

UNIVERSITÀ DI PADOVA

FACOLTÀ DI INGEGNERIA

Corso di Laurea Triennale in Ingegneria Biomedica

TESI DI LAUREA

ELABORAZIONE DI IMMAGINI DI PSORIASI

Relatore: **Chiar.mo Prof. Enoch Peserico Stecchini Negri De Salvi**
Correlatore: **Ing. Alberto Silletti**

Laureanda: Anna Stefani

Anno Accademico: 2010-2011

Ai miei genitori

Sommario

Nella seguente tesi di laurea verrà introdotto un metodo per la segmentazione di immagini di psoriasi. Si descriverà la psoriasi in ambito medico e si sottolineerà l'importanza del calcolo del PASI, un indice per determinare la gravità della patologia. Verranno poi presentati gli studi precedenti per questa problematica a cui seguirà la descrizione del metodo. Il metodo si divide in due parti: l'individuazione delle *features*, le caratteristiche che favoriscono la differenziazione della pelle affetta da psoriasi da quella sana, e la classificazione della pelle totale. Ci soffermeremo sulla descrizione delle *features* e la loro applicazione sulle immagini da noi raccolte. Verranno poi presentati i risultati con una breve analisi. La tesi si concluderà specificando l'importanza dei risultati ottenuti per un'ulteriore approfondimento futuro.

Indice

1	La psoriasi	1
1.1	Definizione	1
1.2	Classificazione	2
1.2.1	Forme principali	2
1.2.2	Varianti alle forme principali	6
1.3	Etiologia	7
1.4	Predisposizione genetica	8
1.5	Terapie	8
1.5.1	Costi	9
1.6	L'indice PASI	10
1.6.1	Calcolo del PASI	10
1.6.2	Classificazione	11
1.6.3	Il PGA	12
2	State of the art	15
2.1	Multi-Structure Elements Morphology Edge Detection Algorithm	15
2.1.1	Operazioni morfologiche	15
2.1.2	L'algoritmo	17
2.2	Segmentation by morphological watersheds	19
2.2.1	Dam construction	20
2.2.2	Markers	20
2.3	Tecniche di sottospazio ortogonale	21
2.3.1	Fuzzy Texture Spectrum	22
2.3.2	Istogramma bidimensionale	23
2.3.3	Signature Subspace Classifier	24
2.4	Deformable Countour Methods (DCM)	25
2.4.1	Snake	26
2.4.2	Metodi <i>level set</i>	27
2.5	Conclusioni	28
3	Segmentazione immagini di psoriasi	30
3.1	Image pre-processing	30
3.2	Estrazione delle features	32
3.2.1	Entropia	32
3.2.2	Deviazione standard	34
3.2.3	Edge segmentation	34
3.2.4	Range	36
3.3	Classificatore	37

3.3.1	Classificatori Bayesiani	37
3.3.2	Neural Networks	38
3.3.3	Nearest Neighbour	39
3.3.4	Support Vector Machine (SVM)	40
4	Risultati	42
4.1	Entropy processing	44
4.2	Standard-deviation processing	46
4.3	Edge processing	49
4.4	Range processing	51
4.5	Classificazione	54
5	Conclusioni	57

Introduzione

La psoriasi è una delle malattie dermatologiche più frequenti caratterizzata soprattutto da un aspetto patologico recidivante che dura per tutta la vita del paziente. Attualmente i metodi per la diagnosi e la monitorizzazione di questa patologia rimangono soprattutto a carico diretto del dermatologo che, con delle visite e l'uso di alcuni indicatori matematici può decretarne l'incombenza e altre caratteristiche specifiche della psoriasi. Uno dei più usati è sicuramente il PASI (*Psoriasis Area and Severity Index*) permette di valutare la gravità della malattia attribuendo un punteggio compreso tra 0 e 72 sulla base della regione corporea colpita (testa, tronco, arti superiori e inferiori) e del tipo di alterazioni cutanee visibili clinicamente.

Spesso i metodi per utilizzati dal medico specialista per determinare, ad esempio, l'area delle lesioni non sono dei più "innovativi" e vengono eseguiti manualmente in quanto molte delle lesioni sono in zone poco accessibili da una vista frontale, come le pieghe della pelle. E' di uso comune utilizzare una pellicola plastificata trasparente per ricoprire quindi il paziente e con un pennarello seguire i contorni delle zone interessate dalla psoriasi, per poi eseguire il calcolo dell'area direttamente dal "disegno" prodotto in questo modo.

E' immediato concludere che tali metodi richiedono, da parte del dermatologo, un gravoso dispendio di tempo che potrebbe essere ridotto se non annullato con una semplice informatizzazione di tale procedimento. Attraverso infatti l'acquisizione di immagini del paziente è possibile creare una serie di algoritmi su di esse che possono permettere di calcolare tutti i parametri necessari alla diagnosi e al monitoraggio, come l'estensione delle chiazze psoriasiche e il colore.



Figura 1: Immagine di una chiazza di psoriasi

Le chiazze di psoriasi sono generalmente di colore rossastro e ricoperte da squame bianco-argenteo in rilievo, sono quindi facilmente riconoscibili ad occhio nudo soprattutto a causa dei contorni netti e definiti che hanno generalmente.

Le immagini digitali

Per essere elaborate al computer le immagini vengono trasformate in una rappresentazione numerica/digitale, più comunemente definita matrice. Questa matrice è composta da un numeri reali o complessi rappresentati da un numero determinato di bit.

Le immagini digitali sono fondamentalmente di due tipi: un insieme di punti uniti in linee o altre primitive grafiche che compongono l'immagine, con eventuali colori e sfumature, nelle immagini vettoriali, e una matrice di punti, o pixel, nelle immagini bitmap. In quest'ultimo tipo di immagini, i valori memorizzati indicano le caratteristiche di ogni pixel dell'immagine da rappresentare: nelle immagini a colori, viene memorizzato solitamente il livello di intensità dei colori fondamentali come nel modello di colore RGB, il più usato, sono tre: rosso, verde e blu; nelle immagini monocromatiche in scala di grigio (dette impropriamente bianco e nero) il valore indica l'intensità del grigio, che varia dal nero al bianco.

Il numero, detto anche "profondità", di colori o di livelli di grigio possibili dipende dal massimo numero di combinazioni permesse dalla quantità di bit utilizzata per ognuno di questi dati: un'immagine con 1 bit per pixel avrà al massimo due combinazioni possibili (0 e 1) e quindi potrà rappresentare solo due colori o solo bianco e nero; nelle immagini a 4 bit per pixel, si possono rappresentare al massimo 16 colori o 16 livelli di grigio; un'immagine a 8 bit per pixel, 256 e così via.



Figura 2: Immagine (1) nei tre canali RGB

La prima figura descrive un comportamento pressoché omogeneo dovuto ad un'intensità costante del rosso mentre nelle altre due i canali blu e verde accentuano efficacemente il contrasto tra la pelle e la chiazza. Ciò è un primo descrittore che può essere usato per l'iniziale classificazione delle immagini e la successiva elaborazione con opportuni algoritmi.

L'elaborazione di immagini digitali si basa dunque sul calcolo di varie funzioni applicabili sull'intensità dei pixel, come quelle per aumentarne o ridurne il contrasto attraverso vari filtri.

Un primo passo per l'elaborazione di immagini in ambiente biomedico, e in particolare per lavorare su foto di pazienti affetti da psoriasi, consiste nel riuscire ad individuare la pelle rispetto un qualsiasi sfondo. Per utilizzare infatti tali immagini per il calcolo dell'area e della gravità della pelle colpita dalla patologia, abbiamo a disposizione molto spesso immagini di tronco e arti superiori, oppure degli arti inferiori. Attraverso vari metodi è possibile definire un range di intensità a cui viene associata la *feature pelle* e la *feature sfondo* e successivamente creata una mappa in bianco e nero da usare come maschera nelle successive manipolazioni.

La stessa immagine proposta precedentemente è quindi un'immagine digitale creata da migliaia di pixel i quali hanno ciascuno una diversa intensità nei diversi canali. Possiamo osservare l'immagine (1) nei tre canali distinti per notare una variazione di intensità specifica per i colori rosso, verde e blu.

