



UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI GENOVA

CORSO DI STUDIO IN BIOINGEGNERIA

TESI DI LAUREA MAGISTRALE

**Tecniche di Pre-Processing per
immagini ad ultrasuoni nello studio
della fibrosi epatica**

Ilario Cavallo

26 Marzo 2024

Relatore: Prof. Silvana Dellepiane

Correlatore: Dott. Federica Ferraro

Correlatore: Dott. Giulia Iaconi

*Sogna, ragazzo sogna , quando sale il vento , nelle vie del cuore, quando un
uomo vive per le sue parole, o non vive più. Sogna, ragazzo sogna, non
lasciarlo solo contro questo mondo, non lasciarlo andare sogna fino in
fondo, fallo pure tu. Sogna, ragazzo sogna, quando cade il vento ma non è
finita, quando muore un uomo per la stessa vita, che sognavi tu. Sogna,
ragazzo sogna, non cambiare un verso della tua canzone, non lasciare un
treno fermo alla stazione, non fermarti tu.*

Roberto Vecchioni, 1999.

*Ai miei genitori e a mio fratello.
Ma soprattutto a me, per non aver mai mollato.*

Abstract

I moderni processi di globalizzazione, la presenza di virus, abuso di alcol in combinazione con altri fattori, hanno portato l'insorgenza di diverse malattie e in particolar modo il loro aumento d'incidenza. In questo lavoro ci si focalizza sulla Fibrosi Epatica, malattia cresciuta esponenzialmente negli ultimi 20 anni e che riguarda ormai tutto il mondo. L'obiettivo di questa tesi è quello di fornire attraverso lo studio di differenti tecniche di Imaging una procedura alternativa e meno invasiva della biopsia per il riconoscimento e la diagnosi dello status patologico della Fibrosi epatica. Nello specifico si è andati a studiare immagini ecografiche aventi diversi livelli patologici della malattia, questo per dare un risvolto sia in termini qualitativi che in termini quantitativi andando ad effettuare un'analisi statistica sui metodi utilizzati. Il tutto risulta essere una novità in campo diagnostico e potrebbe fornire al clinico una classificazione e una diagnosi più precisa sullo stato della malattia, evitando così l'utilizzo delle odierne tecniche di indagine, in quanto troppo costose o invasive.

Contents

| | | |
|----------|---|-----------|
| 1 | Introduzione | 6 |
| 2 | Stato dell'Arte | 8 |
| 3 | Materiali | 11 |
| 3.1 | Principi Ultrasuoni | 11 |
| 3.2 | Propagazione Degli Ultrasuoni | 14 |
| 3.3 | Strumentazione e Generazione Ultrasuoni | 18 |
| 4 | Metodi | 23 |
| 4.1 | Filtraggi Classici | 28 |
| 4.2 | Filtraggi per Rumori Moltiplicativi | 30 |
| 4.3 | Tecniche di Edge Detection | 32 |
| 5 | Risultati | 38 |
| 5.1 | Filtraggio | 42 |
| 5.2 | Edge Detection | 53 |
| 5.3 | Stadiazione | 74 |
| 5.4 | Miglioramento Qualitativo | 78 |
| 5.5 | Interfaccia Grafica | 85 |
| 6 | Conclusioni | 88 |
| | References | 90 |

Chapter 1

Introduzione

Le malattie del fegato sono attualmente un grave problema sanitario in tutto il mondo a causa della crescente incidenza e dell'alta mortalità. La fibrosi epatica e il cancro al fegato sono oggi tra le più comuni e principali cause di morte nel mondo, in particolare, negli Stati Uniti la mortalità per fibrosi è in costante aumento dal 2009. La fibrosi epatica è una condizione in cui il fegato si deteriora lentamente, creando un deficit funzionale a causa di lesioni croniche ed irreversibili. Il tessuto cicatriziale creatosi sostituisce progressivamente il tessuto epatico sano, bloccando parzialmente il flusso del sangue diretto verso il fegato [1]. Una delle principali cause di fibrosi è l'epatite C, che andando a cicatrizzare il tessuto pregiudica la normale funzionalità dell'organo, tra cui la capacità di: controllare le infezioni, eliminare i batteri e le tossine dal sangue, controllare il processo di elaborazione di nutrienti, di ormoni e farmaci, produrre le proteine che regolano la coagulazione del sangue, produrre la bile per aiutare ad assorbire i grassi, tra cui il colesterolo, e le vitamine liposolubili (A, D, E, K). Il processo di avanzamento ed estensione patologica viene ad oggi descritto attraverso la biopsia epatica, che permette di ottenere una stadiazione, portando però dei rischi essendo una tecnica invasiva. Una tecnica che permette di ottenere una stadiazione non invasiva della fibrosi è l'elastosonografia, che fornisce un'indagine quantitativa sulla malattia misurando la rigidità dell'organo, tale tecnica però

mostra una forte dipendenza dall'esperienza pregressa del clinico, inoltre può essere influenzata da condizioni patologiche del soggetto, come obesità e congestione epatica. Altri metodi sono stati condotti utilizzando la Risonanza Magnetica (RM) e la tomografia assiale computerizzata (TAC), le quali, anche se forniscono risultati soddisfacenti, sono troppo costose e/o invasive nel caso della TAC, per essere eseguite più volte, quindi non rappresentando un'alternativa efficace e ripetibile. Al contrario, un'altra tecnica di indagine utilizzata è l'ecografia, che risulta essere una delle tecniche medico-diagnostiche non invasive, oltre a presentare un enorme vantaggio in termini di costi e di utilizzo[2] [1]. Ad oggi, l'utilizzo degli ultrasuoni risulta essere il metodo più utilizzato per lo studio delle malattie epatiche, queste però danno più risultati di tipo qualitativo che quantitativo per quanto riguarda l'ecostruttura epatica o la regolarità dei margini del fegato al livello della capsula di Glisson, oltre al fatto che l'esplorazione epatica tramite ecografia è fortemente dipendente dall'esperienza dell'operatore. Per questo motivo, lo scopo principale di questo lavoro di tesi è stato quello di condurre, in via del tutto sperimentale, studi preliminari di analisi su immagini ecografiche per verificare un eventuale supporto alla diagnostica, questo per permettere l'individuazione della fibrosi epatica senza andare ad utilizzare tecniche invasive come la biopsia. La tesi è strutturata nel seguente modo: nella prima sezione viene presentato lo Stato dell'Arte, segue poi una sezione di Materiali e Metodi in cui è fornita una breve introduzione sui principi degli ultrasuoni, i tipi di rumore che affliggono queste tipologie di immagini mediche e le tecniche utilizzate per superare questo problema. Infine, nella sezione dei Risultati verranno mostrati tutti i risultati ottenuti nel lavoro.

Chapter 2

Stato dell'Arte

Le malattie del fegato, sono dette malattie epatiche e possono essere classificate e differenziate in base all'avanzamento della malattia, sintomi e alla conoscenza pregressa del medico. Con il passare degli anni però, cercare di dare una diagnosi sempre più accurata e dettagliata ha portato la realizzazione di differenti strategie. Molte di queste, si basano sulla classificazione tramite l'utilizzo di tecniche di Machine Learning o altre tecniche computazionali. Un recente approccio per lo studio della fibrosi epatica è stato proposto nel 2017 con l'utilizzo di reti neurali, in cui si andavano a classificare i pixel in delle sottoclassi, in modo da permettere di individuare le variazioni delle strutture per distinguere se il fegato fosse soggetto o meno a processi epatici [3].

Un altro approccio è basato sulla Transformata di Radon per identificare linee, cerchi o altro all'interno di un set di immagini, in questo caso lo studio si basa sulla pleura polmonare, membrana che ricopre i polmoni e permette i movimenti muscolari durante la respirazione [4]. Così facendo, in base all'integrità della linea, si riesce a fornire una condizione patologica dei polmoni.

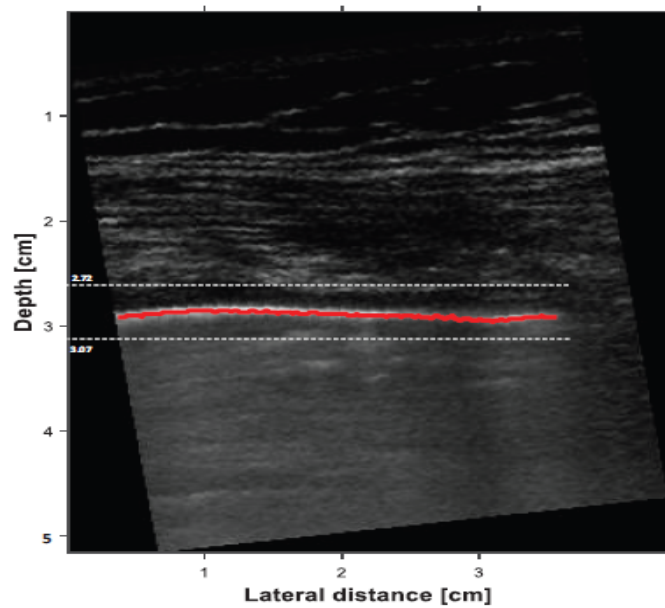


Figure 2.1: L'immagine mostra la linea attraverso l'utilizzo della Trasformata di Radon.

Altri autori hanno trattato il problema della classificazione sfruttando oltre la trasformata di Radon, la sua inversa, andando a studiare la congestione polmonare. La soluzione proposta fu quella di individuare eventuali artefatti nelle immagini, i quali vengono indicati sempre come delle linee, che però si vengono a creare durante il processo di respirazione aventi una bassa intensità e una conformazione non continua. L'intera operazione è affiancata poi da un processo di deblurring con lo scopo di aumentare le risoluzioni nelle immagini di partenza, per poi passare al riconoscimento della linea attraverso la loro intensità e orientamento. [5].

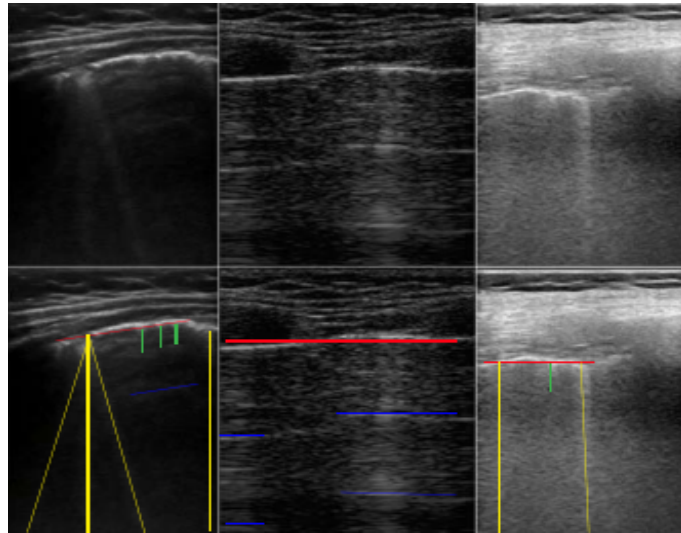


Figure 2.2: Le immagini mostrano come vengono riconosciute le linee rispetto un particolare orientamento e intensità.

Chapter 3

Materiali

Nell'ambito delle bioimmagini, una delle tecniche ad oggi più utilizzate dal punto di vista diagnostico in termini di costo e non invasività è quella basata sugli ultrasuoni. Le condizioni cliniche e diagnostiche interne all'organismo vengono rivelate senza l'uso di radiazioni; sono infatti sfruttati i principi fisici degli effetti ottici descritti dall'Equazione di Snell.

3.1 Principi Ultrasuoni

Gli ultrasuoni sono onde meccaniche in grado di diffondere nei vari materiali, compresi i tessuti biologici. La velocità di propagazione degli ultrasuoni dipende dalla densità del mezzo attraversato (sono più lenti nell'aria o nei gas e più veloci nei solidi), inoltre, sono soggetti ad una diminuzione dell'intensità (attenuazione) durante il loro spostamento attraverso il corpo umano, legata alla diversa densità dei tessuti (osso, grasso, muscolo). Misurando il tempo trascorso da quando l'onda è stata emessa a quando torna al punto di emissione si può stimare la profondità a cui si trova la superficie che ha generato l'eco, permettendo così di generare l'immagine ecografica.

In particolare, le onde possono essere di tipo trasversale quando le particelle del mezzo in cui esse si propagano oscillano perpendicolarmente alla direzione di propagazione e hanno una velocità di propagazione molto bassa (diversi metri per secondo), oppure longitudinali (chilometri al secondo) se parallele (Figura 3.1). Tra le due, le onde trasversali sono difficili da trasmettere nel corpo e di conseguenza vengono usate maggiormente nel sotto campo dell'elastografia ultrasonica piuttosto che nell'imaging biomedica.

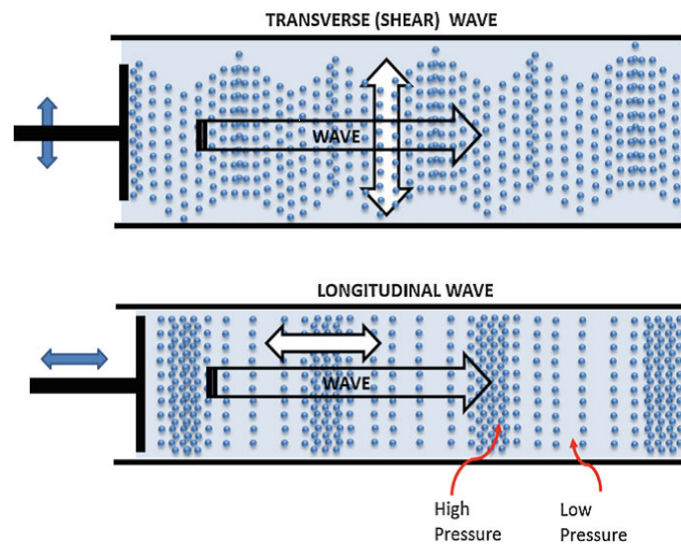


Figure 3.1: In alto si mostra come durante il passaggio di un'onda trasversale le molecole si muovono su e giù perpendicolarmente alla direzione di propagazione dell'onda. In basso, invece, come durante il passaggio di un'onda longitudinale le molecole si spostano avanti e indietro parallelamente alla direzione della propagazione dell'onda, formando così regioni di alta e bassa pressione.

Consideriamo più nel dettaglio l'attenuazione, questa può essere descritta in termini di pressione come:

$$P(x) = P_o \cdot e^{-\alpha x} \quad (3.1)$$

dove x è la distanza, mentre α è il coefficiente di attenuazione.

L'attenuazione può anche essere espressa in termini di intensità come:

$$I(x) = I_o \cdot e^{-2\alpha x} \quad (3.2)$$

Di conseguenza tanto più il coefficiente di attenuazione sarà maggiore tanto più il mezzo attenuerà molto e le onde saranno assorbite con maggiore facilità. La relazione appena citata può anche essere descritta in termini di frequenza al posto dell'attenuazione del tessuto, in tal caso, all'aumentare della frequenza l'onda non andrà in profondità del tessuto e verranno analizzate solo le parti più superficiali dando però una buona risoluzione immagine. Al contrario riducendo la risoluzione, le frequenze saranno minori portando ad ultrasuoni più penetranti nel tessuto, dando un'indagine più in profondità dell'area in analisi, questo naturalmente si traduce in un peggioramento della qualità immagine.

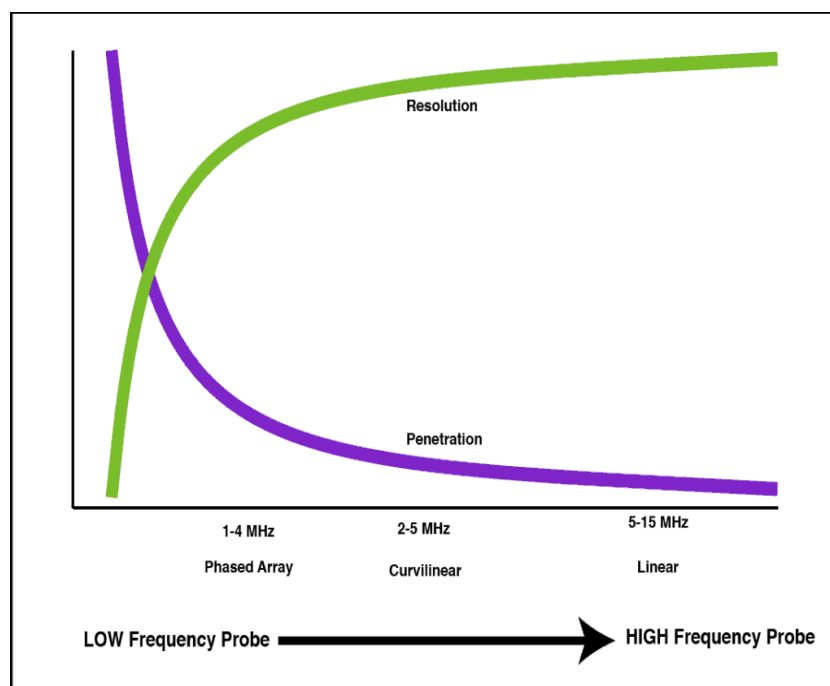


Figure 3.2: La figura mostra come all'aumentare della frequenza diminuisca la penetrazione e aumenti la risoluzione, viceversa con il diminuire della frequenza utilizzata aumenta la penetrazione ma diminuisce la risoluzione.

3.2 Propagazione Degli Ultrasuoni

L'emissione di ultrasuoni avviene mediante una sonda la quale viene appoggiata al tessuto (solitamente tra i due viene interposto un gel per aumentare il rapporto segnale-rumore) generando così un adattamento di impedenza acustica. L'impedenza acustica può essere interpretata con un'analogia elettrica, dove l'impedenza è descritta dal rapporto tra la pressione locale P_e , associata al passaggio dell'onda che equivale analogamente alla tensione e la velocità delle particelle u (velocità di propagazione) analoga alla corrente elettrica.

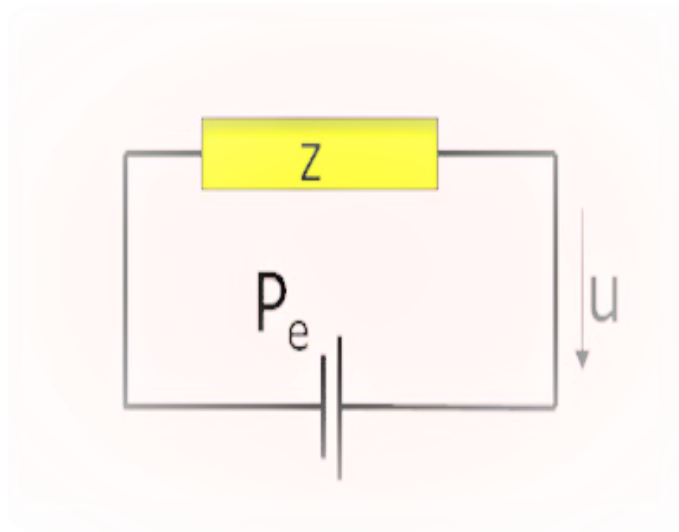


Figure 3.3: Modello elettrico Equivalente

In maniera più rigorosa possiamo definirla come il prodotto tra la densità del materiale stesso e la velocità alla quale l'onda si trasmette attraverso di esso:

$$Z = \frac{P_e}{u} = \rho c \quad (3.3)$$

Dalle precedenti relazioni notiamo che più la velocità di propagazione del mezzo è alta, minore sarà la densità del mezzo. Per mezzi con densità bassa (es. acqua) la velocità con cui si propaga l'onda sarà maggiore e conseguentemente anche l'impedenza acustica. In termini di qualità dell'immagine, assume un connotato negativo, poichè se l'intensità diminuisce l'immagine risulterà più scura.

La tabella 3.1 mostra come varia la velocità di propagazione al variare della densità dei tessuti.

Table 3.1: Variazione velocità al variare del mezzo

| Mezzo | Velocità(m/s) |
|---------|---------------|
| Acqua | 1540 |
| Aria | 330 |
| Grasso | 1460 |
| Fegato | 1540 |
| Osso | 2700-4000 |
| Metallo | 6000 |

Un altro aspetto da tenere in considerazione è l'interfaccia, ovvero la struttura che separa i due mezzi aventi impedenza acustica differente. Il contatto tra onda e interfaccia può generare cinque principi fisici differenti: assorbimento, riflessione, rifrazione, trasmissione e scattering.

