход за автоматизираната сегментация на слезката от поредиците на ЯМР, методът на активния контур в локализирана област е реализиран с помощта на имплементацията на Jincheng Pang [Jincheng Pang и др., 2011].

Предложените техники са имплементирани в бързо апроксимираща Level set структура, която намалява разходите за обработка.

Броят на итерациите необходими за конвергирането на контура в обработваното изображение е тясно свързан с времето за изпълнение и сложността на изчислителните операции при извършване на сегментацията. С цел опростяване и намаляване броя на изчисленията, които се извършват

от компютъра, се ограничава максималния брой на итерациите. Изборът на подходяща стойност е направен чрез експериментални тествания с предложения подход върху абдоминални изображения от ЯМР.

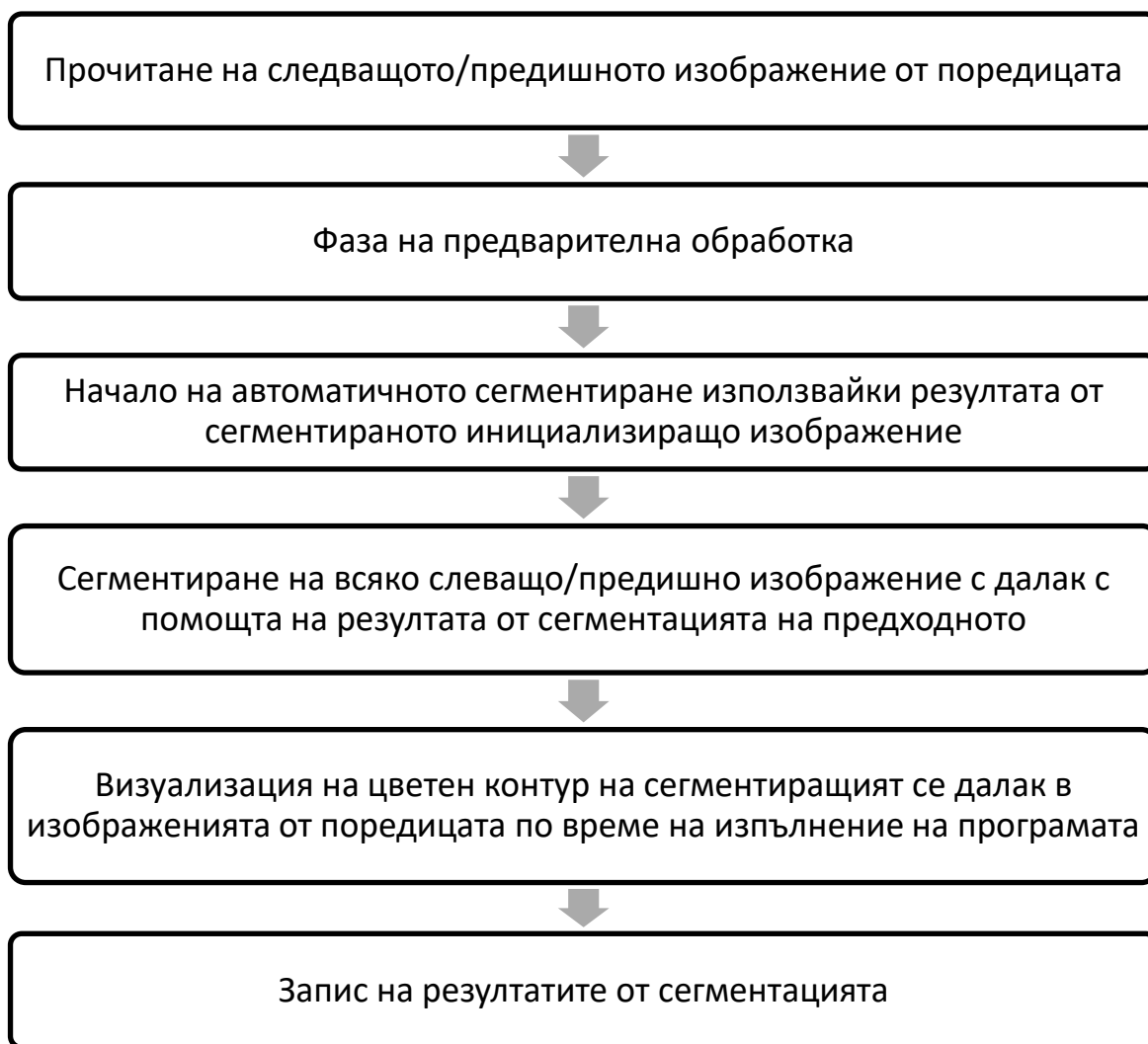
Част от проучванията в пета глава са публикувани в [D3] и [D4].