Lo scopo principale dell'elaborazione di immagini in campo dermatologico è dunque la SEGMENTAZIONE delle aree di pelle interessate da una patologia.

La segmentazione

La segmentazione è un'operazione alla base di diversi sistemi di elaborazione di immagini che prevedono l'identificazione di oggetti, il riconoscimento di pattern, separazione degli oggetti di interesse dal background etc. La segmentazione produce solitamente un'immagine binaria in cui i pixel hanno valore pari ad 1 se essi appartengono all'oggetto di interesse e valore pari a zero se invece non appartengono. Questa descrizione dell'operazione di segmentazione è perciò non completa in quanto la fase finale della segmentazione può anche essere la sovrapposizione dell'immagine binaria generata in fase di segmentazione e dell'immagine originaria in modo da selezionare gli oggetti nell'immagine originale estraendoli dal background. Dopo la segmentazione è possibile quindi aumentare il contrasto degli oggetti selezionati, studiarne le caratteristiche geometriche o di densità, etc. La differenza principale con le operazioni di *Image Enhancement*¹ e *Image Restoration*² sta nella modellizzazione dell'operazione di segmentazione. Infatti se l'operazione di Image Enhancement ha come ingresso e uscita un'immagine, l'originale è l'ingresso e l'immagine migliorata è l'uscita, l'operazione di segmentazione ha come ingresso l'immagine migliorata e come uscita un insieme di oggetti estratti dall'immagine. Quindi l'operazione di segmentazione rientra nella categoria di metodi di estrazione di informazione dall'immagine precedentemente migliorata. Possibili applicazioni della segmentazione ve ne sono in tutti gli ambiti: nel riconoscimento automatico di sigle, codici, targhe, nell'estrazione di patologie da un'indagine medica (estrazione di informazione riguardo micro calcificazioni, masse tumorali o patologie dermatologiche), nel riconoscimento automatico di testo ed un'eventuale sua interpretazione da archivi di documenti scannerizzati per costruire archivi digitali, nel riconoscimento semplice di oggetti diversi presenti in una scena per applicazioni di telemonitoraggio per la sicurezza etc.

A seconda delle caratteristiche e delle peculiarità delle immagini da elaborare e soprattutto degli oggetti da segmentare, esistono diverse tecniche di segmentazione che spaziano da tecniche di applicazione estremamente semplice, ma di effetto spesso insoddisfacente a tecniche estremamente più potenti, ma al tempo stesso più complesse e onerose da applicare. I metodi di segmentazione si suddividono in quattro categorie: *Pixel based*, *Edge based*, *Region based* e *Model based*.

Segmentazione *Pixel based*

La prima categoria *Pixel based* comprende tecniche di segmentazione di facile implementazione che coinvolgono direttamente l'istogramma. In base infatti all'istogramma dell'immagine si sceglie una soglia in grado di discriminare i pixel in base al valore di luminanza. L'ipotesi alla base è che i pixel di un oggetto abbiano più o meno la stessa luminanza e che quindi possano essere separati dal background ad esempio mediante una soglia sulla luminanza. Questa tecnica

¹Miglioramento dell'immagine.

²Elaborazione e restauro dell'immagine.



Figura 3: Immagine di esempio

è molto semplice, ma presenta alcuni svantaggi e fallimenti. Uno di questi è la possibilità che se la soglia è scelta non in modo accurato gli oggetti possono rimpicciolirsi o ingrandirsi.

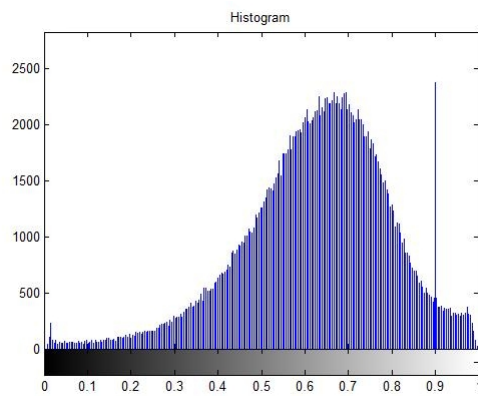


Figura 4: Istogramma dell'immagine (3) con soglia 0.9

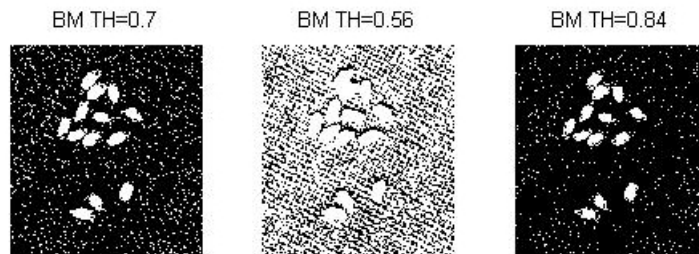


Figura 5: Maschere dell'immagine (3) con soglie diverse

Segmentazione *Edge based*

La tecnica *Edge based* invece aggiunge qualcosa in più rispetto alla precedente tecnica in quanto non si basa sul valore di luminanza dei pixel appartenenti ad un oggetto ma al fatto che esso per essere identificato deve avere un bordo chiuso che lo circonda. Questa ipotesi non è sempre vera, ma è spesso verificata. In questo caso occorre preliminarmente identificare i bordi degli oggetti applicando opportuni operatori di edge detection all'immagine. Intuitivamente, un edge è un insieme di pixel connessi (8 o 4 connessi) che giacciono sul bordo di due regioni. In realtà c'è una sottile differenza fra edge e boundary in quanto edge è un concetto locale mentre boundary è un concetto esteso. Si ha quindi il boundary di un oggetto fatto di edge. Per edge si intende una qualunque transizione di livelli di grigio. La pendenza di un salto per un segnale tempo o spazio continuo è proporzionale a quanto l'edge è netto. Quindi un edge netto è in corrispondenza di un salto ripido mentre un edge sfocato è in corrispondenza di un salto a lenta variazione. Per questa ragione una delle tecniche da usare per rilevare gli edge coinvolge la derivata prima. Infatti, in corrispondenza di un salto si genera un picco di derivata prima positivo o negativo a seconda che il salto sia in crescita o in decrescita e a seconda di come si siano definiti i filtri per l'implementazione della derivata stessa. Se poi si effettua la derivata seconda della rampa allora si ottiene un doppio impulso positivo e negativo centrato nel centro della rampa. La situazione è mostrata in figura:

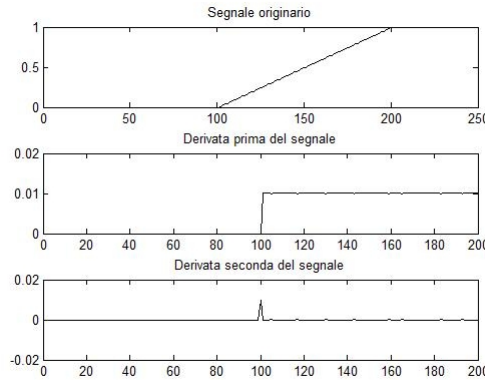


Figura 6: Effetto dell'applicazione della derivata prima e seconda su un generico segnale a rampa.

Per l'applicazione dei filtri di derivata prima esistono diverse maschere classiche bidimensionali come quella di Roberts, di Prewitt o di Sobel. Essi si diversificano per la dimensione:

- la *maschera di Roberts* si usa per rilevare gli edge orizzontali 2×2 e analogamente la maschera trasposta rileverà gli edge verticali, con maschera del tipo:

$$\begin{vmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 0 \end{vmatrix}$$

- La *maschera di Prewitt* è simile ma di dimensione dispari per problemi di distorsione introdotta da un filtro non pari e non dispari e quindi è del tipo :

$$\begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{vmatrix}$$

- La *maschera di Sobel* in più implementa una contemporanea azione di *weighted average*³ nella direzione ortogonale alla direzione di applicazione della derivata. In tal modo mentre si enfatizza il punto di edge verticale si riduce il rumore sull'edge stesso e viceversa per l'edge orizzontale. La maschera è ad esempio:

$$\begin{vmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & 1 \end{vmatrix}$$

Un bordo in un'immagine può puntare in una varietà di direzioni, così l'*algoritmo di Canny* usa quattro filtri per rilevare i bordi orizzontali, verticali e diagonali in l'immagine sfocata. L'operatore di rilevamento dei bordi (Roberts, Prewitt, Sobel per esempio) restituisce un valore per la derivata prima in senso orizzontale (G_y) e la direzione verticale (G_x). Da questo il gradiente e la direzione del bordo può essere determinato:

³Media pesata.