La rifrazione è la deviazione che il fascio ultrasonoro subisce dopo aver colpito l'interfaccia. Si verifica quando gli ultrasuoni incidono con una angolazione diversa sull'interfaccia tra due mezzi con diverse velocità di propagazione, mentre invece la trasmissione è quando un'onda attraversa due tessuti aventi stessa impedenza. Da ciò la Riflessione e la trasmissione, normalizzati in termini di ampiezza, vengono descritte come:

$$R = \frac{P_r}{P_i} = \frac{Z_2 \cdot \cos \theta_i - Z_1 \cdot \cos \theta_t}{Z_2 \cdot \cos \theta_i + Z_1 \cdot \cos \theta_t} \quad (3.4)$$

$$T = \frac{P_t}{P_i} = \frac{2 \cdot Z_i \cos \theta_i}{Z_2 \cdot \cos \theta_i + Z_1 \cdot \cos \theta_t} \quad (3.5)$$

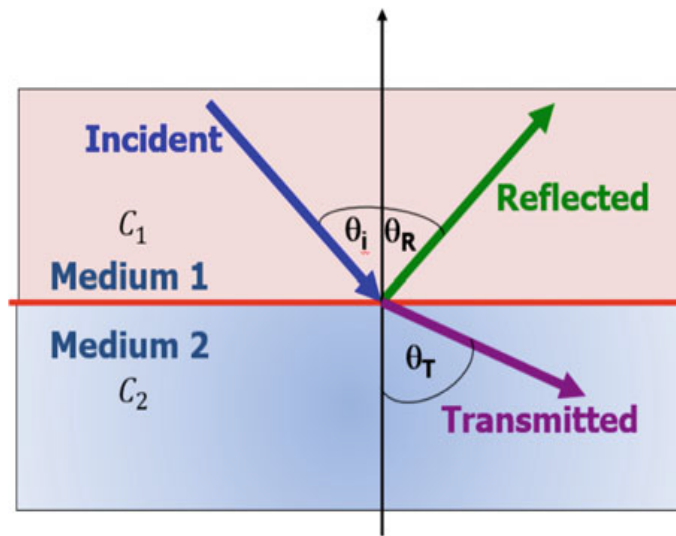


Figure 3.4: La figura mostra gli effetti di assorbimento, rifrazione, riflessione e trasmissione

Se le due impedenze Z_1 e Z_2 sono uguali, non c'è riflessione e tutta l'energia dell'onda incidente viene trasmessa nel secondo mezzo, mentre invece, se le impedenze sono diverse tra loro, una parte dell'energia è riflessa e parte trasmessa, questo secondo la legge di Snell:

$$\frac{C_1}{\sin \theta_i} = \frac{C_2}{\sin \theta_t} \quad (3.6)$$

Dove C_1 e C_2 sono le velocità dell'onda acustica, mentre i due angoli, rispettivamente l'angolo d'incidenza e l'angolo di rifrazione. Un altro fenomeno fisico che si può presentare riguarda lo scattering o diffusione dove le dimensioni delle particelle che compongono il tessuto sono inferiori alla lunghezza d'onda acustica con cui interagiscono, producendo un segnale di rifrazione e riflessione in tutte le direzioni indipendentemente dall'angolo di incidenza del segnale stesso. Altro aspetto da considerare è l'assorbimento, infatti l'ultrasuono perde potenza non solo nello scattering ma anche a causa dell'assorbimento,

in quanto parte dell'energia viene assorbita dalla materia e l'onda ad ultrasuoni viene convertita in calore.

3.3 Strumentazione e Generazione Ultrasuoni

Solitamente un ecografo è costituito da tre parti:

- sonda che trasmette e riceve il segnale;
- sistema elettronico che pilota il trasduttore, genera l'impulso di trasmissione, riceve l'eco di ritorno alla sonda e tratta il segnale ricevuto effettuando una compensazione e un campionamento;
- sistema di visualizzazione.

All'interno della sonda vi sono trasduttori piezoelettrici in grado sia di produrre che ricevere le onde ultrasoniche. L'effetto piezoelettrico si può dividere in diretto o inverso, un effetto piezoelettrico inverso applica una differenza di potenziale che va a generare una deformazione provocando le onde di pressione, nel nostro caso la generazione degli ultrasuoni, mentre il diretto per via di una deformazione meccanica, indotta nel nostro caso dalle onde, va a generare una differenza di potenziale tra le due facce tradotte in variazioni dei livelli di grigio. Tali trasduttori sono quindi in grado di formare l'immagine ecografica per via di una deformazione indotta da una pressione (dovuta nel nostro caso all'onda di pressione acustica).

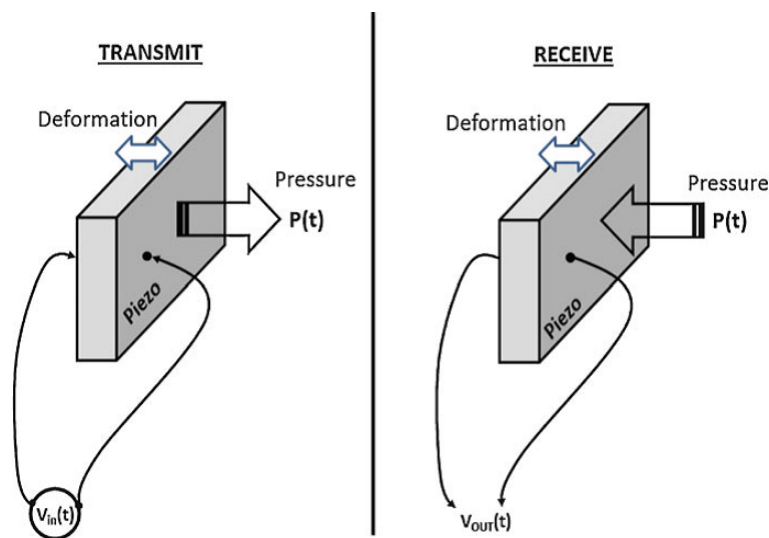


Figure 3.5: La figura mostra il principio di funzionamento in trasmissione e ricezione.

Tale operazione avviene attraverso un processo di registrazione, amplificazione e filtraggio. L'amplificazione è necessaria poiché la tensione ricevuta è generalmente inferiore a 1 Volt nel caso di elementi piezoelettrici dove l'impedenza acustica dell'elemento è molto più alta rispetto a quella dei tessuti molli. Di conseguenza se attaccato direttamente al corpo (supponendo di utilizzare un adeguato isolamento elettrico) la maggior parte dell'energia acustica trasmessa dalla sonda si rifletterà. Anche la risoluzione della sonda è un parametro molto importante in quanto è legato alla visualizzazione a monitor delle immagini. La risoluzione si misura in laterale e assiale: la prima è riferita alla capacità di un fascio ultrasonico di separare due oggetti adiacenti e quindi vicini nel piano X-Z, dipendendo dalla larghezza del fascio che deve essere minore del fascio che li separa.

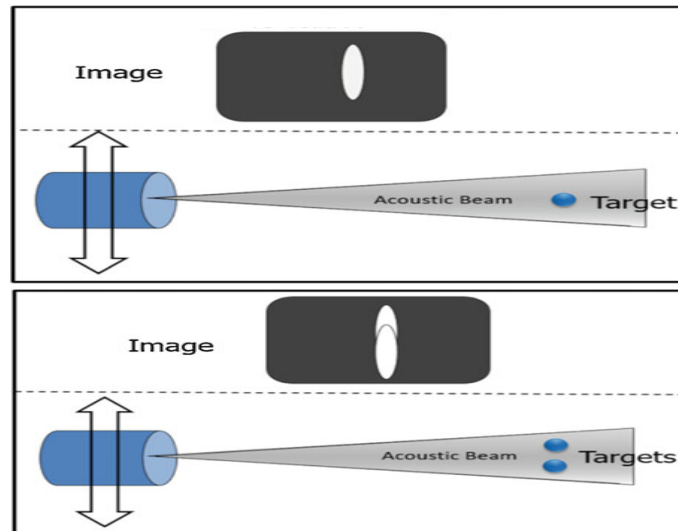


Figure 3.6: Una buona risoluzione laterale dipende dalla larghezza del raggio (chiamata funzione di diffusione puntuale (PSF)). In basso vediamo che un alta PSF permette una buona risoluzione laterale, in quanto è possibile separare i due oggetti adiacenti, mentre in alto nella figura vediamo una pessima risoluzione laterale, in quanto non è possibile separare gli oggetti adiacenti.

Per quanto riguarda la seconda invece indica la capacità di separare due oggetti disposti in serie lungo l'asse di propagazione(asse Y), maggiore sarà la frequenza e maggiore sarà dunque la risoluzione facilitando così la distinzione tra due oggetti (figura 3.7). La durata dell'impulso T è un altro parametro che influenza la risoluzione e in particolare maggiore è la durata dell'impulso e minore sarà la larghezza di banda ottenendo una scarsa risoluzione assiale. Viceversa, avremo una risoluzione assiale maggiore (figura 3.8)

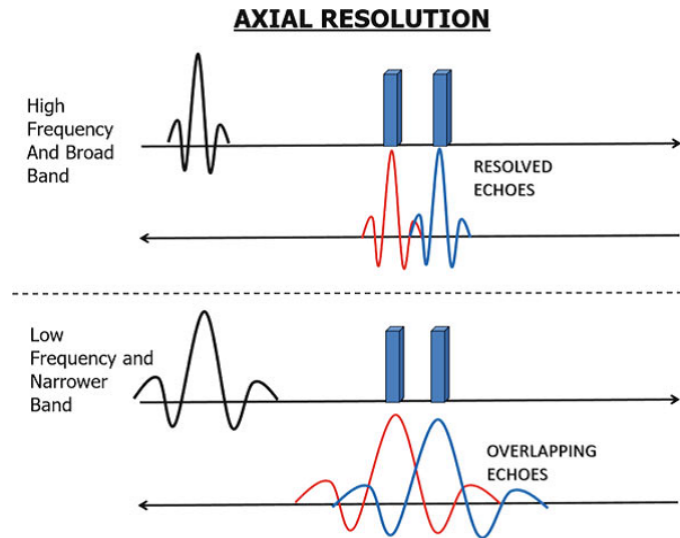


Figure 3.7: (In alto) Le alte frequenze e gli impulsi a banda larga producono echi stretti nel tempo che possono essere meglio risolti. (In basso) Le basse frequenze e gli impulsi a banda stretta producono echi temporalmente ampi che si sovrappongono e riducono la risoluzione assiale.

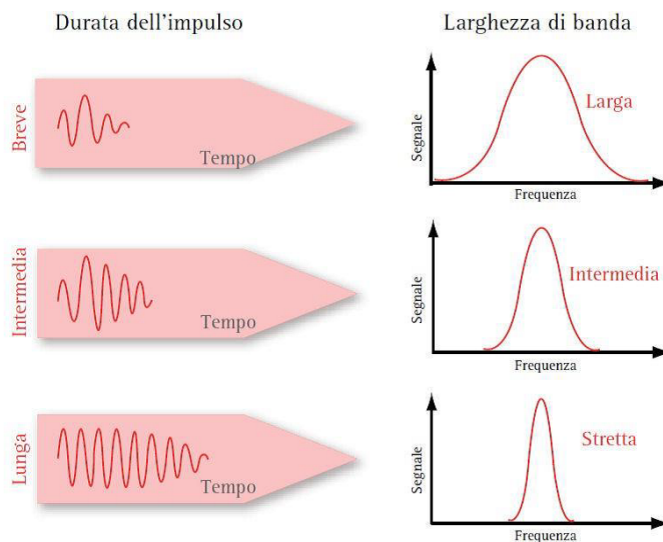


Figure 3.8: Si mostra come la banda varia al variare della durata dell'impulso.

Per quanto riguarda i sistemi di visualizzazione ne esistono di diversi tipi ma ci focalizzeremo brevemente solo sul B-Mode in quanto è la tecnica che è stata utilizzata per la generazione delle immagini in questo lavoro di tesi e anche perchè è una delle modalità di visualizzazione più utilizzata in ecografia. Nella tecnica il bianco corrisponde al massimo dell'intensità mentre il nero all'assenza di echi; la presenza di sfumature intermedie, invece, rappresentano i vari livelli di intensità. Il più semplice approccio di visualizzazione consiste nell'implementare una scansione cartesiana, il raggio è guidato meccanicamente o elettronicamente lungo la direzione orizzontale. Ogni linea viene aggiunta come colonna nella visualizzazione di immagini e a sua volta visualizzata come una linea verticale (lungo l'asse y), la posizione spaziale del punto di trasmissione è poi spostata lungo la direzione orizzontale (asse x), quindi una volta che il FOV(campo visivo planare) è stato scansionato la procedura è ripetuta e ogni linea[6].

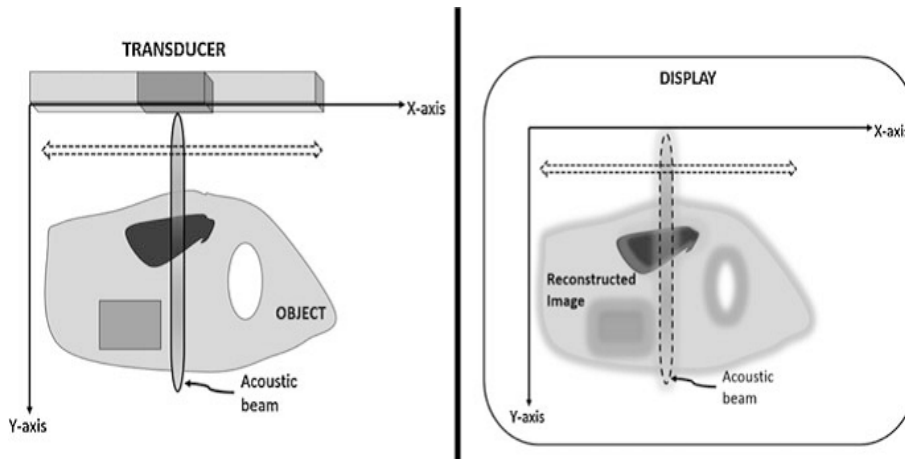


Figure 3.9: Rappresentazione schematica di un B-scan cartesiano.

Chapter 4

Metodi

In questo capitolo andremo a trattare i principali tipi di rumore che affliggono le immagini mediche e come cercare di ovviare a questo problema attraverso le tecniche di filtraggio. Infatti, nell'ambito dell'imaging, per permetterne una migliore interpretazione clinica, viene quasi sempre rimosso il rumore. Sempre più utilizzate sono anche le tecniche che permettono di evidenziare i bordi, contorni o altro mediante tecniche di edge detection, così da individuare le aree di maggiore interesse per un particolare caso clinico e/o diagnostico. Saranno pertanto citate anche le tecniche di edge detection maggiormente utilizzate. Il rumore è un segnale indesiderato, totalmente casuale, in ampiezza, fase e frequenza, che va a compromettere la qualità dell'immagine. Questo è intrinseco nel sistema di acquisizione (sensore) e compare inevitabilmente anche durante il processo di elaborazione. I principali rumori possono essere additivi o moltiplicativi, dove per la loro complessità, quest'ultimi sono più difficili da eliminare e interpretare con un modello matematico, ma sono anche quelli più presente nell'immagine ecografica.

Per prima cosa introduciamo il rumore di tipo additivo come:

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

Abbiamo quindi una funzione complessiva visualizzata su monitor data dal rumore che viene sommato all'immagine originale descritta con g . Tra le tipologie di rumore additivo, quello gaussiano è il più frequente e si manifesta principalmente in situazioni di scarsa illuminazione. La figura 4.1 descrive il comportamento gaussiano:

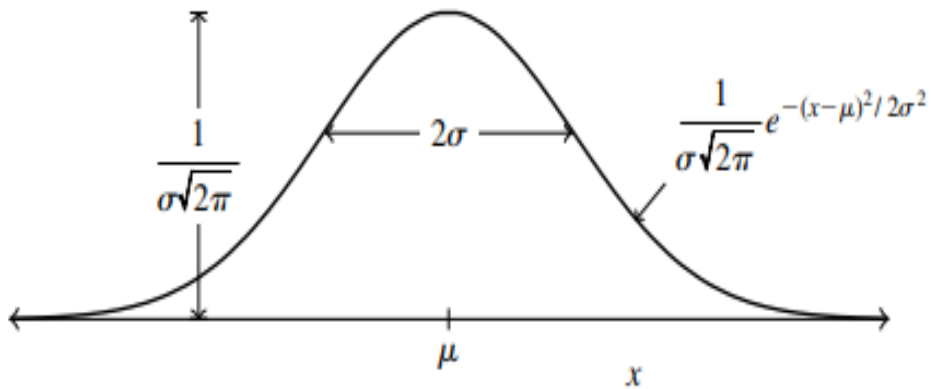


Figure 4.1: L'immagine rappresenta il rumore di tipo gaussiano, descritto da una funzione di densità di probabilità.

Di seguito vengo mostrate delle immagini prive o soggette a rumore gaussiano:

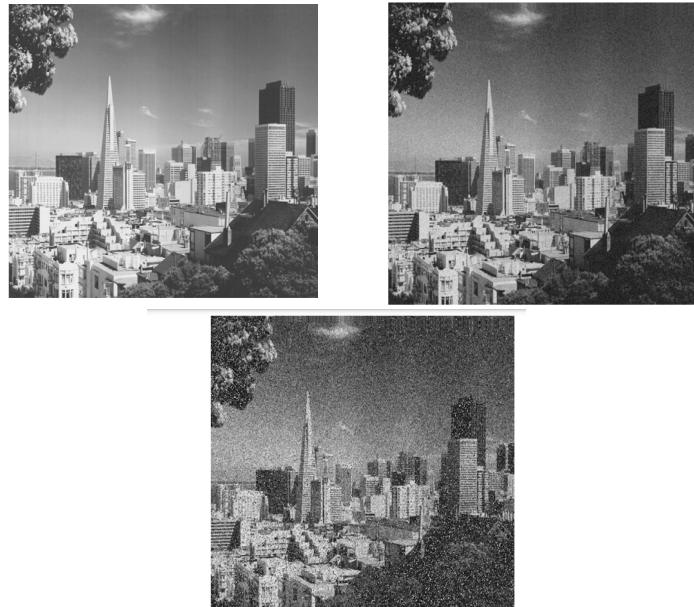


Figure 4.2: La prima immagine non soggetta a rumore, mentre nelle altre due la qualità dell'immagine peggiora all'aumentare del rumore, questo aumentando la sua varianza.

Un altro tipo di rumore è il rumore sale e pepe (definito anche come impulsivo) che ci dà dei valori di saturazione nell'immagine pari a 0 e 255, andando a rappresentare dei puntini bianchi e neri lungo tutta l'immagine.

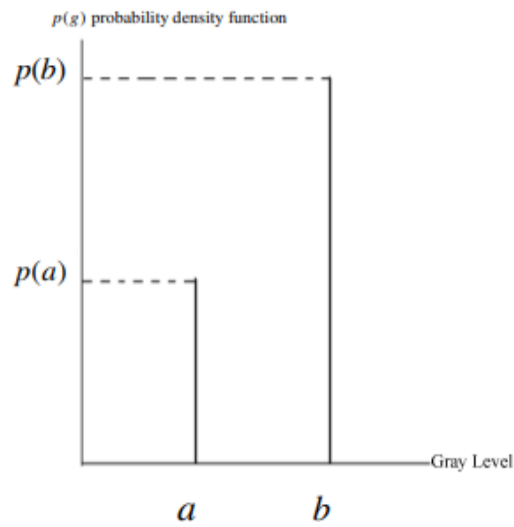


Figure 4.3: L'immagine mostra il rumore sale e pepe, avente due picchi di diversa intensità. Gli impulsi negativi appaiono come pixel neri (pepe) e quelli positivi come pixel bianchi (sale), quindi i valori dei pixel sono corrotti a un valore max e un valore min(motivo per cui questo rumore viene chiamato rumore sale e pepe).

Altri tipi di rumore sono quelli di tipo moltiplicativo:

$$f(x, y) = g(x, y)\eta(x, y) \tag{4.2}$$

Un esempio di rumore moltiplicativo è il rumore Speckle che è presente maggiormente nelle immagini ultrasoniche. Speckle significa "macchiolina" e questo si genera quando un tessuto che si comporta come un mezzo disordinato interagisce con un'onda incidente per via delle particelle che sono disposte in modo casuale nel tessuto. L'onda viene "scatterata" creando fenomeni di interferenza costruttiva e distruttiva. Il risultato di questi fenomeni è la sovrapposizione di onde tra loro interferenti a diversa ampiezza e fase che generano un complesso pattern casuale che va a deteriorare il segnale acquisito e a sua volta l'immagine, creando quindi delle macchioline. Per questo motivo spesso è necessario migliorare l'immagine con filtri specifici prima di utilizzarle in applicazioni [7]. Dal punto di vista matematico il rumore Speckle può essere descritto attraverso una distribuzione di Rayleigh [8]:

$$F(z) = \begin{cases} \frac{z}{\sigma^2} e^{-\frac{z}{2\sigma^2}} & Z > 0 \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

dove si ha che Z sono i livelli di grigio e σ la deviazione standard. Inoltre, lo speckle è anche un contenuto informativo molto importante dell'immagine ecografica, legata alla texture dei tessuti.



Figure 4.4: In alto immagini prive di rumore Speckle, in basso immagini soggette a tale rumore.

4.1 Filtraggi Classici

Per risolvere quanto più possibile il problema del rumore nelle immagini digitali, la procedura standard utilizzata è quella di utilizzare delle tecniche di filtraggio. I filtri maggiormente utilizzati per la rimozione del rumore sono i filtri di Smoothing, essi si basano su filtraggi di tipo passa basso. Un filtro di Smoothing può essere un filtro a media mobile, esso esegue una convoluzione e sostituisce a ogni pixel la media dei valori dei pixel nell'intorno definito, così riducendo le differenze di grigio tra punti vicini. Un approccio alternativo fa ricorso il filtro Mediano per effetto del quale un pixel è sostituito dal valore mediano dei pixel nell'intorno che ha come effetto di forzare i pixel ad assumere un valore uguale a quello di uno dei pixel circostanti, eliminando così eventuali punti isolati di intensità solitamente generati dal rumore sale e pepe [9].

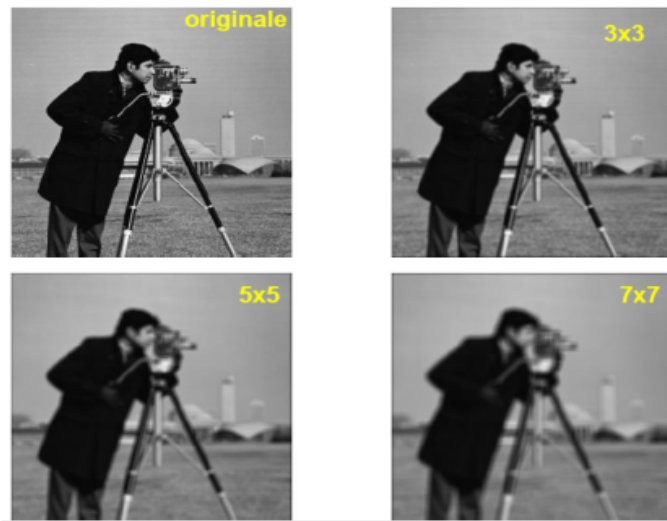


Figure 4.5: La figura mostra come varia l'immagine con l'utilizzo di diverse maschere per un filtro a media mobile.