II.6. Глава 6 - Алгоритъм за автоматизирано сегментиране на далака в обработваната поредица от изображения

Следващият етап се фокусира върху сегментирането на всички изображения в последователността. Последователността се обработва в две посоки (краниално и каудално от инициализиращото изображение). Това означава, че можем да създадем два цикъла: един инкрементиращ и един декрементиращ, за да изследваме поредицата от изображения със слезка в последователността. Този подход е подходящ, защото в повечето случаи слезката става по-малка в тези две посоки на поредицата. Всяко изображение е предварително обработено, както е описано в глава IV. Всяко следващо изображение използва като маска за сегментиране с активни контури резултатите от сегментацията на предишното изображение [D3].

➤ II.6.1. Анализ на алгоритъма за различни състояния на сегментираната структура (прилагане на геометрични преобразувания)

За да се изследва ефективността на алгоритъма от фиг.6.1, са проведени експерименти за сегментирането чрез избрания метод и е направен анализ при промени в сегментираната структура. За тази цел се сегментира изображение с по-проста форма – правоъгълник. След което правоъгълникът в това изображение се модифицира с известните от литературата геометрични преобразувания. Правоъгълната структура в случая е подходяща, защото слезката понякога има остър връх в някои изображения от поредицата. Първо, оригиналното изображение е сегментирано с метода базиран на активни контури локализиращи в регион. След това резултатът от това сегментиране се използва като маска за модифицираните изображения, за да докажем, че тази маска е подходяща и че може да се извърши сегментация с избрания метод и алгоритъма, представен на фиг.6.1. Резултатите от проведените изследвания показват, че разработения алгоритъм дава добри резултати при сегментирането и не се влияе от малки промени в структурата, които съществуват при две съседни изображения в поредицата от ЯМР(Глава 6, фиг. 6.2 – 6.7 от дисертацията).



Фиг.6.1 Блок схема на алгоритъма на сегментацията на далака в обработената последователност [D4]

Обобщение на анализа от ефекта от геометричните трансформации върху сегментирания обект:

Анализът на изследването на действието на сегментирането чрез активни контури при изменение положението на сегментираната структура показва, че алгоритмът, предназначен за автоматично сегментиране на поредицата изображения е надежден и дава добри резултати. С помощта на тези експерименти са определени и някои от стойностите на параметрите, които се използвани при автоматизираното сегментиране.

Алгоритмът в тази глава е публикуван и изследван в публикации [D3] и [D4].

II.7. Глава 7 - Резултати от експериментите и дискусия

В тази глава е описана извършената експериментална работа за тестване на предложения многоетапен хибриден подход за автоматизирано

сегментиране. Целта на изследванията е да се оцени ефективността и точността на разработения подход при сегментация на реални абдоминални изображения от ЯМР. Тестовата база данни се състои от набор от данни получени при изследването на 25 пациенти (24 поредици изображения от ЯМР от епидемиологично изследване и една от друг източник – Университетска болница Александровска). Резултатите от сегментацията с предложения подход са сравнени с резултатите от ръчно сегментиране от експерт – радиолог (Ground Truth). Използвани са методи за оценка на сегментацията, познати от литературата (коефициент на Dice, коефициент на прецизност и коефициент на чувствителност, познат още като Recall rate):