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (1)$$

$$\Theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (2)$$

in cui l'angolo della direzione del bordo è approssimata a uno per i quattro angoli che rappresentano la direzione verticale, orizzontale e le due diagonali (0°, 45°, 90° e 135° per esempio). Mostriamo quindi l'immagine (3) segmentata attraverso questo procedimento.

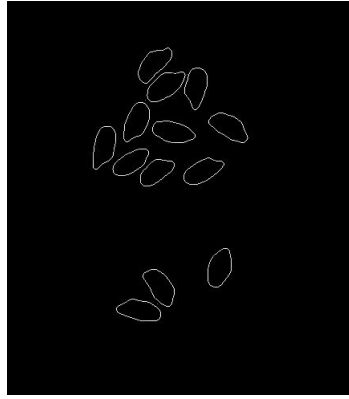


Figura 7: L'immagine (3) segmentata con il filtro Canny

Segmentazione *region based*

Le tecniche di segmentazione *region based* introducono l'importante informazione riguardante la connettività dei pixel costituenti un oggetto, evitando che singoli punti aventi il giusto colore o il giusto contrasto siano classificati come oggetti. In talune applicazioni questa ipotesi può preservare il risultato della simulazione dal rumore impulsivo o da altri artefatti che si sono aggiunti per errore all'immagine da processare. Le tecniche standard di segmentazione region-based si suddividono in *split and merge techniques* e *region growing techniques*. Le prime partono suddividendo l'immagine in grandi aree e poi continuando a suddividere le sotto zone separando pixel adiacenti di colore diverso. Le seconde invece partendo da un punto dell'immagine raggruppano pixel attorno a lui se il loro valore di luminanza è abbastanza simile a quello del pixel di partenza e allargandosi poi sui pixel via via più lontani

Capitolo 1

La psoriasi

In queste pagine introduttive verrà descritta la patologia in questione ponendo particolare interesse alle metodologie di classificazione, le diagnosi adottate e l'uso dell'indice PASI per la valutazione.

1.1 Definizione

La psoriasi è una malattia cutanea cronica non contagiosa ad eziologia ancora sconosciuta, tipicamente caratterizzata da zone di pelle arrossata, ispessita, ricoperta da squame argentee. Essa interessa dal 2 al 4 % della popolazione mondiale. Colpisce più frequentemente gli individui dei paesi a forte sviluppo industriale, senza differenza tra maschi e femmine: nelle popolazioni del Nord Europa arriva ad interessare quasi il 5% degli abitanti (Norvegia) mentre è notevolmente più rara in Africa e Asia. In Italia sono circa 1.000.000 le persone affette da questa malattia. La psoriasi può manifestarsi a qualsiasi età, nel 10-15% dei casi esordisce prima dei 10 anni, con media di 25-28 anni, anche se recenti studi (Kawada, 2003) hanno posticipato la media ai 39 anni. Tuttavia ha una distribuzione bimodale: tra i 12-27 anni e i 50-60 anni. I tipi di psoriasi congenite sono rarissime.

Conosciuta sin dall'antichità e spesso confusa con la Lebbra, era già citata in scritti di epoca Egiziana e Romana. Il nome deriva dalla parola "psora" che in lingua greca significa squama. È una malattia non infettiva, non trasmissibile per contatto o per uso comune di oggetti ed è cronica e recidivante. Questo significa che l'individuo affetto da psoriasi ha la possibilità di andare incontro alla malattia nell'arco di tutta la vita, con possibili fasi di remissione clinica delle manifestazioni e di successive riacutizzazioni. Le cause della Psoriasi sono in parte sconosciute. Sicuramente esiste una trasmissione genetica della malattia attestata dal frequente interessamento di altre persone del nucleo familiare.

Tutte le parti del corpo possono essere colpite, ma esistono alcune sedi "classiche" : gomiti, ginocchi, superfici estensorie degli arti, regione lombosacrale, cuoio capelluto, palmi e piante, unghie.

In presenza di psoriasi, il processo di rigenerazione della pelle avviene in un modo nettamente diverso da quello comune. La maggior parte delle cellule della pelle sana si distribuiscono e si rimpiazzano circa una volta al mese (ogni 28-30 giorni). Tale processo è talmente tenue da essere appena percettibile.

Tuttavia le cellule della pelle delle aree affette da psoriasi, invece di riprodursi ogni mese, si rigenerano ogni 3-6 giorni, aumentando enormemente. Il numero delle mitosi è di 3 o più volte la norma, con un tempo di transito cellulare, o *turnover*, dallo strato basale a quello corneo di circa 5 volte inferiore alla norma. L'elevato numero di nuove cellule che emergono velocemente si accumula sopra ed immediatamente sotto la superficie della pelle, provocando in misura crescente lesioni e chiazze squamose. Nella sua forma più comune¹, le squame sulla superficie cutanea si sfaldano facilmente, creando zone bianche o argentate. Le cellule al di sotto della superficie aderiscono fra loro formando lesioni tenere, rosse e inclini al sanguinamento. Lo stato infiammatorio della pelle è anche dovuto all'incremento nel numero delle cellule infiammate.

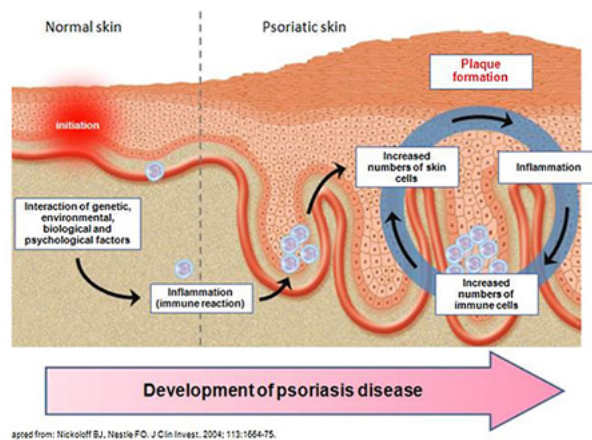


Figura 1.1: Schema del ciclo cellulare della psoriasi

1.2 Classificazione

La psoriasi si può presentare in diverse forme, differenti per sintomi e gravità.

1.2.1 Forme principali

- **PSORIASI VOLGARE O A PLACCHE.** La forma volgare è la più frequente (80% dei casi) ed è caratterizzata inizialmente da chiazze eritematosquamose. La chiazza eritematosa, che costituisce la base della lesione, è di regola più evidente alla periferia. Le squame sovrastanti la chiazza sono argentee, di dimensioni estremamente variabili e non coesive. I margini della lesione sono netti e ben definiti. Il numero delle lesioni può variare da pochi elementi isolati a numerose lesioni confluenti che coinvolgono tutto l'ambito cutaneo (psoriasi generalizzata). La distribuzione è simmetrica e, per quanto le lesioni possano comparire su tutto l'ambito cutaneo, è comunque possibile distinguere alcune sedi elettive come le superfici estensorie di gomiti e ginocchia, il cuoio capelluto, la regione sacrale e le unghie. La forma moderata severa insorge nel 20-30% dei casi. psoriasi guttata La forma guttata (guttata = a forma di goccia) è più frequente

¹la psoriasi a placche

nell'infanzia e nell'adolescenza ed è determinata da un'infezione delle vie respiratorie superiori da parte dello streptococco-emolitico di gruppo A in un soggetto geneticamente predisposto alla psoriasi. La psoriasi guttata si presenta con la comparsa eruttiva di chiazze rossastre, che vanno incontro a desquamazione, di dimensioni variabili da pochi millimetri ad 1,5 centimetri. Questa forma colpisce soprattutto il tronco, estremità prossimali e raramente il volto e il cuoio capelluto; provoca un malessere generale e dolore alle piccole articolazioni. Ricordiamo anche il *Fenomeno di Koebner* che è la comparsa di una lesione psoriasica che appare su cute apparentemente sana dopo insulti traumatici di diverso tipo: meccanici, chimici, elettrici, chirurgici, infettivi ed infiammatori.



