

UNIVERSITÁ DEGLI STUDI DÌ PADOVA



FACOLTÁ DÌ INGEGNERIA
Corso di Laurea in Bioingegneria

**QUANTIFICAZIONE AUTOMATICA
DELLA RICORTICALIZZAZIONE
OSSEA ATTORNO AD IMPIANTI
DENTALI**

Relatore: Chiar.mo Prof. Enrico Grisan

**Correlatori: Dr.ssa Elisa Veronese
Dr. Mattia Veronese**

Laureanda: Federica Ghirelli

Anno Accademico 2011/2012

Arrivata alla fine di questo percorso di tesi desidero ringraziare innanzitutto il Prof. Enrico Grisan per il supporto ed i preziosi consigli che, sempre con estrema professionalità, ha saputo darmi e grazie ai quali ho avuto la forza di affrontare vari momenti di indecisione e paura. Lo ringrazio anche per gli importanti chiarimenti che, in più occasioni, mi ha messo a disposizione riguardo specifiche metodologie relative al mio lavoro di tesi.

Un ringraziamento doveroso va anche alla Dr.ssa Elisa Veronese e al Dr. Mattia Veronese, correlatori di questa mia tesi, per la grande disponibilità e pazienza con cui hanno saputo aiutarmi durante lo svolgimento di varie fasi del mio lavoro.

Il più grande ringraziamento va ai miei genitori che, pienamente partecipi a tutte le vicende di questo mio percorso universitario, mi sono sempre stati vicini dandomi coraggio e fiducia nelle mie capacità. Li ringrazio per tutti i sacrifici che hanno sempre fatto in silenzio e di cuore pur di vedermi felice, ma soprattutto serena.

Obiettivo della tesi

La terapia implantare sviluppata con gli studi del professor Brånemark degli anni '60 ad oggi rappresenta una valida terapia per riabilitare edentule sia parziali che totali; essa si basa sull'osteointegrazione definita come: "la congruenza anatomica assoluta fra un osso vivente, rimodellante e sano ed un componente sintetico che trasferisce un carico all'osso stesso".

Con riferimento alla terapia implantare, l'obiettivo della tesi è quello di identificare in modo automatico all'interno di radiografie endorali l'impianto dentale, l'osso che lo circonda e il suo stato di ricorticalizzazione. Queste operazioni saranno implementate con l'utilizzo delle tecniche dell'elaborazione numerica delle immagini digitali e permetteranno in particolare di sviluppare un metodo che automatizza il processo di misurazione di uno dei più importanti parametri clinici che, su base radiologica, aiuta il medico a valutare la sopravvivenza dell'impianto dentale: ovvero il **riassorbimento osseo marginale (ROM)**.

Il ROM si sviluppa ai lati dell'impianto dentale in seguito alla comparsa di processi di infiammazione, di infezione batterica o di particolari processi fisiologici; le sue misure variano tra 0 e 2,0 mm e, se presente in modo accentuato, esprime l'insorgenza di complicazioni implantari che in genere portano alla perdita dell'impianto stesso.

L'algoritmo, sviluppato in Matlab R2010b, sarà "validato" in riferimento alla sua robustezza, ovvero alla sua capacità di comportarsi in modo ripetibile e ragionevole in situazioni impreviste che possono essere:

- tipologie diverse di immagini su cui viene applicato: in riferimento principalmente a diversi livelli di luminosità e/o a alla bontà del processo con cui sono state acquisite (talvolta, in effetti, si hanno proiezioni sghembe dell'impianto oppure alterazioni del contrasto a causa dell'acquisizione di altri "elementi" presenti sullo sfondo);

- presenza più o meno marcata di rumore che degrada la qualità dell'immagine;
- precisione più o meno buona dell'unica azione manuale iniziale richiesta all'utente.

Il lavoro si articola per capitoli nel seguente modo:

- **Capitolo 1**

In questo capitolo viene descritta la particolare tipologia di impianti dentali che rappresenta l'oggetto di studio all'interno dell'immagine radiografica, ovvero gli impianti "corti". Sono descritte anche le metodologie di misurazione del ROM fino ad oggi utilizzate e la forte variabilità dei risultati che producono: un problema questo che può essere risolto con l'utilizzo delle tecniche dell'imaging medico.

- **Capitolo 2**

Questo breve capitolo contiene la descrizione del dataset originale e di quello effettivamente utilizzato per sviluppare e valutare l'algoritmo.

- **Capitolo 3**

Descrizione teorica e applicativa della tecnica di segmentazione adottata per estrarre i contorni dell'impianto dentale: ovvero i *contorni attivi*. Si descrivono in particolare le operazioni implementate per l'inizializzazione sull'immagine della curva iniziale e per la costruzione dei campi vettoriali delle forze esterne che sono state scelte al fine di ottenere una migliore aderenza all'effettiva geometria del contorno.

- **Capitolo 4**

Questo capitolo contiene l'analisi della procedura utilizzata per individuare le features e i punti necessari per la misurazione automatica del ROM ai lati dell'impianto.

Nel capitolo è presente anche un breve accenno ai metodi alternativi che erano stati presi in considerazione inizialmente per la loro ragionevolezza, evidenziando però i problemi che portavano con sé e che rendevano l'algoritmo meno robusto.

- **Capitolo 5**

Presentazione dei risultati: vengono riportate immagini, tabelle e grafici utili a confrontare e valutare i risultati prodotti dalla procedura automatica rispetto quelli forniti dal procedimento manuale compiuto dal medico.

- **Capitolo 6**

Conclusioni e sviluppi futuri.

Indice

Obiettivo della tesi

1 INTRODUZIONE	1
1.1 La terapia implantare: l'uso di impianti "corti"	1
1.1.1 Metodologie di misurazione del ROM.....	4
1.2 L'imaging medico	7
2 MATERIALI	11
3 SEGMENTAZIONE DELL'IMPIANTO	17
3.1 La segmentazione	17
3.2 Contorni attivi o Snakes	19
3.2.1 Forza statica VFC	24
3.2.1.1 Proprietà e vantaggi del VFC	25
3.2.1.2 Kernel del campo delle forze VFK	27
3.2.1.3 Mappa dei bordi	29
3.2.2 Forza dinamica calcolata sui livelli di grigio	30
3.3 Inizializzazione dello snake	31
3.4 Deformazione dello snake	36
3.4.1 Applicazione del VFC	36
3.4.2 Applicazione della forza dinamica	41

4 CALCOLO DEL ROM	45
4.1 Ottimizzazione punti manuali	46
4.1.1 Calcolo dell'asse	47
4.1.2 Calcolo del riassorbimento	54
4.1.2.1 Calcolo dei profili densità	55
4.1.2.2 Soglie	56
5 RISULTATI	63
5.1 ROM: automatico vs manuale	63
5.2 ROM: "variabilità" del metodo	68
6 CONCLUSIONI	75
Bibliografia	79

Capitolo 1

Introduzione

1.1 La terapia implantare: l'uso di impianti "corti"

La terapia implantare, già introdotta nella sezione iniziale, si presenta ad oggi come una valida alternativa alla terapia protesica; essa infatti permette di superare i principali limiti che presentano le protesi mobili totali, quali:

- scarsa compliance del paziente;
- disagi psicologici legati alla ridotta stabilità della stessa;
- lesione dei tessuti molli;
- possibilità di sviluppo di riassorbimento osseo dato dalla protesi che può a sua volta instaurare, con il progredire dello stesso, uno stadio di incongruità protesica che va ad aumentare il grado di atrofia.

La dimensione e morfologia implantare è variabile a seconda della casa produttrice. Prevalle la forma a vite filettata, con superficie variamente trattata (es. doppia mordenzatura acida, mordenzatura e sabbiatura, sola sabbiatura, applicazione discreta di nanomolecole, etc. etc.).

I diametri variano da circa 3 mm a 6 mm, mentre le lunghezze attualmente disponibili in commercio variano da 5 mm a 18 mm.

Per molti anni si è discusso riguardo l'effettiva incidenza sulla sopravvivenza degli impianti in rapporto alla loro lunghezza e spesso si è assunto, dogmaticamente, soprattutto in ambiente clinico, che un impianto corto, avendo meno contatto osseo, avesse una minor sopravvivenza [7, 8, 9]. Studi recenti

hanno evidenziato che la sopravvivenza degli impianti corti è paragonabile agli impianti di lunghezza convenzionale [10].

La necessità di introdurre *impianti definiti corti* è data dalla presenza di limitazioni anatomiche conseguenti il riassorbimento osseo sia nel mascellare superiore che inferiore.

Secondo quanto riportato da Kostovilis et al. [13], in alternativa all'utilizzo degli impianti corti, si sono sviluppate altre tecniche chirurgiche coadiuvanti la stessa terapia implantologica come la rigenerazione ossea guidata (GBR), la distrazione osteogenica o innesti ossei, la trasposizione del nervo alveolare inferiore o il rialzo del seno mascellare, allo scopo di aumentare la dimensione ossea per poter posizionare impianti di lunghezza "standard".

Queste alternative chirurgiche spesso vengono rifiutate dai pazienti in quanto comportano molteplici interventi, alti costi, necessità di un lungo mantenimento terapeutico, ed inoltre sono tecniche estremamente operatore-dipendenti, che richiedono un grande impiego di tempo e associate ad una più alta incidenza di complicanze post-operatorie rispetto ad altre alternative meno invasive, quale l'utilizzo di impianti endossei di lunghezza minima, non associati a tecniche chirurgiche rigenerative più complesse.

Lo studio pilota a cui fa riferimento questa tesi è stato eseguito presso l'Università degli Studi di Padova, Clinica Odontoiatrica, Padova (Italia) e riguarda l'inserimento in sede mandibolare di impianti Nanotite™ Biomet 3i® di lunghezza non-standard di 5 mm e con il diametro variabile fra i 4 o 5 mm (Figura 1.1 e 1.2).



❖ *Figura 1.1: impianto da 5 mm con diametro da 5 mm*



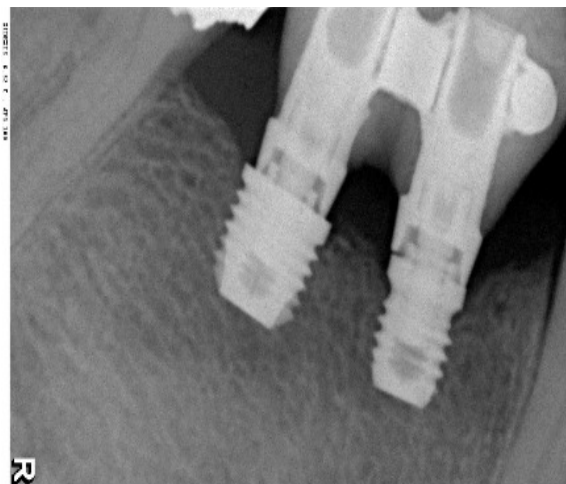
❖ *Figura 1.2: impianto da 5 mm con diametro da 4 mm*

Una volta inseriti gli impianti, vengono avvitate le viti di copertura e dopo 3 mesi si verifica la seconda fase chirurgica, ovvero la connessione con viti di guarigione. A 1 mese dalla seconda fase chirurgica vengono prese le impronte della posizione implantare per realizzare una protesi fissa provvisoria avvitata, la quale è costituita da resina acrilica su cilindri provvisori e viti di serraggio gold tite customizzate.

In riferimento sempre allo studio di cui si è parlato qualche riga fa, tutti i pazienti avevano una ortopantomografia pre-operatoria (Figura 1.3); tutti sono stati anche sottoposti a radiografia endorale (Figura 1.4) pre-operatoria, nell'immediato post-operatorio, a 3 mesi durante la seconda fase chirurgica e in corrispondenza di precisi istanti temporali all'interno del follow-up che caratterizza ciascun paziente.



❖ *Figura 1.3: esempio di ortopantomografia*



❖ *Figura 1.4: esempio di radiografia endorale*

1.1.1 Metodologie di misurazione del ROM

Uno dei principali criteri utilizzati per valutare la sopravvivenza totale degli impianti posizionati e il follow-up è proprio la misurazione del ROM tra il collo dell'impianto e l'osso alveolare.

Fino ad oggi le due metodiche che vengono utilizzate per determinare il riassorbimento osseo marginale sono:

- a) **il sondaggio implantare** → per una valutazione più clinica e diretta
- b) **misurazione da radiografia** → per una valutazione numerica.

Il sondaggio del sito implantare avviene in corrispondenza di quattro posizioni: mesiale, vestibolare, distale e linguale e viene effettuato tramite sonda parodontale (Figura 1.5).



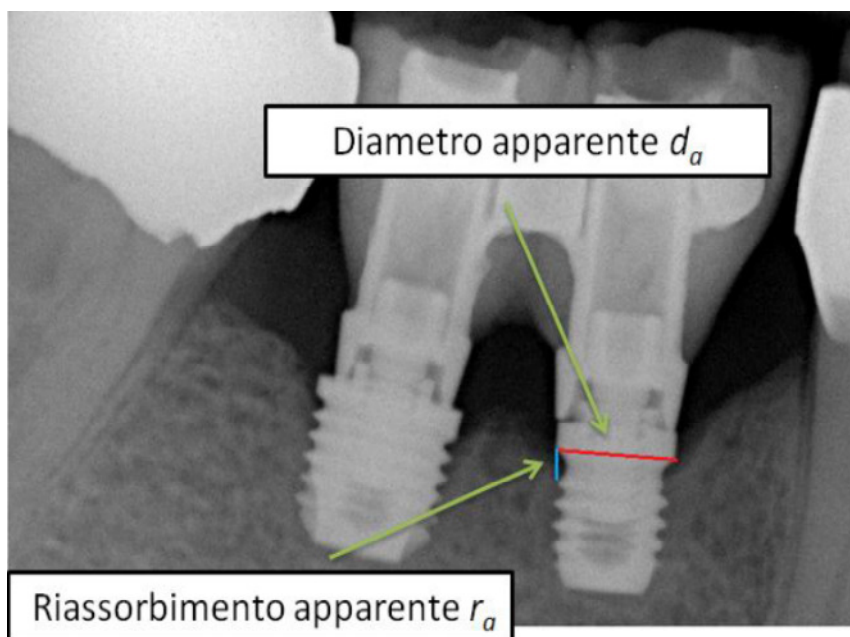
❖ *Figura 1.5: esempio di sondaggio perimplantare con sonda parodontale (Schou et al. 2001)*

Per quanto riguarda invece la metodologia di misurazione da radiografia, il riassorbimento osseo (r_{reale}) è stato calcolato scalando la misura di riassorbimento fatta sulla radiografia (r_a) per il rapporto tra il diametro misurato sulla stessa radiografia (d_a) con il diametro conosciuto dell'impianto (d_{reale}).

$$d_a : d_{reale} = r_a : r_{reale} \quad (1.1)$$

$$r_{reale} = \frac{d_{reale} * r_a}{d_a} \quad (1.2)$$

Le radiografie endorali vengono analizzate mediante l'utilizzo di *Gimp*, un programma di analisi delle immagini "Open source" (Figura 1.6).



❖ *Figura 1.6: misurazione del riassorbimento e diametro apparenti*

Tale metodologia si basa sulle seguenti assunzioni:

- che l'operatore possa effettuare una misura corretta del diametro dell'impianto;
- che l'operatore possa individuare correttamente il riassorbimento tra il collo dell'impianto e l'osso alveolare;
- che non siano presenti distorsioni geometriche che impediscano il recupero delle informazioni relative al riassorbimento

Dall'analisi dei dati raccolti durante lo studio si è arrivati ad una serie di conclusioni che riguardano le due metodiche per il calcolo del ROM appena illustrate:

- a) i due metodi sono fortemente influenzati dalla capacità dell'operatore;
- b) non sono entrambi scevri da errori;
- c) non sono confrontabili per diversi fattori:
 - la sensibilità strumentale: il metodo utilizzando le immagini a RX ha una sensibilità di 0,1 mm, mentre la sonda parodontale ha una sensibilità di 1 mm.

- una diversa dipendenza dall'operatore: entrambi i metodi sono operatori-dipendenti. La metodologia RX risente della soggettività dell'analisi fatta sulle immagini, mentre il sondaggio parodontale risente dell'esperienza dell'operatore a maneggiare la corretta metodologia. Tali caratteristiche influenzano in modo diverso la variabilità delle misure rilevate.

Potenzialmente però la metodologia per la misurazione del ROM tramite analisi di immagini RX può essere migliorata per fornire misure oggettive sull'integrazione tra tessuto osseo e impianto mediante la modifica del metodo di acquisizione dei dati (ad es. programmazione software dedicata).

È proprio questo uno degli obiettivi a cui si vuole giungere con l'algoritmo sviluppato in questo elaborato che fa uso delle tecniche dell'elaborazione numerica delle immagini digitali.

1.2 L'imaging medico

Il rapido sviluppo e proliferazione delle tecniche di medical imaging sta rivoluzionando la medicina. Il ruolo dell'imaging medico si è espanso oltre la semplice visualizzazione e ispezione delle strutture anatomiche.

Spinti quindi da una consapevolezza sempre maggiore dei traguardi e risultati a cui l'imaging medico può portare, gli studiosi in questo ambito si sono posti come vera e propria sfida il problema di estrarre, con l'ausilio del computer, informazioni clinicamente utili riguardo a strutture visualizzate attraverso RD (Digital Radiography), TAC (Tomografia assiale computerizzata), MR (Risonanza magnetica), PET (Tomografia a Emissione di Positroni), US (Ultra Suoni, ecografie) e altre tecniche.

Sebbene i dispositivi di imaging forniscano dati cruciali e molto utili sulle strutture anatomiche, il peso dell'operatore nella selezione della zona di interesse e nella preparazione tecnica e teorica personale, portano a dare risultati differenti nell'analisi di una stessa immagine.

In taluni casi le discrepanze possono essere accettabili, in altri, si può avere un sensibile cambiamento nelle informazioni dedotte tali da portare a diagnosi diverse.

In questo stato di cose, l'uso del computer per quantificare e analizzare le immagini in modo automatico, diventa cruciale, ed è tuttavia ancora limitato.

Dati quantitativi, accurati e ripetibili, devono essere efficacemente estratti allo scopo di supportare l'ampio spettro di investigazioni e attività cliniche come diagnosi, radioterapia, chirurgia.

Capitolo 2

Materiali

Il dataset originale, da cui sono stati selezionati i file di input usati poi per sviluppare e "testare" la procedura automatica, è stato fornito dall' Università degli Studi di Padova, Clinica Odontoiatrica, Padova (Italia); esso contiene immagini di ortopantomografia e radiografia endorale che riguardano 9 soggetti seguiti in fase pre/post operatoria secondo un certo follow-up.

Oggetto della nostra elaborazione ed analisi sono state le **immagini RX di radiografie endorali** acquisite o direttamente tramite unità radiografica digitale (SidexisTM, Sirona Dental Systems GmbHTM, Bensheim, DEU) o mediante scanner piano (HP scanjet N8420[®], Hewlett-Packard TM, Palo Alto, CA, USA).

Esse sono state memorizzate in formato TIF (o TIFF) oppure JPEG: mentre il primo comporta la non compressione dei dati durante la procedura di salvataggio, il secondo invece è un formato compresso, che comporta perdita di informazione secondo diversi livelli.

La *radiografia endorale* è l'indagine radiografica più frequentemente praticata all'interno di uno studio dentistico: consiste in un esame mirato a un singolo dente ed è quindi in grado di offrire un buon dettaglio in quella zona specifica.

Se da un lato quest'ultima rappresenta una metodologia di diagnostica a basso costo e di semplice esecuzione, d'altra parte la radiografia endorale può non essere eseguita correttamente per un errore tecnico di ripresa: può succedere, ad esempio, quando la pellicola -o il sensore- non sono stati posizionati parallelamente all'asse longitudinale del dente, oppure quando il raggio è sì perpendicolare alla pellicola o al sensore, ma non al dente, con il risultato di un'immagine accorciata. In questi casi le radiografie presentano una distorsione

e di conseguenza forniscono una falsa rappresentazione che non corrisponde alla situazione reale. Oppure il risultato dell'esame radiografico può non essere soddisfacente per qualità, perché non è ben nitida l'architettura ossea che circonda i denti o perché sono state tagliate aree di contiguità. Tuttavia con un po' di attenzione ed il corretto uso dei concentratori, è possibile evitare questi errori e così fornire dati importanti.