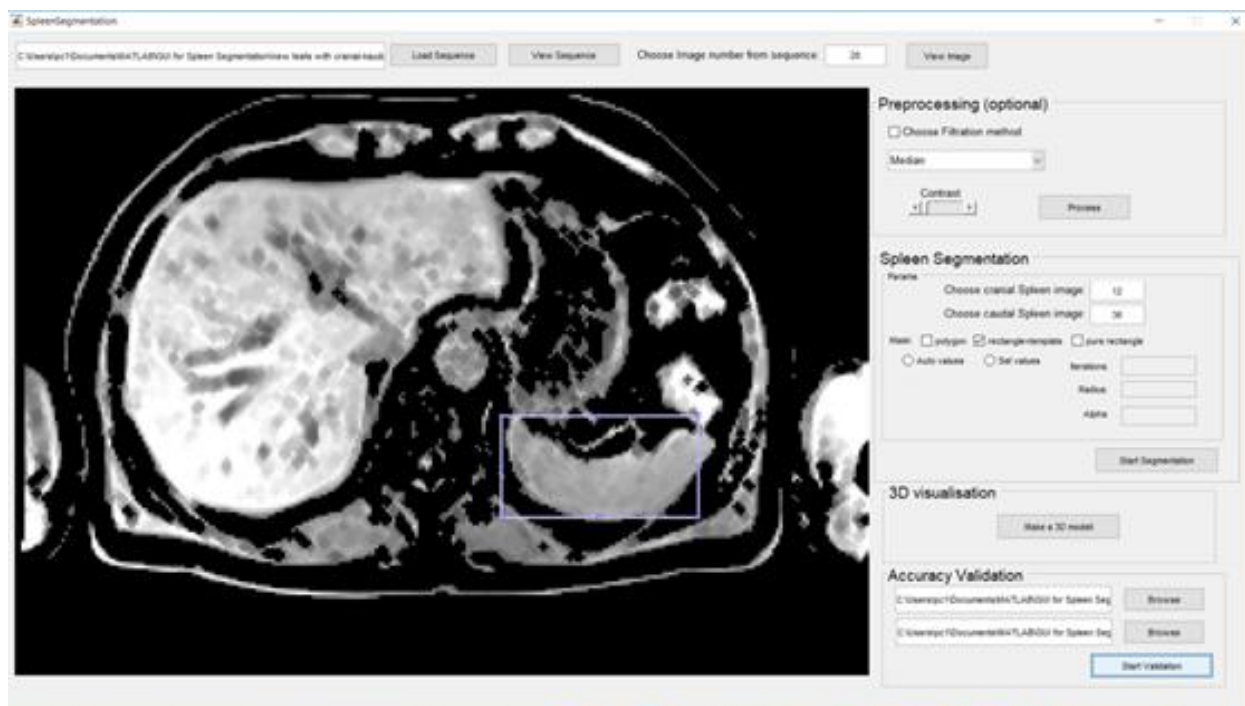
$$Dice = \frac{2|S_{manual} \cap S_{method}|}{|S_{manual}| + |S_{method}|} \quad (7.1)$$

$$Precision = \frac{|S_{manual} \cap S_{method}|}{|S_{manual}|} \quad (7.2)$$

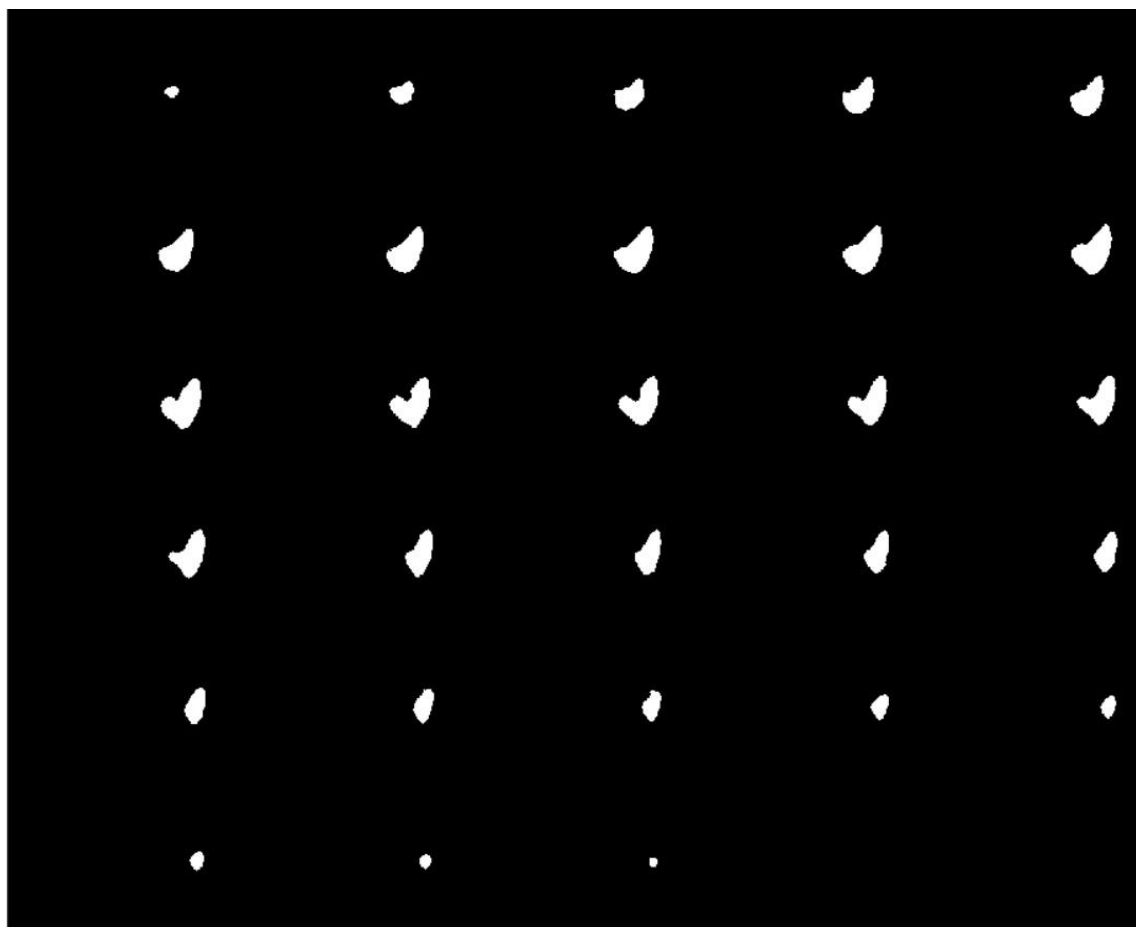
$$Sensitivity = \frac{|S_{manual} \cap S_{method}|}{|S_{method}|} \quad (7.3)$$