Figura 1.2: Psoriasi volgare

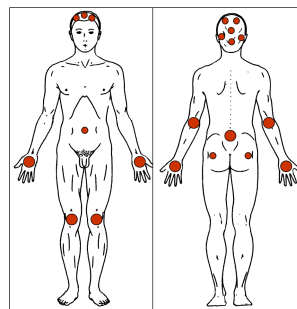


Figura 1.3: Zone elettive della psoriasi volgare

- **PSORIASI GUTTATA.** La forma guttata (a forma di goccia) è più frequente nell'infanzia e nell'adolescenza ed è determinata da un'infezione delle vie respiratorie superiori da parte dello streptococco-emolitico di gruppo A in un soggetto geneticamente predisposto alla psoriasi. La psoriasi guttata si presenta con la comparsa eruttiva di chiazze rossastre, che vanno incontro a desquamazione, di dimensioni variabili da pochi millimetri ad 1,5 centimetri. Questa forma colpisce soprattutto il tronco, estremità prossimali e raramente il volto e il cuoio capelluto; provoca un malessere generale e dolore alle piccole articolazioni.



Figura 1.4: Psoriasi guttata

- **PSORIASI PUSTOLOSА.** La psoriasi pustolosa è una forma rara (3% dei casi) e tra le più severe, e si presenta in due varietà, localizzata e generalizzata, in relazione all'estensione ed alla gravità del quadro clinico. Entrambe sono caratterizzate dalla medesima lesione cutanea, tipicamente una pustola amicrobica di colore giallastro dal diametro di alcuni millimetri. La psoriasi pustolosa generalizzata di Von Zumbusch rappresenta una forma grave di psoriasi, caratterizzata dalla comparsa di numerose pustole superficiali che confluiscono alla periferia delle chiazze. compromette gravemente le condizioni generali del paziente con febbre elevata, brividi, sensazioni di bruciore, squilibri idroelettrolitici con ipoalbuminemia. La psoriasi pustolosa di Barber, invece, è localizzata soprattutto in sede palmo-plantare ed è meno grave.



Figura 1.5: Psoriasi pustolosa di Von Zumbusch



Figura 1.6: Psoriasi pustolosa di Barber

- **PSORIASI ERITRODERMICA.** Di solito la psoriasi eritrodermica è una generalizzazione di una psoriasi preesistente e scatenata da diversi fattori. Essa si può dividere in due diverse categorie: la psoriasi eritrodermica secca non infiltrata e la psoriasi eritrodermica umida ed edematosa. La prima è la forma con psoriasi diffusa con desquamazione abbondante e prurito scarso. La seconda invece è la forma più grave, ma fortunatamente è rara. Questa forma di psoriasi rappresenta generalmente la complicanza di una psoriasi pustolosa generalizzata dovuta all'assunzione di farmaci (FANS, beta-bloccanti, sali di litio ed antimalarici) , una brusca sospensione di terapia, dermatite atopica associata, a terapie mal condotte o ancora reazioni tossi-allergiche e traumi psichici rilevanti. La psoriasi eritrodermica manifesta con febbre ed interessamento di tutta la cute, che appare molto arrossata per l'intensa vascolarizzazione. Lo stato generale del soggetto può essere seriamente compromesso, a causa di disturbi della termoregolazione, disidratazione e squilibri elettrolitici, cui va spesso incontro.



Figura 1.7: Psoriasi eritrodermica secca



Figura 1.8: Psoriasi eritrodermica umida

1.2.2 Varianti alle forme principali

Le varie forme di psoriasi sopra descritte possono avere delle varianti che dipendono principalmente dalle localizzazioni della patologia.

- **PSORIASI DELLE MUCOSE** Il coinvolgimento della mucosa orale e della lingua può essere osservato sia nella psoriasi volgare che, con maggiore frequenza, nella psoriasi pustolosa ed eritrodermica.
- **PSORIASI DEL CUOIO CAPELLUTO** Il cuoio capelluto è frequentemente coinvolto nelle persone colpite da psoriasi volgare; raramente può rappresentare l'unica sede. Si presenta come una corona eritematosa a margini netti, coperta da squame bianco-argenteo secche, localizzata all'attaccatura dei capelli, che interessa anche la cute della fronte e della zona auricolare.
- **PSORIASI UNGUEALE** E' una forma abbastanza rara, che coinvolge soprattutto le unghie. Nelle persone colpite da artropatia psoriasica, rappresenta spesso l'unica manifestazione cutanea. Nella lamina dell'unghia si possono originare strie trasversali o longitudinali. Il coinvolgimento dell'apparato ungueale si verifica in oltre il 50% dei pazienti affetti da psoriasi e nel 70% dei pazienti con concomitante interessamento articolare. Solo nel 5% dei casi rappresenta l'unica manifestazione della patologia. Le mani sono più colpite dei piedi ed in genere sono coinvolte più dita. Le manifestazioni a carico dell'apparato ungueale sono variabili e possono essere variamente associate nello stesso soggetto.
- **PSORIASI PALMO-PLANTARE** Le chiazze insorgono in corrispondenza delle mani e dei piedi e non sono necessariamente simmetriche. La pelle si presenta in forma disidratata con squame biancastre di aspetto lamellare, che tendono a sollevarsi, lasciando scoperte diverse zone della pelle. Anche se solo una piccola parte del corpo è interessata, questa forma è particolarmente invalidante per l'impatto che ha sulla qualità della vita delle persone affette.
- **ARTRITE PSORIASICA** In alcuni casi la psoriasi può degradare associandosi a forme gravi di artrite, l'artrite psoriasica, ed interessare quindi le articolazioni, in modo particolare quelle delle mani, piedi, ginocchia e femore. L'insorgenza è spesso sub acuta; può seguire, essere contemporanea

o precedere le manifestazioni cutanee. Sulla base dei dati disponibili circa il 25% dei pazienti affetti da psoriasi cutanea può evolvere verso l'artrite psoriasica, che può essere fortemente invalidante per le persone colpite, poiché nelle forme più aggressive deforma irreversibilmente alcune articolazioni fino ad abolirne la funzionalità. La capacità di manipolazione e di deambulazione del paziente possono essere compromessi irreparabilmente, con conseguente pregiudizio le attività fisiche e sociali. Allo stato attuale, non si conosce alcuna cura definitiva per l'artrite psoriasica, anche perché l'efficacia del trattamento è condizionata ad una diagnosi precoce che non è sempre facile effettuare.

- **PSORIASI INVERSA O INVERTITA** Relativamente frequente, ha una localizzazione speculare o "inversa" rispetto alla classica, interessando le pieghe inguinali, ascellari, cavi ascellari e dei gomiti, zona dell'ombelico e zona sotto-mammaria. La cute si presenta intensamente rossa, liscia, a limiti netti, mentre la componente desquamativa è minima se non completamente assente. Le varianti cliniche sono quindi numerose. L'evoluzione è imprevedibile e spontaneamente subisce riacutizzazioni, miglioramenti e talvolta anche persistenti remissioni.