Alla luce di quanto appena detto, i criteri utilizzati per selezionare e creare l'effettivo dataset usato come input sono stati:

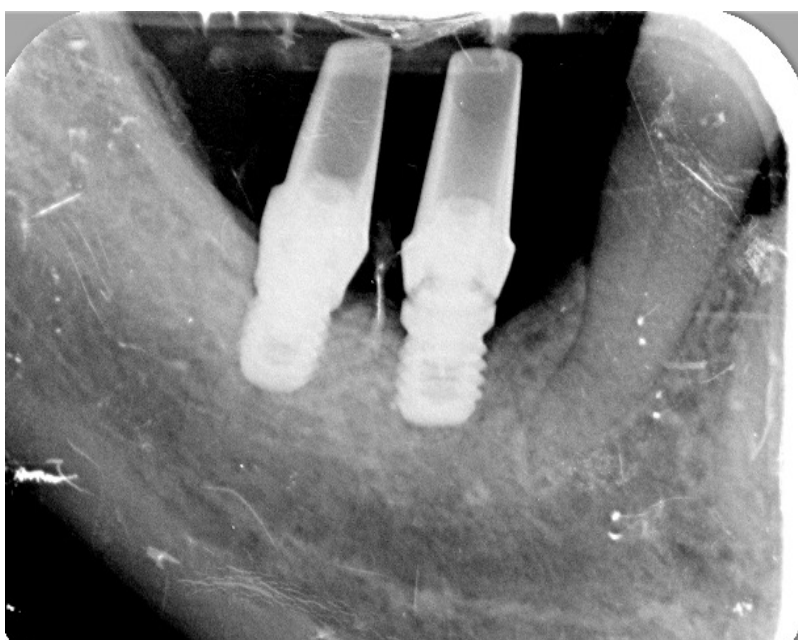
- 1) l'assenza di importanti distorsioni sulla struttura di interesse presente nell'immagine, ovvero sull' impianto;
- 2) una buona qualità dell'immagine, che può derivare come è stato detto da diversi fattori quali: il formato e la tipologia della tecnica usata per memorizzare i dati contenuti nell'immagine, oppure per motivazioni più legate alla bontà con cui l'operatore è riuscito ad eseguire l'esame radiografico.

Si riportano in Figura 2.1 due esempi di radiografie endorali non comprese nel dataset "finale" per motivi correlati rispettivamente all'aspetto (1) e (2).

Il dataset finale utilizzato è costituito quindi da 12 immagini prese da vari soggetti per un numero complessivo di 21 impianti dentali. Queste ultime sono immagini di buona qualità (Figura 2.2) ed esemplificative di condizioni differenti in riferimento a diversi livelli di luminosità, rumore, tipologia di sfondo: tutti aspetti fondamentali per sviluppare una procedura automatica robusta e sufficientemente accurata.

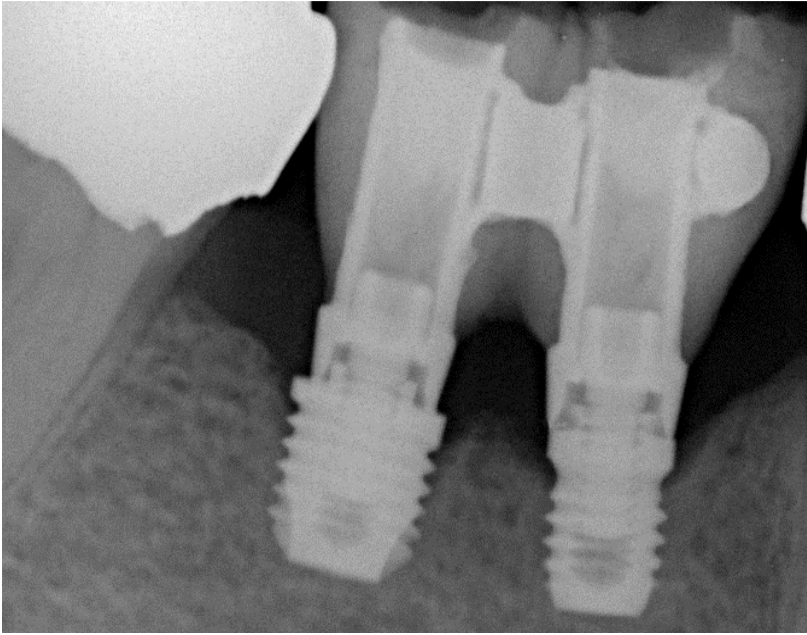


(a)



(b)

- ❖ *Figura 2.1: (a) esempio di immagine in cui gli impianti presentano un forte grado di distorsione; (b) esempio di immagine di bassa qualità*



❖ *Figura 2.2: esempio di immagine compressa nel dataset "finale"*

Capitolo 3

Segmentazione dell'impianto

3.1 La segmentazione

Il processo di segmentazione consiste nel dividere un'immagine digitale in una o più regioni di pixel, con l'obiettivo di evidenziare determinate regioni di interesse, o ROI (Region of Interest), che presentano una certa caratteristica o proprietà identificativa (tipo l'intensità o uniformità di colore o la forma), isolandole rispetto ad altre.

Ad esempio nell'identificazione dei bordi si sfruttano vari algoritmi per individuare le sagome di oggetti presenti sulla scena in immagini di ogni genere e complessità; infatti, a seconda della particolare applicazione cambiano sia la definizione di segmento, ovvero la definizione di "omogeneità" delle regioni da segmentare, sia i requisiti dell'algoritmo in termini di accuratezza e, soprattutto, di efficienza computazionale. Non si può dunque affermare che esista un'unica tecnica applicabile universalmente e che produca risultati soddisfacenti in tutti i campi di applicazione: a seconda dell'obiettivo è possibile individuare un algoritmo più efficiente di altri.

Quasi sempre è fondamentale la conoscenza delle caratteristiche e/o la forma degli oggetti da segmentare per poter realizzare algoritmi più efficienti e mirati.

Anche per individuare il contorno di un impianto dentale, e quindi "isolarlo" dallo sfondo circostante dell'immagine, si è utilizzata una procedura di segmentazione che parte dalla conoscenza delle informazioni suddette, ovvero si è utilizzato un approccio con **modelli deformabili**.

È stata presa in considerazione fin dall'inizio l'idea di applicare un approccio modello-dipendente principalmente per i seguenti motivi:

- per la complessità della forma geometrica del contorno che caratterizza un impianto dentale, soprattutto in riferimento ai tratti laterali di filettatura;
- per la presenza talvolta di tratti del bordo poco distinti dallo sfondo circostante; questo può essere causato da diversi fattori:
 - della presenza di rumore;
 - dalla presenza di una diversa tipologia di osso che circonda l'impianto (osso spugnoso, e quindi meno compatto, oppure osso più corticalizzato o addirittura assenza di osso);
 - dalla capacità più o meno buona dell'operatore che compie l'esame, che può introdurre sfuocamento e/o proiezioni sghembe dell'impianto.

Tutti questi fattori con l'utilizzo di metodi tradizionali di low-level processing, ovvero considerando solo informazioni locali, potrebbero portare ad assunzioni incorrette durante il processo di integrazione e generare oggetti con bordi non esatti. L'utilizzo di un approccio con *contorni deformabili* invece limita proprio i problemi suddetti, sviluppando metodiche che hanno lo scopo di ridurre in prima istanza gli effetti della variabilità intra/inter-operatore e della variabilità presente nelle stesse strutture, in dataset differenti.

I modelli deformabili integrano sia i vincoli forniti dai dati dell'immagine sia l'informazione nota a priori sulla posizione, misura e forma della struttura di interesse. I *fondamenti matematici dei modelli deformabili* rappresentano la confluenza di geometria, fisica e modelli di ottimizzazione.

La geometria serve per la rappresentazione della forma dell'oggetto, la fisica per imporre dei vincoli su come la forma debba variare nello spazio e nel tempo; la teoria di ottimizzazione fornisce invece i meccanismi formali per fittare i modelli ai dati misurati.

La geometria a modello-deformabile permette una vasta copertura di forme, utilizza rappresentazioni che impiegano molti gradi di libertà (come ad esempio le s-plines); il modello resta comunque controllabile anche se i parametri dei gradi di libertà raramente evolvono indipendentemente. Questi parametri sono regolati da principi fisici che guidano la modellizzazione del contorno deformabile sull'oggetto fisico in questione. Il loro nome infatti deriva principalmente dall'uso

della teoria dell'elasticità a livello fisico, all'interno di un'impostazione di tipo lagrangiano alla dinamica.

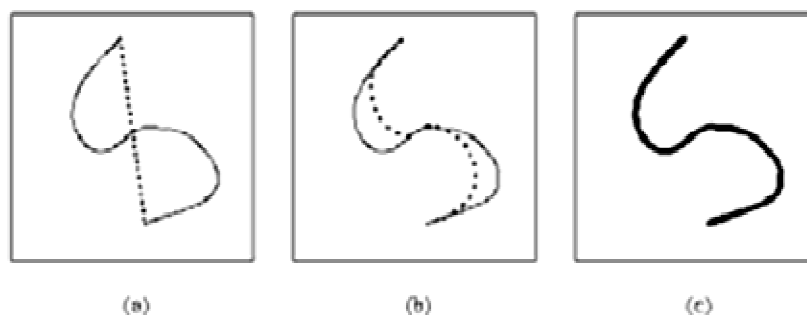
Intuitivamente si può dire che i modelli deformabili sono come corpi elastici che modificano ed evolvono la loro struttura in risposta alle forze applicate e ai vincoli imposti. Tipicamente le forze applicate sono associabili a funzioni di energia di deformazione che fanno evolvere le curve lontano dalla loro forma di partenza verso una forma che minimizzi tali funzioni.

Nell'ambito dei modelli deformabili, quelli che hanno "riscosso" maggiore popolarità sono quelli conosciuti col nome di snakes.

3.2 Contorni attivi o Snakes

Gli snakes fanno parte dei *modelli a contorni attivi* e sono stati usati in modo intensivo nell'ambito della computer vision, in particolare nell'identificazione dei bordi, modellazione delle forme, segmentazione e tracking dinamico.

Gli *snakes* (o contorni attivi) sono curve continue (aperte o chiuse) che cominciano a deformarsi da un punto iniziale per adattarsi alla forma dell'oggetto minimizzando un funzionale dell'energia soggetto a determinati vincoli estratti dalle caratteristiche dell'immagine stessa. Di solito il **funzionale energia** contiene due termini: un'energia interna che tiene legati i punti della curva e la fa piegare, e permette di regolare l'elasticità e la rigidità associate allo snake, ed un'energia esterna che richiama il modello elastico della ROI che si vuole segmentare.



❖ *Figura 3.1: (a) posizione iniziale dello snake definita vicino al contorno vero; (b) e (c) iterazioni dello snake che minimizza l'energia per raggiungere il contorno vero*

Un contorno attivo è una curva parametrica [1] del tipo:

$$v(s) = [x(s), y(s)], s \in [0,1]$$

che si muove nel dominio dell'immagine per minimizzare il funzionale energia:

$$E_{snake}(u) = \int_0^1 \left[\frac{1}{2} (\alpha |v'(s)|^2 + \beta |v''(s)|^2) + E_{ext}(v(s)) \right] ds \quad (2.1)$$

dove i coefficienti α e β sono parametri che controllano rispettivamente l'elasticità (anche detta tensione) e la rigidità dello snake, $v'(s)$ e $v''(s)$ sono la derivata prima e la derivata seconda di $v(s)$ rispetto ad s . L'ultimo termine, E_{ext} , rappresenta l'energia esterna, deriva direttamente dall'immagine ed è costruita in maniera tale da divenire piccola (minima) nelle regioni di interesse, che nel nostro caso sono i bordi.

Se si considera un'immagine in scala di grigi $I(x,y)$, le tipiche energie esterne che si utilizzano per ricercare i bordi sono funzioni del tipo:

$$E_{ext}^{(1)}(x, y) = -|\nabla I(x, y)|^2 \quad (2.2)$$

$$E_{ext}^{(2)}(x, y) = -|\nabla [G_\sigma(x, y) * I(x, y)]|^2 \quad (2.3)$$

dove $G_\sigma(x,y)$ è una distribuzione gaussiana bidimensionale con deviazione standard σ , $*$ indica l'operatore di convoluzione lineare e ∇ indica l'operatore di gradiente. È facile notare da queste definizioni che un valore elevato di σ può distorcere la regione di interesse perché vengono smussati i dettagli (bordi) via via più estesi e il filtro gaussiano all'aumentare di σ sfuoca l'immagine. Nonostante ciò, spesso, la scelta di una σ grande è necessaria per rimuovere il rumore e aumentare l'intervallo di cattura del contorno attivo.

Minimizzare la (2.1) significa che lo snake deve soddisfare l'equazione di Eulero-Lagrange

$$\alpha * \frac{\delta^2 v}{\partial s^2} - \beta * \frac{\partial^4 v}{\partial s^4} - \nabla E_{ext} = 0 \quad (2.4)$$

(può anche essere espressa in questo modo: $\alpha v''(s) + \beta v''''(s) - \nabla E_{ext}(v) = 0$)
che di solito è considerata un'equazione di bilanciamento delle forze:

$$f_{int}(v) + f_{ext} = 0 \quad (2.5)$$

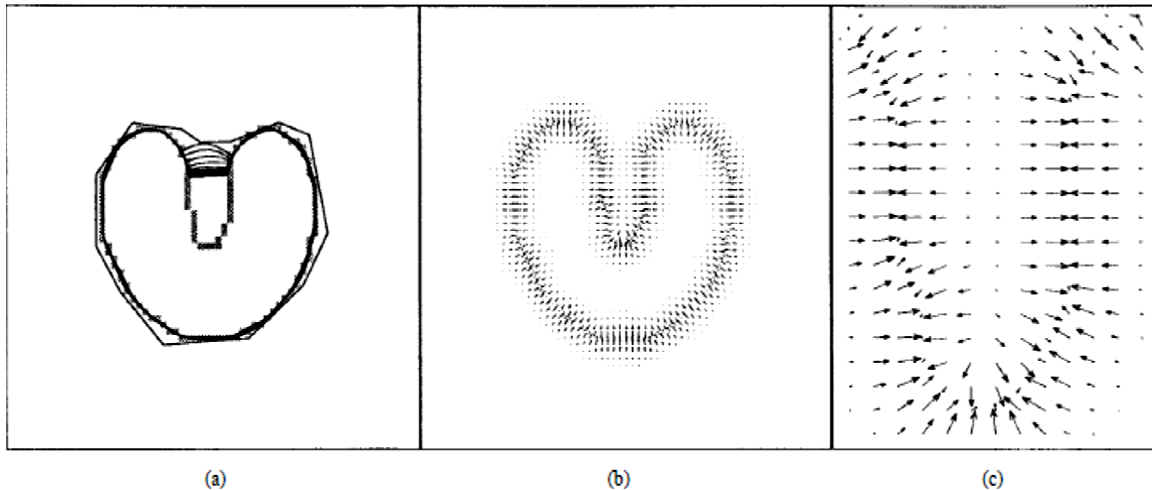
dove la forza interna $F_{int}(v) = \alpha * \frac{\delta^2 v}{\partial s^2} - \beta * \frac{\partial^4 v}{\partial s^4} = \alpha v''(s) + \beta v''''(s)$ ha il compito di controllare la tensione (tramite il parametro α) e la rigidità (tramite il parametro β) dello snake, mentre la forza esterna $F_{ext} = -\nabla E_{ext}$ ha il compito di deformare lo snake verso la regione di interesse.

Per risolvere l'equazione di Eulero-Lagrange, $\mathbf{v}(s)$ viene trattato anche come una funzione del tempo t . La soluzione si ottiene quando la curva, dalla posizione iniziale $\mathbf{v}(s,0)$, raggiunge la condizione di stabilità data dalla soluzione alla seguente equazione funzione del gradiente:

$$\frac{\partial v(s,t)}{\partial t} = \alpha v''(s,t) - \beta v''''(s,t) + f_{ext}(v(s,t)) \quad (2.6)$$

Una soluzione numerica al problema (2.6), valutato nel dominio discreto, può essere ottenuta risolvendo una discretizzazione di s iterativamente mediante un approccio a differenze finite. Nel trovare la soluzione, perciò, lo snake $\mathbf{v}(s)$ viene campionato in un insieme di n punti discreti $\mathbf{v}_0, \mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_{n-1}$, detti "elementi di contorno"; la curva, quindi, si ritrova ad essere una spezzata lineare ottenuta unendo ogni elemento di contorno. Le equazioni delle forze sono applicate separatamente ad ogni punto, il quale può muoversi liberamente sotto l'influenza di tali forze. Come già detto la soluzione la si ottiene quando la curva raggiunge la condizione di stabilità. In questo modo ogni elemento di contorno viene riaggiornato solo se la nuova posizione ha una energia totale più bassa.

Si può chiarire questo concetto mediante un esempio rappresentativo del comportamento di uno snake tradizionale. Si consideri la Figura 3.2 dove viene mostrata un'immagine che presenta una concavità (3.2(a)).



❖ *Figura 3.2: comportamento di uno snake tradizionale*

Come si nota, nella Figura 3.2(b) è stato calcolato un campo di forze di potenziale $F_{ext} = -\nabla E_{ext}$. Nella Figura 3.2(a), invece, è raffigurata la sequenza di curve che rappresenta la progressione iterativa di uno snake tradizionale che risolve l'equazione di Eulero nella formulazione (2.6).

Come si osserva, il contorno attivo è inizializzato al di fuori della concavità ma all'interno della zona in cui il campo di forze potenziali F_{ext} è non nullo. Nonostante il contorno sia molto vicino alla concavità, non si può far a meno di notare che esso ne rimane al di fuori. Il motivo di questa mancata convergenza è rappresentato nella Figura 3.2(c). Le forze esterne puntano correttamente verso il bordo dell'oggetto ma a contrastarle ci sono le forze all'interno della concavità che puntano orizzontalmente in opposte direzioni. In questo modo il contorno attivo viene "stirato" verso i bordi laterali ma non viene spinto verso il basso all'interno della cavità; quindi non procede e si ferma. Purtroppo, in questa situazione, nessuna scelta dei parametri α e β può correggere questo problema.

Osservando sempre la Figura 3.2(b) sorge un'altra questione: il limitato raggio di cattura del contorno attivo, cioè la capacità del campo di forze F_{ext} di espandersi in zone omogenee dell'immagine (che presentano un gradiente di luminosità molto basso o nullo), limitrofe o nelle vicinanze dei bordi. Aumentando σ il range di cattura aumenterà a discapito dell'accuratezza nella localizzazione dei bordi, rendendo più confusa la delineazione della concavità. Infine, nella Figura 3.2(c) si può notare che il modulo delle forze esterne F_{ext} diminuisce molto velocemente

man mano che ci si allontana dal bordo fino a diventare molto piccolo e addirittura nullo nonostante sia ancora molto vicino.

Svariati tipi di forze esterne sono stati implementati per cercare di migliorare le forze di potenziale utilizzate negli snake standard.

La distinzione più ampia che se ne può fare è tra **forze esterne statiche e dinamiche** [1]. Mentre quest'ultime dipendono dalla forma dello snake e variano a seconda della sua evoluzione, le prime vengono invece calcolate in base all'immagine e rimangono invarianti durante tutto il processo di evoluzione. Inoltre possono essere classificate in base alla loro fonte ed in particolare le "Edge based static force" sono calcolate in base ai bordi presenti nell'immagine.

In sostanza, il calcolo delle forze esterne può essere visto come composizione di due passaggi fondamentali:

1. calcolo dei bordi dell'immagine
2. calcolo del campo delle forze derivanti della edge-map.

Una buona forza statica dovrebbe avere un'importante proprietà: ogni punto dello snake all'interno del campo di forze dovrebbe essere libero di muoversi verso le zone di interesse, come per esempio i bordi. Lo svantaggio principale delle forze esterne statiche standard, ossia basate sul gradiente, è che il campo delle forze ha un'ampiezza iniziale uguale a zero nelle zone omogenee dell'immagine, pertanto lo snake deve essere inizializzato vicino alla ROI per potervi convergere. Un modo per aggirare questo problema è quello di aumentare la deviazione standard del filtro gaussiano usato nell'energia esterna, con il prezzo di alterare la zone di interesse. Le forze di distanza sono state proposte per risolvere questo problema. Esse aumentano notevolmente il range di cattura delle ROI, creando delle linee di forza che sono proporzionali al gradiente dell'immagine e puntano verso i punti del bordo più vicini.