където S_{manual} е множеството на белите пиксели в получените бинарни изображения от ръчната сегментация и S_{method} е множеството на белите пиксели в получените бинарни изображения от предложения автоматизиран подход. В таблица 7.1 могат да се видят получените резултати за всичките 25 поредици.

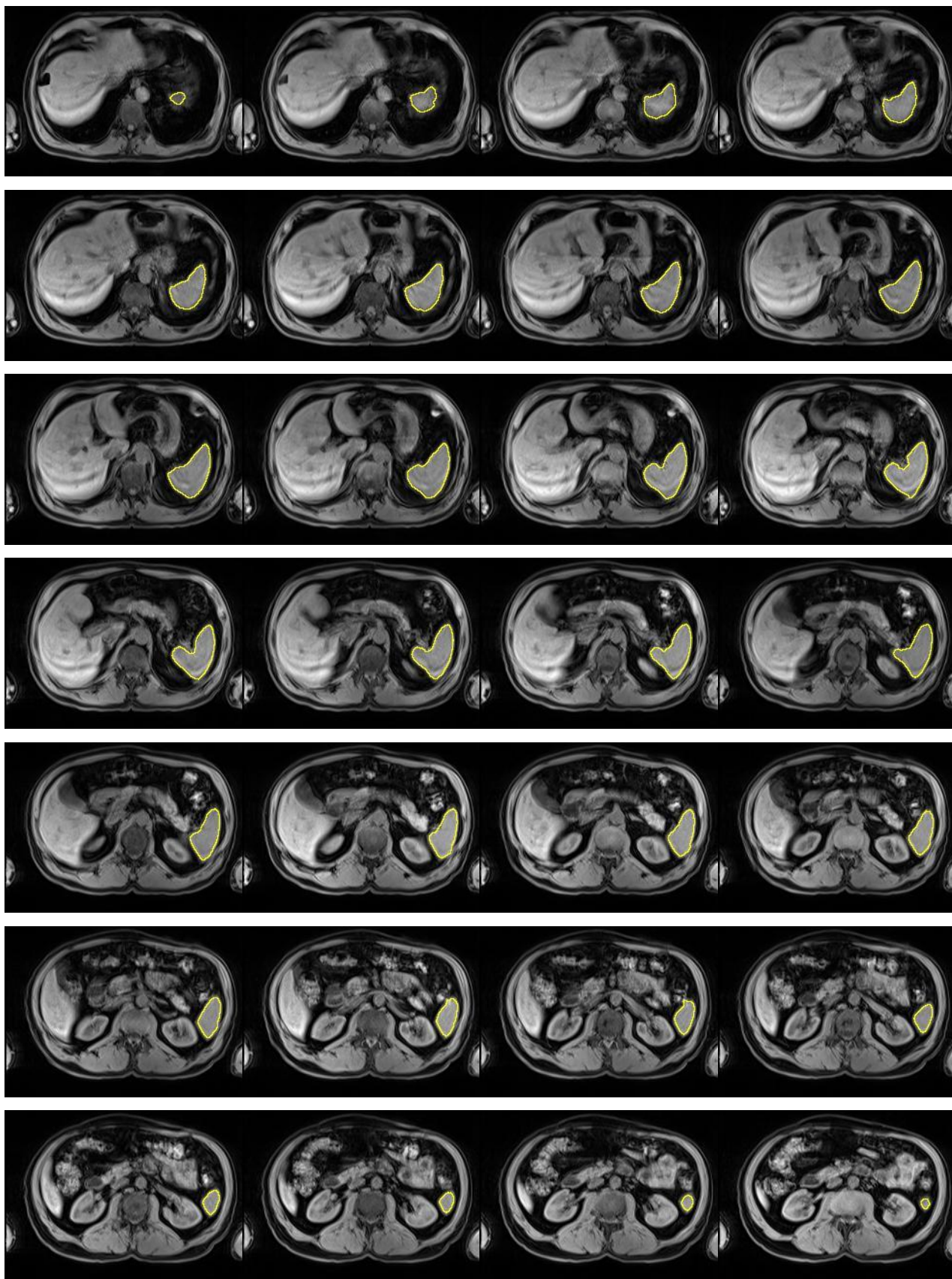
За целите на дисертацията е разработен потребителски интерфейс, чрез който са проведени експериментите и е изследвана ефективността на разработения автоматизиран подход. Общият вид на този интерфейс е показан на фиг.7.1. Той включва и визуализация на резултатите от сегментацията на поредиците от базата данни в 2D и 3D (фиг.7.2). Изследвана е ефективността на разработения подход в сравнение с други близки, познати от литературата методи за сегментация: Метод на активните контури без ръбове, Геодезични активни контури и Метод на нарастване на областта - Region Growing (Таблица 7.2). Това сравнение е направено на база получените средни стойности на Dice-коефициента за цялата последователност (MDs) и за инициализиращото изображение (Di), както и времената за обработка T_s и T_i , отново съответно за инициализиращото изображение и за цялата поредица. Направено е и сравнение със резултати от съвременни подходи за сегментация, публикувани през последните години (Таблица 7.3).