Figure 4.6: Applicazione di un filtro mediano con eliminazione del rumore indesiderato.

4.2 Filtraggi per Rumori Moltiplicativi

Nonostante questi saranno i filtri con cui verranno effettuate le varie prove per le immagini a ultrasuoni in questo lavoro di tesi, verrà fatta solo una breve introduzione dei vari modelli, in quanto, i filtri per la rimozione del rumore moltiplicativo sono filtri basati quasi sempre su equazioni differenziali che rendono molto efficiente il modello ma molto complesso dal punto di vista matematico. Per eliminare il rumore di tipo Speckle o qualsiasi altro tipo di rumore moltiplicativo, le tecniche maggiormente utilizzate sono le tecniche di Despeckle. Il filtro più efficiente per questo tipo di rumore è lo SRAD, questo è un filtro di diffusione molto sensibile ai bordi; in quanto sfrutta i vantaggi della diffusione anisotropa includendo l'arrotondamento per alcune aree e la conservazione del bordo. Questo filtro funziona bene per immagini mediche a ultrasuoni, un altro tipo di filtro è il filtro di Frost, che si basa su un fattore di smorzamento esponenziale che è il fattore chiave nel controllo della scorrevolezza del filtro, in cui tanto più il fattore di smorzamento è piccolo, tanto più l'immagine tende ad essere smussata [10]. Abbiamo poi il filtro di Lee e Kuan che permettono un equilibrio tra le regioni omogenee dove i bordi e le caratteristiche dei punti esistono. Questo equilibrio dipende dal coefficiente di variazione all'interno della finestra scelta [11].

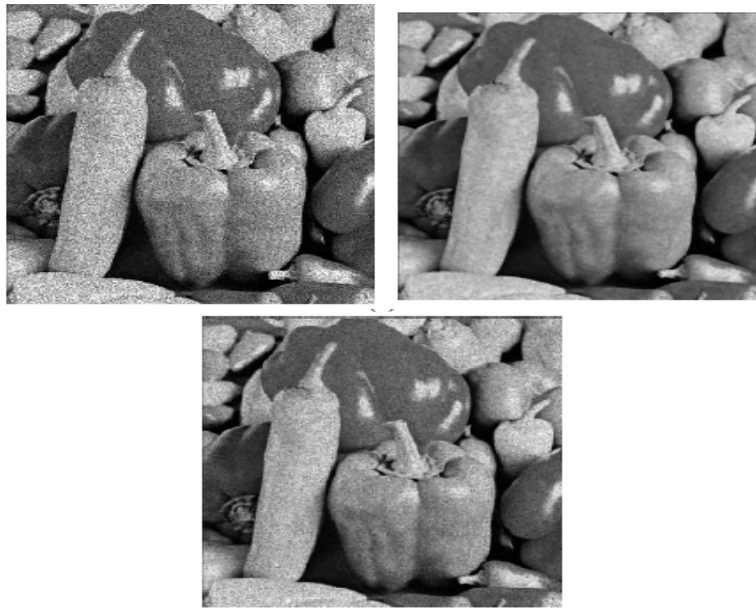


Figure 4.7: La prima immagine a sinistra mostra un'immagine soggetta a Speckle, a destra un'immagine filtrata con SRAD, in basso un immagine filtrata con Frost.

4.3 Tecniche di Edge Detection

Al fine di evidenziare in modo preciso e dettagliato i bordi di determinate strutture d'indagine presenti nelle immagini mediche, dopo una prima fase di filtraggio si passa alle tecniche di edge detection. Questo permette di avere una buona rilevanza clinica ed effettuare un'analisi dettagliata, risaltando aree poche visibili in ambito diagnostico. Le tecniche di edge detection, eseguono sull'immagine medica un'operazione di derivazione prima o seconda.

$$\frac{d}{dx}[f(x, y)] + \frac{d}{dy}[f(x, y)] \quad (4.3)$$

$$\frac{d^2}{dx^2}[f(x, y)] + \frac{d^2}{dy^2}[f(x, y)] \quad (4.4)$$

Ciò significa andare a lavorare su gradiente o sul laplaciano e di essere di fronte ad un'operazione di filtraggio passa alto, quindi mettendo in evidenza le alte frequenze, tagliando le basse, mettendo in risalto le aree dove l'immagine varia molto, ovvero nei contorni e nei bordi [12].

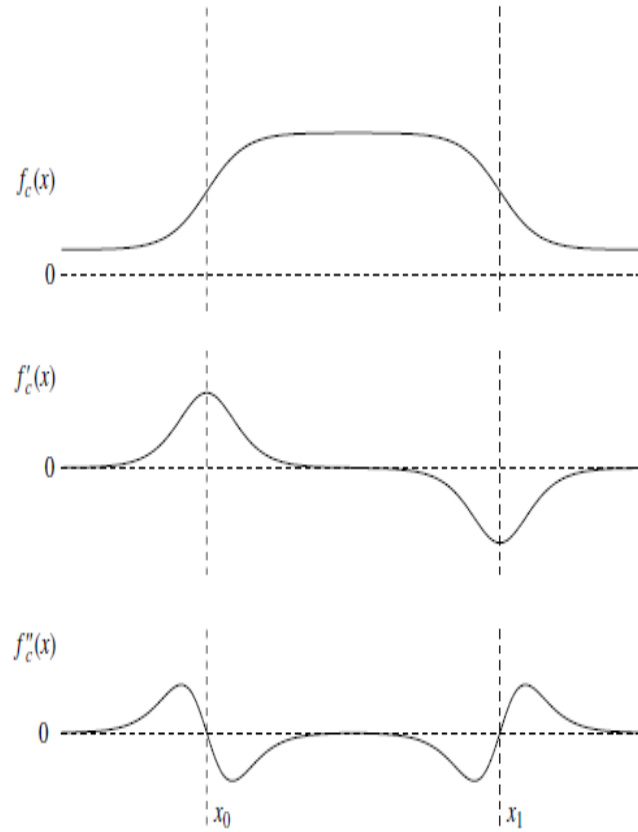


Figure 4.8: Funzione iniziale e le sue derivate, i punti indicano gli edge localizzati.

L'effetto della derivata seconda permette di ottenere contorni più sottili, a differenza della derivata prima che produce edge piuttosto spessi [13]. Tipi di algoritmi direzionali di edge detection basati su derivata prima sono ad esempio l'algoritmo di Sobel, Canny e Prewitt. Il primo ha come scopo la ricerca di punti validi di contorno nei massimi locali della derivata prima. L'algoritmo stabilisce una soglia (cut-off o threshold) che può essere calcolata in modo automatico o impostata direttamente dall'operatore. Un metodo molto semplice per stabilire il valore della soglia può essere quello di valutare

il rapporto tra la somma delle intensità di ogni pixel ed il numero dei pixel costituenti la matrice immagine.

| | | |
|----|---|----|
| -1 | 0 | +1 |
| -2 | 0 | +2 |
| -1 | 0 | +1 |

G_x

| | | |
|----|----|----|
| +1 | +2 | +1 |
| 0 | 0 | 0 |
| -1 | -2 | -1 |

G_y

Figure 4.9: Kernel lungo x e lungo y dell'algorithmo di Sobel

L'algorithmo di Prewitt si basa sulle stesse considerazioni del precedente. La differenza fondamentale tra i due filtri si evidenzia nei kernel, in quanti in quelli di Prewitt sono sempre direzionali ma non fanno alcuna differenza tra gli elementi adiacenti al pixel che viene analizzato.

| | | |
|----|---|----|
| -1 | 0 | +1 |
| -1 | 0 | +1 |
| -1 | 0 | +1 |

G_x

| | | |
|----|----|----|
| +1 | +1 | +1 |
| 0 | 0 | 0 |
| -1 | -1 | -1 |

G_y

Figure 4.10: Kernel lungo x e lungo y dell'algorithmo di Prewitt

Un algoritmo è quello di Canny che viene ormai definito come lo standard in ambito di imaging per via dei risultati che si riescono ad ottenere applicando correttamente tutti gli step dell'algoritmo [14]. Infatti per questo, l'algoritmo di Canny si divide in quattro fasi:

1. Riduzione del rumore;
2. Ricerca del gradiente di luminosità dell'immagine;
3. Soppressione dei non-massimi e calcolo della derivata direzionale;
4. Individuazione dei contorni mediante sogliatura con isteresi.

Per ridurre il rumore si applica un filtro gaussiano, il cui valore di deviazione standard può essere modificato in modo da prediligere il riconoscimento di bordi piccoli e netti oppure più grandi e gradualmente. Si effettua poi la ricerca del gradiente della luminosità dell'immagine calcolando i gradienti, dove nella maggior parte delle implementazioni i valori dei gradienti vengono calcolati utilizzando l'operatore di Sobel. Nella fase di soppressione dei non-massimi si azzerano i valori dei pixel non considerati parte del contorno, cioè i pixel il cui valore di intensità non è maggiore di quello dei pixel adiacenti situati lungo la direzione individuata. Il risultato è un'immagine binaria con una linea sottile in corrispondenza dei bordi dell'immagine. Infine, la sogliatura con isteresi, ed è costituito da un range di soglia più bassa e uno di soglia più alta. Ogni punto del gradiente superiore al valore di soglia alta viene automaticamente definito parte del contorno, inoltre ogni punto del contorno che abbia un valore del gradiente superiore al valore di soglia bassa entra a far parte del contorno, assegnando così valore pari a 0 a tutti i valori al di sotto della soglia più bassa [15]. Le tecniche di edge detection basate su derivata seconda, cercano di rilevare i punti del contorno

considerandoli non come massimi del gradiente ma come zeri della funzione Laplaciana (operazione definita zero crossing). Ad esempio, l'algoritmo di edge basato su Laplaciano, evidenzia le regioni di rapida variazione di intensità presenti nell'immagine ed è quindi spesso utilizzato per il rilevamento dei bordi, data però l'intensità della derivata seconda l'immagine risulterà più rumorosa, si rende quindi necessario l'utilizzo di un filtraggio passa basso [16] [17].

| | | |
|---|----|---|
| 1 | 1 | 1 |
| 1 | -8 | 1 |
| 1 | 1 | 1 |

| | | |
|----|----|----|
| -1 | 2 | -1 |
| 2 | -4 | 2 |
| -1 | 2 | -1 |

Figure 4.11: Kernel algoritmo del Laplaciano

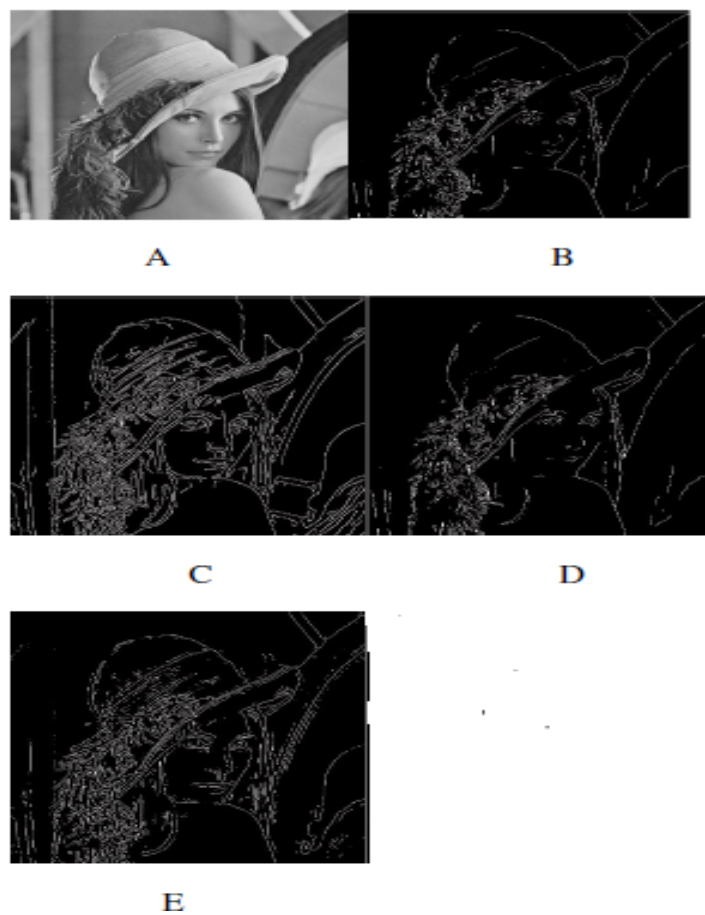


Figure 4.12: (a) immagine originale, (b) Sobel, (c) Canny, (d) Prewitt, (e) Laplaciano di Gaussiana

Chapter 5

Risultati

In questo capitolo verranno descritti i risultati ottenuti mettendo in evidenza le componenti e le tecniche utilizzate. Per l'inizio del lavoro sono state acquisite immagini in modalità B-mode generate da un ecografo Esaote, dove ci si è focalizzandoci su una particolare area, nello specifico su una linea, in quanto la sua integrità e il suo riconoscimento potrebbe permettere una classificazione dello status patologico [2]. Le stadiazioni della fibrosi epatica vengono classificate dalla più lieve F0 alla più severa F4, passando per stadiazioni più blande come F1, a stadiazioni intermedie F2-F3. Come proposto precedentemente nell'articolo, dall'analisi della linea possiamo andare ad individuare lo stato clinico e di stadiazione della fibrosi epatica, la quale risulta identificata solo nei primi livelli di stadiazione, mentre con l'aumentare dello stato patologico si ha sempre più difficoltà nel suo riconoscimento [2]. I dati a nostra disposizione comprendevano un set di 44 immagini per la stadiazione F0, 31 per F1, 35 per F2, 17 per F3 e 30 per F4, successivamente le immagini prese in considerazione per le nostre analisi sono state scelte in maniera arbitraria per ogni grado di stadiazione.

Di seguito la figura 5.1 mostra le immagini ad ultrasuoni prese in considerazione, per ognuna è stata evidenziata manualmente la linea d'indagine.

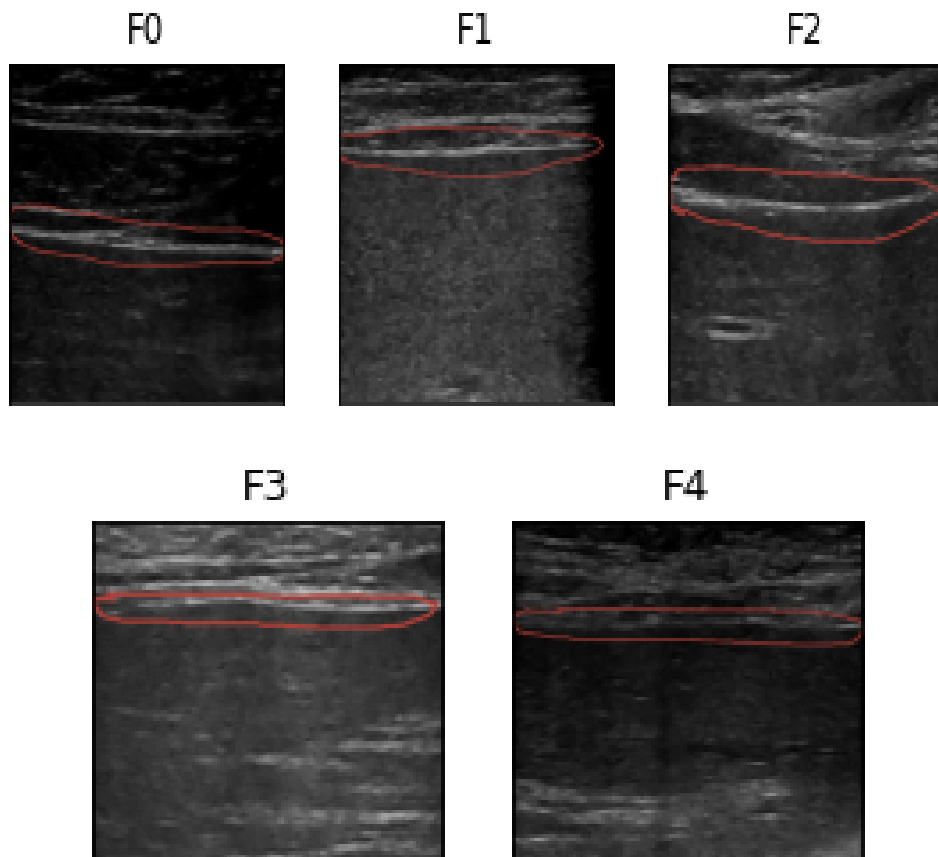


Figure 5.1: Le immagini mostrano le diverse stadiazioni dalla F0 alla F4. In rosso viene evidenziata la linea d'indagine presa in considerazione per i nostri studi.

Per prima cosa attraverso il software ImageJ sono state create in modo manuale 11 immagini simulate, aventi sfondo nero e una linea a contrasto crescente da 30 a 255, per aumentarne poi la complessità e renderle il più realistiche possibile è stato aggiunto un rumore di tipo gaussiano. La figura 5.2 mostra un esempio delle immagini simulate utilizzate.

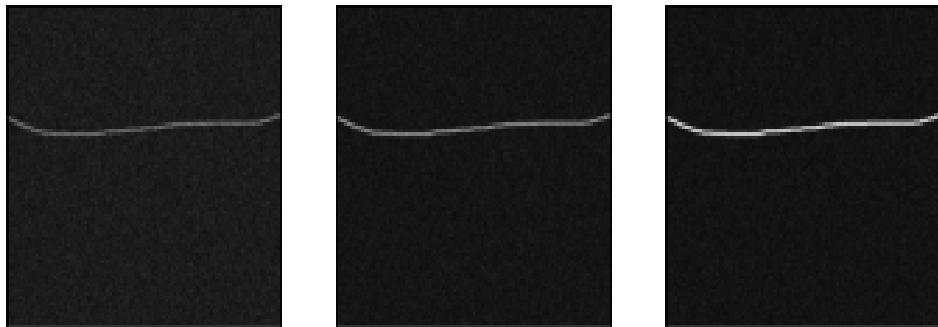


Figure 5.2: Immagini simulate a contrasto crescente(30,133,255) ottenute attraverso il software ImageJ.

Di seguito nella Tabella 5.1, vengono riassunte le caratteristiche descritte per le immagini simulate, dove per ognuna è stata aggiunta la varianza del rumore pari a 25.

Table 5.1: Caratteristiche Immagini

| Immagini | Contrasto Sfondo | Contrasto Linea | Pixel Totali | Pixel Linea |
|-------------|------------------|-----------------|--------------|-------------|
| Simulata 1 | 0 | 30 | 512x512 | 40x510 |
| Simulata 2 | 0 | 60 | 512x512 | 40x510 |
| Simulata 3 | 0 | 82 | 512x512 | 40x510 |
| Simulata 4 | 0 | 104 | 512x512 | 40x510 |
| Simulata 5 | 0 | 119 | 512x512 | 40x510 |
| Simulata 6 | 0 | 133 | 512x512 | 40x510 |
| Simulata 7 | 0 | 155 | 512x512 | 40x510 |
| Simulata 8 | 0 | 182 | 512x512 | 40x510 |
| Simulata 9 | 0 | 207 | 512x512 | 40x510 |
| Simulata 10 | 0 | 230 | 512x512 | 40x510 |
| Simulata 11 | 0 | 255 | 512x512 | 40x510 |

Successivamente, sia per le immagini simulate che per le immagini ad ultrasuoni, è stata effettuata un'analisi qualitativa e quantitativa, la prima per rappresentare visivamente l'immagine e la seconda per dare un riscontro matematico per confermare o meno la capacità delle tecniche adoperate per l'individuazione dei vari stadi patologici.

5.1 Filtraggio

Il primo passo è stato studiare l'effetto del filtraggio calcolando il rapporto segnale-rumore, descritto dalla seguente formula:

$$SignalToNoise = 20Log_{10}\left(\frac{P_{Signal}}{P_{Noise}}\right) = \frac{\sigma^2 Signal}{\sigma^2 Noise} \quad (5.1)$$

Per calcolare il rapporto segnale-rumore è stata presa in considerazione la varianza dell'immagine della sola linea e la varianza dell'immagine contenente solo il rumore, questo considerando sia le immagini originali, ovvero senza applicare tecniche di filtraggio, sia applicando due diverse tecniche di filtraggio. Le tecniche di filtraggio utilizzate sono il filtro di Frost, utilizzando le maschere 3x3 e 5x5, e il filtro di SRAD a iterazione 10, 20 e 30. Dalla figura 5.3 possiamo vedere qualitativamente l'effetto dei filtri sulle immagini simulate, si nota come applicando i filtri la qualità delle stesse migliori, questo si evidenzia sia per lo sfondo e sia per la sola linea.