La scelta della forza esterna da applicare risulta quindi una componente fondamentale per la giusta identificazione della ROI; *in questa tesi viene utilizzata dapprima un tipo di forza esterna statica chiamata VFC (Vector Field Convolution) e successivamente un tipo di forza esterna dinamica calcolata sui livelli di grigio, che ottimizza il risultato ottenuto con il VFC.*

3.2.1 Forza statica VFC

La forza esterna VFC $f_{vfc}(x, y) = [u_{vfc}(x, y), v_{vfc}(x, y)]$ è un particolare tipo di forza statica e si ottiene convolvendo il *kernel di un campo vettoriale (VFK - Vector Field Kernel)* con la mappa dei bordi $f(x, y)$ generata dall'immagine $I(x, y)$ [2] :

$$f_{vfc}(x, y) = f(x, y) * k(x, y) = [f(x, y) * u_k(x, y), f(x, y) * v_k(x, y)] \quad (2.7)$$

I **vfc snakes** sono quindi contorni attivi che usano il campo VFC come forza esterna. Rimpiazzando la $f_{ext} = -\nabla E_{ext}$ in (2.6) con il campo VFC $V_{vfc}(v)$, la soluzione iterativa è:

$$\frac{\partial v(s, t)}{\partial t} = \alpha v''(s, t) - \beta v''''(s, t) + f_{vfc}(v(s, t)) \quad (2.8)$$

Questa equazione può essere risolta usando l'approccio alle differenze finite degli snake standard.

Finché la mappa dei bordi è non negativa e più larga vicino ai bordi dell'immagine, questi contribuiscono di più alla VFC rispetto alle regioni omogenee. Pertanto la forza esterna del VFC attrarrà i punti dello snake verso i bordi. Se rappresentiamo il kernel del campo delle forze usando un range di valori complessi, il VFC è solo il risultato del filtraggio della edge-map, che non dipende dall'origine del kernel.

Il campo VFC dipende fortemente dall'ampiezza del VFK $m(x, y)$. Considerando il fatto che l'influenza della ROI è inversamente proporzionale alla distanza dei punti dello snake dai bordi, l'ampiezza sarà una funzione positiva decrescente della distanza dall'origine. Praticamente più i bordi o le regioni omogenee saranno distanti dai punti dello snake, meno questo ne sarà attratto. Da qui si evince l'importanza nella scelta di un kernel con dimensioni sufficienti, altrimenti si rischia che il contorno attivo non venga attratto dai bordi, anche se inizializzato abbastanza vicino. Per contro se il kernel è troppo grande lo snake sarà attratto anche da bordi molto distanti, oltre a quelli di interesse più vicini.

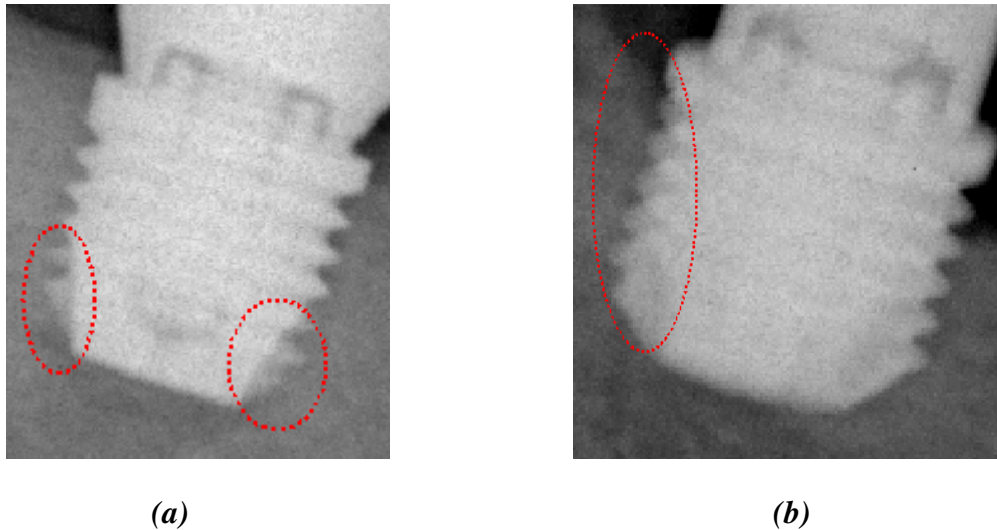
Si può comunque sfruttare questa proprietà del VFC, in combinazione con una buona inizializzazione del contorno attivo per farlo evolvere verso le ROI desiderate.

3.2.1.1 Proprietà e vantaggi del VFC

Da quanto è stato appena descritto si deducono importanti proprietà/vantaggi del campo VFC rispetto ai normali algoritmi:

- ha un ampio range di cattura di zone omogenee limitrofe ai bordi; come conseguenza, il VFC ha una buona capacità di spingere il contorno attivo all'interno di bordi con concavità.
- ha un ridotto costo computazionale (dovuto all'uso della FFT per effettuare l'operazione di convoluzione che genera il campo);
- ha una buona robustezza al rumore e alla inizializzazione dei parametri;
- ha flessibilità al cambiamento del campo di forze.

In particolare, riferendoci al dataset di immagini utilizzato, si possono fare le seguenti considerazioni: (1) la maggior parte del bordo di un impianto dentale è composto da tratti con concavità (la filettatura laterale); (2) alcune immagini sono affette da rumore di tipo additivo impulsivo; (3) in altre, ci sono tratti della filettatura dell'impianto (ovvero tratti del contorno) che risultano sfuocati e/o meno intensi anche in riferimento allo sfondo che li circonda, come evidenziato negli esempi (a) e (b) di Figura 3.3 .

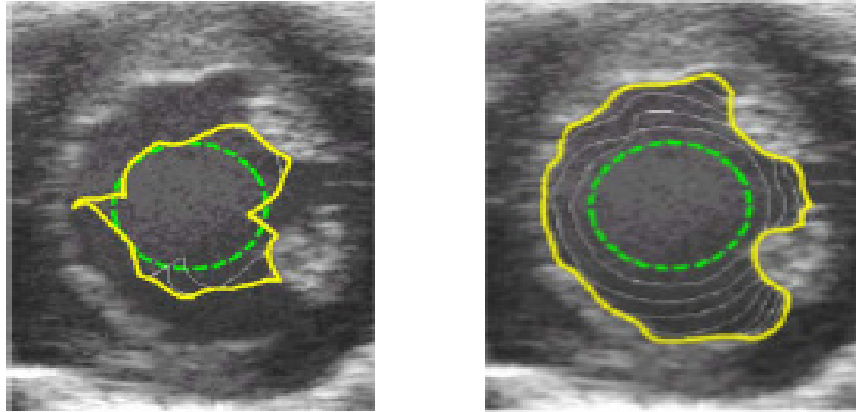


❖ *Figura 3.3: (a) esempio di tratti del contorno meno intensi; (b) esempio di bordi sfuocati*

Per il punto (1) è desiderabile l'utilizzo di un campo *di forze esterne che abbia un ampio range di cattura*, tale da permettere allo snake di raggiungere le concavità presenti nel contorno; per il punto (2) invece si dovrà utilizzare un tipo di forze esterne che abbia *una bassa sensibilità al rumore*, cosicché lo snake riesca a raggiungere in modo corretto tutti i bordi; infine il punto (3) spinge all'utilizzo di un campo di forze *in cui non ci sia l'applicazione di un filtro all'immagine $I(x,y)$* , che andrebbe ulteriormente a sfuocare tali bordi con ripercussioni nella performance della segmentazione.

Il campo di forze statiche VFC risponde bene a tali esigenze: infatti, nonostante il rumore presente, si comporta bene muovendo il contorno attivo verso i bordi più intensi, anche a notevole distanza rispetto all'inizializzazione, facendolo "appoggiare" alla ROI nel modo giusto (Figura 3.4).

Tuttavia per riuscire ad aggirare completamente la problematica esposta al punto (3), è stato necessario introdurre una forza esterna dinamica che verrà descritta in seguito.



❖ *Figura 3.4: immagini US del cuore di un topo con snake inizializzato (riga tratteggiata) e risultato (riga continua) usando a sinistra GVF e a destra VFC*

3.2.1.2 Kernel del campo delle forze VFK

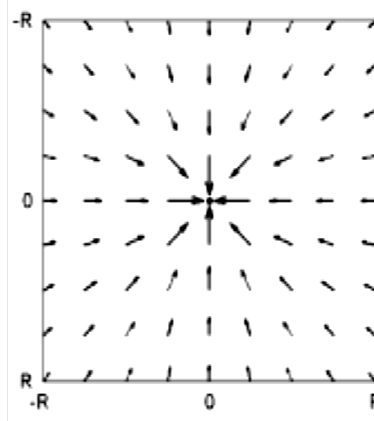
Si definisce il VFK $k(x, y) = [u_k(x, y), v_k(x, y)]$ nel quale tutti i vettori puntano all'origine del kernel:

$$k(x, y) = m(x, y) * n(x, y) \quad (2.9)$$

dove $m(x, y)$ è l'ampiezza del vettore in (x, y) e $n(x, y)$ è il versore che punta all'origine del kernel in $(0, 0)$:

$$n(x, y) = \left[-\frac{x}{r}, -\frac{y}{r} \right] \quad (2.10)$$

eccetto per $n(0, 0) = [0, 0]$ nell'origine e con $r = \sqrt{x^2 + y^2}$ distanza dall'origine.



❖ *Figura 3.5: esempio di kernel del campo vettoriale VFK con raggio $R=4$*

Se l'origine viene considerata come la zona di interesse, il campo vettoriale VFK avrà la proprietà di far muovere un punto libero dello snake, che si trova all'interno del campo, verso una ROI tipo i bordi. E' da notare che l'origine del kernel ovviamente non coincide con l'origine dell'immagine o con la mappa dei bordi. Tra le tante possibili soluzioni per la funzione ampiezza, due implementazioni possibili possono essere:

$$m_1(x, y) = (r + \varepsilon)^{-\gamma} \quad (2.11)$$

$$m_2(x, y) = \exp(-r^2/\zeta^2) \quad (2.12)$$

dove γ e ζ sono parametri positivi che controllano la decrescenza e ε è una costante positiva che previene la divisione per zero.

$m_1(x, y)$ si ispira alla Legge di Gravitazione Universale di Newton, che può essere vista come un caso particolare con $\gamma = 2$ e $\varepsilon = 0$. I pixel dei bordi nella edge-map possono essere considerati come oggetti con una massa proporzionale alla forza del bordo e il campo VFC come un campo gravitazionale generato da tutti gli oggetti. Il contorno attivo sarà quindi attratto dalla “forza di gravità” di ciascun bordo in modo diverso, come nello spazio i vari corpi celesti si attirano più o meno in base alle loro masse relative.

L'influenza della ROI aumenterà al diminuire di γ . In pratica, γ è definito in un range compreso tra 1 e 3 per la maggior parte delle immagini.

$m_2(x, y)$ è una forma di funzione Gaussiana dove ζ può essere visto come la deviazione standard. L'influenza della ROI aumenta all'aumentare di ζ . In generale, tale influenza dovrebbe essere tanto maggiore quanto è minore il rapporto segnale-rumore (SNR).

3.2.1.3 Mappa dei bordi

Dopo aver definito il kernel delle forze VFK, il passo successivo per poter poi creare il campo delle forze esterne VFC è la definizione di una mappa di bordi $f(x, y)$ che deriva direttamente dall'immagine $I(x, y)$, con la proprietà di essere più ampia vicino ai bordi dell'immagine. Per esempio si può utilizzare una forma del tipo :

$$f(x, y) = -E_{ext}(x, y) \quad (2.13)$$

utilizzando come forza esterna la (2.2) oppure la (2.3).

Tre sono le proprietà a cui deve rispondere $f(x, y)$:

1. il gradiente ∇f ha vettori che puntano verso i bordi;
2. questi vettori hanno ampiezze importanti solo nelle immediate vicinanze dei bordi;
3. in regioni omogenee, dove $I(x, y)$ è quasi nullo, ∇f è molto piccolo.

Ma in che modo queste proprietà vanno a modificare il comportamento dello snake? Per la prima proprietà uno snake inizializzato a ridosso del bordo convergerà ad una configurazione stabile vicino al bordo. A causa della seconda, tuttavia il range di cattura sarà molto piccolo. Invece per la terza proprietà, regioni omogenee non avranno forze esterne.

L'approccio allora è quello di mantenere le proprietà dei gradienti vicino ai bordi, ma estendere la mappa dei gradienti lontano dai bordi nelle regioni omogenee utilizzando un processo di diffusione.

3.2.2 Forza dinamica calcolata sui livelli di grigio

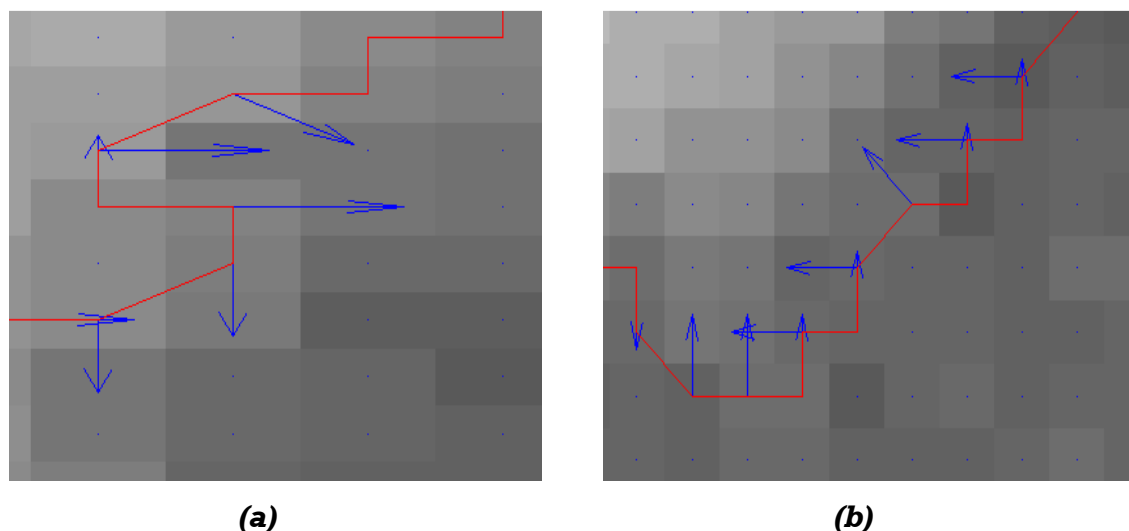
Questo tipo di forza esterna è calcolata in base ai livelli di grigio dei pixels nelle vicinanze del bordo stesso. Attorno ad ogni punto del contorno attivo viene costruita una finestra quadrata di lato R predefinito al cui interno l'algoritmo effettua il confronto tra il livello medio di grigio dei pixels che sono interni alla curva (quindi individuati come appartenenti "all'oggetto") e di quelli che sono invece esterni. Ciascun punto dello snake viene quindi spostato solamente se i due valori sono ancora sufficientemente vicini: questa condizione viene valutata con l'uso di una soglia e porta a far concludere se tale punto sia giunto o meno nella linea di confine che delimita la regione di interesse (ovvero sul bordo dell'impianto dentale).

Una volta valutato che il punto dello snake può ancora muoversi, la forza che lo muove segue la direzione della normale in ogni punto del contorno attivo; è quindi necessario andare a calcolare l'inclinazione del bordo locale a cui appartiene il punto considerato. Si determinano così le 2 componenti delle forza esterna, f_x e f_y , che sono due dei parametri di ingresso della funzione responsabile della deformazione vera e propria dello snake.

Per quanto riguarda invece il verso di tale forza, essa è diretta verso l'esterno del bordo locale oppure verso l'interno, quindi rispettivamente gonfia o sgonfia lo snake, a seconda del risultato che si ottiene confrontando il valore di grigio medio dei pixel della finestra quadrata interni alla curva con la "statistica" del livello di luminosità che caratterizza l'oggetto di interesse.

Se il confronto dà come risultato una similarità ancora abbastanza forte significa che il bordo della regione di interesse non è stato ancora determinato con precisione e, pertanto, viene applicata una forza di gonfiamento che tira lo snake in modo tale da comprendere il pixel analizzato (Figura 3.6(a)). Tuttavia, implementando solamente queste valutazioni, si potrebbe incorrere in un problema quando lo sfondo che circonda l'oggetto ha un livello di luminosità simile a quello della regione di interesse: succede che lo snake si spinge troppo verso l'esterno portando, quindi, ad un risultato poco soddisfacente dal momento che i contorni della regione di interesse restano in buona parte non identificati correttamente. Per evitare questo inconveniente si va a fare un'ulteriore verifica: se il valore di grigio medio dei pixel della finestra quadrata interni alla curva

comincia a scostarsi troppo dalla luminosità caratteristica della struttura di interesse, si sgonfia il punto e quindi si va a restringere la curva. (Figura 3.6(b)).



❖ *Figura 3.6: esempio di tratti della linea di contorno discretizzata che vengono rispettivamente "gonfiati"(a) e "sgonfiati"(b) perché non ancora giunti nella "linea di confine" desiderata*

Dopo aver illustrato fin qui, da un punto di vista teorico, le tecniche che si utilizzano per creare i campi di forze sui quali lo snake si muove per adattarsi ai contorni dell'impianto, ora si descrive la specifica metodica che ha portato alla definizione:

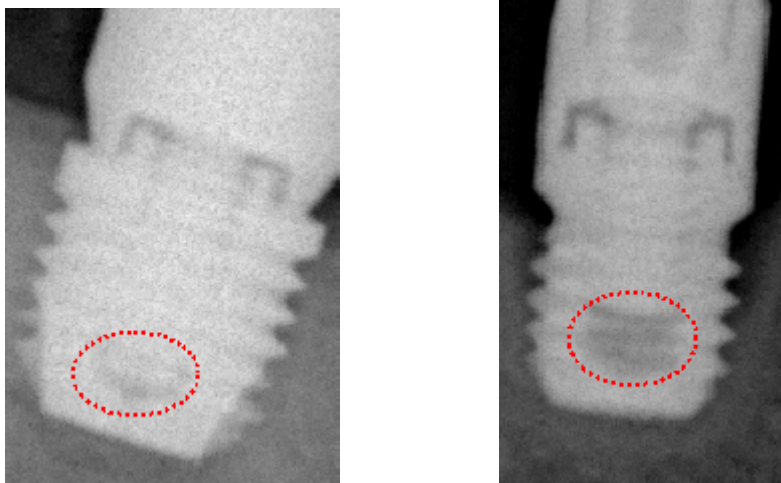
- della curva (snake) iniziale;
- dei campi di forze;
- della funzione di remodeling, che va a "modellare" lo snake iniziale in funzione del campo.

3.3 Inizializzazione dello snake

L'obiettivo prefissato è quello di segmentare la zona dell'immagine che identifica il corpo e il collo dell'impianto; questi ultimi rappresentano una zona di area abbastanza elevata, che si differenzia dalle strutture circostanti per un valore di intensità luminosa decisamente più alto.

Per il suo riconoscimento, ci si basa quindi su questa caratteristica, cioè gradiente ai bordi della struttura elevato, e su un'altra particolarità, quella di avere una forma chiusa ben delimitata.

Tuttavia, all'interno dell'area dell'immagine che identifica l'impianto, sono presenti zone in cui il livello di intensità luminosa è sensibilmente più basso/alto (Figura 3.7): esse identificano la zona di connessione dell'impianto con la vite di serraggio e sono causa di "rumore" sia nella procedura usata per la ricerca dei punti della spezzata sorgente sia durante la deformazione dello snake.