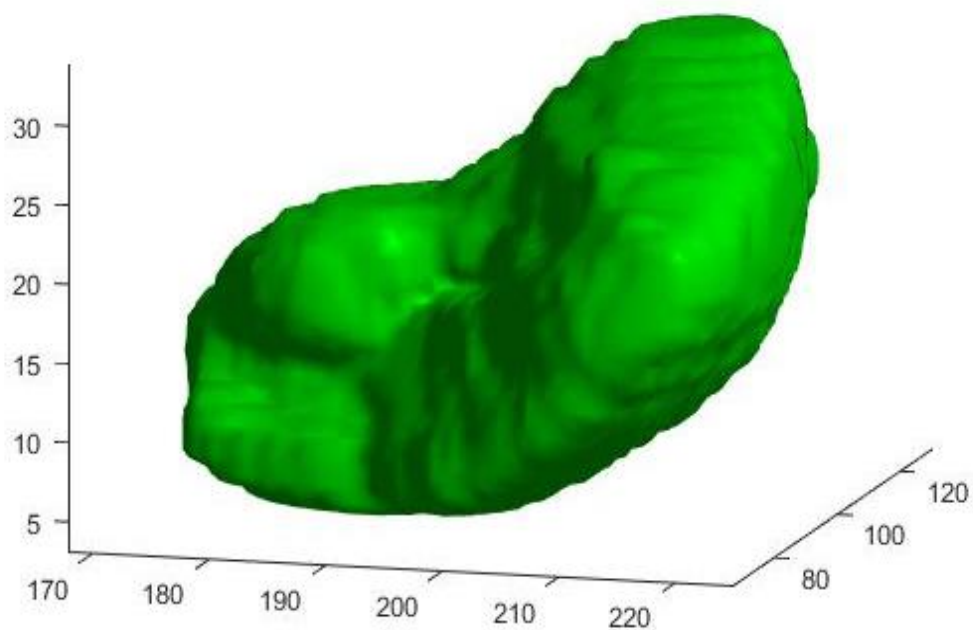
Фиг.7.1 GUI за автоматична сегментация на далака [А.Михайлова]