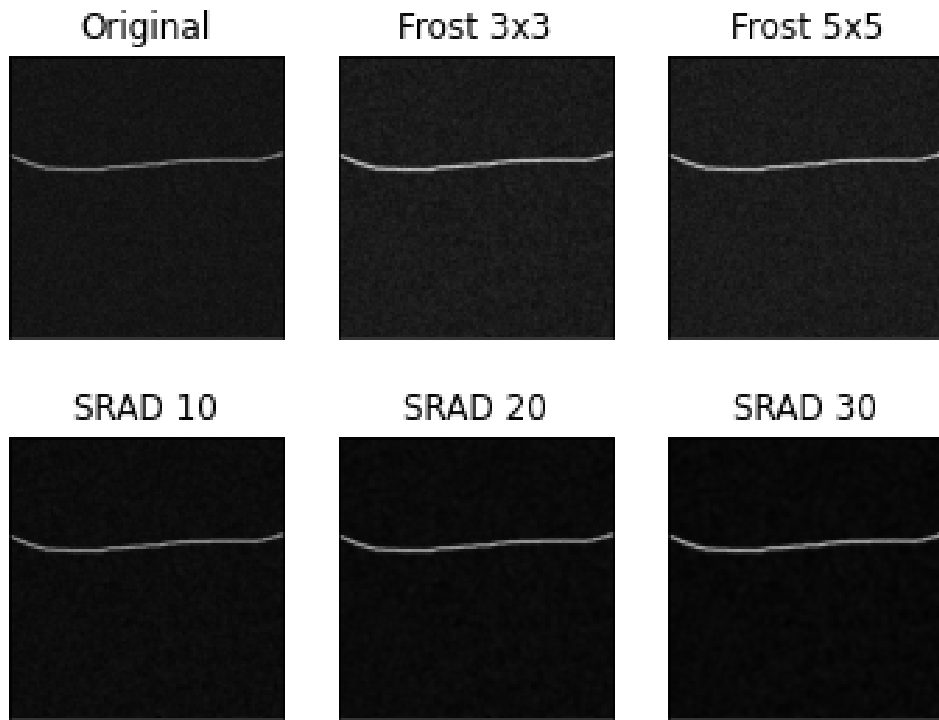


Figure 5.3: Immagine simulata a contrasto 135 messa a confronto con le varie tecniche di filtraggio. In alto vediamo la prima immagine senza alcun filtraggio, accanto la stessa ma adoperando le varie maschere del filtraggio Frost, mentre in basso vediamo le 3 diverse iterazioni con il filtraggio SRAD.

Dal punto di vista quantitativo i risultati ottenuti sono mostrati in figura 5.4, dove per le immagini simulate si evidenzia che l'immagine al variare del contrasto della linea da 30 a 255 ha un SNR che aumenta.

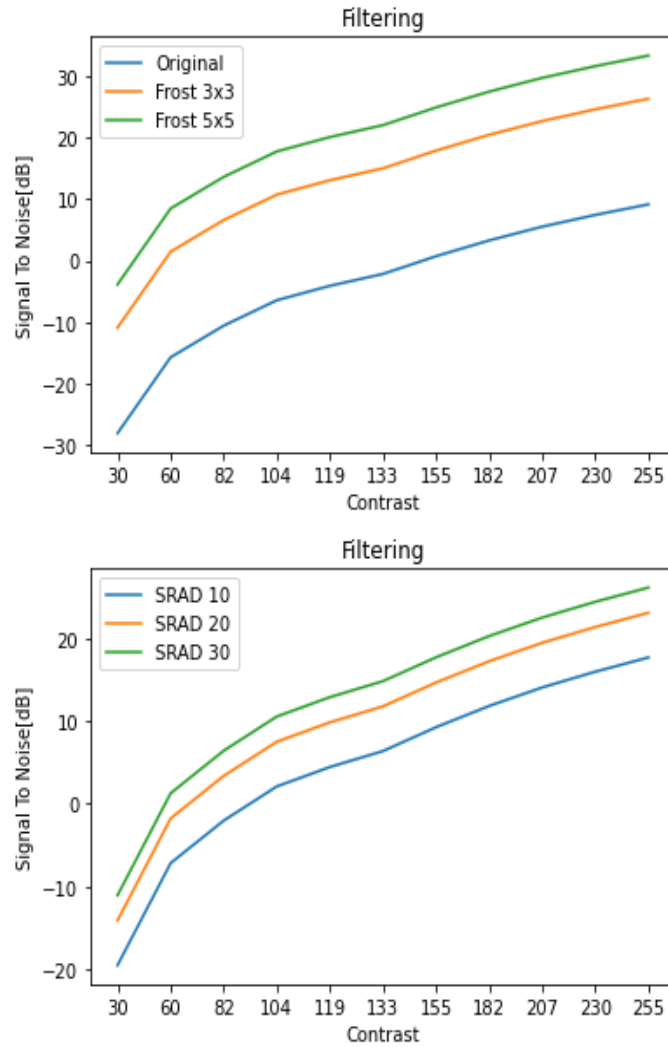


Figure 5.4: Le figure mostrano come all'aumentare del contrasto della linea aumenti il rapporto segnale rumore, questo confrontando le immagini non filtrate con le tecniche di filtraggio. Sull'asse delle X troviamo i valori di contrasto crescente, mentre sull'asse delle Y troviamo il rapporto segnale-rumore espresso in decibel.

Lo studio del SNR mostra come all'aumentare dell'iterazione con il filtraggio SRAD e all'aumentare della maschera utilizzata con Frost si ha un maggior SNR. Per il resto delle analisi prenderemo in considerazione il filtraggio Frost con dimensione 5x5 e il filtraggio SRAD con iterazione a 20, tali scelte sono supportate dal fatto che all'aumentare dell'iterazione del filtraggio SRAD il rapporto segnale rumore cresce, però all'aumentare dell'iterazione avrà un'immagine sempre più sfocata, oltre a perdere dettagli importanti durante lo svolgimento dell'edge detection, mentre per il filtraggio Frost, si sceglie il 5x5 in quanto il 3x3 andrebbe a filtrare poco l'immagine di partenza. La figura 5.5 mostra come varia la qualità delle immagini andando ad utilizzare il filtro di Frost 5x5 e il filtro di SRAD a iterazione 20, questi applicati a immagini simulate con contrasto crescente.

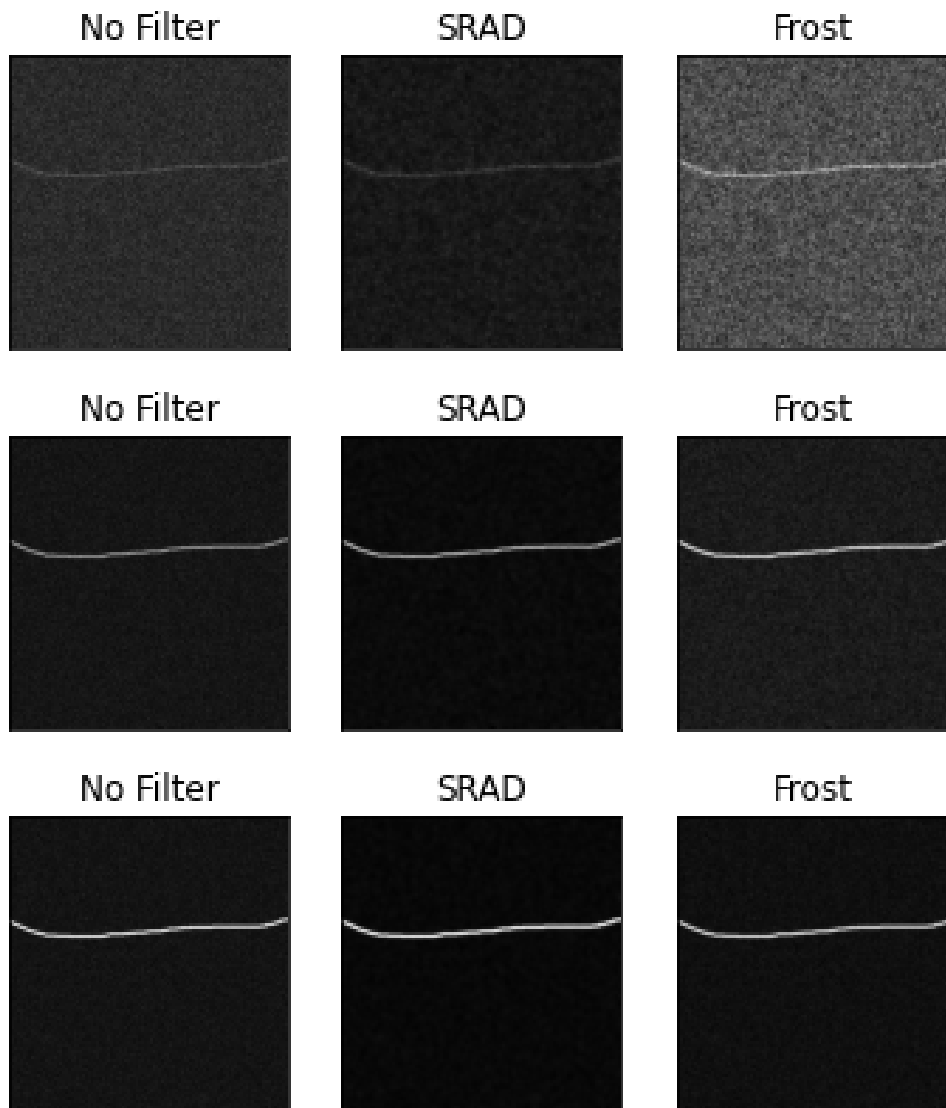


Figure 5.5: Immagini simulate a contrasto 30,135,255, senza alcun filtraggio e con filtraggio Frost 5x5 e filtraggio SRAD a iterazione 20.

Dalla figura 5.6 si evince che quantitativamente i due filtri dimostrano di avere un miglior rapporto segnale rumore rispetto alle immagini non filtrate, mentre confrontando le due tecniche di filtraggio, ne scaturisce che il SNR migliore in termini qualitativi e quantitativi è per il filtraggio Frost 5x5.

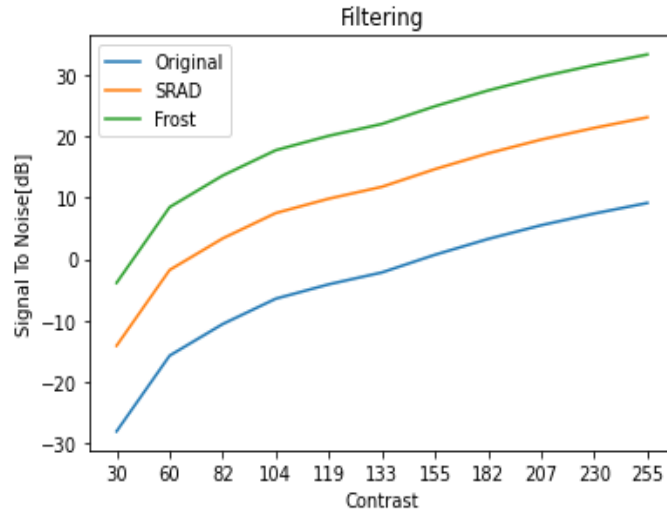


Figure 5.6: Rapporto segnale-rumore per immagini simulate non filtrate e filtrate con Frost 5x5 e SRAD a iterazione 20

Passando alle immagini ad ultrasuoni è stato per prima cosa calcolato il SNR, considerando sempre la varianza della sola linea con la varianza del solo rumore, si è poi andati a calcolare il Mean Preservation Index, che permette di identificare quanto sono stati preservati gli indici dell'immagine dopo il filtraggio [18]. Dalla figura 5.7 alla 5.9 si mostra come varia la qualità delle immagini ad ultrasuoni andando a effettuare o meno il processo di filtraggio.

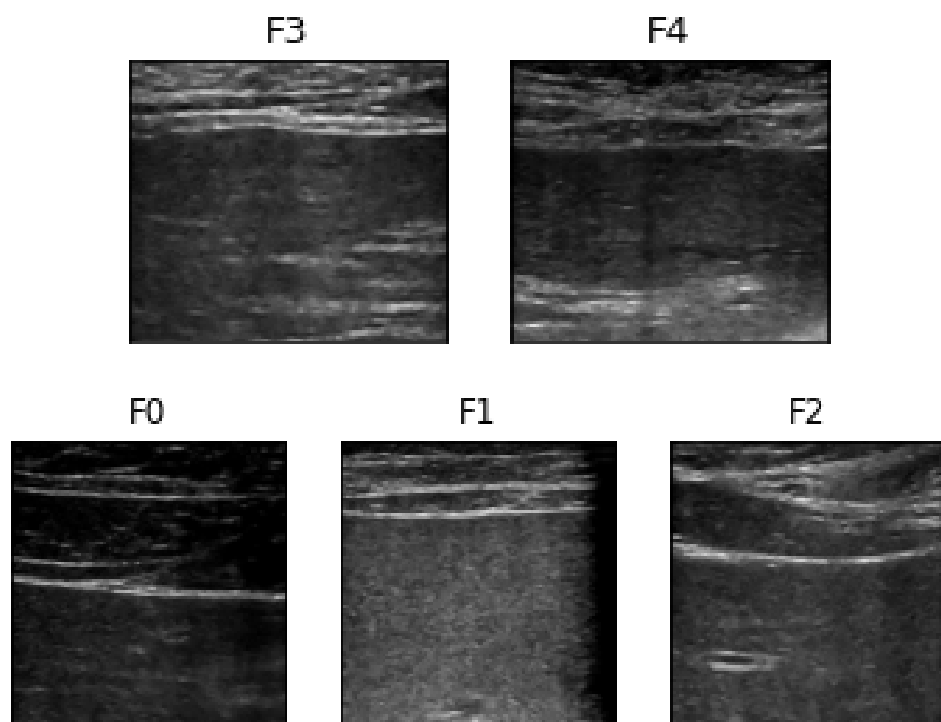


Figure 5.7: Immagini delle diverse stadiazioni senza il processo di filtraggio

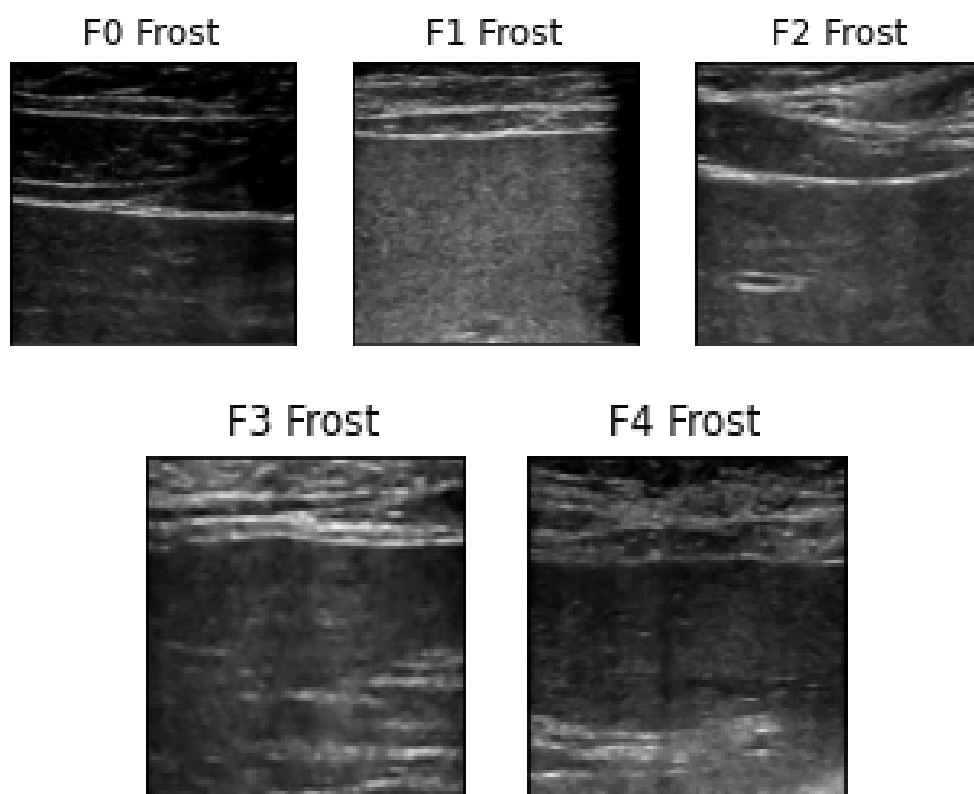


Figure 5.8: Immagini delle diverse stadiazioni con il filtraggio Frost

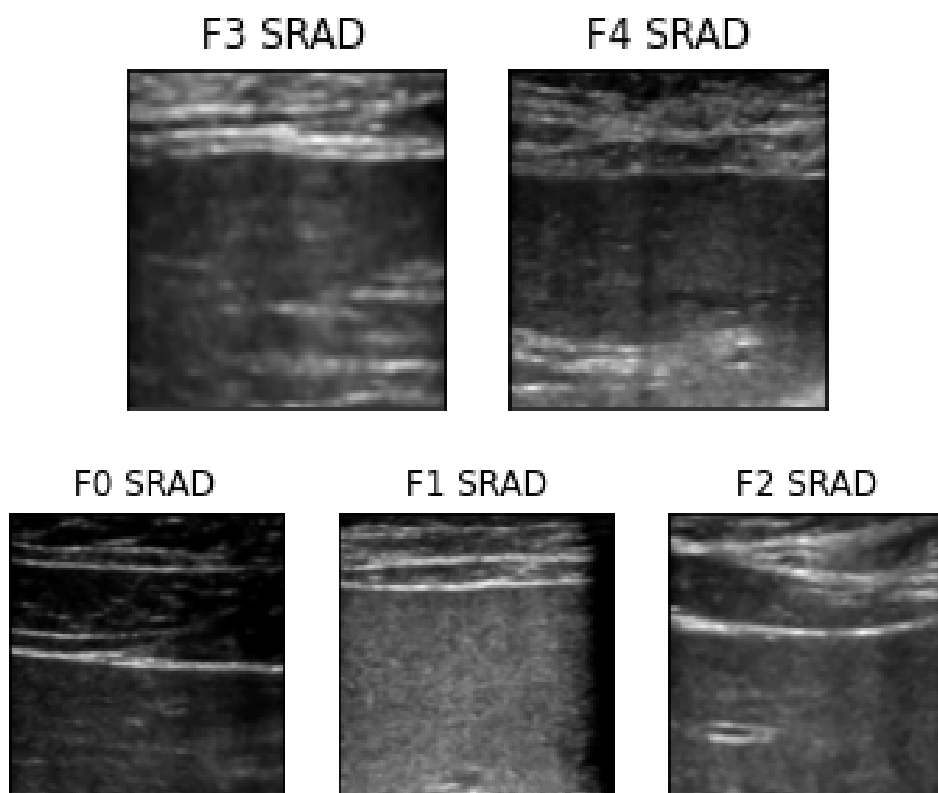


Figure 5.9: Immagini delle diverse stadiazioni con il filtraggio SRAD

Qualitativamente parlando si vede come il filtraggio SRAD vada a mettere più in risalto l'intensità della linea glissoniana e dell'intera immagine, questo per tutte le stadiazioni. Dal punto di vista quantitativo la figura 5.10 mostra come il filtraggio SRAD mantenga sempre un buon rapporto segnale rumore: inizialmente si vede come il rapporto segnale-rumore vada meglio anche senza filtrare l'immagine, andando però a considerare un livello di stadiazione sempre più alto, dove la linea glissoniana ha maggiore difficoltà ad essere riconosciuta, il filtraggio SRAD ci permette di mantenere una buona qualità immagine e un buon rapporto segnale-rumore.

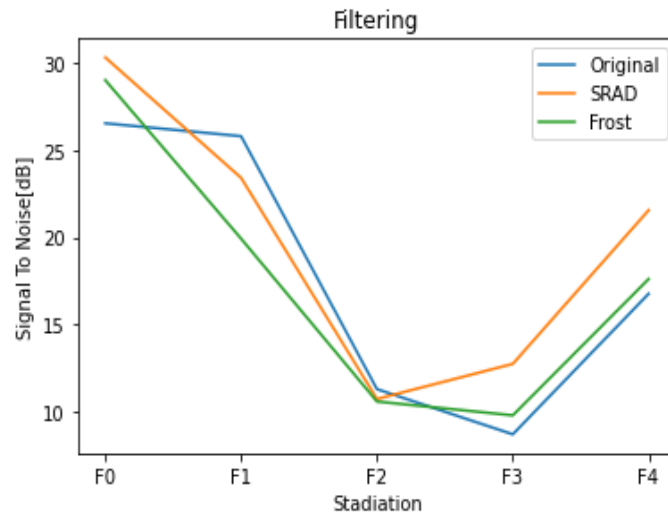


Figure 5.10: Il grafico descrive come varia il rapporto segnale rumore considerando tutte le stadiazioni. Sull'asse delle X abbiamo i diversi gradi di stadiazione(F0-F4), sull'asse delle Y abbiamo il rapporto segnale-rumore espresso in decibel. In verde abbiamo le immagini ad ultrasuoni filtrate con Frost, in arancione con SRAD e il blu senza alcuna tecnica di filtraggio.

In conclusione, sia in termini qualitativi che quantitativi, per le nostre immagini ad ultrasuoni, la tecnica migliore è attraverso il filtraggio SRAD, questo viene confermato soprattutto nelle stadiazioni più alte(F3-F4) in cui la capacità di riconoscere la linea glissoniana è molto bassa. Il fatto che le immagini simulate presentino un vantaggio per il filtraggio di Frost rispetto allo SRAD potrebbe essere dovuto al fatto che le immagini in questione sono soggette a un rumore di tipo additivo, mentre i filtri utilizzati per le immagini sono filtri per rumore moltiplicativo. Quindi per immagini complesse come quelle ad ultrasuoni, lo SRAD sembra essere il metodo migliore. Questo viene anche confermato dal calcolo del MPI(Mean Preservation Index), effettuato in quanto le immagini ad ultrasuoni sono molto soggette a speckle, quindi spesso tecniche di filtraggio vanno a smussare i bordi o far perdere

informazioni d'interesse. Di seguito viene descritta brevemente la formula che descrive il Mean Preservation Index:

$$MPI = \frac{\mu_{NoiseImage} - \mu_{ImageFiltered}}{\mu_{NoiseImage}} \quad (5.2)$$

dove la media è indicata con μ .

La figura 5.11 descrive che con il calcolo del MPI gli indici dell'immagine vengono meglio conservati attraverso il filtraggio di SRAD, questo avviene per tutti i gradi di stadiazione.