❖ *Figura 3.7: a sinistra, l'intensità luminosa dell'impianto è pressoché omogenea; nell'impianto a destra, invece, si riconosce una zona interna di intensità più bassa .*

L'inizializzazione dello snake è di fondamentale importanza: infatti, se lo snake viene costruito a distanza troppo elevata dai bordi, si incorre nel rischio che il campo di forze esterne lo spinga in direzioni diverse rispetto a quelle previste. Questo potrebbe accadere per la presenza di zone in cui il rumore è più accentuato oppure in cui la luminosità è meno omogenea, le quali provocano nel modulo delle forze di spinta dei picchi che bloccano la deformazione delle curve. La procedura che viene ora descritta è quindi finalizzata all'individuazione di punti il più possibile vicini ai bordi reali dell'impianto da cui creare il contorno attivo iniziale.

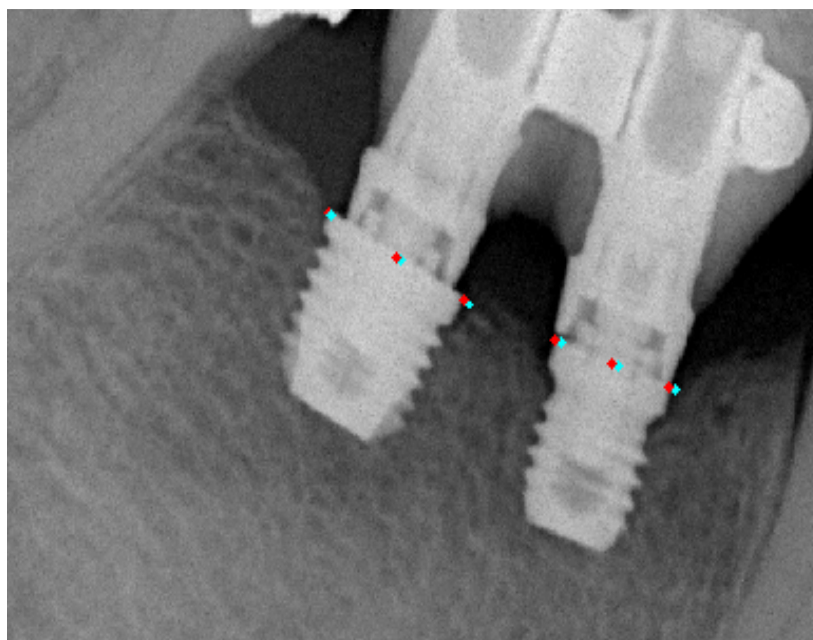
Il passo iniziale comporta l'intervento dell'utente (unica operazione manuale richiesta), il quale individua con l'inserimento di due punti, tramite la funzione

getline() di Matlab, la retta che sull'immagine rappresenta il collo dell'impianto considerato.

A partire da questa operazione, si hanno a disposizione per l'implementazione dell'algoritmo i seguenti **dati iniziali**:

- a) le coordinate dei due punti inseriti dall'utente (punti spalla);
- b) l'inclinazione della retta individuata da tali punti;
- c) le coordinate del punto medio di tale segmento.

Per rendere più operatore-indipendente questa fase iniziale è stata creata una funzione che "corregge" i due punti inseriti dall'utente (che potrebbero essere leggermente troppo esterni/interni rispetto al bordo) e li sposta in prossimità rispettivamente del bordo interno sinistro e destro dell'impianto. Il comportamento di tale funzione è mostrato in Figura 3.8.



❖ *Figura 3.8: i punti inseriti con poca precisione da parte dell'utente (in celeste) vengono posizionati correttamente dall'algoritmo (punti in rosso)*

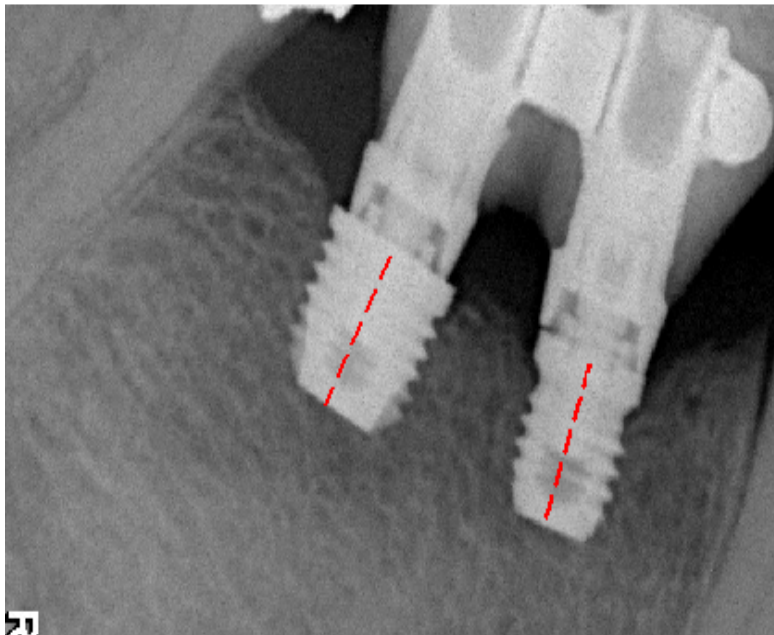
Il primo passo per arrivare ad individuare la spezzata iniziale è *la costruzione della retta che individua l'asse approssimativo dell'impianto* (Figura 3.9).

A tal fine viene determinata la retta perpendicolare a quella inserita dall'utente e passante per il suo punto medio; dal profilo di luminosità della nuova retta si

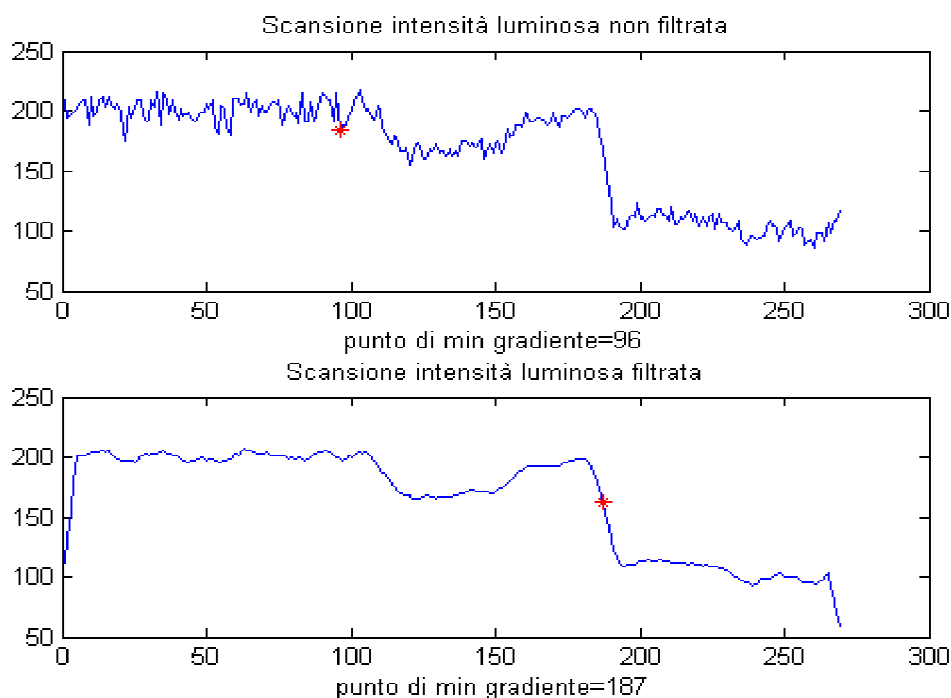
estraggono informazioni sull'andamento del gradiente: in particolare si considera il punto di massimo gradiente negativo, che individua sull'immagine il passaggio dall'impianto allo sfondo.

È però necessaria un'operazione preliminare di filtraggio per eliminare/ridurre quelle fluttuazioni ad alta frequenza che si creano nel segnale luminoso per la presenza di rumore insito nell'immagine. Le fluttuazioni, in particolare, sono create dalla presenza all'interno dell'impianto delle zone a diversa intensità luminosa di cui si è discusso precedentemente; queste infatti, in assenza di filtraggio, provocano l'individuazione di un punto di fine asse errato, come evidenziato in Figura 3.10.

Il profilo è filtrato con un **filtro lineare a media mobile**, ovvero un filtro passa basso (di smoothing) che riduce il rumore assegnando ad ogni pixel la media dei valori dei pixel nell'intorno definito dalla maschera, così riducendo l'entità delle differenze di grigio tra punti vicino.



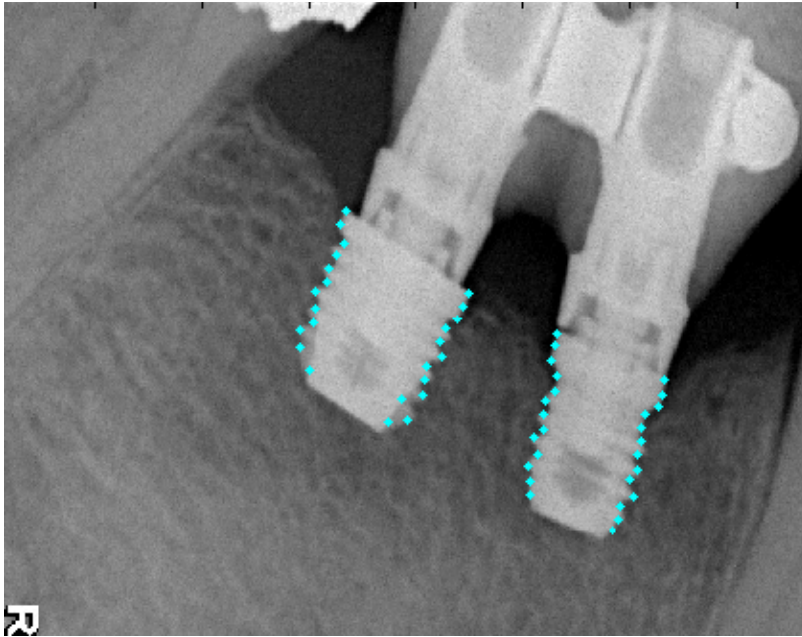
❖ *Figura 3.9: asse approssimativo dell'impianto*



❖ **Figura 3.10: individuazione di differenti punti di massimo gradiente negativo su profilo non filtrato e filtrato**

A questo punto si analizzano, sempre in termini di massimo gradiente negativo, i profili di luminosità di ciascuna retta passante per il pixel considerato sull'asse approssimativo (si sono considerati i pixel ad intervalli di 10) e perpendicolare a quest'ultimo. Anche in questo step ciascun profilo luminoso è filtrato con lo stesso filtro poco fa descritto.

La funzione che implementa questa operazione da quindi come output, mostrato in Figura 3.11, una struttura che contiene le coordinate di tutti i punti di bordo trovati che saranno utilizzati per inizializzare lo snake; su ogni profilo in particolare vengono individuati due punti di bordo (uno sul lato sinistro dell'impianto, l'altro sul destro).



❖ *Figura 3.11: punti selezionati in prossimità del bordo dell'impianto e che sono utilizzati per costruire lo snake iniziale*

La curva continua che rappresenta lo snake iniziale si ottiene a questo punto semplicemente passando come parametri di ingresso alla funzione *roipoly()* di Matlab le coordinate di questi punti.

3.4 Deformazione dello snake

La curva iniziale costruita con il processo fin qui descritto, viene ora deformata in due fasi successive: dapprima con il campo statico VFC e in seguito con la spinta delle forze dinamiche, già introdotte nel paragrafo 3.2.2.

3.4.1 Applicazione del VFC

Come già si è detto nel paragrafo 3.2.1 del presente Capitolo, la tecnica VFC convolve uno specifico VFK con una mappa di bordi derivata dall'immagine.

Il VFC utilizzato per segmentare l'impianto dentale riceve in ingresso la **mappa dei bordi**, costruita direttamente sull'immagine originale, a cui non viene applicato alcun filtro o preventiva elaborazione. Il rumore insito nell'immagine

infatti è tale da non impedire una corretta individuazione, con intensità discreta, dei bordi degli "oggetti" presenti nell'immagine.

Il **kernel**, con cui si va a convolvere la mappa dei bordi, è invece di tipo gaussiano, ovvero l'ampiezza di ciascun vettore è calcolata secondo la funzione $m(\underline{v})$ che incorpora in sé informazioni sulla distanza dall'origine del kernel e controlla tramite il parametro di decrescita γ , nella convoluzione dell'immagine, l'influenza dei bordi dell'immagine stessa, diminuendola man mano che ci si allontana dall'origine (di $k(\underline{v})$):

$$m(\underline{v}) = \exp\left(-\frac{\|\underline{v}\|^2}{\gamma^2}\right) \quad (2.14)$$

I parametri importanti da settare, per quanto riguarda il filtro bidimensionale quadrato VFK, sono :

1. le sue dimensioni, individuate dal valore del lato R ;
2. la distanza d tra i punti adiacenti che lo compongono;
3. l'ampiezza dei vettori, che è di fatto controllata da γ .

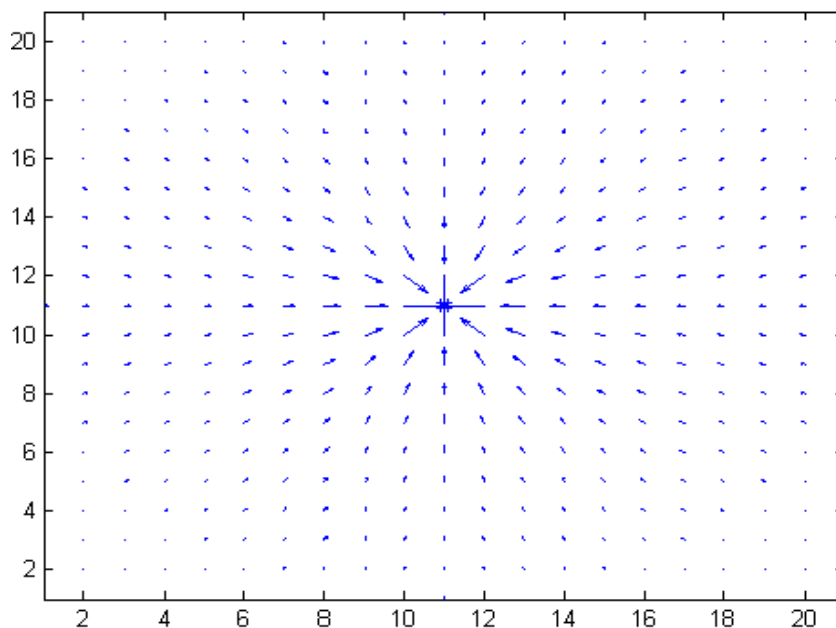
Valori differenti di questi parametri infatti modificano la "struttura" del VFC, che a sua volta porta a comportamenti diversi dello snake durante la sua evoluzione .

In particolare:

- **R** di valore elevato, porta maggiori informazioni sulle zone circostanti al singolo punto preso in considerazione, limitando gli effetti del rumore uniforme sovrapposto all'immagine, ma creando tuttavia uno smoothing elevato che fa perdere dettagli su eventuali regioni concave e convesse a basso raggio di curvatura.
- **d** di valore modesto, da una più accurata analisi di pixel vicini, discriminando meglio zone con differenze piccole di gradiente, ma d'altra parte il filtro risulta più sensibile a pixel isolati con valore di luminosità (relativa all'area in cui si trova) più alta, sviluppando in quel punto un vero e proprio nodo in cui convergono le forze del campo esterno creato.
- un valore di γ troppo grande porta l'algoritmo VFC ad essere troppo insensibile alle ROI ad una certa distanza dal suo centro.

Il valore di γ proposto dall'algorithm VFC è troppo grande ($\gamma=1.8$) ed è quindi stato modificato riducendolo a 1.1. Dopo varie prove fatte analizzando il comportamento di deformazione dello snake verso i bordi dell' impianto, si è deciso di lasciare $d=1$: in questo modo lo snake rimane accurato nella sua deformazione e la rara formazione di "nodi" durante il rimodellamento viene comunque poi corretta con l'applicazione della forza dinamica.

Per R sono usati valori differenti in corrispondenza di specifici intervalli del numero di iterazioni; in particolare R viene diminuito con l'avanzare della deformazione dello snake (Tabella 3.1): al progredire delle iterazioni infatti, la curva è ormai giunta in prossimità delle conche che caratterizzano la filettatura dell'impianto e per "spingerla" all'interno di queste ultime c'è bisogno, come detto poco fa, di un valore basso per R .



❖ *Figura 3.12: kernel gaussiano($R=10,d=1$)*

Gli ultimi parametri importanti da settare, fanno parte della funzione di rimodellamento dello snake e sono nell'ordine:

- α , associato alla elasticità dello snake (range valori $[0,1]$)
- β , associato alla rigidità dello snake (range valori $[0,1]$)
- numero iterazioni (della funzione di rimodellamento).

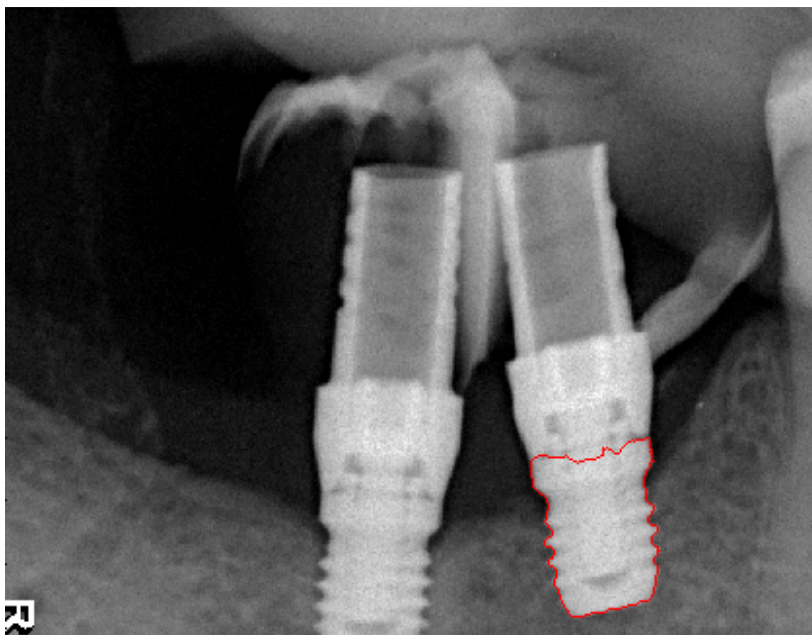
Per quanto riguarda il numero di iterazioni, un numero troppo basso avrebbe bloccato anzitempo la deformazione dello snake soprattutto all'interno delle zone concave della filettatura. Come valore per tutte le immagini, il numero di iterazioni scelto è 100, valore più che sufficiente a deformare il contorno attivo anche verso le concavità delle filettature laterali.

Per tutte le immagini poi sono stati scelti gli stessi valori per α e β , che però variano in corrispondenza di specifici intervalli del numero di iterazioni (Tabella 3.1). Per la maggior parte delle iterazioni, alla curva vengono lasciati livelli di elasticità e di rigidità molto bassi: elasticità bassa perché lo snake si stabilizza praticamente già con le prime iterazioni in prossimità del bordo dell'impianto e quindi è desiderabile che mantenga la sua forma opponendosi alla trazione; rigidità bassa invece perché si ha la necessità che lo snake non si opponga alle modifiche della sua curvatura, dal momento che si desidera che esso continui a spingersi all'interno delle concavità della filettatura.