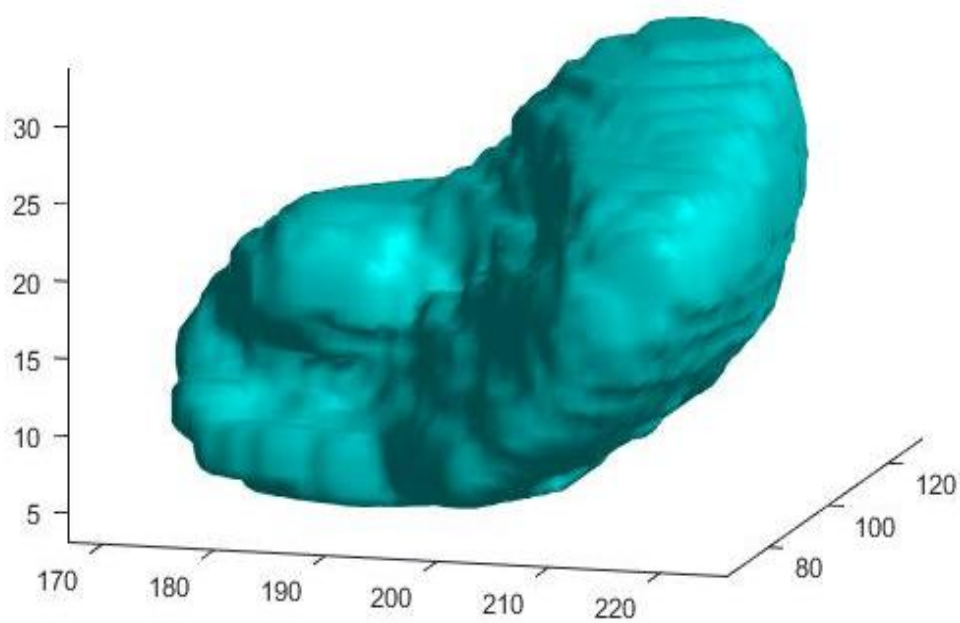
a)



6)



в)



г)

Фиг. 7.2 Резултати, получени от автоматична сегментация на слезката в третата поредица от базата данни: а) бинарни изображения със сегментиран далак; б) сегментиран далак в оригиналните изображения с жълто оцветен контур; в) 3D графика на автоматично сегментиран далак; г) 3D графика на ръчно сегментиран далак [А.Михайлова]

Таблица 7.1 Оценка на резултатите от сегментация [А.Михайлова]

<i>MRI-Sequence</i>	<i>Dice [%]</i>	<i>Precision[%]</i>	<i>Sensitivity[%]</i>
1	82.24	72.74	99.05
2	81.22	72.28	97.31
3	93.82	90.75	97.40
4	87.74	89.84	87.74
5	81.73	85.39	79.04
6	88.13	88.49	89.91
7	84.86	87.61	86.47
8	76.60	94.98	68.25
9	92.98	90.10	96.45
10	87.45	91.34	90.38
11	73.31	74.57	77.66
12	79.95	85.75	80.96
13	55.69	49.66	71.83
14	45.89	39.29	92.97
15	89.04	88.07	91.34
16	85.83	79.34	97.24
17	73.61	68.09	80.92
18	82.07	77.57	90.88
19	87.27	80.63	95.83
20	76.73	74.09	80.92
21	83.94	83.17	88.76
22	84.67	65.48	95.21
23	90.81	86.65	96.09
24	89.08	86.82	93.47
25	90.17	87.63	91.22
Durchschnitt	84.49	82.67	89.24

Таблица 7.2 Резултати, получени от сегментиране на далака в първата поредица от базата данни, въз основа на различни методи. [А.Михайлова]

<i>Метод</i>	<i>MDs [%]</i>	<i>Di [%]</i>	<i>Ts [sec]</i>	<i>Ti [sec]</i>
<i>разработен подход</i>	82.24	91.28	41.51	20.49
<i>активни контури без ръбове</i>	79.83	92.36	42.72	25.43
<i>геодезични контури</i>	60.25	83.99	41.37	27.22
<i>нарастване на контура</i>	68.58	67.56	164.45	7.15

Таблица 7.3 Сравнение на резултатите от разработения подход със съществуващите подходи разработени с ЯМР - изображения (в лявата част) и КТ - изображения (в дясната част). [А.Михайлова]

<i>Подход</i>	<i>Методи разработени с изображения от ЯМР</i>			<i>Методи разработени с изображения от КТ</i>		
	Предложеният в дисертацията подход	Gloger <i>et al</i> (2017) [35]	Behard & Masoumi (2010) [7]	Gauriau <i>et al</i> (2015) [28]	Wolz <i>et al</i> (2013) [110]	Linguraru <i>et al</i> (2010) [58]
<i>Dice [%]</i>	84.49	90.60	88.70	87.00	92.00	96.20
<i>Precision [%]</i>	82.67				89.40	
<i>Sensitivity[%]</i>	89.24				96.30	

➤ Изводи

Извършеното проучване и оценката на резултатите показват висока точност на сегментацията. Полученият усреднен резултат за коефициента на Dice за всички тестови данни е 84.49%, което е достатъчно задоволително. Стойностите на другите два показателя също са над 80%.