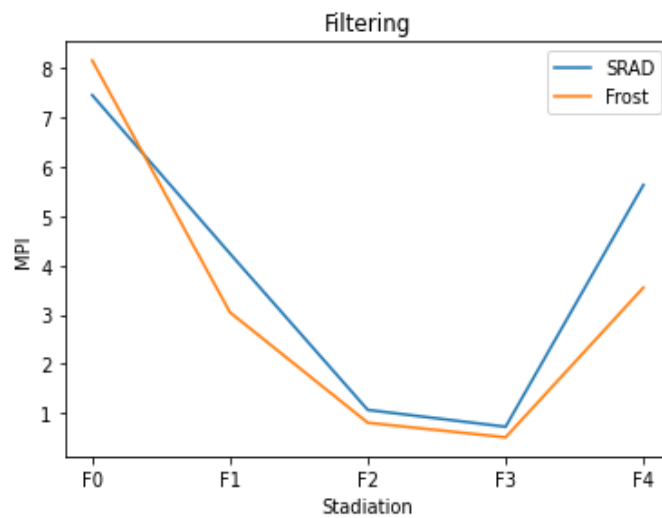


Figure 5.11: Il grafico descrive come varia il Mean Preservation Index tra i diversi gradi di stadiazione rispetto le tecniche di filtraggio Frost e SRAD.

5.2 Edge Detection

Dopo il filtraggio, sono state applicate quattro differenti tecniche di Edge Detection, in prima analisi si è sempre effettuata una misura di tipo qualitativa, mentre per dare un riscontro quantitativo si è andati a calcolare l'errore quadratico medio tra l'edge detection dell'immagine contenente la sola linea d'interesse e quella contenente tutto il resto dell'immagine, questo per capire quanto le tecniche di edge utilizzate andassero a scartare o meno informazioni irrilevanti dalle nostre immagini. Di seguito descriviamo brevemente l'errore quadratico medio come:

$$MSE = \sum_{i=1}^N (Y_i - Y'_i)^2 \quad (5.3)$$

Dove Y_i rappresenta i valori "reali", ovvero i valori ottenuti ritagliando la sola linea, mentre invece Y'_i rappresenta i valori di "test" ovvero i valori ottenuti dall'intera immagine, confrontando i due valori si ottiene l'errore quadratico medio, il cui tanto più è minore, tanto più il nostro modello risulterà corretto e affidabile. Le tecniche di edge detection utilizzate sono gli algoritmi di Prewitt, Sobel, Laplaciano e Canny; per i primi 3 siamo andati ad utilizzare delle maschere di dimensione 3x3, mentre per il metodo di Canny abbiamo utilizzato una sogliatura 20-150, in quanto dopo aver effettuato diverse prove, per le immagini ad ultrasuoni prese in considerazione risultava essere il range di sogliatura più adatto. Di seguito dalla figura 5.12 alla 5.17 vengono mostrate delle immagine simulate a contrasto crescente, prive di tecniche di filtraggio e filtrate con Frost 3x3 e SRAD a iterazione 20, applicando poi le tecniche di edge detection.

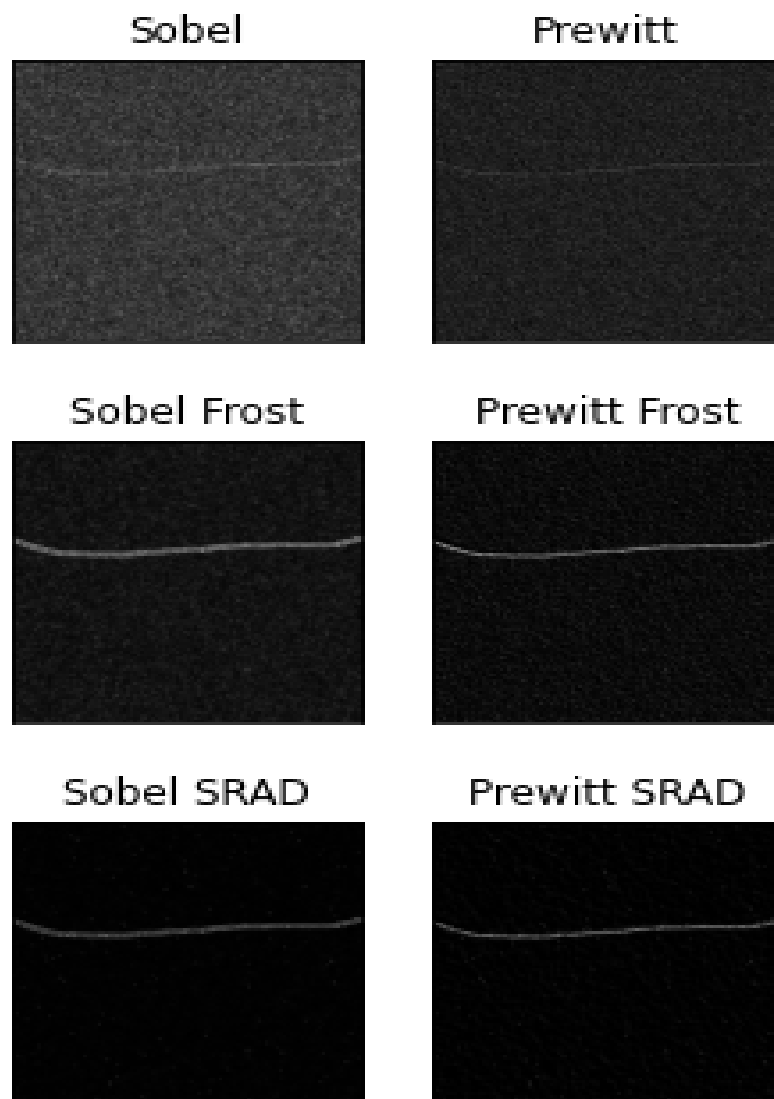


Figure 5.12: Immagini simulate a contrasto 30. In alto vediamo le immagini prive di filtraggio, in centro e in basso utilizzando il filtraggio di Frost e SRAD.

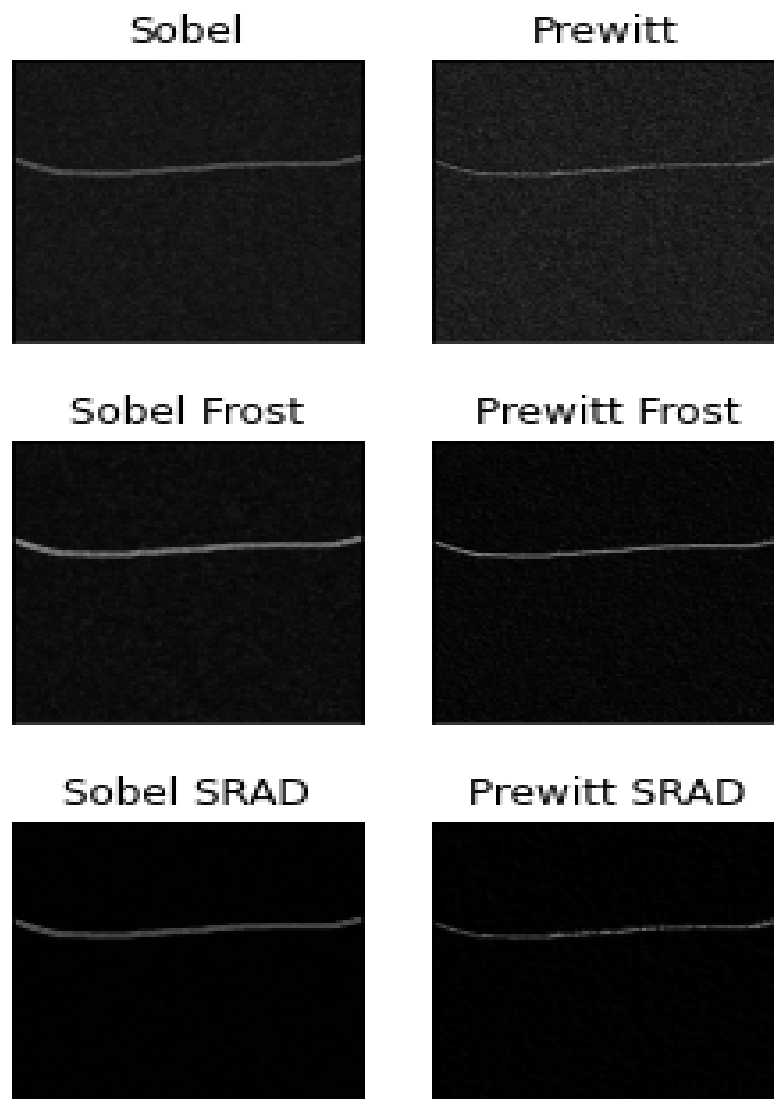


Figure 5.13: Immagini simulate a contrasto 133. In alto vediamo le immagini prive di filtraggio, in centro e in basso utilizzando il filtraggio di Frost e SRAD.

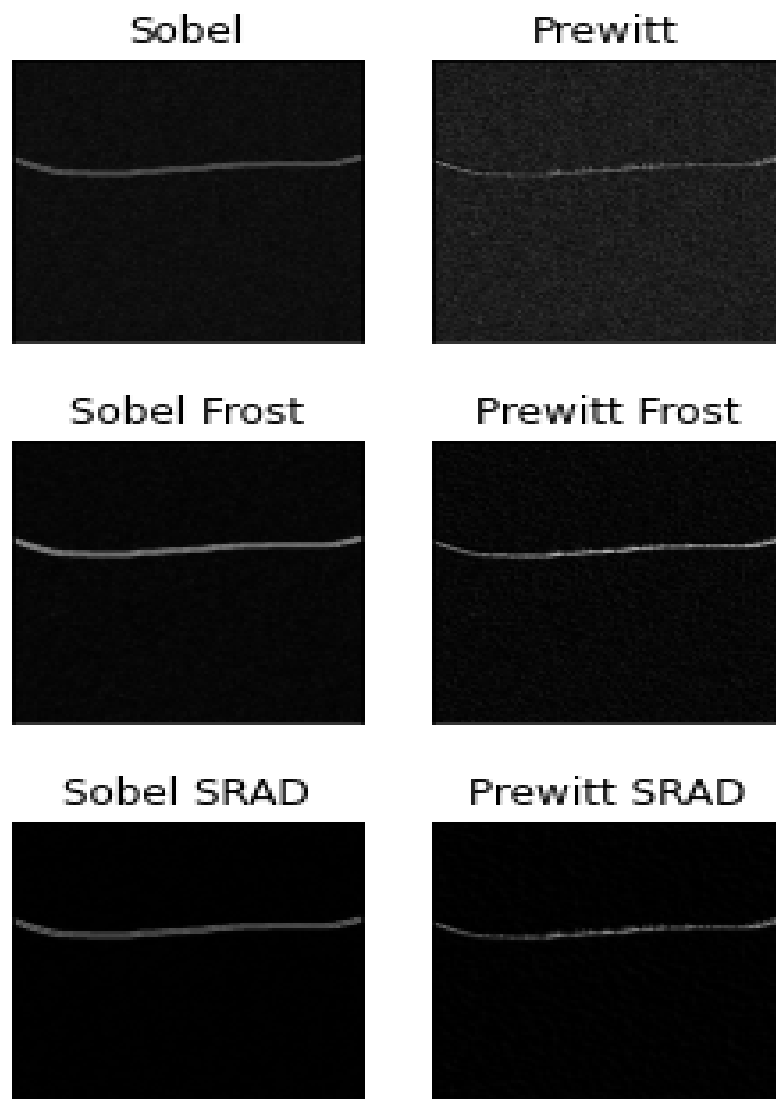


Figure 5.14: Immagini simulate a contrasto 255. In alto vediamo le immagini prive di filtraggio, in centro e in basso utilizzando il filtraggio di Frost e SRAD.

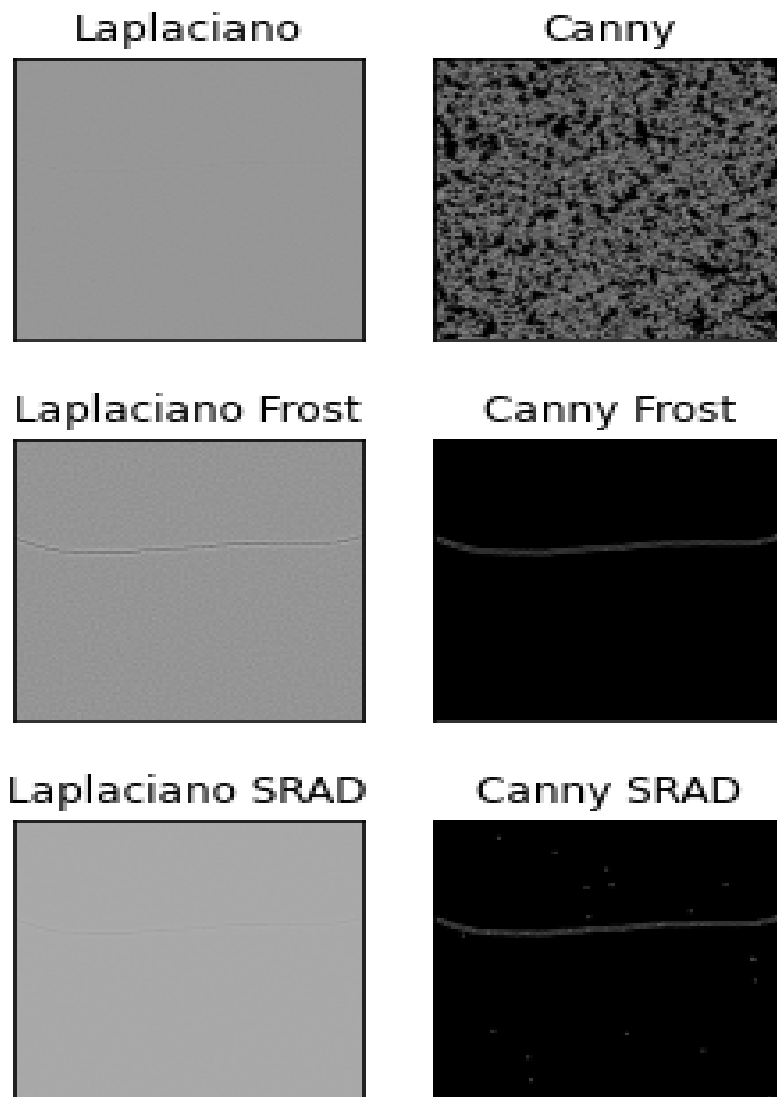


Figure 5.15: Immagini simulate a contrasto 30. In alto vediamo le immagini prive di filtraggio, in centro e in basso utilizzando il filtraggio di Frost e SRAD.

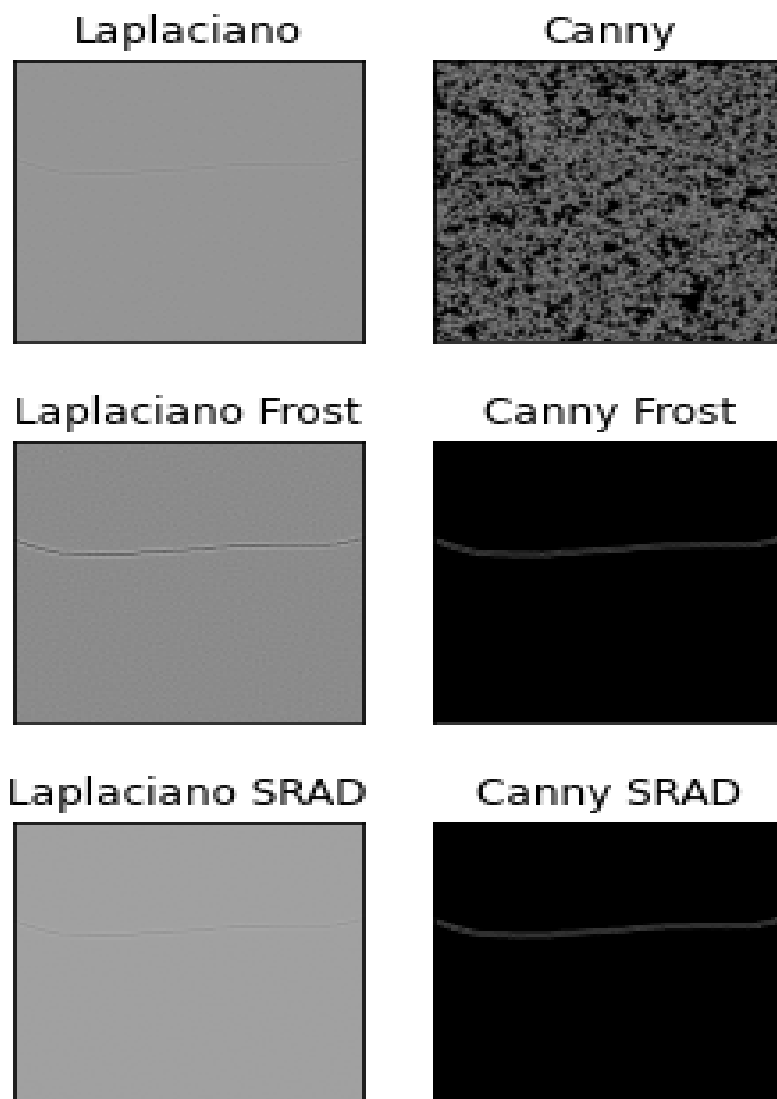


Figure 5.16: Immagini simulate a contrasto 133. In alto vediamo le immagini prive di filtraggio, in centro e in basso utilizzando il filtraggio di Frost e SRAD.

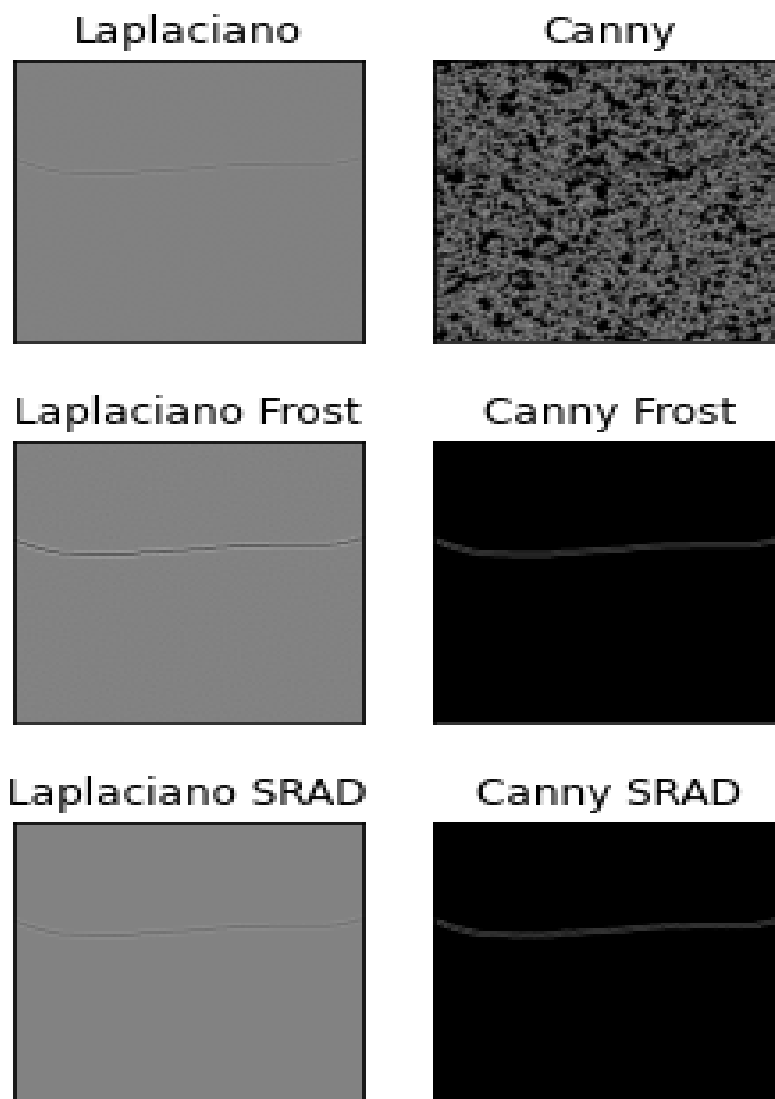


Figure 5.17: Immagini simulate a contrasto 255. In alto vediamo le immagini prive di filtraggio, in centro e in basso utilizzando il filtraggio di Frost e SRAD.

In termini qualitativi per le immagini simulate si vede come aumentando il contrasto della linea, filtrando e applicando poi un algoritmo di edge detection si abbia un'immagine migliore, questo soprattutto in termini di individuazione della linea. Si nota inoltre come non filtrando l'immagine di partenza per il metodo di Canny si abbia un'immagine molto rumorosa e non si riesca a differenziare la linea dallo sfondo, stessa situazione si presenta applicando il metodo del Laplaciano. Quantitativamente la figura 5.18 mostra l'andamento del MSE per tutte le immagini simulate, rispetto le varie tecniche di edge detection utilizzate. Ne scaturisce che filtrando, l'errore quadratico medio si riduce, si evidenzia inoltre come con le tecniche di edge con filtraggio Frost si abbia un errore minore rispetto a quelle con il filtraggio SRAD. Ne scaturisce che le tecniche di edge più soddisfacenti sembrano essere quella di Canny e di Prewitt, dopo aver filtrato l'immagine.