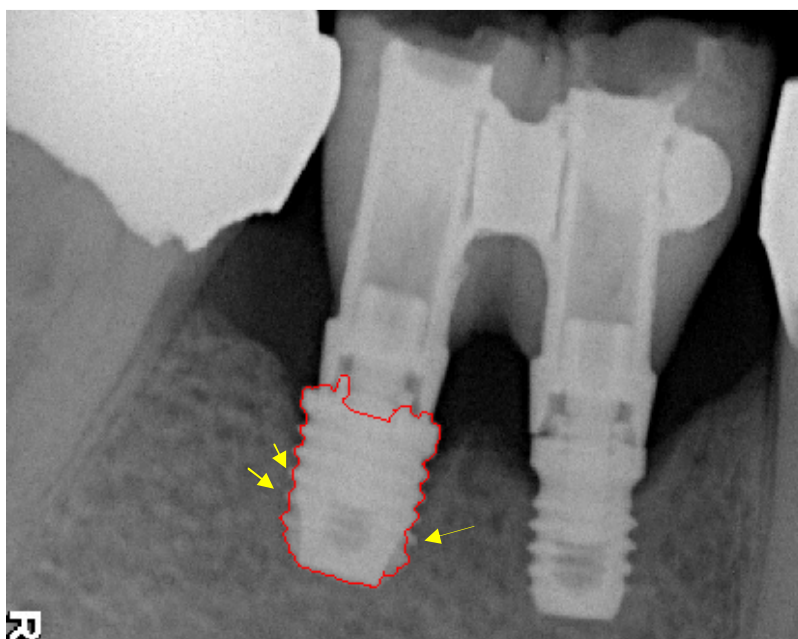
Tabella 3.1 - Valori scelti per i parametri

numIt	R	α	β
1- 20	25	1	1
20-60	20	0.1	0.1
60-80	10	0.01	0.01
80-100	3	0.001	0.001

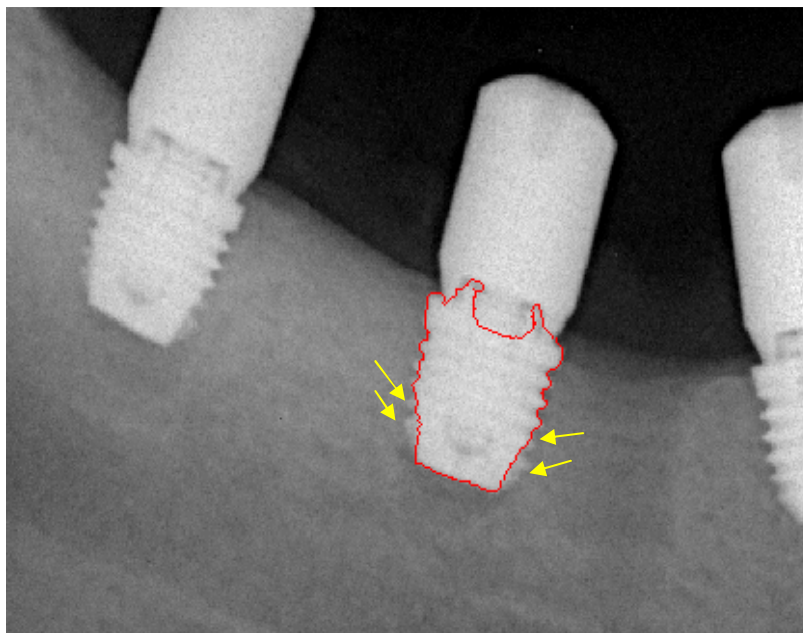
Con il settaggio di questi valori per i parametri, il VFC ha permesso con un basso costo computazionale una segmentazione del contorno dell'impianto sufficientemente buona per tutte le immagini; tuttavia, come esemplificato nelle Figure 3.13,14,15, se per alcune immagini il VFC ha permesso il riconoscimento accurato di tutti i bordi, compresi quelli della filettatura, per altre immagini questo non succede.



❖ *Figura 3.13: snake VFC(in rosso) che individua accuratamente tutti i bordi della vite, comprese le concavità della filettatura*



❖ *Figura 3.14: snake VFC che individua meno accuratamente alcune concavità della filettatura*



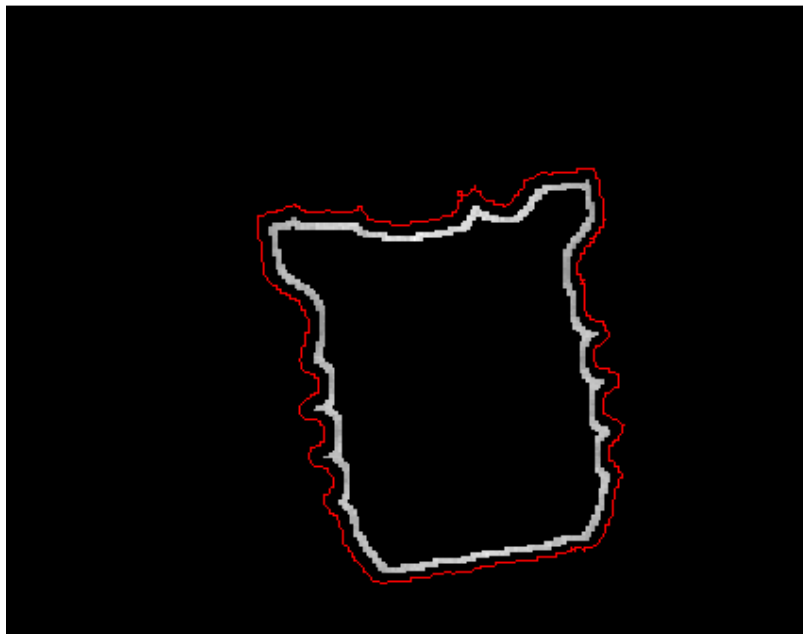
❖ *Figura 3.15: snake VFC che non riesce a raggiungere i bordi meno intensi della vite*

3.4.2 Applicazione della forza dinamica

Per ottimizzare il risultato del VFC, talvolta poco accurato soprattutto nel raggiungere le creste/conche della filettatura, sono state provate diverse "strade"; quella che ha condotto con più successo ad un miglioramento del contorno già trovato con il VFC è stata la costruzione di un campo di forze esterne dinamiche calcolate sui livelli di grigio, che guida lo snake attraverso un secondo processo di deformazione. La modalità con cui vengono costruite queste forze è già stata spiegata nel paragrafo 3.3.2; vanno specificati ulteriormente solo alcuni aspetti:

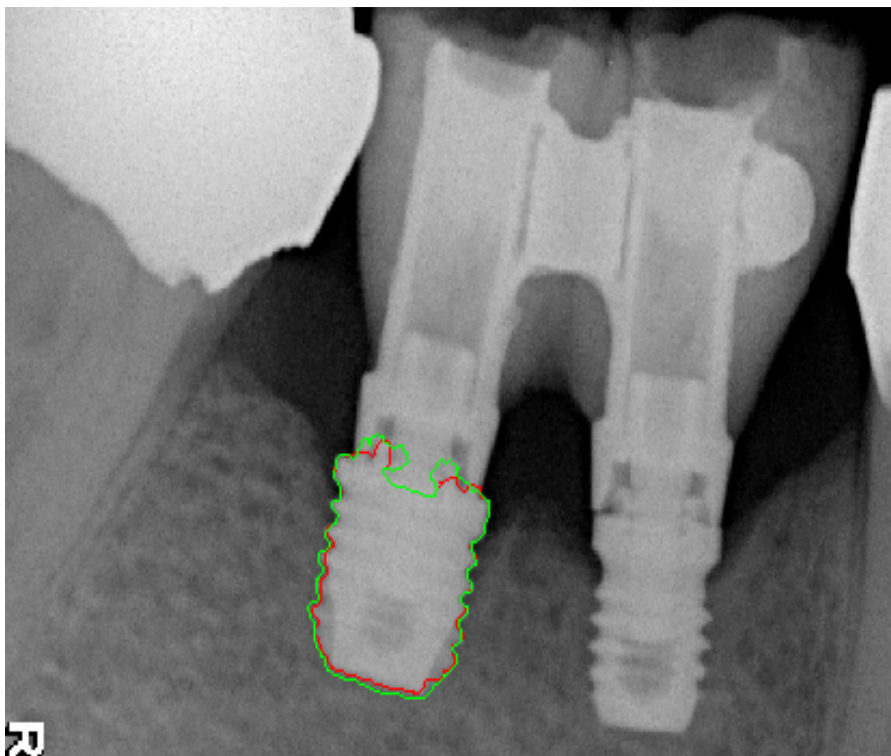
- a) la "statistica" del livello di luminosità che caratterizza l'impianto è stata trovata calcolando il valore medio e la deviazione standard sui pixel appena interni allo snake finale trovato con il VFC (per isolarli è stata elaborata la regione segmentata dell' impianto con l'*operazione morfologica di erosione*, ottenendo il risultato mostrato in Figura 3.16).
- b) l'entità dello scostamento tra il valore di luminosità dei pixel in prossimità del punto del contorno considerato e quello che caratterizza l'impianto è stato valutato attraverso l'uso di *soglie trovate su base euristica*; queste ultime sono appropriate per tutte le immagini del dataset.

- c) anche in questa seconda fase di deformazione è stato scelto un numero di iterazioni pari a 100 (un valore inferiore non avrebbe permesso allo snake in alcune immagini di raggiungere certi bordi, in cui invece arriva con tale valore); per tutte le immagini e per l'intero numero di iterazioni, i parametri di elasticità e di rigidità sono stati di $\alpha=0.5$ e $\beta=0.5$.
- d) la finestra quadrata costruita attorno a ciascun punto del contorno è di lato $l=5$ per le un certo numero di iterazioni, mentre nelle ultime iterazioni viene settato $l=3$, ovvero si vanno a prendere informazioni su un intorno più piccolo del punto.

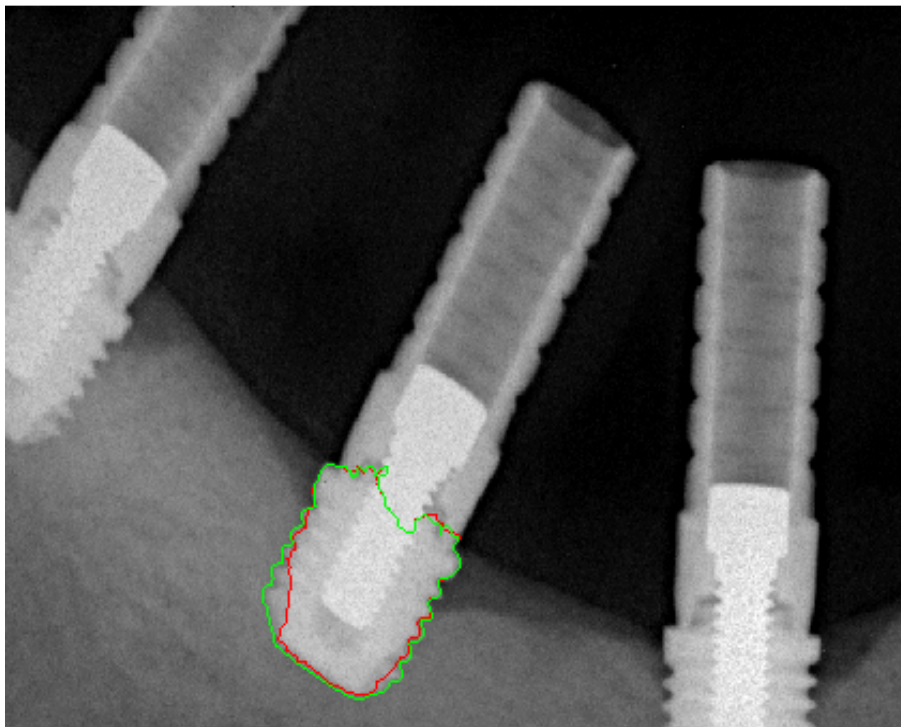


❖ *Figura 3.16: contorno dell'impianto riconosciuto con il VFC (in rosso) e pixel interni considerati per calcolare la sua "statistica" di luminosità*

L'aggiunta di questa ulteriore forza nel processo di segmentazione ha diminuito leggermente l'efficienza computazionale dell'algoritmo, in termini di semplicità e velocità, ma è stata necessaria per raggiungere un risultato sufficientemente accurato soprattutto in termini di una corretta segmentazione delle creste e delle concavità della filettatura, come illustrato nelle Figure 3.17,18.



❖ *Figura 3.17: contorno segmentato dell'impianto ottenuto con VFC(in rosso) e con le forze dinamiche(in verde)*



❖ *Figura 3.18: immagine esemplificativa del contorno VFC (in rosso)migliorato con le forze dinamiche(in verde)*

Capitolo 4

Calcolo del ROM

La segmentazione dell'impianto, ottenuta attraverso la procedura descritta nel Capitolo 3, ha permesso il riconoscimento della geometria/struttura del suo contorno ma anche la sua localizzazione all'interno del piano immagine.

Quest'ultima informazione è stata "potentemente" sfruttata per individuare, in termini di coordinate, i punti necessari ("**punti riferimento**") per calcolare numericamente 3 variabili. Esse sono:

- la misura dell'asse apparente dell'impianto (l_a);
- la misura del ROM apparente sul lato sinistro dell'impianto ($r_{a\,sx}$);
- la misura del ROM apparente sul lato destro dell'impianto ($r_{a\,dx}$).

L'uso del termine *apparente* per queste tre misure sta ad indicare il fatto che esse sono quantificate sull'immagine: un'immagine è una proiezione su un piano di una scena reale e quindi le misure estrapolate da essa differiscono da quelle reali poiché le unità di misura sono differenti.

Le tre misure, unite all'ulteriore parametro che riguarda la misura reale dell'asse dell'impianto (già noto a priori e pari a $l_r = 5\text{ mm}$), vengono messe in relazione attraverso la proporzione (4.1) che permette di quantificare il parametro clinico di interesse, oggetto anche di questa tesi: il **ROM reale** (r_{reale}).

$$l_a : l_r = r_a : r_{reale} \quad (4.1)$$

$$r_{reale} = \frac{r_a * l_r}{l_a} \quad (4.2)$$

Nei prossimi paragrafi si descrive il procedimento sviluppato per l'individuazione automatica dei **punti riferimento**: esso permette di ottimizzare l'individuazione manuale con cui il medico procede fino ad oggi.

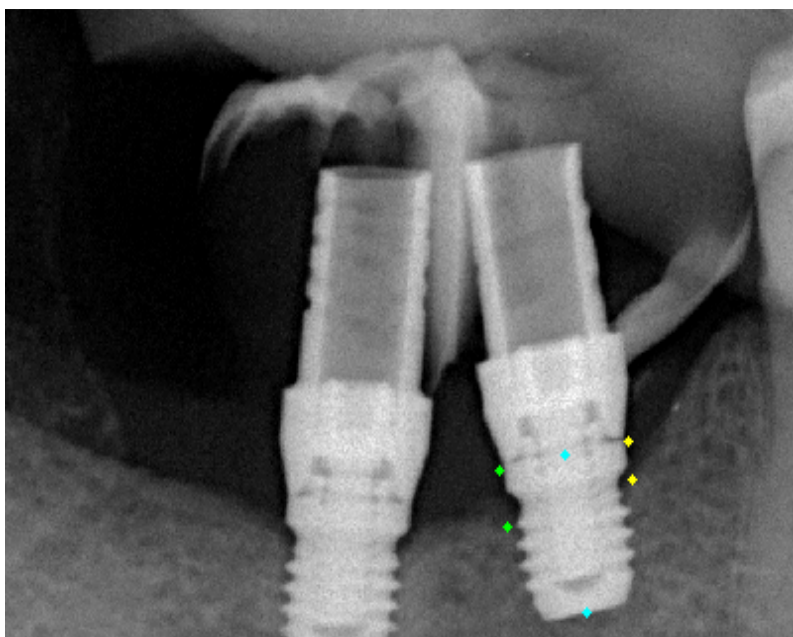
Le metodiche utilizzate sono state scelte tenendo ben presente che l'intera procedura costruita deve saper individuare con un *buon grado di precisione e in modo ripetibile* i punti che sono ricercati, liberando i risultati da quella variabilità a cui sono soggetti invece con la procedura manuale.

4.1.1 Ottimizzazione punti manuali

I punti riferimento che sono richiesti per quantificare le misure dell'asse dell'impianto, del riassorbimento sinistro e destro sono illustrati in Figura 4.1 e corrispondono di fatto a 6 punti:

1. il punto medio del segmento che individua il collo dell'impianto;
2. il punto medio del segmento che rappresenta la "base" dell'impianto;
3. il punto che individua l'inizio del collo dell'impianto sul lato sinistro;
4. il punto di inizio dell'osso sul lato sinistro dell'impianto;
5. il punto che individua l'inizio del collo dell'impianto sul lato destro;
6. il punto di inizio dell'osso sul lato destro dell'impianto.

La prima coppia di punti (in celeste in Figura 4.1) fornisce la misura dell'asse dell'impianto, la successiva coppia (in verde) fornisce invece la misura del ROM sinistro, mentre l'ultima coppia (in giallo) determina il ROM sul lato destro.



❖ *Figura 4.1: punti riferimento*

Una volta che l'algoritmo ha individuato tali punti, a partire dalle coordinate dei punti di ciascuna coppia viene determinata la lunghezza del segmento attraverso il calcolo della *distanza euclidea* (4.3):

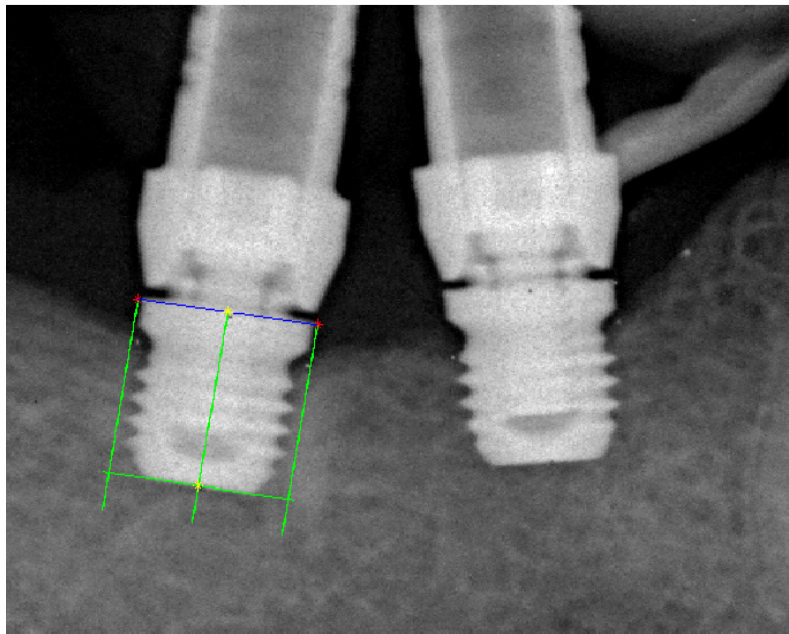
$$\sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \quad (4.3)$$

essendo $P_1(x_1, y_1)$ e $P_2(x_2, y_2)$ i due punti che individuano gli estremi del segmento.

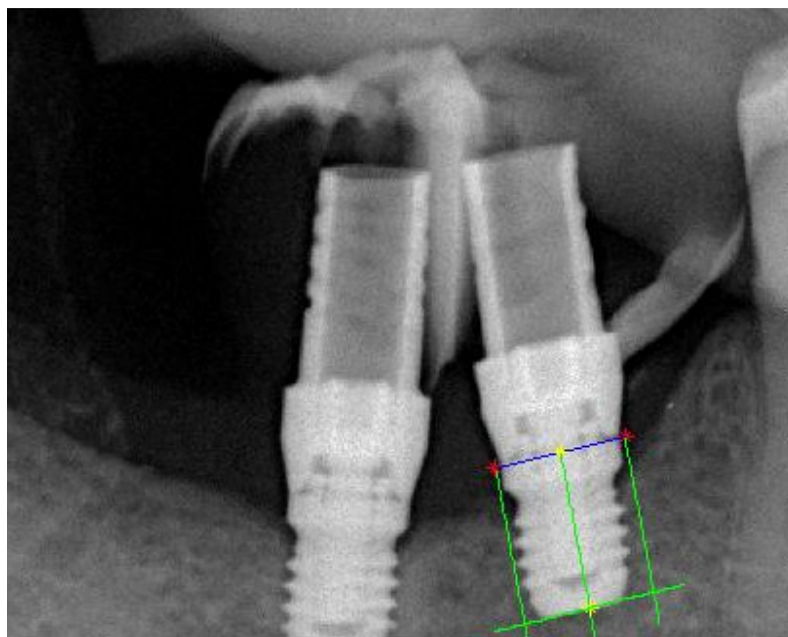
4.1.1 Calcolo dell'asse

Sfruttando la struttura simmetrica dell'impianto dentale, il **punto riferimento (2)** è stato inizialmente individuato come il punto di massimo gradiente negativo sul profilo luminoso filtrato della retta perpendicolare al segmento iniziale corretto (secondo quanto detto nel paragrafo 3.3) e passante per il suo punto medio (**punto riferimento (1)**). Se per alcune immagini tale retta identificava in modo accurato l'inclinazione dell'asse dell'impianto e quindi il corretto punto medio sul lato base della vite, come si può vedere in Figura 4.2, in altre questo non si

verificava (Figura 4.3) a causa di distorsioni geometriche introdotte sulle strutture presenti nell'immagine; questo procedimento, quindi, è stato valutato essere non sufficientemente accurato e robusto.