При проведените експерименти беше потвърдено, че коефициентът Sensitivity пренебрегва грешки като частична сегментация (under segmentation), докато коефициентът Precision пренебрегва грешки като пресегментация (over segmentation). Коефициентът на Dice отчита и двата вида грешки. Ето защо, това е най-точният коефициент за оценка.

В сравнение със съвременните методи, изчислените средни стойности на коефициентите са съпоставими с тези, публикувани от другите автори, като за разработването на техните подходи са използвали различни бази от данни с медицински изображения. Единствено работата на Глогър и др.(2017) е разработена и тествана със същата база от данни, но техният подход използва обучение на много параметри и е твърде зависим от самите данни с изображения. Предложеният в дисертацията подход се състои от действия, които лесно биха могли да се адаптират за работа с други бази от данни и за сегментирането на други органи.

Ограничението на това изследване е неговият относително малък размер на извадката, поради фокусиране върху тясна подгрупа от изображения на нормален далак без патологии.

Някои от методите за оценка и визуализиране на резултатите от сегментацията в тази глава са изследвани и публикувани в [D3], [D4], [D6].

II.8. Приноси на дисертационния труд

➤ Научни приноси

1) Разработен е нов и ефективен многостепен хибриден подход за автоматизирано сегментиране в поредици от медицински изображения [D4]. Подходът е адаптиран за автоматично сегментиране на далака в изображения от ЯМР (фиг. 3.1). Основно предимство е високата точност на сегментацията в средните изображения на далака от поредиците (около и над 90% за коефициента на Dice) и задоволително високата осреднена стойност за точността на сегментация за всички поредици от тестовата база данни (над 83% за коефициента на Dice) (Таблицы 7.1, 7.2 и 7.3, фиг. 7.2, приложение A2 от дисертацията).

Разработения подход решава малко изследвания проблем свързан със автоматизираната сегментация на далак в поредици изображения от ЯМР, получени при епидемиологично проучване и може да бъде относително лесно адаптиран към сегментация и на други абдоминални органи и да работи и с други бази данни изображения.

2) За автоматизираното сегментиране са разработени два модела на далака, използвани като инициализиращ контур. Тези модели представляват две обобщени форми на далака (фиг.5.2, фиг.5.3 и фиг.5.4, [D4]). В сравнение с известните маски за инициализация в литературата с квадратни, правоъгълни и елипсовидни фигури се постигат по-добри резултати от сегментацията (Таблица 7.2, [D3]).

➤ Научно-приложни приноси

Разработени са следните алгоритми:

- 1) Основен алгоритъм за автоматично сегментиране на слезката (фиг. 3.1)
- 2) Алгоритъм за предварителна обработка (фиг.4.1, публикация [D2],[D4])
- 3) Алгоритъм на сегментацията на слезката в инициализиращото изображение (фиг.5.1, публикация [D4])
- 4) Алгоритъм за автоматизирана сегментация на поредицата от изображения (фиг. 6.1, публикация [D4])

В резултат на прилагане на разработените алгоритми се постига по-висока точност в сегментацията на далака в сравнение с методите, базирани на Активни контури без ръбове, Геодезични активни контури и метод на нарастване на региона (Таблица 7.2).

- 5) Направен е анализ на методите за автоматизирано сегментиране на коремни органи в изображения от КТ и ЯМР и е предложена класификация на методите за сегментиране на далака в изображения от ЯМР (фиг. 2.1, [D1])

➤ Приложни приноси

- 1) Предложените алгоритми са имплементирани в средата на MATLAB. За тази цел са разработени програмни модули и потребителски интерфейс (GUI) (фиг.7.1, приложение A1 на дисертацията, публикация [D5]).
- 2) Разработен е програмен модул в MATLAB за генериране на 3D графики на сегментирани органи от поредици с медицински изображения (фиг. 7.1в), г), публикация [D6]).