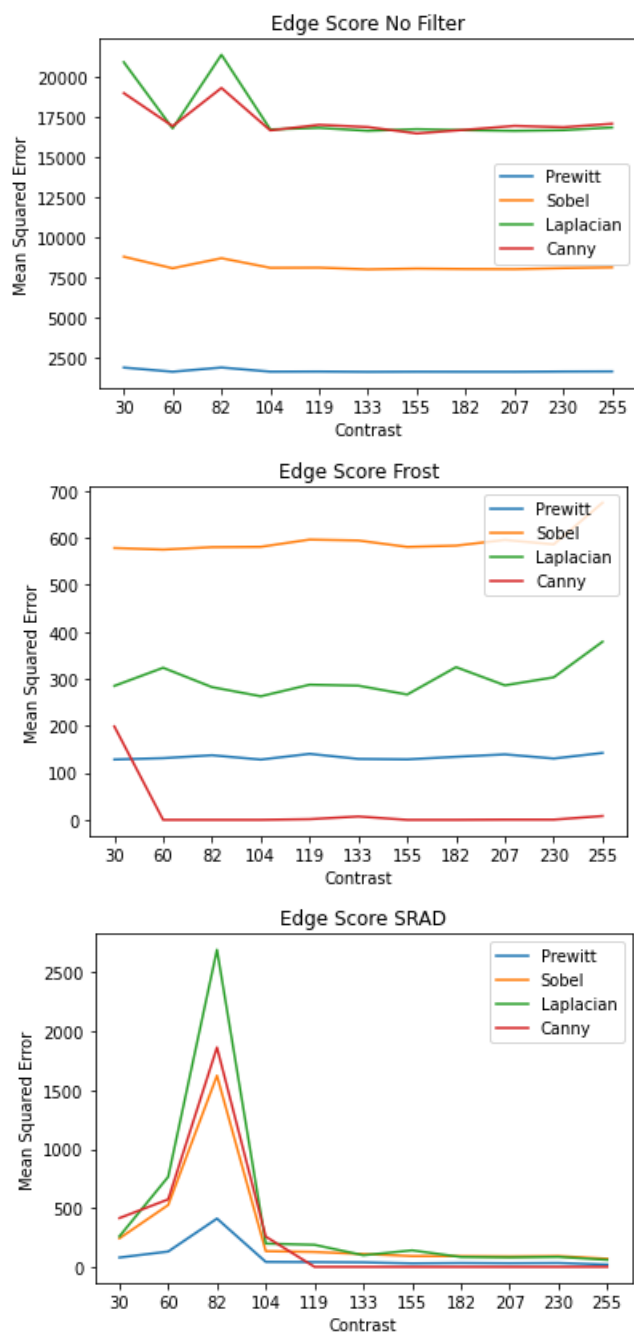


Figure 5.18: I grafici mostrano come per le varie tecniche di edge detection andando ad aumentare il contrasto della linea, si abbiamo un errore quadratico medio più basso. Sull'asse delle X troviamo sempre il contrasto crescente per le immagini simulate, sull'asse delle Y i valori dell'errore quadratico.

Passando poi per le immagini ad ultrasuoni, dalla figura 5.19 alla 5.28 si evidenzia come il metodo di Canny vada a togliere molti elementi non d'interesse nell'immagine, lasciando nelle maggior parte delle stadiazioni solo la linea in analisi, mentre per lo stadio F4 va a perdere ogni dettaglio rilevante, cosa che invece ci permette di andare ad analizzare il metodo di Prewitt, pur mantenendo dettagli non di nostro interesse. Le altre tecniche prese in considerazione vanno a mettere in risalto molto il rumore, scartare dettagli importanti o prendere elementi non di nostro interesse in tutta l'immagine.

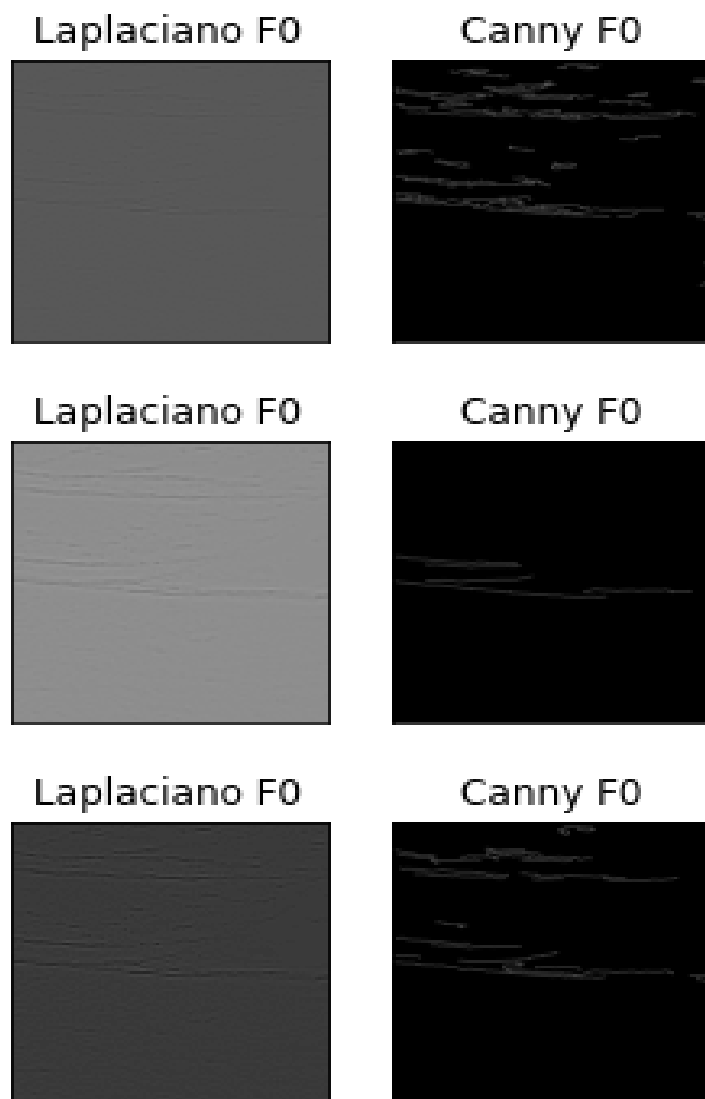


Figure 5.19: Stadiazione F0, in alto senza filtraggio, in centro filtrata con SRAD,in basso con Frost

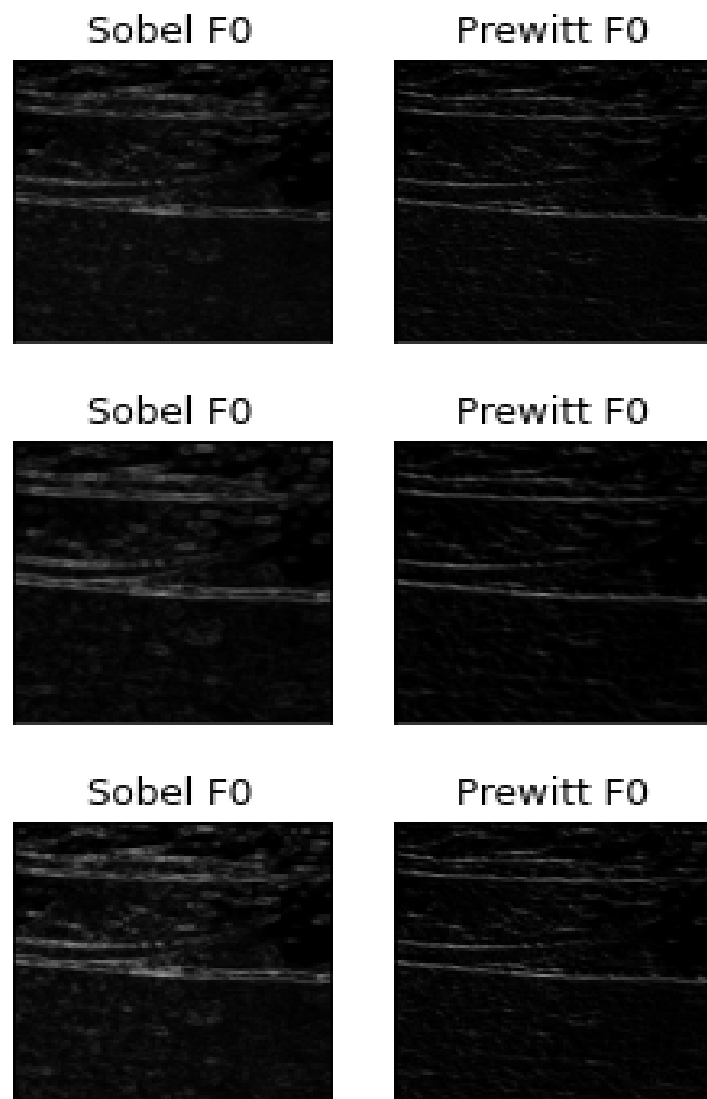


Figure 5.20: Stadiazione F0, in alto senza filtraggio, in centro filtrata con SRAD,in basso con Frost

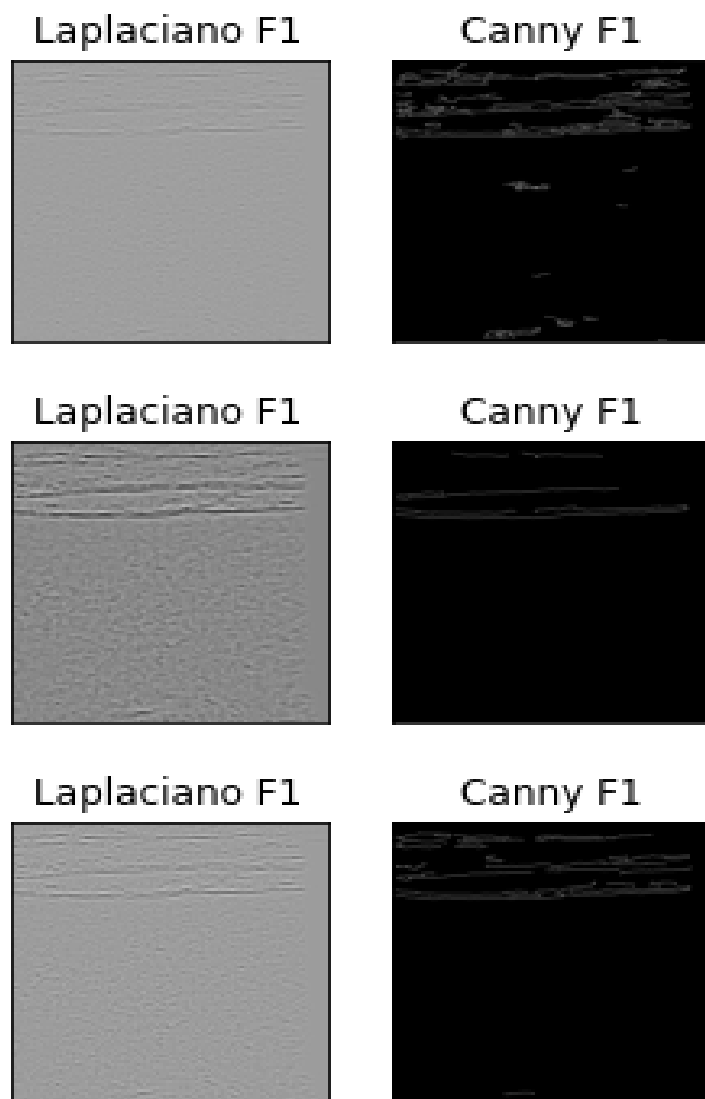


Figure 5.21: Stadiazione F1, in alto senza filtraggio, in centro filtrata con SRAD,in basso con Frost

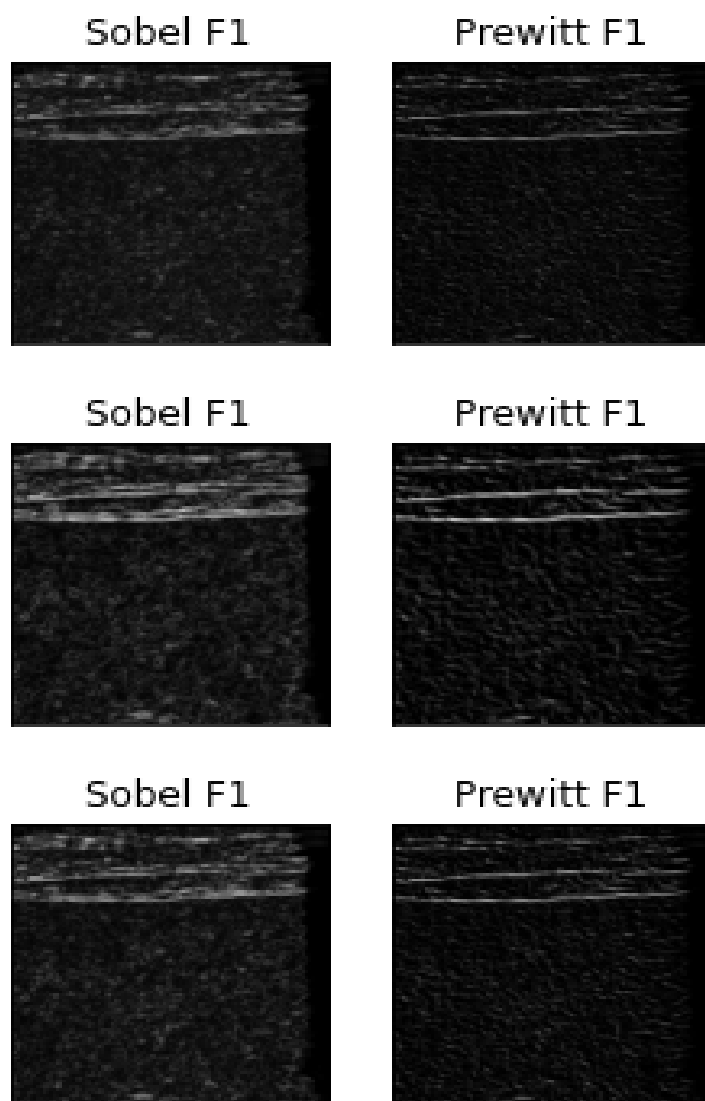


Figure 5.22: Stadiazione F1, in alto senza filtraggio, in centro filtrata con SRAD,in basso con Frost

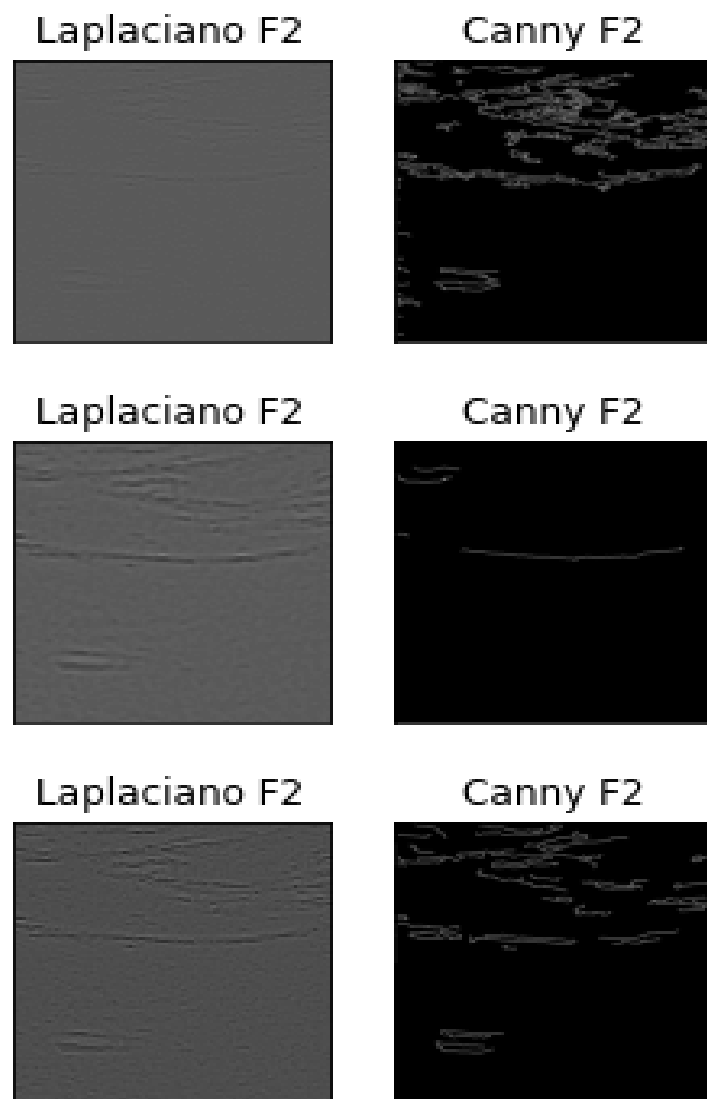


Figure 5.23: Stadiazione F2, in alto senza filtraggio, in centro filtrata con SRAD,in basso con Frost

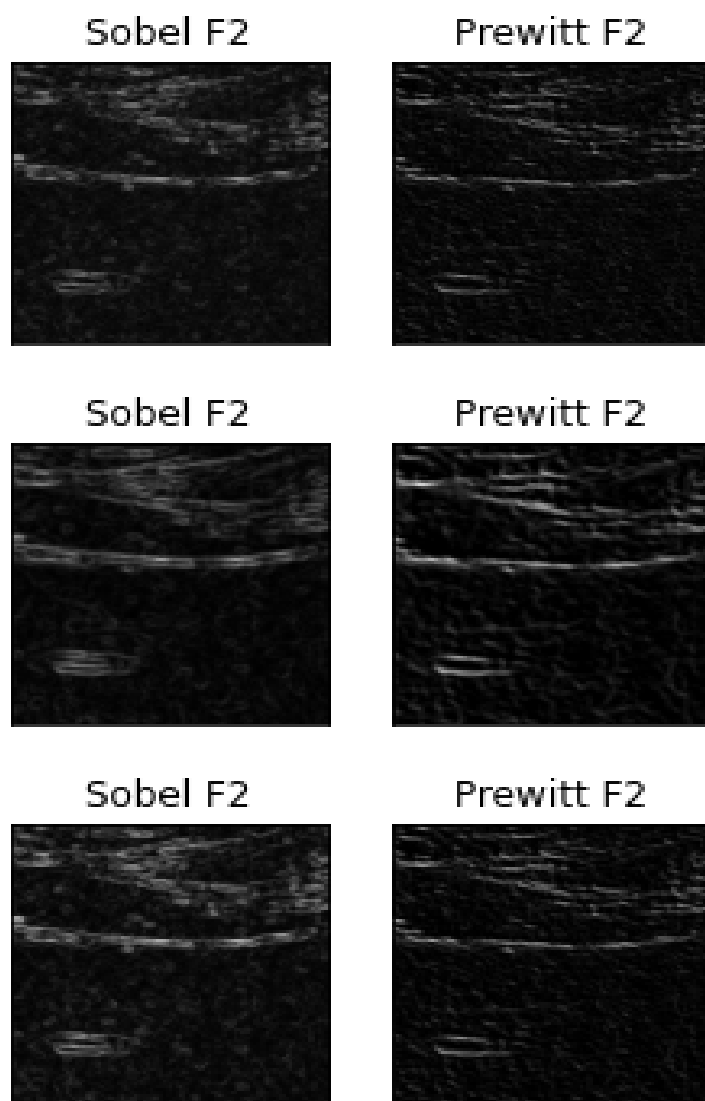


Figure 5.24: Stadiazione F2, in alto senza filtraggio, in centro filtrata con SRAD,in basso con Frost

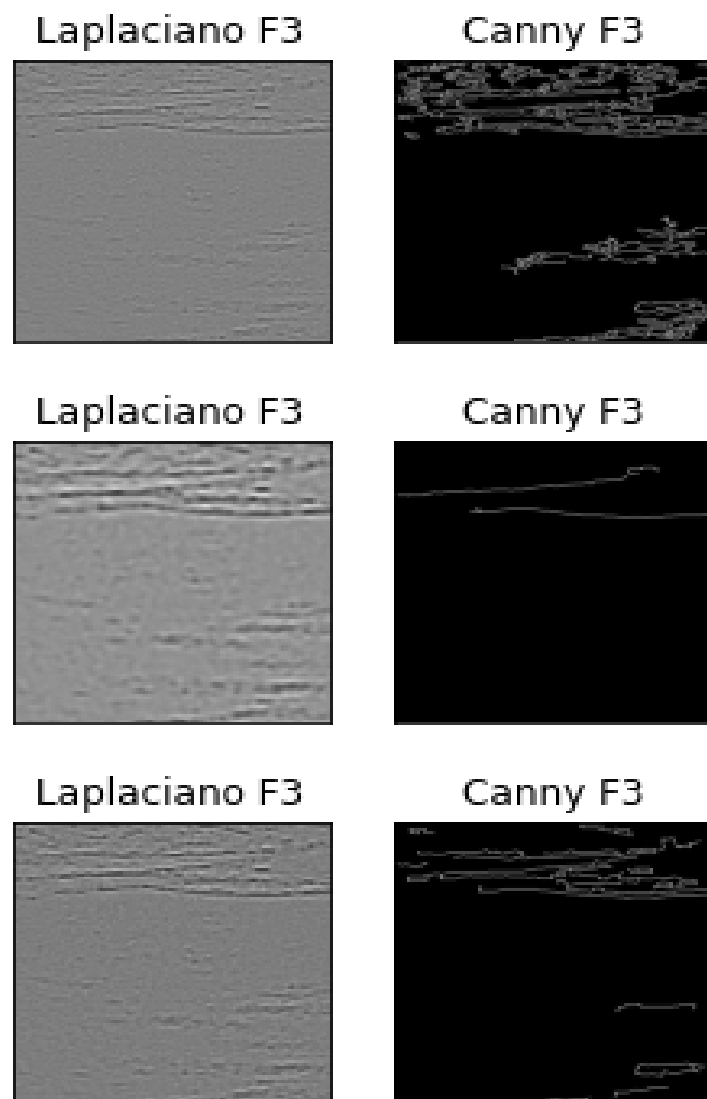


Figure 5.25: Stadiazione F3, in alto senza filtraggio, in centro filtrata con SRAD,in basso con Frost