❖ *Figura 4.2: asse dell'impianto individuato in modo corretto*



❖ *Figura 4.3: asse dell'impianto non individuato in modo corretto*

Abbandonata questa prima metodica, abbiamo utilizzato un "operatore" che fosse in grado di sfruttare la conoscenza sulla forma dell'impianto, che il processo di segmentazione ha fornito, per localizzare all'interno dell'immagine il segmento che rappresenta la base dell'impianto: in questo modo le coordinate dei due punti di estremo risultano individuate, così come il punto riferimento (2).

In particolare se si cercano forme rettilinee, come nel nostro caso, si utilizzano operatori quali la **Trasformata di Hough**.

Binarizzando l'immagine, che conterrà solamente la curva del contorno dell'impianto, l'algoritmo riceve in ingresso le coordinate di tali punti e fornisce in output una descrizione parametrica dell'insieme delle curve riconosciute, appartenenti ad una fissata figura analitica (nel nostro caso le linee).

Con altre parole si può dire che l'operatore di Hough si basa sulla trasformazione di tutti i punti (*operatore globale*) di una immagine in punti di un nuovo spazio, detto *spazio dei parametri* o *spazio di Hough*.

Esistono diversi spazi di Hough a seconda del numero di parametri che servono ad identificare il tipo di curva ricercato; quando si vogliono individuare forme rettilinee, lo spazio dei parametri è molto semplice ed è costituito dalla coppia dei parametri che specifica completamente ogni retta (4.4), ovvero il coefficiente angolare **a** e l'intercetta **b**. Se si considera il punto $P(x', y')$ nello piano cartesiano (x, y) , le infinite rette passanti per esso sono espresse dall'equazione:

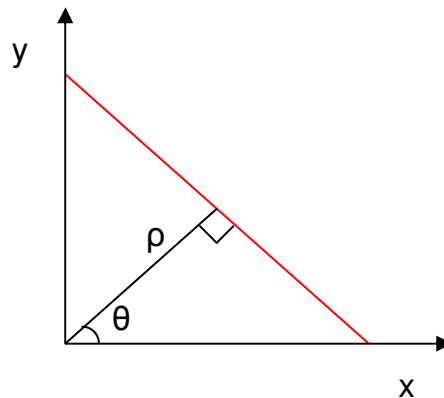
$$y' = ax' + b \quad (4.4)$$

E' possibile ricavare ora la legge che da un punto (x', y') dello spazio immagine permetta di tracciare la curva nello **spazio dei parametri (a,b)**. Dall'equazione $y' = ax' + b$ si ottiene infatti $b = -x'a + y'$ dove ora x' e y' sono costanti, e a e b variabili.

Di fatto non è la forma parametrica (4.4) che l'operatore di Hough utilizza per il riconoscimento delle linee, poiché l'intervallo di **a** è $(-\infty, +\infty)$ e quindi non fisicamente rappresentabile in una struttura di memorizzazione discreta. Esso ricorre dunque alla rappresentazione in coordinate polari di una retta:

$$x \cos \theta + y \sin \theta = \rho \quad (4.5)$$

dove ρ è la distanza tra la retta e l'origine del sistema di riferimento e θ è l'angolo che la normale alla retta forma con il semi asse positivo delle x , come mostrato in Figura 4.4.



❖ *Figura 4.4: rappresentazione parametrica di una retta*

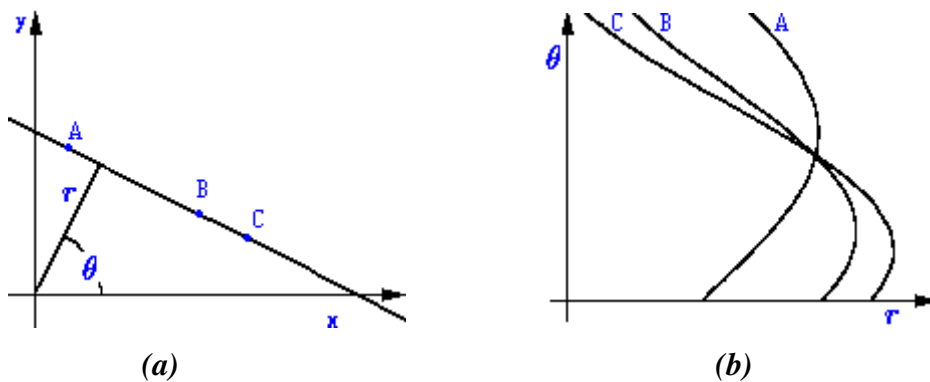
Definita e parametrizzata la retta, per ogni punto dell'immagine si calcolano i parametri di tutte le rette che potrebbero passare per quel punto e si incrementano le celle dello spazio bidimensionale dei parametri. Si ottiene così una **funzione di accumulazione** definita nello spazio dei parametri.

Alla fine saranno i massimi di questa funzione, ovvero i punti nello spazio dei parametri che hanno accumulato il maggior numero di "voti", a rappresentare le curve che hanno probabilità elevata di essere presenti nell'immagine, come se si trattasse di una ipotesi avvalorata dal maggior numero di conferme sperimentali.

Formalmente, siano m ed n le cardinalità dell'insieme in cui risultano rispettivamente discretizzate ρ e θ , allora un semplice algoritmo per estrarre una linea da un insieme di punti è il seguente:

- rappresentare lo spazio (ρ, θ) attraverso una matrice di accumulazione $A_{(\rho, \theta)}$, di dimensione m per n ;
- inizializzare tutti gli elementi $A(m, n)$ a zero;

- per ciascun punto avente coordinate (x,y) nello spazio immagine e per ogni θ_n discretizzato calcolare $\rho_n = x \cos \theta_n + y \sin \theta_n$;
- determinare l'indice m (valore quantizzato di ρ_n);
- incrementare $A_{(m,n)}$;
- ricercare il/i punti di massimo in $A_{(m,n)}$ (un punto di massimo in tale matrice corrisponde ad una retta nello spazio immagine originale).



❖ *Figura 4.5: punti collineari nello spazio immagine (a); rappresentazione degli stessi punti nello spazio parametri (ρ, θ) (b)*

In Matlab tale algoritmo può essere applicato tramite la funzione *hough()*:

$[H, \theta, \rho] = \text{hough}(BW, \text{ParameterName}, \text{ParameterValue})$

I parametri da noi dati in input sono:

- l'immagine binaria BW che contiene la parte inferiore della curva di contorno dell'impianto, sulla quale viene ricercata la linea di interesse;
- un intervallo di valori del parametro θ , con cui si è limitata la ricerca della linea della base dell'impianto.

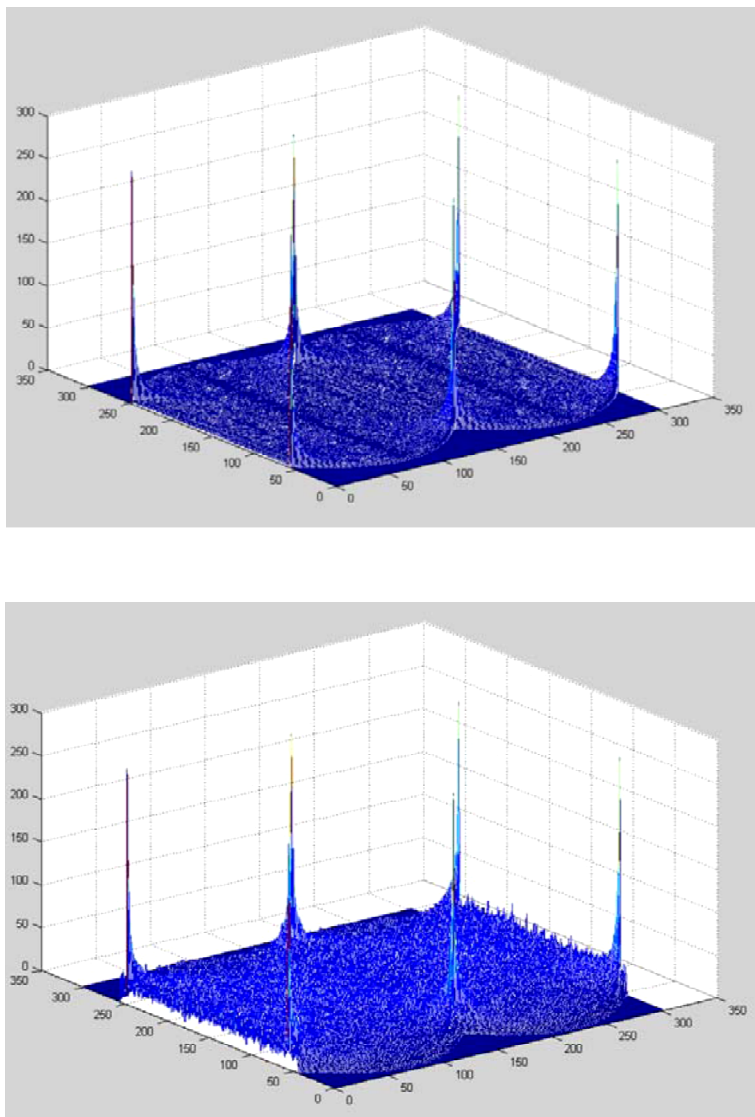
In output la funzione fornisce:

- la matrice di accumulazione bidimensionale **H** ;

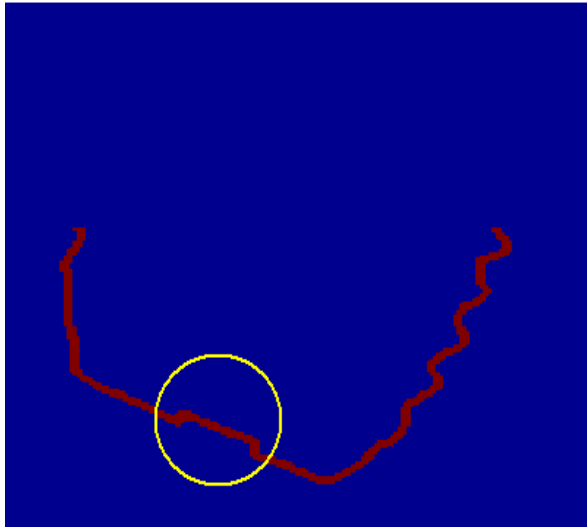
- i vettori theta e rho, che contengono i valori dei rispettivi parametri in corrispondenza dei quali l'operatore di Hough ha generato la matrice H.

Se l'immagine binaria in ingresso è affetta da rumore, la matrice H individua più picchi ma meno "netti" (Figura 4.6): viene rilevata cioè la presenza di molte linee che probabilmente individuano solo brevi tratti di linee più significative presenti sul contorno dell'impianto.

In alcuni immagini infatti si è verificato che la curva del contorno trovata non fosse ben definita: alcuni tratti presentano un aspetto "frastagliato" e questi provocano rumore (Figura 4.7).



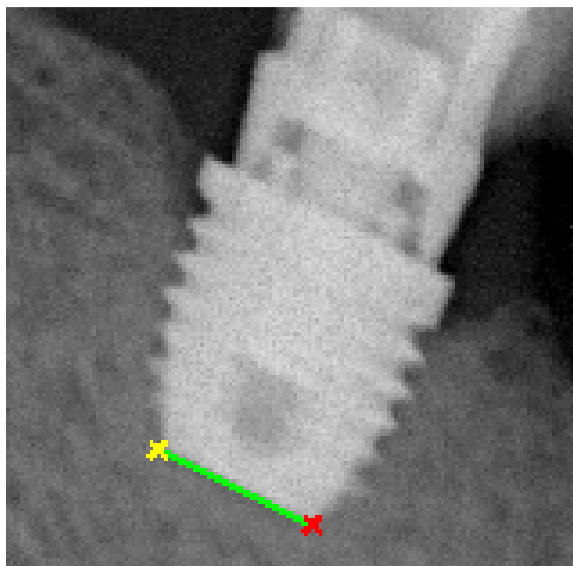
❖ *Figura 4.6 : matrice di accumulazione in assenza di rumore (in alto); matrice di accumulazione in presenza di rumore (in basso).*



❖ *Figura 4.7: rumore sul contorno dell'impianto*

Il problema è stato risolto applicando dapprima un *masking* tra l'immagine binaria del contorno e l'immagine modulo del gradiente che smussa i tratti irregolari, seguito da un *filtraggio gaussiano* della matrice H .

Tali operazioni hanno fatto sì che il picco più alto individuato dalla funzione *hougpeaks()* corrisponde alla base dell'impianto; con la funzione *houghlines()* abbiamo poi estratto le coordinate dei punti estremi (Figura 4.8) e quindi anche le coordinate del punto riferimento (2), che è il punto medio.



❖ *Figura 4.8: localizzazione della base dell'impianto*

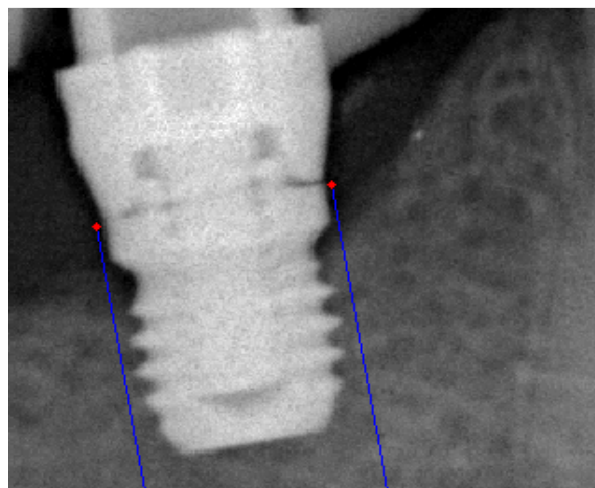
4.1.2 Calcolo del riassorbimento

Nell'ambito delle tecniche di elaborazione delle immagini digitali, il calcolo sull'immagine del ROM presente ai lati dell'impianto consiste nel definire una "binarizzazione dei livelli di grigio"; la regione perimplantare così diventa costituita da due soli livelli di grigio significativi: un livello chiaro (bianco), che indica la presenza di osso, ed un livello scuro (nero), che rappresenta lo sfondo (o meglio quello che è "non-osso").

A tal fine sono state implementate le seguenti operazioni:

- a) la localizzazione delle ROI da cui estrarre il livello di grigio di ogni pixel;
- b) la scelta della soglia T da utilizzare;
- c) il calcolo del profilo di densità a cui viene applicata la soglia T;

Per quanto riguarda il passo (a), le ROI utilizzate sono le rette appena esterne al contorno dell'impianto (Figura 4.9): ciascuna ha la stessa inclinazione dell'asse dell'impianto (determinata accuratamente dopo l'individuazione dei punti riferimento (1) e (2)) e come punto di inizio rispettivamente il **punto riferimento (3) e (5)**, trovati come primi punti esterni al contorno lungo il segmento iniziale inserito dall'utente.



❖ *Figura 4.9: ROI che individuano i profili di densità da "binarizzare" (in blu); punti riferimento (3) e (5) (in rosso)*

Le rette sono state costruite prossime al bordo esterno dell'impianto in quanto, se vicine al bordo interno, attraverserebbero in alcuni tratti la filettatura e non è il riassorbimento interno alle conche quello che il medico intende rilevare.

Quindi il livello di luminosità prelevato da ciascun pixel delle due rette contribuisce a determinare l'istogramma dei livelli di grigio su cui viene poi calcolato il valore di soglia T .

4.1.2.1 Calcolo dei profili densità

Una prima operazione utilizzata per ridurre la presenza di **picchi spuri** nel profilo di densità, è stata quella di estrarre come livello di grigio di ciascun pixel non il suo originale valore, ma il valore medio calcolato sui valori dei pixel presenti allo stesso livello in rette parallele a quelle mostrate in Figura 4.9 e sempre esterne all'impianto.

Questa operazione tuttavia non è sufficiente ad eliminare le fluttuazioni ad alta frequenza presenti sul profilo di densità di ciascuna retta, che causano una binarizzazione del profilo "rumorosa" per cui diventa non semplice individuare il corretto punto di inizio dell'osso.

È stata applicata quindi un'ulteriore operazione di smoothing su ciascun profilo di densità: l'effetto globale è stato smussare i valori di grigio spuri, come mostrato in Figura 4.11, ottenendo appunto una diversa binarizzazione del profilo stesso.

Il metodo di smoothing usato è chiamato *cubic smoothing spline (csaps)* ed è basato sull'interpolazione dei dati.

Esso si basa su spline cubiche, che tenendo conto di tutti i punti della curva, li approssimano sostituendoli con la loro media, pesata con la somma dei pesi dei punti. La funzione csaps f minimizza:

$$p \sum_{j=1}^n w(j) |y(j) - f(x(j))|^2 + (1 - p) \int \lambda(t) |D^2 f(t)|^2 dt \quad (4.6)$$

con n = numero di punti, $\sum_{j=1}^n$ rappresenta la somma dei quadrati delle distanze dei punti della spline e dei punti iniziali e l'integrale, in cui è presente il quadrato della derivata seconda, rappresenta la roughness penalty.

Il parametro p determina il peso relativo e deve soddisfare le richieste di avere una curva più "liscia" possibile e che si avvicini ai dati.

La curva stimata ha interessanti proprietà quali:

- è una cubica polinomiale tra i valori di punti successivi;
- nei punti di osservazione, la curva presenta derivate prime e seconde continue (eventualmente può avere discontinua la derivata terza);
- nei punti di contatto tra un segmento e l'altro, la derivata seconda della curva è nulla.

Molto importante è la scelta del parametro di smoothing p : valori troppo vicini a 1 non seguono i valori di grigio del profilo estratto dall'immagine; un valore nullo, farebbe passare la curva attraverso tutti i punti creando fluttuazioni nella cubica risultante, rendendola molto sensibile a picchi spuri dei livelli di grigio e vanificando l'obiettivo di separare i due modi principali presenti nel profilo.

Tuttavia la curva è progettata per avere aderenza ai dati, il più possibile. Per cui i valori di p da ricercare devono tendere a zero.

Sperimentalmente si è verificato che un buon valore per p , adattabile a tutte le immagini, è di 10^{-3} .

4.1.2.2 Soglie

Il valore di soglia scelto per la binarizzazione del profilo di densità di ciascuna retta è il valore intermedio del range dei livelli di grigio di entrambi i profili, sinistro e destro.

Si applica quindi la seguente **soglia globale T**:

$$T = \frac{i_{max} + i_{min}}{2} \quad (4.7)$$

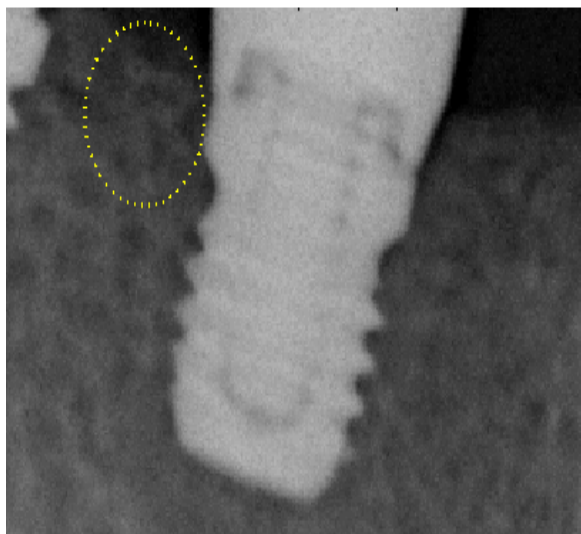
con i_{max} = valore di grigio massimo nel profilo e i_{min} = valore minimo.

Una volta binarizzato il profilo, il punto di inizio dell'osso (**punto riferimento (4) e (6)**) corrisponde al primo pixel posto ad 1 lungo la retta.