1.3 Etiologia

L'eziopatogenesi della malattia è attualmente sconosciuta anche se numerose teorie ed ipotesi sono state proposte negli anni per spiegare l'origine ed i meccanismi determinanti la patologia. Si ritiene che vari fattori siano in grado di determinare l'inizio dell'eruzione, potendo così parlare di fattori scatenanti:

- *Traumatismi meccanici, chimici, allergici o di altra natura.* Vari tipi di trauma sono riconosciuti come responsabili del "fenomeno di Koebner", poiché sono in grado di provocare lesioni psoriasiche su cute apparentemente sana. Questi fattori traumatici possono essere di diversa natura: da lesioni della cute come abrasioni, escoriazioni, grattamenti, iniezioni endovenose, sfregamenti, tatuaggi, fellatio, punture d'insetto e vaccinazioni a forme più gravi di traumi chirurgici, scarificazioni, elettrocoagulazioni, innesti cutanei, ustioni fisiche e chimiche e congelamenti.
- *Infezioni da piogeni.* Le infezioni streptococciche, specialmente delle alte vie respiratorie nei bambini, provocano spesso la comparsa di un'eruzione psoriasica o la esacerbazione di forme cliniche stabili. Queste forme sono spesso anche più resistenti alle terapie. Spesso il morbilllo precede una manifestazione cutanea di psoriasi, ma altrettanto frequentemente indurrebbe un miglioramento del decorso della malattia.
- *Farmaci quali litio, beta-bloccanti usati come ipotensivi, antimalarici, l'indometacina, salicilati, composti iodati.*
- *Steroidi sistemici e topici.* Possono indurre una eruzione psoriasica acuta al momento della sospensione o riduzione del dosaggio.
- *Fattori emotivi.* I fattori emotivi sono di difficile valutazione anche se è comunque noto ²che in buona parte degli psoriasici gli stress psichici

determinino una riacutizzazione (nonostante non esista una personalità specifica della psoriasi). Uno studio riporta che i pazienti psoriasici hanno nei sei mesi precedenti la cura un maggior numero di eventi stressanti, che, correlati all'esordio della malattia, sono presenti nel 50-70% dei casi.

- *Etilismo e fumo.* L'abuso di alcool si nota spesso nelle psoriasi gravi del maschio, ma si ritiene che sia una conseguenza depressiva della malattia senza una relazione diretta dell'alcool con lo scatenamento della psoriasi.
- *Fattori ormonali.* Sono state viste esacerbazioni e comparsa di psoriasi in corrispondenza della pubertà e menopausa, prospettando così un rapporto con il decorso della malattia psoriasica.
- *Fattori ambientali.* In genere il sole e il clima caldo migliorano la psoriasi, talvolta però si assiste a peggioramenti a seguito dell'esposizione al sole o lampade a raggi ultravioletti di soggetti con pelle chiara che si scotta facilmente.
- *Disordini metabolici.* La carenza di calcio nel sangue, e la dialisi sono spesso fattori di peggioramento della psoriasi.

1.4 Predisposizione genetica

Molte ricerche hanno valutato la predisposizione genetica ad ammalare di psoriasi. All'inizio si sono studiati diversi alberi genealogici di famiglie psoriasiche giungendo a conclusione che la malattia fosse sempre ereditaria, ma per estrinsecarsi necessitasse di fattori scatenanti. Studi successivi su gemelli moncoriali confermarono ulteriormente tali osservazioni. Si ritiene che la trasmissione sia di tipo autosomico dominante, con penetranza ridotta o variabile e che come nel diabete e nell'artrite reumatoide, sia del tipo poligenico. Nel corso degli ultimi anni diversi gruppi di ricercatori hanno intrapreso lo studio di famiglie con diversi membri affetti, allo scopo di localizzare i determinanti genetici della malattia. Si è notato che la familiarità è un'aspetto peculiare della malattia per il 30% dei casi. Il rischio di sviluppare la patologia è del 4% con nessuno dei due parenti di primo grado affetti da psoriasi, del 28% con uno dei parenti psoriasici e 65% con entrambi i genitori affetti dalla malattia. Interessante è uno studio epidemiologico italiano che ha stimato che una storia di psoriasi di un genitore aumenta il rischio di psoriasi di circa 19 volte, di cui ha maggiore peso quella del genitore maschio³, mentre una storia di psoriasi in un fratello aumenta il rischio di 3 volte.

1.5 Terapie

Come già accennato precedentemente, la Psoriasi non ha ancora una cura definitiva, anche se continue ricerche in questo campo portano di giorno in giorno a significativi passi avanti nello studio delle cause scatenanti e nell'individuazione di nuovi farmaci in grado di arrestare e far regredire la malattia. Dopo un ciclo

– I primi studi sono di Heinrich Koebner nel 1872

³imprinting genetico

di terapie la malattia può regredire o addirittura scomparire, ma nel corso del tempo essa insorgerà di nuovo: e' pertanto importante tenerla sotto controllo al fine di migliorare la qualità della vita. Le terapie si possono distinguere in:

- *Terapie topiche* sono utilizzate per le forme di Psoriasi più modeste, in genere ben localizzate e nelle sedi classiche. Esse sono terapie che si applicano direttamente sulle zone di cute interessate da manifestazioni psoriasiche. In genere sono a base di creme, pomate ed unguenti forniti di attività farmacologica o più semplicemente emollienti.
- *Terapie sistemiche* sono invece utilizzate per le forme più gravi. La terapia sistemica e' la terapia più completa ed efficace, in quanto viene utilizzata sull'intero organismo, ma può proprio per tale motivo essere causa di effetti collaterali anche importanti, per questo motivo e' essenziale venga sempre effettuata sotto stretto controllo medico specialistico. Le terapie sistemiche più utilizzate sono essenzialmente di tre tipi:
 - Fotochemioterapia con raggi UVA, UVB e P-UVA,
 - Farmaci immunosoppressivi come la ciclosporina e il metotrexato,
 - Retinoidi come l'acitretina,
 - Farmaci biologici, ovvero proteine prodotte con sistemi di biologia molecolare.

1.5.1 Costi

Le cure per inabilità permanenti per le forme più gravi di psoriasi, quelle artropatiche e i ricoveri ospedalieri, che sono all'incirca 4mila l'anno, con un costo per singolo ricovero di 3.627,00 euro per un totale di 13 milioni di euro annui. Dallo studio condotto dall'Università 'La Sapienza' di Roma⁴ emerge inoltre che per i costi per consultazioni dermatologiche, ovvero circa 271mila all'anno pazienti all'anno con 2,2 consultazioni annue per paziente al costo medio di 12,91 euro ognuna, il SSN si fa carico di una spesa di 3,5 milioni di euro annui. Senza considerare quanto viene speso per consultazioni private. Altro capitolo il costo per i farmaci: l'Italia sarebbe al secondo posto dopo la Germania per spesa farmaceutica rivolta ai pazienti psoriasici. Con 3.593 farmaci l'anno al costo di circa 126 euro si giunge a una spesa pari a 0,45 milioni di euro annui. L'Italia e' seguita dalla Francia (0,42 milioni) e dalla Spagna (0,41 milioni).

Essendo dunque questi tipi di terapie sono generalmente a carico del Sistema Socio Sanitario Nazionale, è quindi necessario valutare in modo preciso la gravità della patologia per identificarne un percorso terapeutico adeguato senza un dispendio eccessivo di tempi e costi che avverrebbe tramite diagnosi differenti. Per questo motivo è importante il calcolo di indicatori come il PASI per la determinazione di un coefficiente di gravità della malattia secondo cui è possibile poi decretare anche diverse categorie di urgenza e costo.

⁴Studio della Prof.ssa Emilia Degennaro della Facoltà di Economia, Dipartimento di Studi Geo economici, Demografici e Statistici dell'Università "La Sapienza" di Roma, 2007

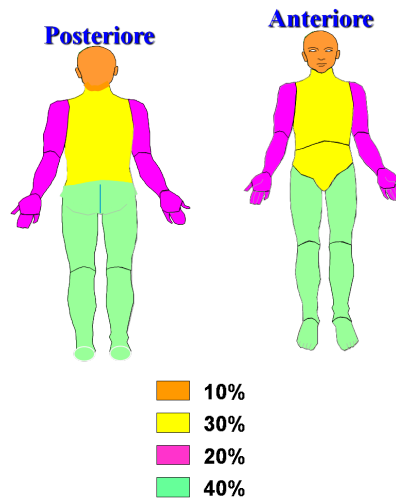


Figura 1.9: Regioni corporee

1.6 L'indice PASI

Psoriasis Area and Severity Index (PASI), valore che permette di valutare la gravità della malattia attribuendo un punteggio compreso tra 0 e 72 sulla base della regione corporea colpita (testa, tronco, arti superiori e inferiori) e del tipo di alterazioni cutanee visibili clinicamente caratterizzati attraverso 4 descrittori: percentuale di superficie cutanea compromessa, eritema (o indice di infiammazione), infiltrazione (o indice di proliferazione cheratinocitaria) e desquamazione (o indice di mancata maturazione dei cheratinociti).