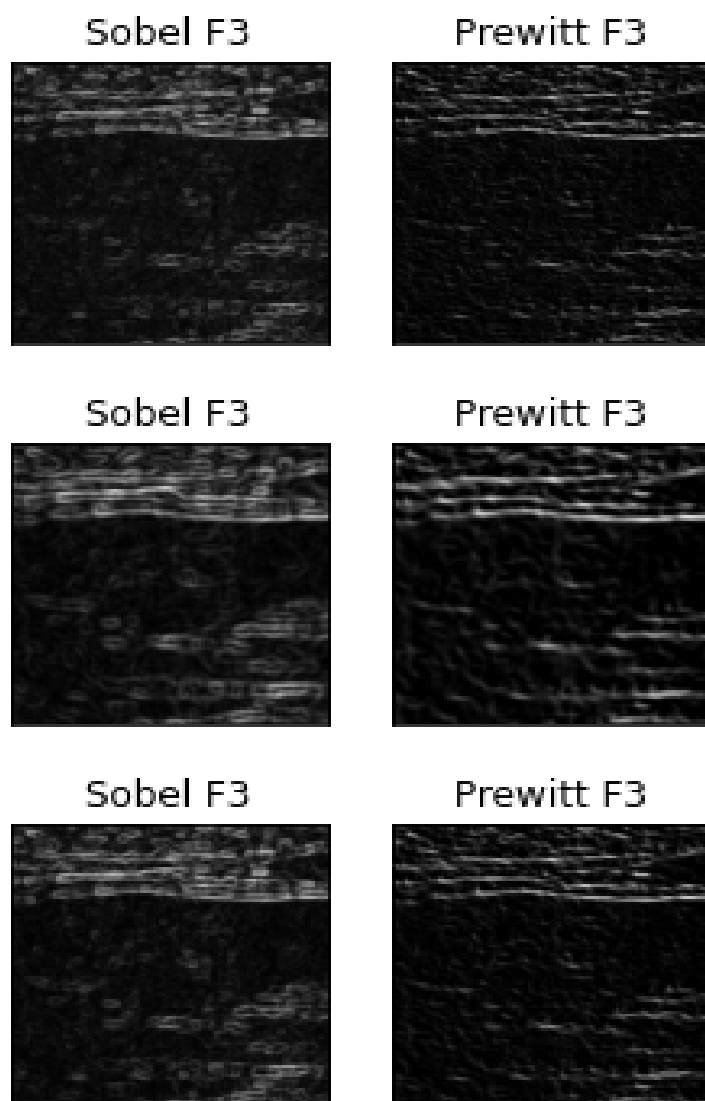


Figure 5.26: Stadiazione F3, in alto senza filtraggio, in centro filtrata con SRAD,in basso con Frost

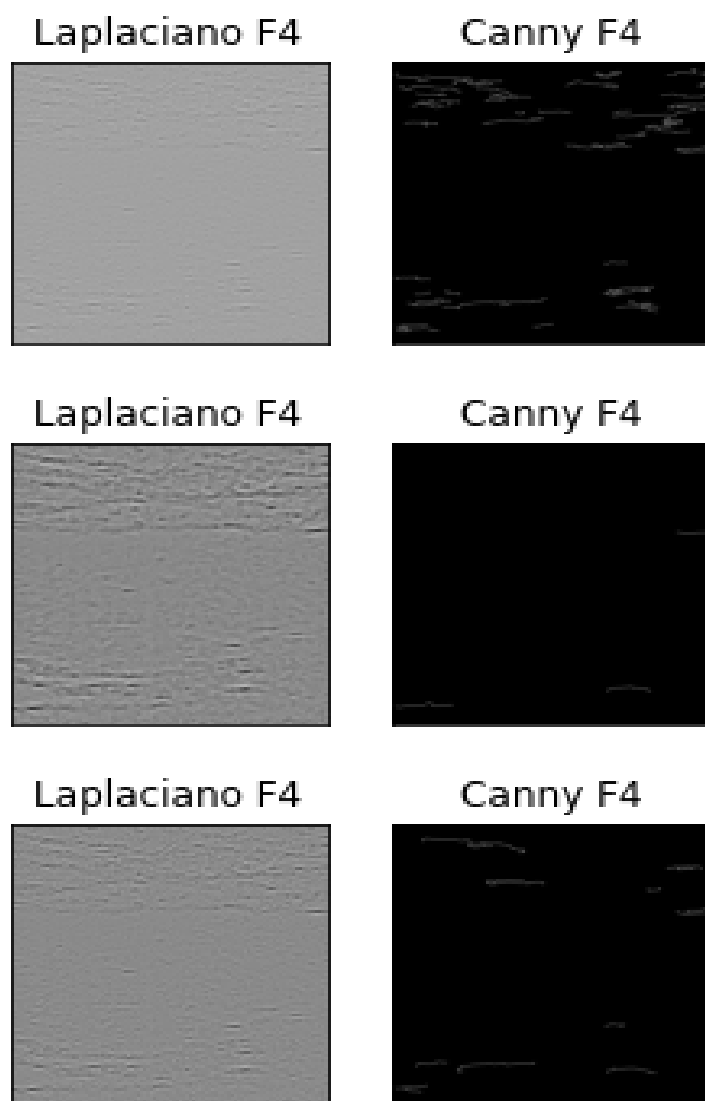


Figure 5.27: Stadiazione F4, in alto senza filtraggio, in centro filtrata con SRAD,in basso con Frost

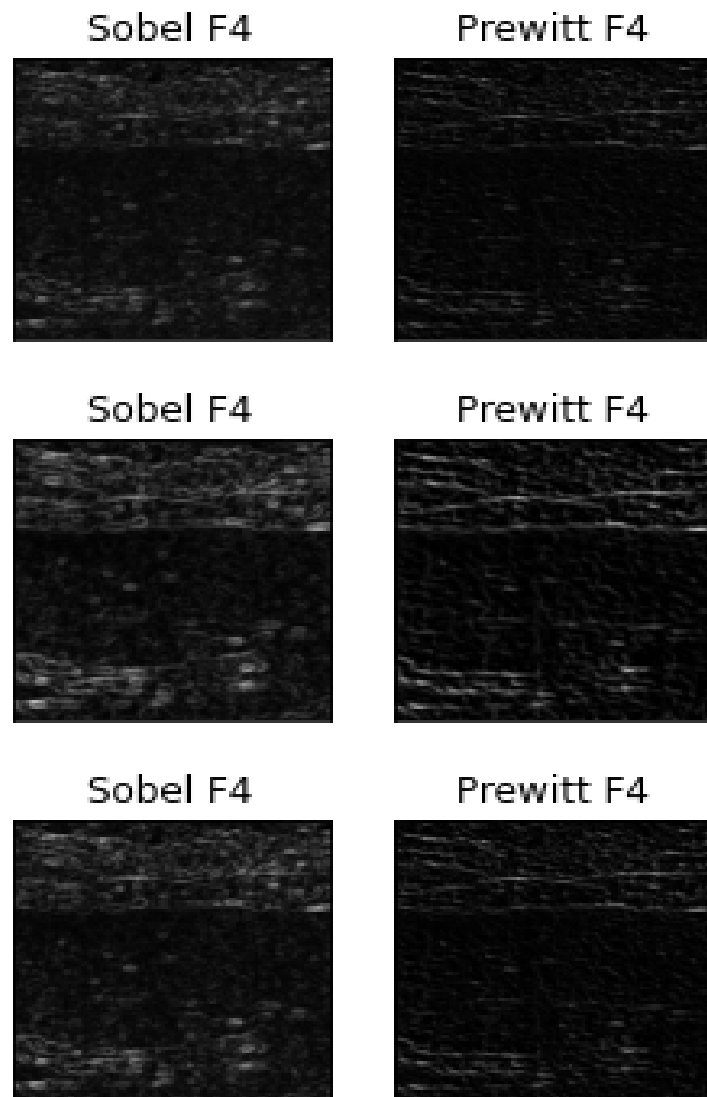


Figure 5.28: Stadiazione F4, in alto senza filtraggio, in centro filtrata con SRAD,in basso con Frost

Quantitativamente la figura 5.29, mostra come varia l'errore quadratico per le diverse stadiazioni, quello che si nota è che l'errore aumenta se l'immagine non viene inizialmente filtrata, invece, filtrando, si nota come il filtraggio SRAD va ad avere un errore minore per tutte le tecniche di edge detection,

ciò confermando quanto già detto per la parte del solo filtraggio. Le tecniche con il minor errore quadratico risultano inoltre essere quella di Prewitt e di Canny, confermando quanto visto dal punto di vista qualitativo.

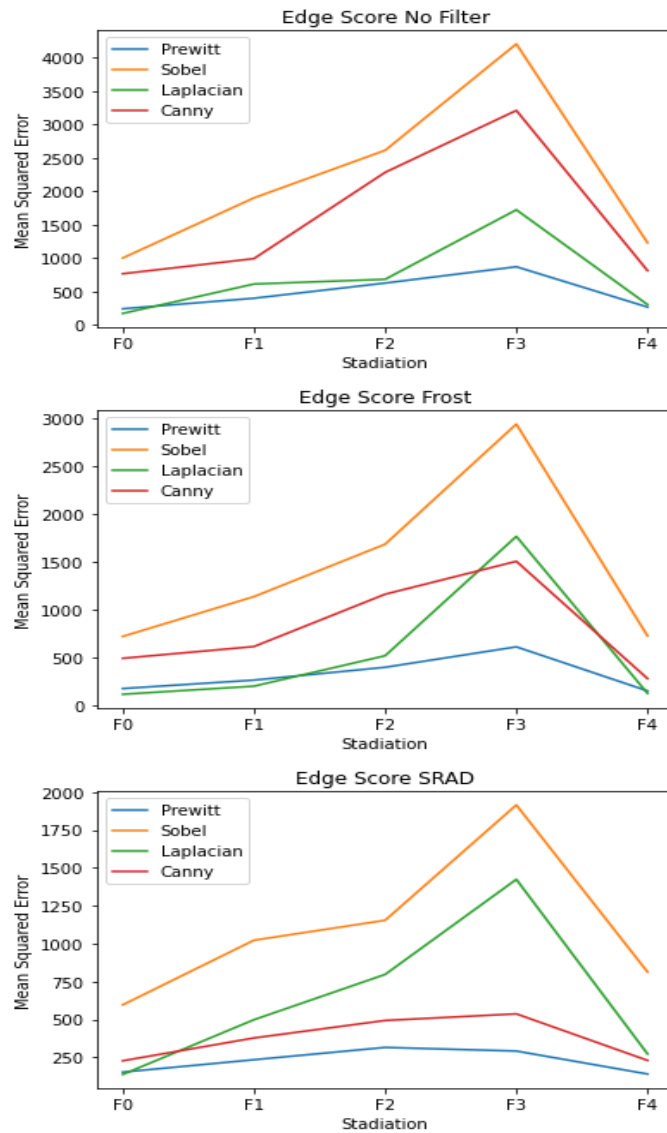


Figure 5.29: I grafici mostrano l'andamento dell'errore quadratico medio al variare della stadiation. Si nota come i valori diminuiscono fortemente andando a filtrare l'immagine.

5.3 Stadiazione

Dopo aver effettuato il filtraggio ed edge detection, si amondata a studiare quanto le tecniche utilizzate andassero o meno a distinguere correttamente gli stadi patologici della fibrosi. Lo studio è stato effettuato attraverso le Curve ROC, che ci permettono di valutare le prestazioni di un modello, dove nel nostro caso i modelli utilizzati sono le immagini delle diverse stadiazioni avendo applicato prima il filtraggio di tipo SRAD e poi le varie tecniche di edge detection. La curva ROC mostra la relazione tra il tasso di veri positivi (TPR) e il tasso di falsi positivi (FPR). Il TPR nel nostro caso, è la sola linea di nostro interesse, mentre il FPR sono tutte le altre linee o elementi non di nostro interesse presente nelle immagini. I valori che una Curva ROC può assumere vanno da 1 a 0, dove 1 rappresenta un classificatore perfetto e avrà un TPR pari a 1 e un FPR pari a 0, viceversa se la curva è prossima allo zero, se invece il classificatore presenta un valore pari a 0.5 verrà definito come un classificatore randomico, con un valore di 0.5 di TPR e 0.5 di FPR. Dalla figura 5.30 alla 5.34 vengono mostrate le curve roc per i diversi gradi di stadiazione, si nota come per i primi livelli Canny, Sobel e Prewitt presentino una buona capacità per discriminare gli stadi patologici, mentre andando avanti con le stadiazioni, i metodi migliori sembrano essere quelli di Sobel e Prewitt, in quanto il metodo di Canny decade progressivamente. Il metodo del Laplaciano invece, per tutte le stadiazioni non permette una buona stadiazione della patologia.

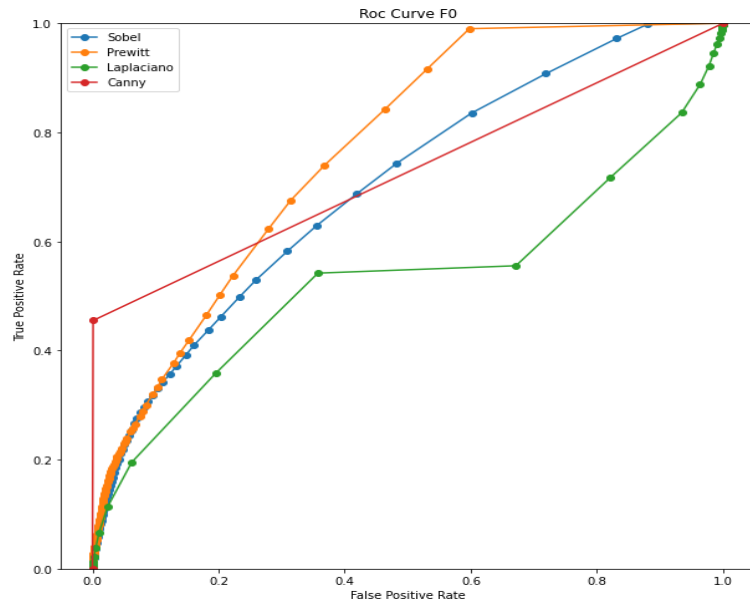


Figure 5.30: Curva ROC per le diverse tecniche di edge detection nella stadiazione F0.

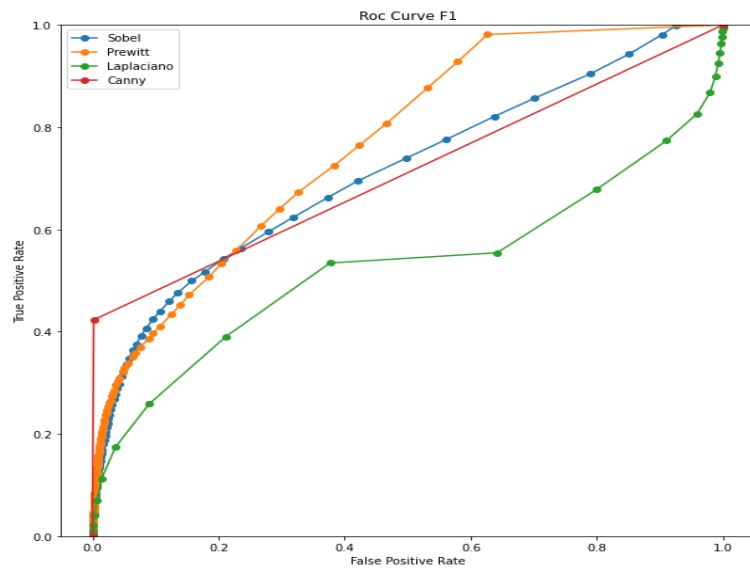


Figure 5.31: Curva ROC per le diverse tecniche di edge detection nella stadiazione F1.

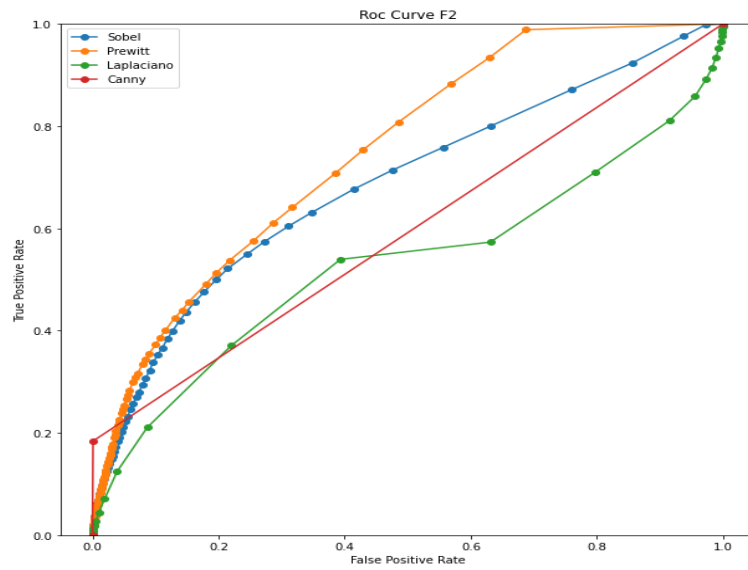


Figure 5.32: Curva ROC per le diverse tecniche di edge detection nella stazione F2

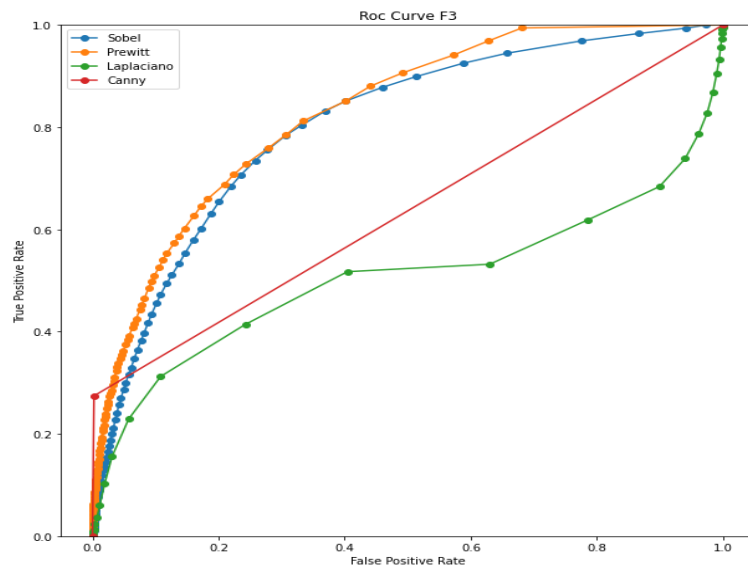


Figure 5.33: Curva ROC per le diverse tecniche di edge detection nella stazione F3.

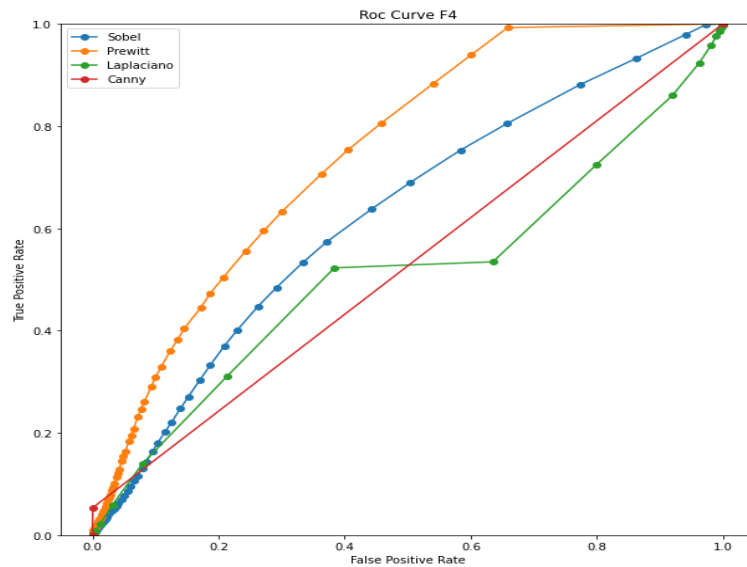


Figure 5.34: Curva ROC per le diverse tecniche di edge detection nella stadiazione F4.

In conclusione quello che possiamo dire è che dopo aver filtrato con SRAD a iterazione 20, le tecniche migliori di edge detection per distinguere correttamente tutti gli stadi patologici della fibrosi epatica sono la tecnica di Prewitt e di Sobel.