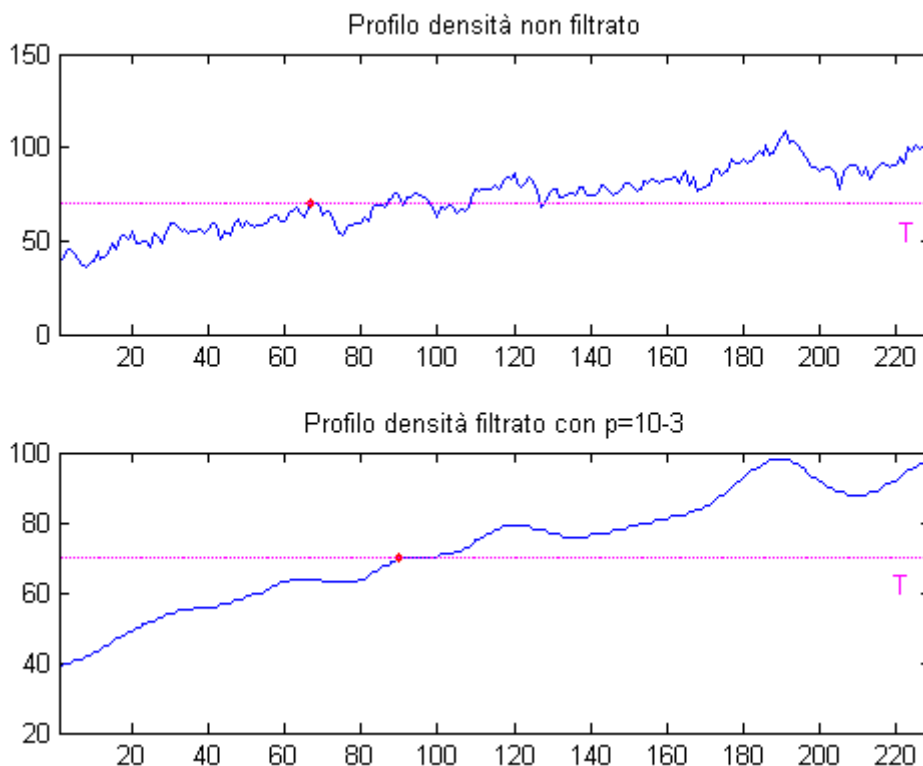
L'assenza di ROM viene valutata quantificando, con l'uso di una soglia T_R (determinata sperimentalmente), lo scostamento tra i valori di grigio medio calcolati sui valori classificati come sfondo e su quelli classificati come osso. Questo significa che se il valore di grigio medio dei due "oggetti" classificati è molto simile, con una differenza inferiore a T_R , in realtà essi non rappresentano due oggetti distinti (ovvero sfondo e osso) ma un unico oggetto (osso).

Il filtraggio del profilo di densità con la tecnica *csaps* ha permesso di rendere più robusta anche la valutazione dell'assenza di ROM.

Per la regione evidenziata in Figura 4.10 se si considera il profilo di densità non filtrato (Figura 4.11), esso comprende una elevata variabilità tra i valori classificati come non osso (per la presenza di pixel che sono sfondo e che creano rumore) e un valore di grigio medio basso che porterebbe a concludere erroneamente che c'è riassorbimento. Questo problema si elimina con il filtraggio che va ad abbassare la forte variabilità portando il valori medi ad essere meno "lontani".



❖ *Figura 4.10: Osso spugnoso che provoca rumore nel profilo di densità*



❖ *Figura 4.11: differente risultato di binarizzazione a seconda che il profilo venga filtrato o meno.*

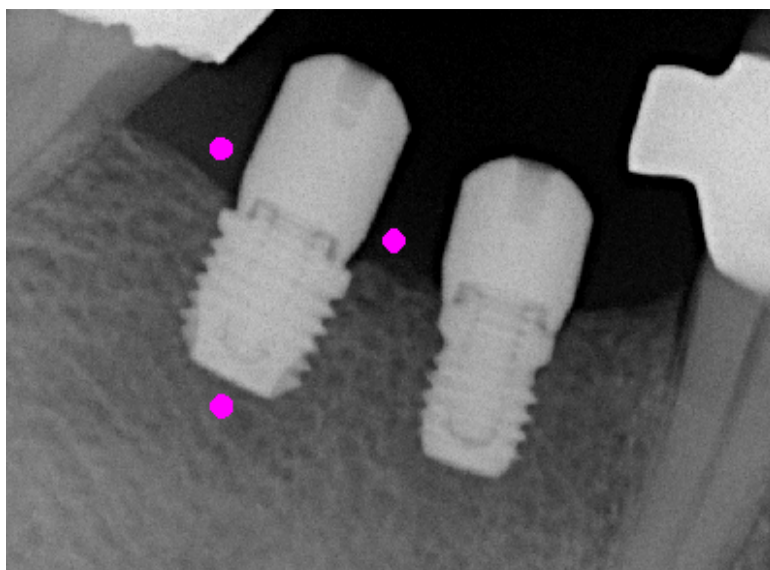
Un'altra tipologia di soglia che è stata testata è la **soglia globale ottima**, che produce cioè l'errore minimo di segmentazione. Assumendo per la statistica dei livelli di grigio dello sfondo e dell'oggetto una densità di probabilità gaussiana, la soluzione per T diventa:

$$AT^2 + BT + C = 0 \quad (4.8)$$

ove $A = f(\sigma_1, \sigma_2)$, $B = f(\sigma_1, \sigma_2, \mu_1, \mu_2)$, $C = f(\sigma_1, \sigma_2, \mu_1, \mu_2, P_1, P_2)$.

I parametri μ e σ rappresentano rispettivamente il valore di grigio medio e la deviazione standard che caratterizza ciascuna gaussiana: essi sono stati determinati dai valori di grigio estratti da regioni circolari, definite in prossimità dell'impianto, rappresentative sia dello sfondo che dell'osso (Figura 4.12).

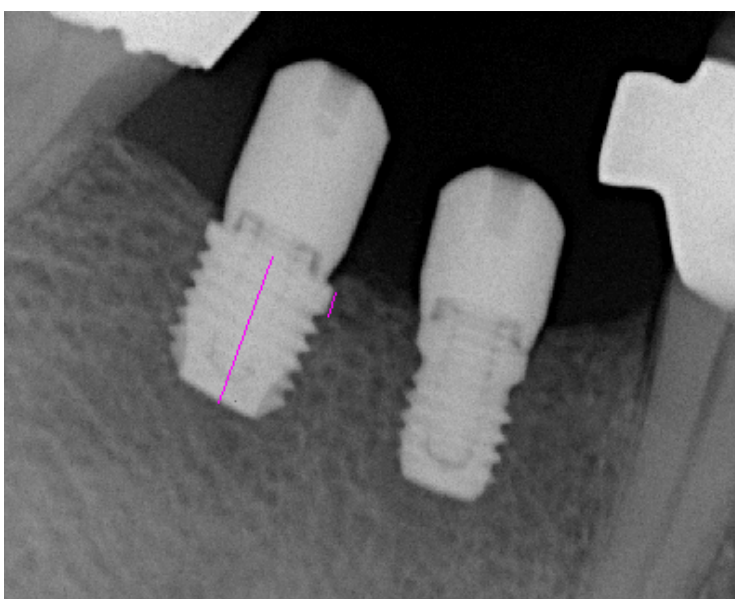
P_1 e P_2 sono invece le probabilità di occorrenza delle due classi di pixel, sfondo e oggetto: esse sono state assunte uguali e pari a 0.5.



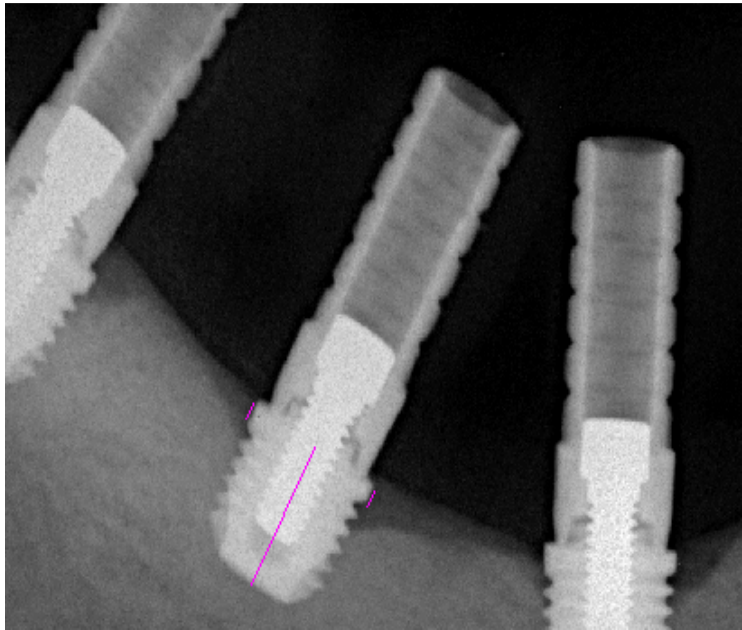
❖ *Figura 4.12: regioni circolari usate per calcolare i parametri μ e σ dello sfondo e dell'osso*

Delle due soluzioni calcolate per T dall'equazione (4.8), quella usata per binarizzare il profilo di densità è il valore interno all'intervallo $[\mu_1, \mu_2]$.

Questa tipologia di soglia non è stata poi utilizzata poiché il suo valore nella maggior parte delle immagini non permetteva una corretta segmentazione del profilo: l'algoritmo quindi non era robusto sia nel valutare l'assenza di ROM (si veda la Figura 4.13) che nell'individuare il corretto punto di inizio dell'osso (Figura 4.14).



❖ *Figura 4.13: assenza di ROM sul lato destro dell'impianto non valutata correttamente dell'algoritmo*



❖ *Figura 4.14: punto di inizio dell'osso individuato non correttamente su entrambi i lati dell'impianto*

Capitolo 5

Risultati

In questo capitolo vengono riportati e discussi brevemente i risultati ottenuti con il metodo automatico per i seguenti parametri:

1. misura dell' **asse apparente** dell'impianto;
2. misura del **ROM apparente** sul lato sinistro e destro dell'impianto;
3. misura del **ROM reale** sul lato sinistro e destro dell'impianto.

I punti riferimento individuati dall' algoritmo, oltre ad essere valutati mediante ispezione visiva, sono stati anche confrontati con i corrispondenti punti individuati manualmente dal medico su tutte le immagini dell'intero dataset (12 immagini per un numero complessivo di 21 impianti dentali). Le coordinate dei punti riferimento inseriti manualmente sono state individuate attraverso lo sviluppo di un semplice file script che fa uso della funzione *ginput()* di Matlab.

I risultati delle misure apparenti si possono analizzare, oltre che da un punto di vista numerico, anche sulle immagini; le misure reali del ROM, che si ottengono con la proporzione (4.1), possono invece essere valutate solo numericamente.

Per le misure apparenti l'**unità di misura** corrisponde al *pixel*, mentre per le misure reali è il millimetro [*mm*].

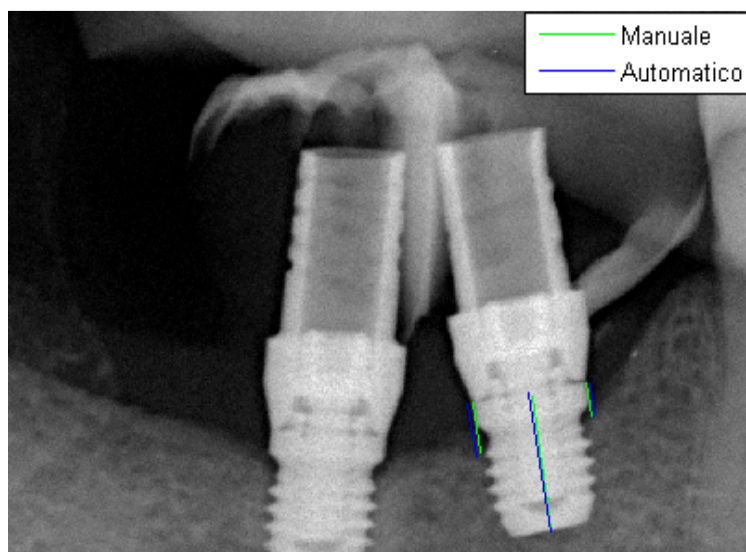
5.1 ROM: automatico vs manuale

I due metodi, automatico e manuale, hanno prodotto risultati consistenti per la quantificazione del ROM nelle immagini dove il passaggio tra "sfondo" e osso avviene in modo netto (ovvero laddove il punto di inizio dell'osso è contraddistinto

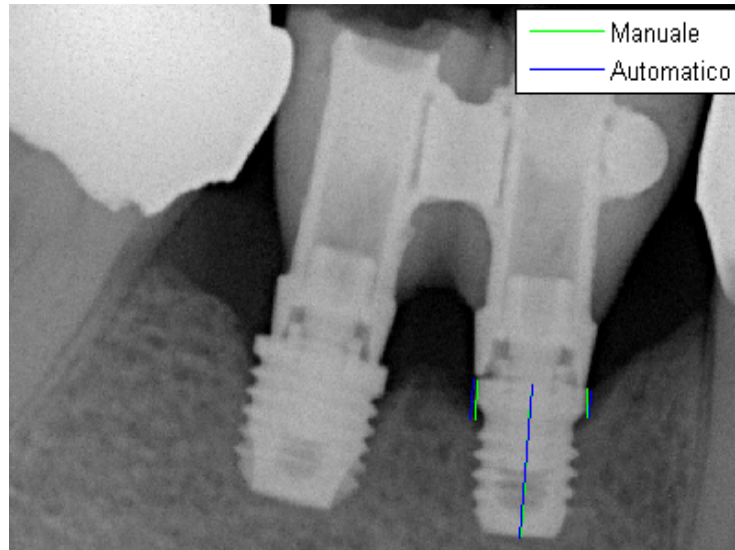
dal passaggio da valori di densità praticamente nulli a valori che rappresentano con certezza la presenza di osso) .

Si è verificata invece una certa discrepanza nei risultati per quelle immagini dove il passaggio da non-osso a osso è individuato da valori di densità più simili tra loro; la discrepanza che i metodi producono per questa tipologia di immagini è quindi legata all'incertezza nel definire i punti di riassorbimento.

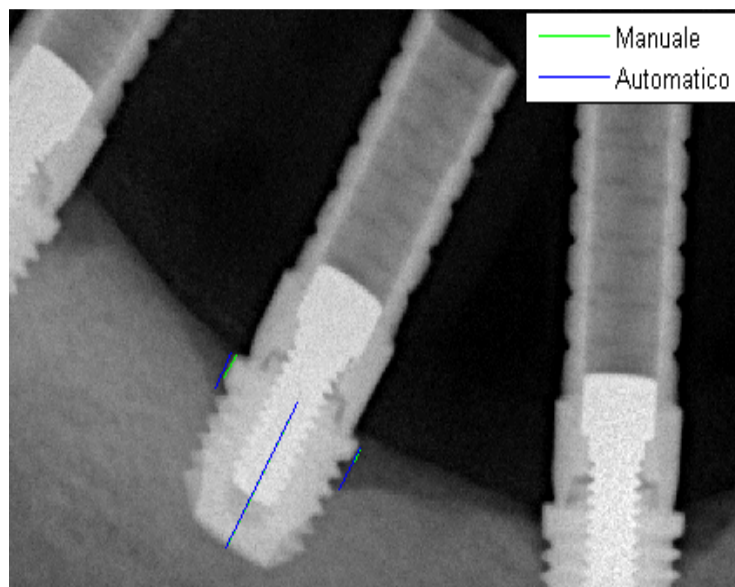
Le Figure 5.1, 5.2, 5.3 hanno lo scopo di essere un esempio visivo e reale delle due situazioni appena descritte.



❖ *Figura 5.1: risultati consistenti 1*



❖ *Figura 5.2: risultati consistenti 2*



❖ *Figura 5.3: risultati discrepanti*

La statistica dei risultati prodotti sull'intero dataset sia per le misure apparenti che reali viene descritta nelle Tabelle 5.1 e 5.2: i dati inseriti riassumono le differenze tra i risultati prodotti dal metodo automatico e quelli forniti dalla prima "segmentazione" manuale effettuata dal medico.

Tabella 5.1- Automatico vs Manuale: misure apparenti [pixel]

	Err.Rel% medio	Range Err.Ass (estremo sx)	Range Err.Ass (estremo dx)	Correlazione r
Asse				
Utente1	6%	1	15	0,91
Utente2	6%	2	15	0,89
ROM Sx				
Utente1	12%	- 17	11	0,94
Utente2	13%	- 16	12	0,94
ROM Dx				
Utente1	41%	- 3	24	0,87
Utente2	44%	- 5	27	0,85

Tabella 5.2 - Automatico vs Manuale: misure reali [mm]

	Err.Rel% medio	Range Err.Ass (estremo sx)	Range Err.Ass (estremo dx)	Correlazione r
ROM Sx				
Utente1	12%	- 0,77	0,34	0,94
Utente2	11%	- 0,73	0,38	0,94
ROM Dx				
Utente1	36%	- 0,21	0,89	0,89
Utente2	39%	- 0,27	0,99	0,87

Analizzando le Tabelle 5.1 e 5.2 si possono ricavare le seguenti informazioni:

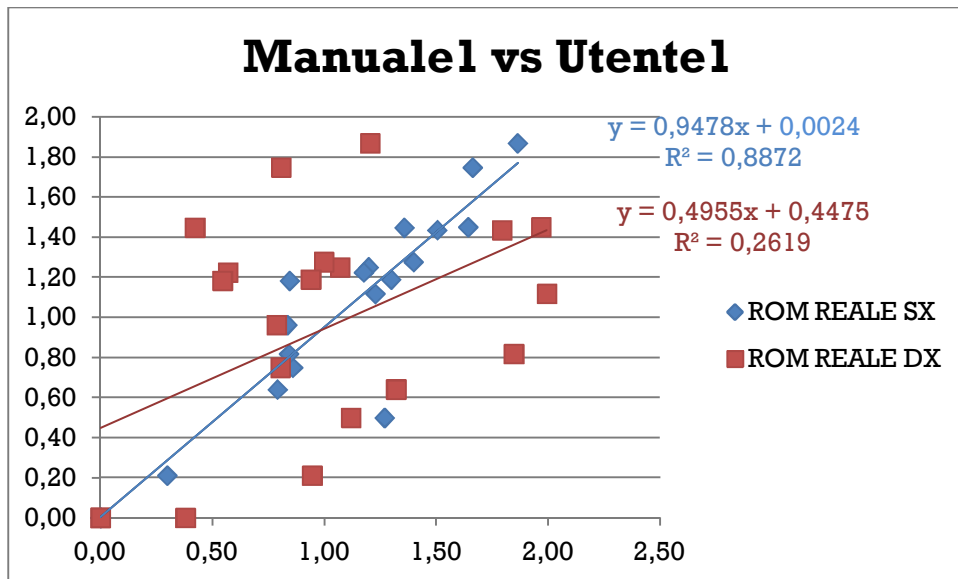
1. le differenze più contenute tra i due metodi si hanno per la misura dell'asse dell'impianto;
2. le differenze sono più "marcate" per le misure del ROM: per il ROM destro i due metodi, su alcune immagini, arrivano a fornire risultati che differiscono per un valore maggiore di 20.
3. la correlazione dei risultati prodotti dai due metodi si mantiene buona per tutte le misure; l'indice di correlazione r , infatti, è sempre maggiore di 0.80 e questo è segnale dell'esistenza di una *correlazione forte* tra le due variabili (risultati metodo manuale e risultati metodo automatico).

Da sottolineare è anche *l'agreement dei metodi nella valutazione dell'assenza di ROM attorno all'impianto*: tale condizione è valutata separatamente su entrambi i lati dell'impianto e ha portato ai risultati espressi in Tabella 5.3 .

Tabella 5.3- Automatico vs Manuale: valutazione assenza di ROM

ASSENZA ROM	Manuale	Automatico
n° casi	7	7

Quanto appena detto riguardo la buona correlazione tra i due metodi, anche se con la presenza di differenze non trascurabili per le misure del ROM su alcuni impianti, viene confermato e risulta essere compatibile con quanto riportato dallo *scatter plot* di Figura 5.4, che rappresenta tutti gli impianti del dataset.