1.6.1 Calcolo del PASI

Nel calcolo del PASI, vengono innanzitutto individuate le quattro sezioni corporee che possono essere colpite dalla psoriasi: la testa, che è ricoperta dal 10% di pelle totale, il tronco, ricoperto dal 30% di pelle, gli arti superiori ricoperti dal 20% e quelli inferiori dal 40%.

Per ogni sezione viene calcolata la percentuale di pelle interessata dalla patologia e successivamente indicato un determinato punteggio da 0 a 6, chiamato Psoriatic Body Surface Area (BSA), come descritto dalla seguente tabella:

percentuale	punteggio
0%	0
< 10%	1
10 - 29 %	2
30 - 49 %	3
50 - 69 %	4
70 - 89%	5
90 - 100%	6

Tabella 1.1: BSA

Successivamente vengono osservati, per ogni zona interessata dalla psoriasi, quattro differenti parametri: prurito, eritema, desquamazione e spessore. Essi vengono poi misurati dallo specialista e catalogati con un indice di gravità da 0 a 4, secondo la seguente tabella:

gravità	indice
nessuna	0
lieve	1
moderata	2
grave	3
molto grave	4

Tabella 1.2: Scala di gravità

L'indice PASI deriva quindi dall'applicazione della seguente formula dopo aver raccolto tutti i dati precedenti:

$$PASI = 0,3(R_h+S_h+T_h)A_h+0,2(R_u+S_u+T_u)A_u+0,3(R_t+S_t+T_t)A_t+0,4(R_l+S_l+T_l)A_l \quad (1.1)$$

dove R indica il rossore (*redness*), S indica la desquamazione (*scaliness*), T indica lo spessore (*thickness*) e A indica l'area colpita da psoriasi per le diverse parti del corpo secondo la propria percentuale di superficie. Vengono indicati dunque a pedice dei parametri h per la testa (*head*) con percentuale del 30%, u per gli arti superiori (*upper extremities*) con 20% , t per il tronco (*trunk*) con 30% e l per gli arti inferiori (*lower extremities*) con 40%.

1.6.2 Classificazione

Grazie all'indice che abbiamo descritto il medico specialista valuta la gravità della malattia nei pazienti e può determinare il modo oggettivo la terapia necessaria alla cura della psoriasi. Nella seguente tabella viene classificata la psoriasi secondo la gravità:

Categoria di gravità	Proposta secondo le Linee Guida italiane	Criteri dell'Efficacy Working Party EMEA
Psoriasi in remissione e minima	Assenza stabile di lesioni di psoriasi. Segni minori/borderline di psoriasi (per esempio pitting ungueale, desquamazione al cuoio capelluto). Poche piccole chiazze isolate ignorate dal paziente	
Psoriasi di grado lieve	Psoriasi che coinvolge meno del 10% della superficie corporea e che non influenza lo stato emozionale e le relazioni sociali del paziente	Psoriasi che interessa meno del 10% della superficie corporea (PASI <10) e ben controllata con la terapia locale
Psoriasi di grado moderato	Psoriasi che coinvolge una superficie variabile dal 10 al 25% (PASI 10-20) della superficie corporea o che interessa meno del 10% ma con effetti importanti sul benessere psicologico e sociale del paziente (come per il coinvolgimento di viso e mani)	Psoriasi che interessa più del 10% della superficie corporea (PASI 10-20). Il ricorso alla terapia locale è tuttavia possibile e non problematico
Psoriasi di grado moderato-grave		Psoriasi che interessa più del 10% della superficie corporea (PASI 10-20) con mancata risposta alla terapia locale. Oppure, psoriasi che interessa <10% della superficie corporea ma con lesioni in aree "problematiche" (per esempio cuoio capelluto, superfici palmo-plantari)
Psoriasi grave	Psoriasi che coinvolge più del 25% della superficie corporea (con PASI superiore a 20 o con BSA meno di 25% o PASI meno di 20) o meno del 25% ma con importanti effetti psicologici e sociali e che non risponde alla terapia topica o, ancora, psoriasi che coinvolge meno del 25% ma instabile e rapidamente progressiva. Psoriasi artropatica, psoriasi pustolosa	Psoriasi che coinvolge più del 20% della superficie corporea (PASI >20) o meno del 20% ma con importanti manifestazioni locali
Psoriasi grave e prognosi riservata	Psoriasi associata a sintomi sistemici e possibile "skin failure": psoriasi pustolosa generalizzata (von Zumbusch), psoriasi eritrodermica	

Tabella 1.3: Definizioni di severità della psoriasi

1.6.3 Il PGA

L'indice PGA ovvero Physician Global Assessment rappresenta una valutazione globale dell'eritema, della desquamazione, dello spessore/infiltrazione delle placche psoriasiche. Viene catalogato in due modi:

- STATICO: deriva dalla valutazione iniziale, con punteggio da 0 a 5,

- DINAMICO: deriva invece dalla valutazione dell'evoluzione della malattia , con punteggio da 0 a 7.

In base al PGA è stata redatta una tabella che rappresenta il decorso della psoriasi a seconda del miglioramento della stessa.

Categoria	Punteggio	Percentuale di miglioramento delle lesioni	Descrizione della categoria
Scomparsa	6	100%	Remissione di tutti i segni clinici e dei sintomi, fatta eccezione per un persistente lieve eritema o altra manifestazione minore
Miglioramento eccellente	5	75%-99%	Miglioramento di tutti i segni clinici e dei sintomi fatta eccezione per un lieve eritema o altra manifestazione minore
Miglioramento buono	4	50%-74%	Miglioramento di tutti i segni clinici e dei sintomi
Miglioramento discreto	3	25%-49%	Miglioramento di tutti i segni clinici e dei sintomi
Miglioramento minimo	2	1%-24%	Miglioramento di tutti i segni clinici e dei sintomi
Invariato	1	0	Segni clinici e sintomi non variati
Peggioramento	0		Segni clinici e sintomi peggiorati

Tabella 1.4: Il PGA

Capitolo 2

State of the art

La frequente incidenza della malattia ha attirato l'attenzione di molti tra ricercatori e studiosi, che hanno sviluppato le più diverse tecniche per elaborare le immagini di psoriasi. In questo capitolo vengono descritte varie tecniche di segmentazione che sono state analizzate e usate in passato, sia con lo scopo di un'applicazione biomedica, sia con il puro intento dell'elaborazione di immagini digitali. Si comincerà a parlare di operazioni morfologiche per poi vederne una semplice applicazione in materia di *edge detection* con elementi strutturali e con *watersheds*, a seguire verrà proposta la segmentazione tramite i metodi di sottospazio ortogonale; infine saranno descritti i più avanzati metodi di segmentazione attraverso contorno deformabile o contorno attivo (DCMs), utilizzati anche per la segmentazione delle frames di un video.

2.1 Multi-Structure Elements Morphology Edge Detection Algorithm ¹

2.1.1 Operazioni morfologiche

Nello spazio bidimensionale Euclideo Z^2 , la funzione $F(x, y)$ denota l'immagine bidimensionale in scala di grigi, B denota gli elementi strutturali che verranno in seguito indicati con la sigla SE.