5.4 Miglioramento Qualitativo

Dai risultati appena ottenuti, si deduce che la tecnica con il miglior risvolto in termini qualitativi è il metodo di Canny, che però dal punto di vista quantitativo non permette un riconoscimento vero e proprio degli stadi patologici, soprattutto nelle stadiazioni dove il riconoscimento della linea risulta meno facile da individuare. Mentre i metodi con un miglior risvolto in termini quantitativi, risultano essere il metodo di Prewitt e Sobel. Per questo motivo, si è andati ad effettuare un miglioramento qualitativo per le due tecniche, questo per cercare di ridurre al minimo le componenti immagini non d'interesse per la nostra analisi. La tecnica utilizzata possiamo suddividerla in 4 step: nel primo step è stata utilizzata una sogliatura multivariabile di tipo binaria, con un intervallo minimo e massimo rispettivamente di 20-150, si è poi effettuata l'operazione morfologica di opening, la quale si suddivide in una prima un'operazione di erosione verso la direzione orizzontale che porta un rimpicciolimento delle linee nell'immagine ma permette di andare a coprire il rumore residuo e di eliminare dettagli irrilevanti, per poi effettuare un'operazione di dilatazione per permettere la compensazione dell'immagine [19] [20]. Come ultimo step si è andati a mettere in evidenza contornando le linee maggiormente presenti nelle immagini, attraverso la tecnica di Draw presente in Python. Le figure 5.35 e 5.36 mostrano i risultati della sogliatura effettuando prima il filtraggio con SRAD a iterazione 20 e poi l'edge detection sia per Prewitt che Sobel:

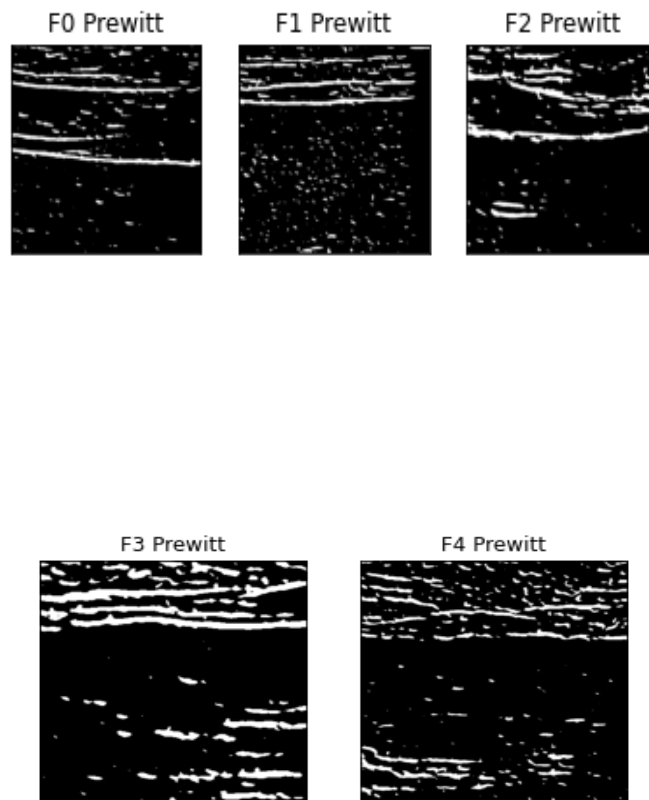


Figure 5.35: Immagini ottenute applicando il filtraggio SRAD, edge detection di Prewitt e sogliatura multivariabile.

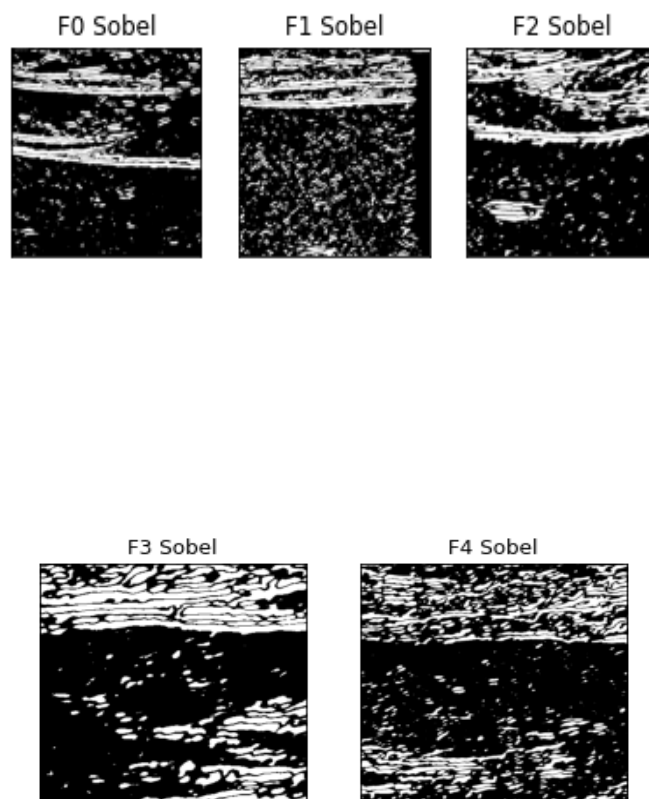


Figure 5.36: Immagini ottenute applicando il filtraggio SRAD, edge detection di Sobel e sogliatura multivariabile.

Fatta la soglia si è andati ad utilizzare l'operatore morfologico dell'opening:

$$A \circ B = (A(-) B) (\oplus) B \quad (5.4)$$

Questo è dato dall'operazione di erosione seguito dalla dilatazione. L'erosione porta una separazione dei contorni (erode i pixel bianchi), andando a restringere l'area dei pixel di foreground in dimensione, aumentando l'area di background (area nera immagine).

$$A(-) B = x : Bx \subseteq A \quad (5.5)$$

L'operatore di dilatazione va poi a compensare le dimensioni ridotte delle linee, dovuta all'operazione di erosione, andando a riempire le parti d'interesse dello sfondo, ciò ponendo i suoi pixel a 1 (nelle formule x rappresenta l'elemento di shift) [21] [22].

$$A (\oplus) B = x : Bx \cap A \quad (5.6)$$

Infine, la figura 5.37 e 5.38 mostrano come con l'ultimo step di draw si riescano ad evidenziare meglio i contorni, dando risultati che permettono di individuare con maggiore facilità lo stato patologico.

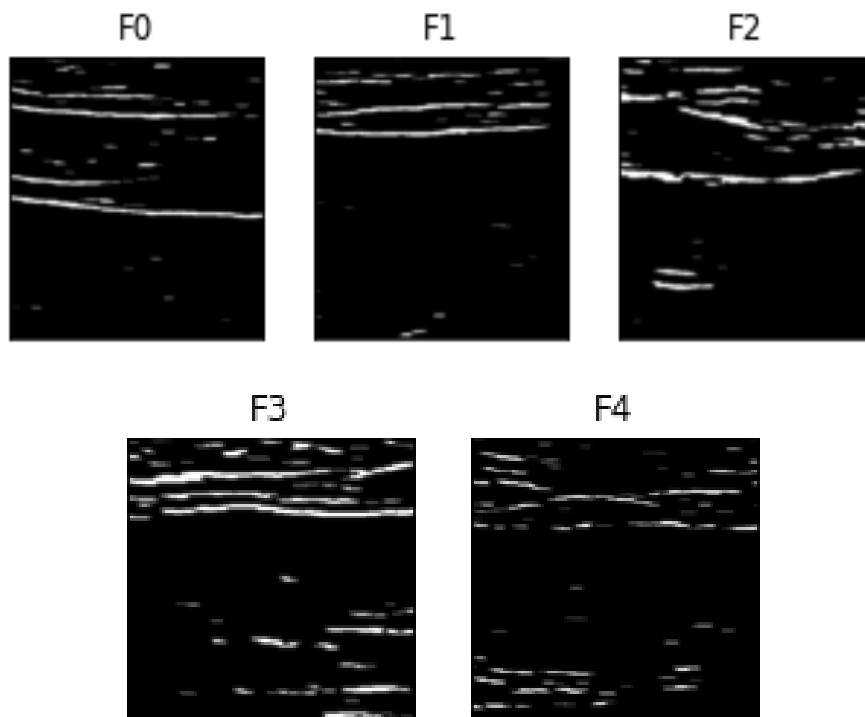


Figure 5.37: Miglioramento qualitativo con il metodo di Prewitt.

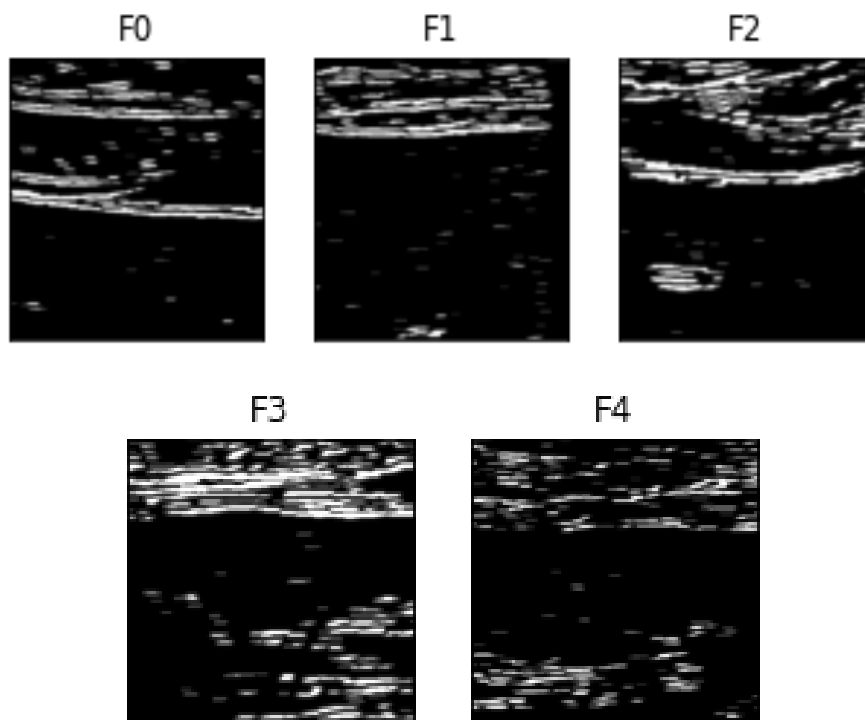


Figure 5.38: Miglioramento qualitativo con il metodo di Sobel.

Per dare poi un risvolto in termini quantitativi è stato utilizzato il calcolo dell'errore quadratico medio, in quanto si è voluto evidenziare quanto il miglioramento proposto scarti o meno dettagli fondamentali nell'intera immagine. La figura 5.39 mostra come l'errore quadratico medio diminuisca andando avanti con gli step sopracitati, questo per tutti i gradi di stadiazione. Si nota inoltre che l'errore diminuisca maggiormente con il metodo di Prewitt.

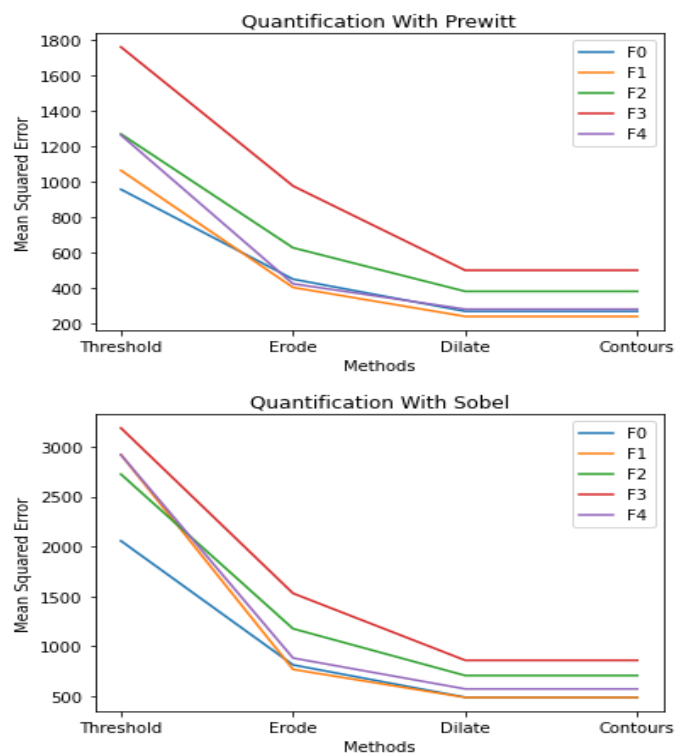


Figure 5.39: I grafici mostrano come l'errore diminuisca per i diversi gradi di stadiazione con l'avanzamento degli step utilizzati. Sull'asse delle X troviamo i diversi step presi in considerazione, mentre sull'asse Y i valori dell'errore quadratico.

Dalle analisi effettuate, ne scaturisce che la tecnica migliore sia in termini qualitativi, che quantitativi è la tecnica di Prewitt, che ci permette di scartare il più possibile elementi non di nostro interesse, inoltre ci permette di avere un buon risvolto anche nell'individuazione dello stato patologico della fibrosi.

5.5 Interfaccia Grafica

Per dare un approccio più ottimale si è andati a implementare un interfaccia grafica capace di andare a visualizzare le immagini attraverso i vari processi precedentemente descritti.

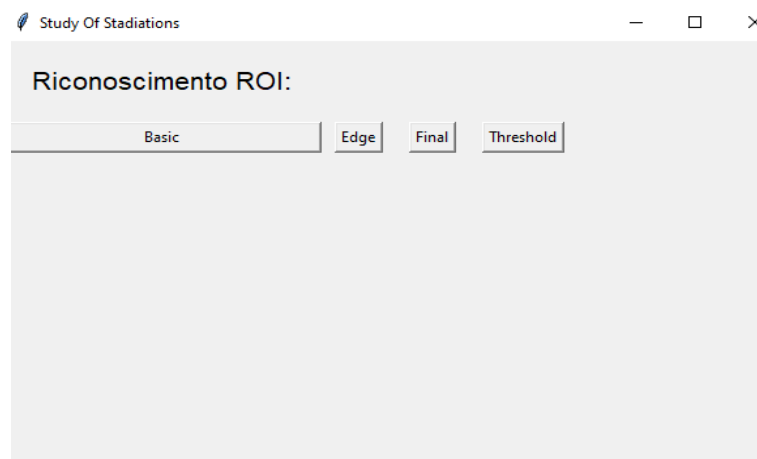


Figure 5.40: Esempio di interfaccia grafica proposta.

L'interfaccia è stata implementata attraverso il pacchetto tkinter di Python dove vi è stato implementato il metodo di Prewitt, in quanto risulta essere la tecnica migliore in base ai risultati ottenuti. L'interfaccia permette di andare a cercare immagini di qualsiasi formato nei vari percorsi file del pc, nello specifico nella nostra applicazione, le immagini scelte sono quelle ottenute da un filtraggio di SRAD o Frost.

Come si nota dalla figura sono presenti 4 pulsanti, ognuno con una diversa funzionalità:

- Il primo permette di andare a visualizzare l'immagine scelta presente all'interno del pc.
- Il pulsante "Edge" permette di visualizzare l'immagine con il solo metodo di Prewitt.
- Il pulsante "Threshold" permette di visualizzare l'immagine effettuando prima l'edge detection di Prewitt e poi la sola sogliatura.
- Il pulsante "Final" permette di visualizzare l'immagine finale, effettuando l'edge detection di Prewitt e le operazioni descritte dal miglioramento qualitativo.

Nel nostro caso, l'immagine di partenza sarà già un'immagine filtrata, in quanto il processo di filtraggio è stato effettuato in Matlab. In questo modo l'utente può scegliere quale immagine visualizzare, inoltre è stata implementata una sezione per la scelta di una particolare area nell'immagine(ROI), in modo che l'utente possa scegliere cosa andare a visualizzare. Il tutto per permettere la selezione e lo studio in una particolare area d'indagine.



Figure 5.41: Esempio di cosa scaturisce con il pulsante "Final", seguita dall'area di interesse scelta.

Chapter 6

Conclusioni

In questo lavoro di tesi si è andati a studiare una procedura alternativa per lo studio della fibrosi epatica, questo utilizzando diverse tecniche di imaging. La parte preponderante di questo lavoro è stato quello di studiare nel dettaglio tecniche di Pre-processing andando a confrontare le immagini ad ultrasuoni con immagini simulate, questo per capire se le tecniche mantenessero lo stesso andamento su diversi gradi di complessità. Ciò che ne scaturisce è che aumentando la complessità dell'immagine la tecnica di filtraggio che permette un buon riscontro sia in termini qualitativi che quantitativi è lo SRAD a iterazione 20, in quanto permette di mantenere un buon rapporto segnale-rumore anche nelle stadiazioni più alte, oltre che a mantenere un buon MPI. Nella fase di edge detection e stadiazione, la tecnica che mantiene un basso MSE e la capacità di effettuare una buona stadiazione risulta essere per il metodo di Prewitt, confermato anche attraverso il miglioramento qualitativo. L'interfaccia grafica potrebbe anche consentire un'analisi più semplice all'utente nell'individuazione dei diversi stadi clinici, supportato anche dalla selezione di una ROI d'interesse.

Per gli studi futuri risulta necessario provare le tecniche proposte su un

set di dati più ampio, in modo da confermare o meno i risultati, provare l'implementazione di maschere a kernel maggiore per l'edge detection e infine cercare di elaborare un'interfaccia più automatizzata. Il tutto potrebbe poi essere accompagnato dallo studio e utilizzo di tecniche recenti di machine learning.

Bibliography

- [1] L. Gemme, S. FaGOOnee, and G. TeSTinO, “Quantification of ultrasound imaging in the staging of hepatic fibrosis,” *Panminerva medica*, vol. 60, no. 2, pp. 44–51, 2018.
- [2] M. Trombini, P. Borro, S. Ziola, and S. Dellepiane, “A digital image processing approach for hepatic diseases staging based on the glisson’s capsule,” in *2020 2nd International Conference on Electrical, Control and Instrumentation Engineering (ICECIE)*, pp. 1–6, IEEE, 2020.
- [3] D. Meng, L. Zhang, G. Cao, W. Cao, G. Zhang, and B. Hu, “Liver fibrosis classification based on transfer learning and fcnet for ultrasound images,” *Ieee Access*, vol. 5, pp. 5804–5810, 2017.
- [4] J. Chen, J. Li, C. He, W. Li, and Q. Li, “Automated pleural line detection based on radon transform using ultrasound,” *Ultrasonic Imaging*, vol. 43, no. 1, pp. 19–28, 2021.
- [5] N. Anantrasirichai, W. Hayes, M. Allinovi, D. Bull, and A. Achim, “Line detection as an inverse problem: application to lung ultrasound imaging,” *IEEE transactions on medical imaging*, vol. 36, no. 10, pp. 2045–2056, 2017.

- [6] H. Azhari, J. A. Kennedy, N. Weiss, and L. Volokh, *From Signals to Image*. Springer, 2020.
- [7] A. K. Boyat and B. K. Joshi, “A review paper: noise models in digital image processing,” *arXiv preprint arXiv:1505.03489*, 2015.
- [8] D. LAZZARO and V. ZOPPO, “Denoising di immagini mediante tecniche basate sulla total variation,”
- [9] K. O. Boateng, B. W. Asubam, and D. S. Laar, “Improving the effectiveness of the median filter,” *International Journal of Electronics and Communication Engineering*, vol. 5, no. 1, pp. 85–87, 2012.
- [10] J. Jaybhay and R. Shastri, “A study of speckle noise reduction filters,” *signal & image processing: An international Journal (SIPIJ)*, vol. 6, no. 3, pp. 71–80, 2015.
- [11] H. Choi and J. Jeong, “Despeckling algorithm for removing speckle noise from ultrasound images,” *Symmetry*, vol. 12, no. 6, p. 938, 2020.
- [12] P. A. Mlsna and J. J. Rodriguez, “Gradient and laplacian edge detection,” in *The Essential Guide to Image Processing*, pp. 495–524, Elsevier, 2009.
- [13] R. Muthukrishnan and M. Radha, “Edge detection techniques for image segmentation,” *International Journal of Computer Science & Information Technology*, vol. 3, no. 6, p. 259, 2011.
- [14] S. R. Joshi and R. Koju, “Study and comparison of edge detection algorithms,” in *2012 Third Asian Himalayas international conference on internet*, pp. 1–5, IEEE, 2012.

- [15] R. Maini and H. Aggarwal, "Study and comparison of various image edge detection techniques," *International journal of image processing (IJIP)*, vol. 3, no. 1, pp. 1–11, 2009.
- [16] S. Singh and R. Singh, "Comparison of various edge detection techniques," in *2015 2nd International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom)*, pp. 393–396, IEEE, 2015.
- [17] R. A. R. Lateef, "Expansion and implementation of a 3x3 sobel and prewitt edge detection filter to a 5x5 dimension filter," *Baghdad College of Economic sciences University*, pp. 336–348, 2008.
- [18] S. G. Dellepiane and E. Angiati, "Quality assessment of despeckled sar images," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 7, no. 2, pp. 691–707, 2013.
- [19] J. Lan and Y. Zeng, "Multi-threshold image segmentation using maximum fuzzy entropy based on a new 2d histogram," *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, vol. 124, no. 18, pp. 3756–3760, 2013.
- [20] S. S. Al-Amri, N. V. Kalyankar, *et al.*, "Image segmentation by using threshold techniques," *arXiv preprint arXiv:1005.4020*, 2010.
- [21] M. Goyal, "Morphological image processing," *IJCST*, vol. 2, no. 4, 2011.
- [22] E. R. Dougherty and R. A. Lotufo, *Hands-on morphological image processing*, vol. 59. SPIE press, 2003.

Ringraziamenti

Alla fine di questo percorso universitario, mi è doveroso, fare un ringraziamento a tutte le persone che mi sono state vicine in questi anni. Per prima cosa porgo un enorme ringraziamento alla Professoressa Dellepiane, la quale ha dimostrato di essere una docente con la D maiuscola, permettendomi di approfondire le conoscenze in ambito dell'Imaging biomedica. Un ringraziamento va anche ai dottorandi(ormai ex) Marco Trombino e Federica Ferraro, che mi hanno inizialmente seguito in questo percorso di crescita personale, dandomi molti spunti e idee inerenti al lavoro di tesi. Per ultima(ma non per importanza), un grande ringraziamento anche a Giulia Iaconi, per la pazienza avuta in questi anni, in particolare modo nell'ultimo periodo ho potuto apprendere molto dalle sue conoscenze e avere chiare molte più cose che riguardano il lavoro di tesi. Un ringraziamento va anche agli amici, ormai di una vita: Andrea, Danilo e Marco. Al gruppo della triennale e magistrale, che negli anni si sono rilevati una seconda famiglia. Un grande ringraziamento va anche al gruppo degli elettromedicali dove lavoro, in cui ho trovato degli amici e non dei colleghi. Piccolo ma grande ringraziamento va a anche a Cesca, unica persona di genova rimastami vicina in questi anni. Un ringraziamento va ad Eugenio ed Giovanni, in quanto anche se lontani, sempre vicini. Ringrazio poi Luciana, per la pazienza che ha nutrito per me in questo anno e mezzo, e in fine, soprattutto ai miei genitori e a mio fratello, la mia vita.