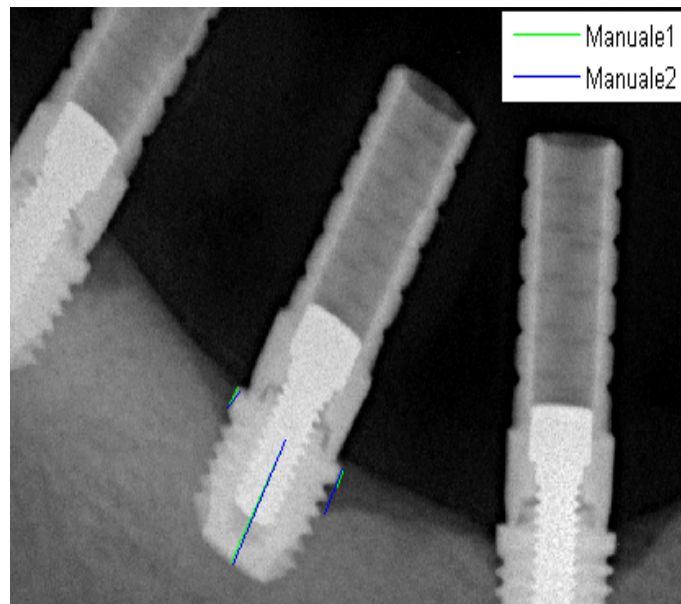


❖ *Figura 5.4: Correlazione dei risultati forniti dai due metodi per il calcolo del ROM reale*

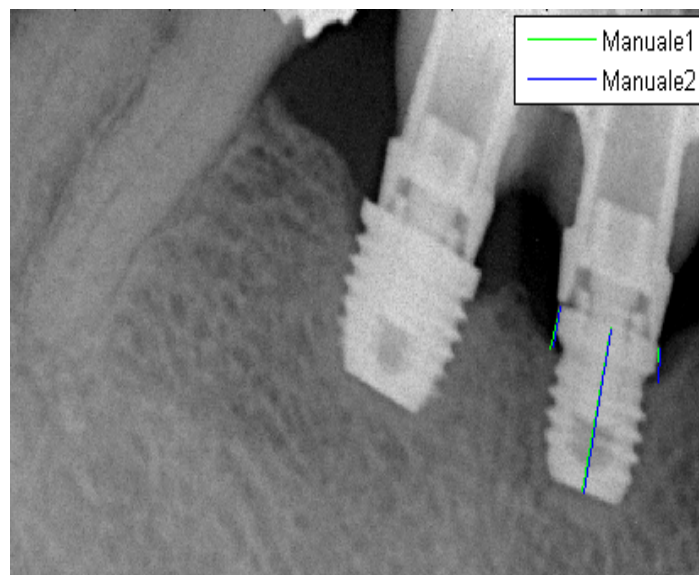
5.2 ROM: "variabilità" del metodo

Allo scopo di valutare quanto ogni singolo metodo produce risultati robusti e ripetibili, è stato richiesto al medico di posizionare manualmente i punti riferimento sullo stesso dataset in due momenti temporali diversi, a distanza di un mese (Manuale1 e Manuale2); sono anche stati raccolti i risultati forniti dall' algoritmo a partire da punti iniziali differenti, in quanto inseriti da utenti diversi (Utente1 e Utente2).

Queste operazioni hanno rivelato che il metodo automatico fornisce risultati più robusti del metodo manuale: in Figura 5.5 e 5.6 vengono riportate delle immagini che esemplificano al meglio quanto appena affermato.

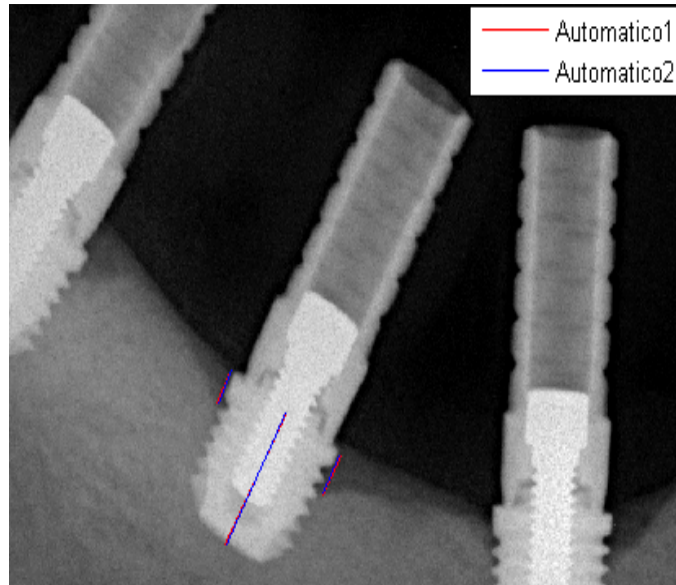


(a) risultati non consistenti per ROM dx

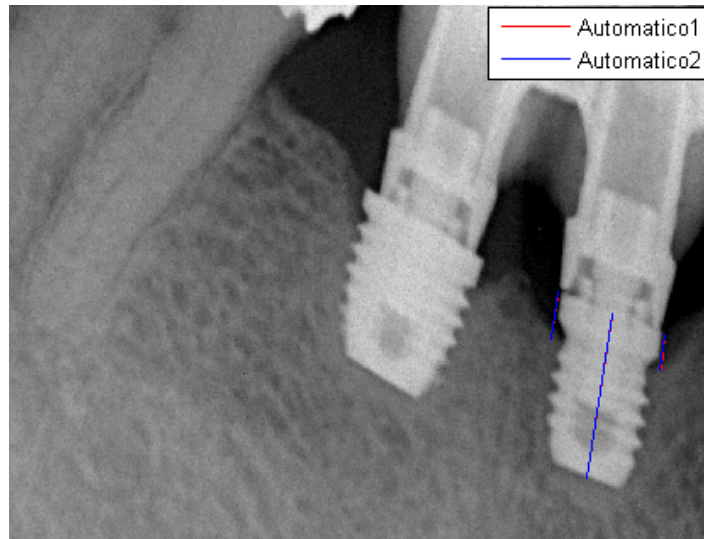


(b) risultati non consistenti per ROM dx

❖ *Figura 5.5: consistenza Metodo Manuale*



(a) risultati consistente per tutte le misure



(b) risultati consistenti per tutte le misure

❖ *Figura 5.6: consistenza Metodo Automatico*

Per dare una visione più generale di quanto si è verificato sull'intero dataset in riferimento alla ripetibilità del singolo metodo, si riportano nelle Tabelle 5.4 e 5.5 i valori per le variabili statistiche (già utilizzate nelle Tabelle 5.1 e 5.2) calcolate sui due insiemi di risultati ottenuti dall'applicazione dello stesso metodo.

Tabella 5.4 - Variabilità metodo: misure apparenti [pixel]

	Err.Rel% medio	Range Err.Ass (estremo sx)	Range Err.Ass (estremo dx)	Correlazione r
Asse				
Utente1 vs Utente2	1%	- 3	5	0,98
Manuale1 vs Manuale2	2%	- 4	4	0,97
ROM Sx				
Utente1 vs Utente2	4%	- 3	3	0,99
Manuale1 vs Manuale2	7%	- 13	4	0,97
ROM Dx				
Utente1 vs Utente2	3%	- 2	3	1
Manuale1 vs Manuale2	32%	- 24	27	0,64

Tabella 5.5 - Variabilità metodo: misure reali [mm]

	Err.Rel% medio	Range Err.Ass (estremo sx)	Range Err.Ass (estremo dx)	Correlazione r
ROM Sx				
Utente1 vs Utente2	4%	- 0.11	0.11	1
Manuale1 vs Manuale2	7%	- 0.57	0,14	0,97
ROM Dx				
Utente1 vs Utente2	4%	- 1.95	0.07	1
Manuale1 vs Manuale2	32%	- 2,03	0,20	0,67

L'analisi delle Tabelle 5.4 e 5.4 suggerisce alcune osservazioni:

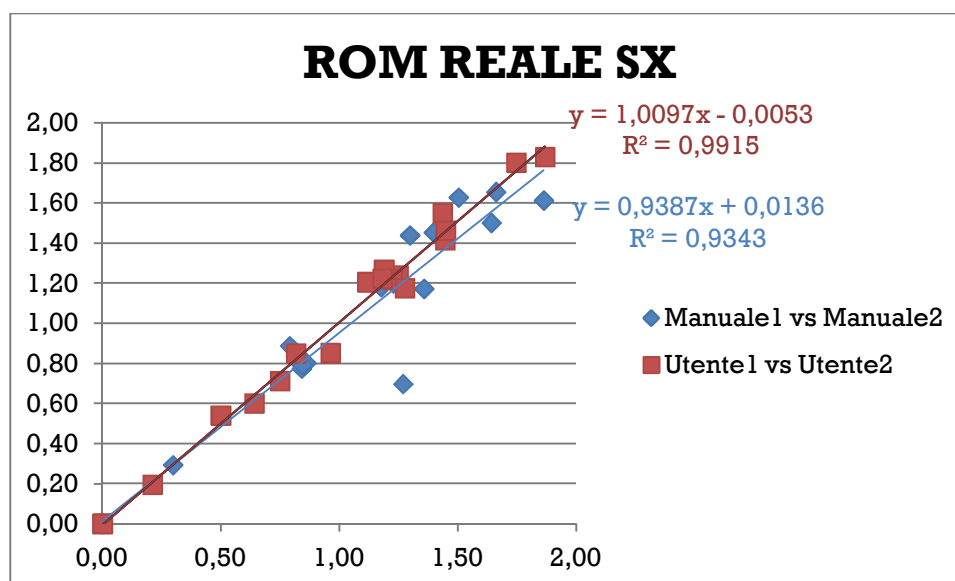
1. il metodo automatico produce risultati consistenti anche a partire da dati iniziali differenti: questo aspetto deriva dall'aver trovato per tale metodo un valore di r all'incirca uguale a 1 per tutte le misure;
2. il metodo manuale è risultato essere poco robusto nel determinare il ROM sul lato destro dell'impianto: per tale misura infatti è stato calcolato un valore di r piuttosto basso, pari a 0.64.
3. il metodo manuale presenta un range dell'errore assoluto sempre più ampio rispetto a quello che caratterizza il metodo automatico per la corrispondente misura.

La bassa robustezza del metodo manuale espressa al punto 2. si è verificata anche nella valutazione dell'assenza di ROM (si veda la Tabella 5.6).

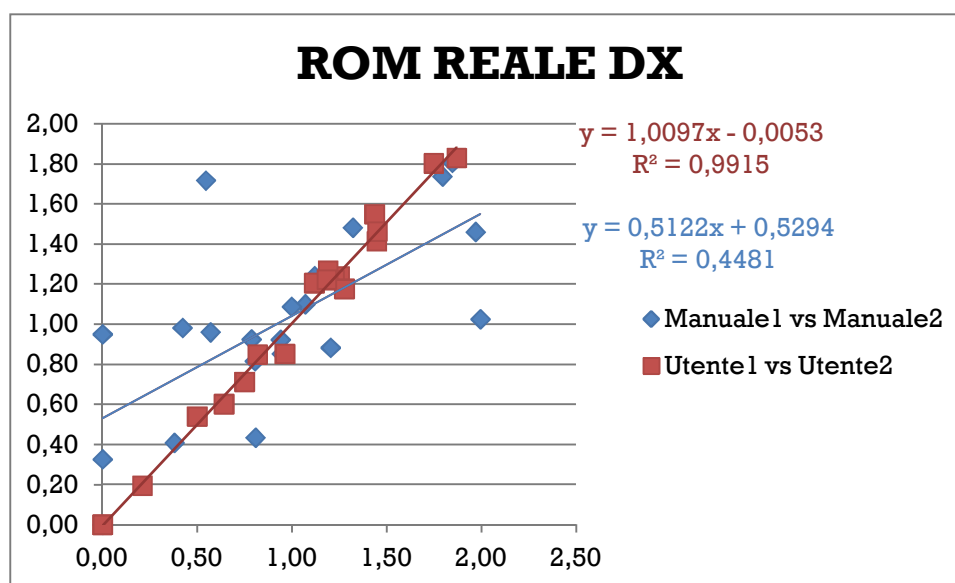
Tabella 5.6 - Variabilità metodo: valutazione assenza di ROM

ASSENZA ROM	Manuale1	Manuale2	Utente 1	Utente 2
n° casi	7	5	7	7

Quanto appena detto riguardo la maggiore robustezza, ovvero la minore variabilità, del metodo automatico rispetto a quello manuale risulta essere compatibile anche con quanto riportato dai grafici a dispersione di Figura 5.7 e 5.8.



❖ *Figura 5.7: correlazione dei risultati forniti per il ROM reale sinistro da ogni singolo metodo*



❖ *Figura 5.8: correlazione dei risultati forniti per il ROM reale destro da ogni singolo metodo*

Capitolo 6

Conclusioni

In questa tesi sono state considerate tecniche dell'elaborazione numerica delle immagini digitali allo scopo di identificare automaticamente all'interno di immagini radiografiche l'impianto dentale, l'osso che lo circonda e il suo stato di ricorticalizzazione. Queste operazioni in particolare sono state finalizzate ad automatizzare il processo di misurazione di uno dei più importanti parametri clinici che, su base radiologica, aiuta il medico a valutare la sopravvivenza di un impianto dentale: ovvero il **riassorbimento osseo marginale (ROM)**. L'automatizzazione del processo si pone come obiettivo quello di eliminare, o comunque ridurre in modo sostanziale, quelle componenti di *soggettività e dipendenza dall'operatore* di cui soffrono i risultati ottenuti con la procedura manuale utilizzata fino ad oggi. Attualmente infatti è il medico che individua sull'immagine * i punti riferimento, di cui si è parlato nel Capitolo 4, che individuano le misure di interesse per poter poi calcolare tramite la proporzione (4.1) il valore del ROM espresso in *mm*.

Le metodiche scelte per l'individuazione dei punti riferimento, presentate dettagliatamente nel Capitolo 4, fanno uso del risultato fornito dal processo di segmentazione: l'estrazione del contorno dell'impianto rappresenta quindi uno step necessario sia per caratterizzare interamente l'osso attorno all'impianto sia per localizzare i punti riferimento (features) all'interno dell'immagine.

I **risultati**, riportati nel Capitolo 5, hanno evidenziato che il metodo sviluppato fornisce misure consistenti con quelle determinate manualmente dal medico.

La discrepanza che i due metodi hanno riportato (quantificata nelle Tabelle 5.1 e 5.2), soprattutto in riferimento alle misure del ROM, non può essere considerata

errore da impartire solo al metodo sviluppato: *non esiste infatti un gold standard*, ovvero misure esatte con cui poter confrontare i risultati prodotti dal metodo automatico. È possibile, inoltre, che la differenza in alcuni casi si verifichi solo per la mancanza di criteri fissi con cui il medico definisce la linea su cui posiziona i punti riferimento che determinano la specifica misura.

Un altro importante aspetto che le tabelle riportate al paragrafo 5.2 permettono di evidenziare, è che la variabilità del metodo automatico è molto minore rispetto a quella che caratterizza il metodo manuale: la procedura automatica garantisce quindi una maggiore ripetibilità al processo di misurazione del ROM.

Come dimostrano altre tabelle contenute nello stesso capitolo, si può affermare che tale maggiore ripetibilità è garantita anche nell'individuare l'assenza di ROM. Altra osservazione che scaturisce dai risultati è che non c'è effetto di amplificazione tra misure apparenti e misure reali, ovvero la differenza relativa nei metodi si mantiene costante. Ci si aspettava infatti che i risultati potessero confermare questo comportamento, poiché è un operatore di proporzione quello che permette il passaggio dalle misure calcolate sulla radiografia a quelle reali.

Rimangono tuttavia alcune problematiche da affrontare per poter avvalorare ancora di più l'automatizzazione del processo di misurazione del ROM: *l'algoritmo dovrà essere reso robusto anche per quelle immagini che possono essere definite "non standard"*. Talvolta infatti si hanno immagini in cui il processo di acquisizione produce proiezioni sghembe dell'impianto.

Sarà anche da *misurare la precisione dell'algoritmo*: per questo serve uno studio ad hoc che permetta di fornire riferimenti assoluti con cui poter confrontare le misure fornite dall'algoritmo.

Le considerazioni appena fatte sui risultati suggeriscono che il metodo sviluppato in questa tesi, oltre ad identificare in modo automatico e accurato su immagini radiografiche il contorno di un impianto dentale, è anche in grado di automatizzare la procedura di misurazione del ROM in modo da avere risultati quantitativi, ripetibili e non affetti dalla variabilità dell'analisi fatta dall'operatore.

Un'evoluzione futura, allo scopo sempre di valutare l'osteointegrazione attorno all'impianto dentale, potrebbe essere l'integrazione dell'informazione fornita dalla misurazione del ROM con quella estrapolata dal calcolo di nuovi parametri, già valutati in letteratura.

Come dimostrato in [4] misure seriali del *valore rapporto del pixel (PVR)* permettono di caratterizzare indirettamente e in modo affidabile lo stadio di corticalizzazione del rigenerato osseo: questo perché esse sono correlate bene con il rapporto BMD, ovvero con il rapporto della densità minerale ossea.

Pulkkinen, Jämsä et al.[5] hanno invece definito una serie di variabili geometriche e parametri trabecolari relativi alla struttura dell'osso che possono essere calcolati attraverso l'elaborazione computerizzata dell'immagine e i cui valori esprimono le variazioni in BMD. In questo modo essi permettono, oltre che la valutazione della ricorticalizzazione dell'osso trabecolare, anche la predizione dei carichi di frattura.

Si potranno quindi sviluppare tecniche e metodologie automatiche integrative in grado di fornire nuove informazioni sull'osteointegrazione; queste potranno essere utilizzate anche in altre applicazioni, come ad esempio in ambito ortopedico per la valutazione quantitativa del processo di guarigione delle fratture indotto attraverso l'uso di diversi metodi (ad esempio con l'uso di fissatori interni e/o esterni, etc etc) .

Bibliografia

- [1] Xu, C. and Prince, J.L. ,1998. *Snakes, shapes, and gradient vector flow*. IEEE Transactions on Image Processing 7, 359-369.
- [2] Li, B. and Acton, S.T. ,2007. *Active contour external force using vector field convolution for image segmentation*. IEEE Transactions on Image Processing 16, 2096-2106.
- [3] Chan and Luminita A.Vese,2001. *Active Contours without edges*. IEEE Transactions on Image Processing 10, 266-277.
- [4] S.-H.Song, S.Sinha, T.-Y.Kim, Y.-E.Park, S.-J.Kim, H.-R.Song, 2011. *Analysis of corticalization using the pixel value ratio for fixator removal in lengthening*. *J Orthop Sci* 16, 177-183.
- [5] P. Pulkkinen, T. Jämsä, E.-M. Lochmüller, V. Kuhn, M. T. Nieminen, F. Eckstein, 2008. *Experimental hip fracture load can be predicted from plain radiography by combined analysis of trabecular bone structure and bone geometry*. *Osteoporos Int* 19, 547-558.
- [6] <http://www.gpini.it/rivista/archivio/pdf/117n2Memeo.pdf>.

- [7] Felice P, Checchi V, Pistilli R, Scarano A, Pellegrino G, Esposito M. *Bone augmentation versus 5-mm dental implants in posterior atrophic jaws. Four-month post-loading results from a randomised controlled clinical trial.* Eur J. Oral Implants 2009; 2(4):267-281.
- [8] Favero, Gian Antonio: *Osseointegrazione clinica: i principi di Brånemark*, Milano (ita), 1994, pp. 17,20,41.
- [9] Malò P, de Araújo Nobre M, Rangert B. *Short implants placed one-stage in maxillae and mandibles: a retrospective clinical study with 1 to 9 years of follow-up.* Clin Implant Dent Relat Res 2007;9(1):15-21.
- [10] Romeo E, Bivio A, Mosca D, Scanferla M, Ghisolfi M, Storelli S. *The use of short dental implants in clinical practice: literature review.* Minerva Stomatol 2010;59:23-31.
- [11] Anitua E, Orive G, Aguirre JJ, Andia I. *Five-year clinical evaluation of short dental implants placed in posterior areas: a retrospective study.* J Periodontol 2008;79(1):42-48.
- [12] Misch CE. *Short dental implants: a literature review and rationale for use.* Dent Today 2005;24(8):64-6, 68.
- [13] Kostovilis S, Fourmouis I, Karoussis I, Bamia C. *A systematic review and meta-analysis on effect of implant length on the survival of rough-surface dental implants.* J Periodontol 2009;80(11):1700-1718.