La DILATAZIONE di un'immagine a scala di grigi $F(x, y)$ con SE in scala di grigi $B(s, t)$ è descritta come

$$(F \oplus B)(x, y) = \max \{F(x - s, y - t) + B(s, t)\}. \quad (2.1)$$

Con le stesse condizioni iniziali, l'EROSIONE di un'immagine bidimensionale in scala di grigi $F(x, y)$ con SE in scala di grigi $B(s, t)$ è descritta come

$$(F \ominus B)(x, y) = \min \{F(x + s, y + t) - B(s, t)\}. \quad (2.2)$$

APERTURA e CHIUSURA di un'immagine in scala di grigi $F(x, y)$ con SE in scala di grigi $B(s, t)$ sono invece descritte rispettivamente come

¹Algoritmo morfologico multistruttura di rilevamento dei bordi

$$F \circ B = (F \ominus B) \oplus B, \quad (2.3)$$

$$F \bullet B = (F \oplus B) \ominus B. \quad (2.4)$$

L'erosione è una trasformazione di contrazione, che decrementa il valore in scala di grigi dell'immagine, mentre la dilatazione è un'operazione di espansione che dunque aumenta il valore in scala di grigi dell'immagine processata. Tuttavia entrambe le operazioni sono sensibili ai contorni dell'immagine, i cui valori in scala di grigi cambiano notevolmente. L'erosione filtra l'immagine interna mentre la dilatazione ne filtra quella esterna. L'Apertura leviga generalmente il contorno di un'immagine, le interruzioni di spazi ristretti. Al contrario dell'apertura, la chiusura tende a fondere le interruzioni strette, eliminando i piccoli fori, e riempie lacune nei contorni. Pertanto, il funzionamento morfologico è utilizzato per rilevare il bordo dell'immagine, e anche per eliminarne il rumore, migliorandone l'omogeneità. Secondo le operazioni caratteristiche della morfologia infatti, erosione e dilatazione soddisfano la seguente formula:

$$F \ominus B \subseteq F \subseteq F \oplus B. \quad (2.5)$$

Apertura e Chiusura soddisfano invece:

$$F \circ B \subseteq F \subseteq F \bullet B. \quad (2.6)$$

Quanto è stato precedentemente discusso mostra che le operazioni di dilatazione e di chiusura possono espandere l'immagine elaborata, mentre le operazioni di erosione e di apertura possono ridurre l'immagine elaborata. Essendo l'immagine elaborata simile originale, in materia di rilevamento morfologico dei bordi, i seguenti algoritmi sono utilizzati per il rilevamento di immagini bordo.

Il bordo dell'immagine F , che è indicato con $E_d(F)$, è definito come la differenza insiemistica tra il dominio di dilatazione F e il dominio di F . Questo procedimento è noto anche come *rivelatore del bordo residuo di dilatazione*:

$$E_d(F) = (F \oplus B) - F. \quad (2.7)$$

Di conseguenza, il bordo dell'immagine F , che è indicato con $E_e(F)$, può anche essere definito come la differenza insiemistica del dominio di erosione di F e il dominio di F . Questo è noto anche come *rivelatore del bordo residuo di erosione*:

$$E_e(F) = F - (F \ominus B). \quad (2.8)$$

Dilatazione ed erosione spesso vengono utilizzati per calcolare il *gradiente morfologico* della figura F , indicata con $E(F)$:

$$E(F) = (F \oplus B) - (F \ominus B) \quad (2.9)$$

Il gradiente morfologica evidenzia forte passaggio di livelli di grigio dell'immagine di input e, quindi, è spesso utilizzato come rilevatore di bordo.

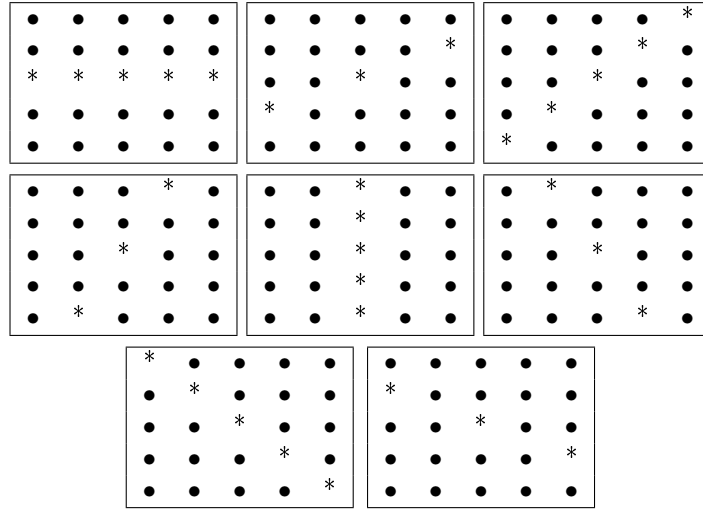


Tabella 2.1: Otto differenti SE direzionali in una finestra 5×5

2.1.2 L'algoritmo

Di solito, vengono utilizzati elementi a struttura morfologica singola e simmetrica per rilevare bordo dell'immagine. Ma essi difficilmente vengono usati per rilevare una caratteristica complessa come il bordo in quanto sono sensibili solo al bordo dell'immagine che ha la stessa direzione degli elementi di struttura, dunque non sono ugualmente efficaci per il bordo che ha una direzione diversa da quella degli elementi di struttura. Nella sezione successiva, si propone un algoritmo morfologico multistruttura di rilevamento dei bordi multi-struttura morfologia elementi di individuare il bordo dell'immagine diviso in due passaggi.

A. Scelta degli elementi strutturali

La scelta di elemento di struttura è un fattore chiave nell'elaborazione morfologica delle immagini; le dimensioni e la forma del SE decideranno infatti il risultato finale dei bordi rilevati. La teoria di base degli elementi a multi-struttura morfologica consente di costruire diversi SE nella stessa finestra quadrata che comprendono la quasi totalità delle linee direzionali che si estendono nella finestra quadrata.

Sia $F(M, N)(m, n \in Z)$ un'immagine digitale, e (m, n) il suo centro, allora gli elementi di struttura nella finestra quadrata $(2N + 1) \times (2N + 1)$ possono essere indicati con:

$$B_i = \{F(m + m_0, n + n_0), \theta_i = i \times \alpha \mid -N \leq m_0, n_0 \leq N\}, \quad (2.10)$$

con $i = 0, 1, \dots, 4N - 1, \alpha = 180^\circ/4N$ e θ_i è la direzione dell'angolo degli SE.

Ad esempio è stato scelto $N=2$, e nella finestra 5×5 gli angoli di direzione di tutti gli elementi strutturali pari a $0^\circ, 22.5^\circ, 45^\circ, 97.5^\circ, 90^\circ, 112.5^\circ, 135^\circ$ e 157.5° . Questi SE sono riportati nella tabella sottostante, dove gli asterischi "*" indicano i componenti degli stessi.

•	•	*	•	•
•	*	*	*	•
*	*	*	*	*
•	*	*	*	•
•	•	*	•	•

Tabella 2.2: 5×5 SE a diamante.

B. *Algoritmo morfologico multistruttura di rilevamento dei bordi*

Bordo delle immagini può essere rilevato dalle equazioni (2.7), (2.8) e (2.9). In questo algoritmo viene inizialmente usata la formula (2.10) per costruire struttura B_i di elementi nelle diverse direzioni secondo il metodo di cui sopra, successivamente viene utilizzata tale struttura di elementi, rispettivamente, per rilevare i bordi $E_i(F)$ dell'immagine originale attraverso il gradiente, rivelatore di edge morfologico. Secondo ogni bordo $E_i(F)$ rilevato nella fase precedente, viene usato il metodo sintetico e ponderato per il calcolo finale bordo rilevato con la formula:

$$E(F) = \sum_{i=1}^M \omega_i E_i(F), \quad (2.11)$$

dove $E(F)$ è il bordo finale rilevato dell'immagine originale, M è il numero di elementi strutturali e ω_i è il peso delle diverse informazioni del bordo rilevato, che può essere calcolato dalla metodo diverso.

Viene usato per rappresentare tale algoritmo un esempio di SE a diamante (2.2) con la sua successiva applicazione sull'immagine per individuarne i bordi.



Figura 2.1: Immagine segmentata con gradiente morfologico con SE a diamante.