III.ПУБЛИКАЦИИ ПО ДИСЕРТАЦИОННИТЕ ИЗСЛЕДВАНИЯ

[D1] A. Mihaylova, V. Georgieva, “A Brief Survey of Segmentation Techniques Applied in Spleen MRI and CT”, *International Journal of Advances in Computer Science and Technology (IJACST)*, ISSN:2320-2602, Volume 5 No.7, 2016. <http://www.warse.org/IJACST/static/pdf/file/ijacst01572016.pdf>

[D2] A. Mihaylova, V.Georgieva, “Comparative analysis of Various Filters for Noise Reduction in MRI Abdominal Images”, *International Journal "Information Technologies & Knowledge"* Volume 10, Number 1, Page 47-66, 2016.

[D3] Antonia Mihaylova , Veska Georgieva, “Spleen segmentation in MRI sequence images using template matching and active contours”, *8th International Congress of Information and Communication Technology (ICICT-2018)*, Procedia Computer Science, 131, pp. 15–22, 2018.

[D4] Antonia Mihaylova , Veska Georgieva and Plamen Petrov. „Multistage approach for automatic spleen segmentation in MRI sequences“, *Int. J. Reasoning-based Intelligent Systems*, Vol. X, No. Y, pp.xxx–xxx – приета за отпечатване

[D5] Antonia Mihaylova, "GUI for Spleen Segmentation from abdominal MRI sequences", *13th INTERNATIONAL CONFERENCE on Communications, Electromagnetics and Medical Applications (CEMA'18)* Sofia , Bulgaria October, ISSN: 1314-2100 , pp. 31-35, 2018.

[D6] A.Mihaylova, "3D Visualization of the Spleen from MRI sequences", *12th INTERNATIONAL CONFERENCE on Communications, Electromagnetics and Medical Applications (CEMA'17)* Sofia , Bulgaria October 12th-14th, 201, ISSN: 1314-2100, pp. 6-9, 2017.

➤ **Цитирания на публикациите**

[D1] е цитирана в: 1. Y.Huo, J.Liu, Z. Xu, RL Harigan, A. Assad, 'Robust Multicontrast MRI Spleen Segmentation for Splenomegaly Using Multiatlas Segmentation', *IEEE Trans Biomed Eng.*, 2018 Feb;65(2):336-343, doi: 10.1109/TBME.2017.2764752;

2. Y.Huo, 'Structural Medical Image Analyses using Consistent Volume and Surface Image Processing', PhD Thesis, Vanderbilt University, Nashville, Tennessee, USA, 2018

3. Y. Huo *et al.*, "Splenomegaly Segmentation on Multi-modal MRI using Deep Convolutional Networks," in *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 2018, doi: 10.1109/TMI.2018.2881110

[D2] е цитирана в: 1. A. Min, ZM Kyu, 'MRI Image Enhancement and Tumor Segmentation for Brain' , 2017 *18th International Conference on Parallel and Distributed Computing, Applications and Technologies (PDCAT)*, Taipei, Taiwan, 2018, pp.270-275. doi:10.1109/PDCAT.2017.00051

SUMMARY

Of Philosophy Doctoral Thesis:

“ Automatic segmentation techniques for large-scale medical image data”

Author: mag.eng. Antonia Mihaylova

Most of the known methods of segmentation of the abdominal organs are not automated for the whole series of images or are semi-automatic and require additional interaction by the user. This is typical for cases where the difference in intensity of the gray level between the subject and the background is small. A typical example of this is the spleen and adjacent tissue in not enhanced MR images. In this dissertation thesis is presented a multistage approach for spleen segmentation from MRI-sequences. It is based on segmentation methods such as localized regionbased active contours and k-mean clustering.

The proposed approach consists of some basic stages. The first stage is pre-processing, based on filtration methods, image enhancement and morphological operations. Two atlas models are created, which are used in the initial image to define the initial contour at which the segmentation begins. The initial image is semi-automatic segmented using the created atlas models. The sequence is then automatic segmented, dividing it in two parts (before and after the initial middle image) and using the segmentation result of the previous image. The proposed approach allows extracting the spleen in the different depth images, where it has a variable form and unstable position. For test data are used 24 MRI Sequences, obtained from an epidemiological SHIP study in east Pommern, Germany.

The conducted experiments are showing the robustness of the proposed approach. The obtained mean Dice-Coefficient is 84,49%, which is gut for such images with poor quality, because of the shortened investigation time and use of no contrast agents due to ethical reasons. The experimental results demonstrate the effectiveness of the approach for application in screening diagnostics. This approach can be very useful by easy obtaining of more precise diagnosis or in monitoring the disease progression. The implemented algorithm provides a basis for further investigations in several directions:

- analysis of the organ specifics in different patients;
- developing of computer-aided diagnostic applications;
- adaptation to segmentation of other abdominal organs;
- calculation of the volume of organs.