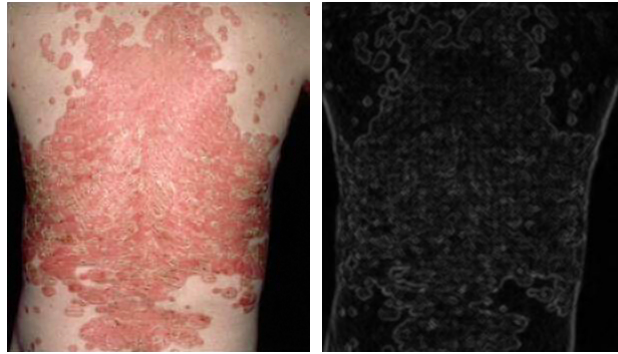


Figura 2.2: Immagine di psoriasi segmentata con gradiente morfologico con SE a diamante.

2.2 Segmentation by morphological watersheds

Immaginiamo di visualizzare un'immagine in tre dimensioni (x, y e livello di grigio) come un'immagine topografica in cui i livelli di grigio rappresentano le altitudini. Si considerano tre tipi di punti tridimensionali:

- i punti appartenenti ad un minimo locale
- i punti da cui una goccia d'acqua cadrebbe con certezza in un singolo minimo.

L'insieme di questi punti si chiama *watershed* (ovvero di quel minimo), cioè i punti da cui una goccia d'acqua potrebbe egualmente cadere in più di un punto di minimo. Questi punti formano linee chiamate *watershed lines* (spartiacque). A partire da queste due definizioni è possibile dunque processare un nuovo tipo di segmentazione basata sulle morphological watersheds. L'obiettivo della segmentazione è trovare i punti che soddisfano la condizione secondo cui una goccia d'acqua potrebbe cadere in più di un punto di minimo.

Il metodo include diversi approcci ed è complesso da implementare, però i risultati della segmentazione sono molto stabili, grazie all'elaborazione dei contorni continui. Un problema che affligge questo tipo di metodologia per l'elaborazione di immagini è sicuramente quello della sovra-segmentazione. Come principale applicazione vi è l'estrazione di oggetti uniformi tipo bolle o chiazze da uno sfondo. Nella pratica, quando non si riesce a trovare una soglia fra oggetto e sfondo, si applicano le watersheds all'immagine gradiente.

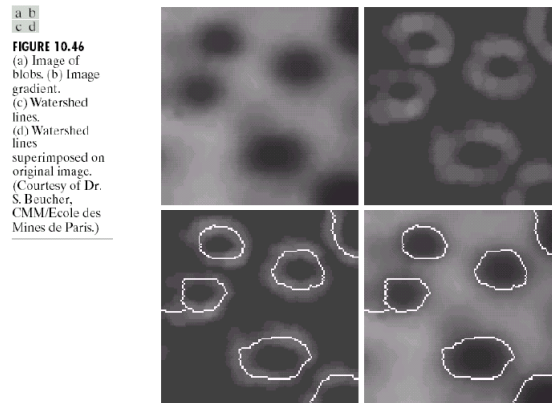


Figura 2.3: Esempio di watershed

La segmentazione con watersheds si basa su due approcci: la dam construction e l'uso di markers.

2.2.1 Dam construction

La *dam construction* si basa sull'uso di dighe si generano su immagini binarie con l'operatore morfologico di dilatazione. La dilatazione si applica iterativamente ai pixel connessi delle regioni (bacini) di partenza, secondo determinate condizioni. Se i due bacini diventano una regione connessa, si costruisce una diga assegnando al cammino (intersezione) trovato un valore di grigio più grande del massimo livello di grigio dell'immagine (in genere pari a $1+\max$). Le dighe così costruite (contorni) hanno la proprietà di essere componenti connesse dell'immagine, dunque questo metodo non richiede una procedura di edge linking.

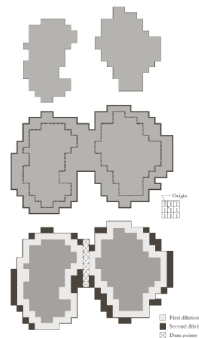


Figura 2.4: Dam construction

2.2.2 Markers

L'applicazione diretta del metodo visto di segmentazione con le watersheds generalmente porta ad una sovra-segmentazione dell'immagine, dovuta al rumore

e ad altre irregolarità locali dell'immagine gradiente. Questo problema si può risolvere: pre-elaborando l'immagine, ad esempio sfocando l'immagine per rimuovere i minimi locali di piccola entità; post-elaborando l'immagine con un algoritmo di tipo Merge e un criterio di omogeneità basato, ad esempio, sulla misura della lunghezza del bordo, oppure mettendo un *marker* all'interno di ogni regione e permettendo di trovare il bordo solo alle regioni con il marker.

La soluzione più pratica al problema della sovra-segmentazione delle water-sheds è quella di limitare il numero di regioni in cui si può segmentare l'immagine aggiungendo conoscenza a priori alla procedura di segmentazione. A tal fine si possono dunque usare i markers. Un marker è una componente connessa appartenente all'immagine. I markers possono essere interni, se sono associati all'oggetto, o esterni se associati allo sfondo. La selezione dei markers può andare da semplici procedure basate sui valori dei livelli di grigio a descrizioni molto complicate basate sulla tessitura, forme, distanze relative, ecc. Essi possono dunque essere assegnati manualmente, usando qualche tipo di markers “naturali” o usando metodi morfologici.

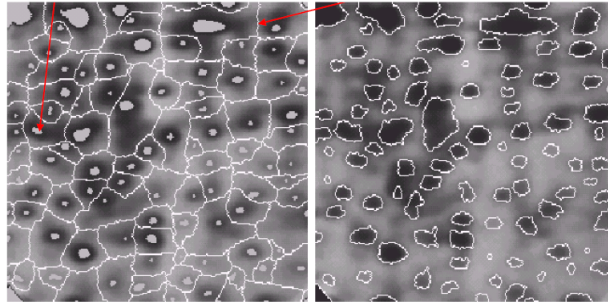


Figura 2.5: Esempio di uso di markers per eliminare una sovra-segmentazione

2.3 Tecniche di sottospazio ortogonale

In questa sezione viene spiegato come può essere segmentata un'immagine di psoriasi utilizzando un classificatore di sottospazio ortogonale. La tecnica proposta [16] può essere applicata per valutare la terapia della psoriasi vulgaris, ovvero la tipologia di psoriasi più frequente. Descriviamo quindi come è stata segmentata un'immagine differenziandola in pelle normale e in regioni di pelle con psoriasi, utilizzando un classificatore di sottospazio ortogonale e un vettore di feature caratterizzato dall'uso dello spettro fuzzy-texture e l'istogramma bidimensionale di tonalità² e saturazione.

Il vettore di feature per le immagini di psoriasi a colori è stato progettato con due componenti. Il primo è lo spettro fuzzy-texture basato sull'intensità dell'immagine e usato per modellare la consistenza delle diverse regioni nell'immagine. La seconda componente è l'istogramma bidimensionale di tonalità e saturazione dei pixel.

²colore.

2.3.1 Fuzzy Texture Spectrum

L'analisi della texture è spesso usata per la segmentazione delle immagini in regioni a struttura uniforme o per localizzare i confini tra strutture differenti. Per le immagini mediche, analisi della texture può essere applicata alla diagnosi computerizzata e la segmentazione delle immagini. La texture o struttura ha alcune caratteristiche speciali e non può essere descritta solo dal colore o livello di grigio di un dato pixel. Infatti deve essere solitamente considerato i modelli nella regione che circonda i dintorni, di solito abbiamo a considerare i modelli in della regione vicina che circondano il pixel. Lo spettro Fuzzy-texture è basato sui livelli di grigio relativi tra i pixel in un piccolo dell'immagine. Un vettore di valori fuzzy sarà utilizzato per indicare il rapporto dei livelli di grigio tra i pixel vicini. Lo spettro Fuzzy-texture può essere considerato come la distribuzione delle differenze di sfocatura tra i pixel vicini. Si tratta di una versione migliorata dello spettro ridotto della texture ridotto, ed è meno sensibile al rumore e il cambiamento della luminosità dello sfondo in immagini di texture. Il calcolo dello spettro fuzzy texture (f_p) di un dato pixel $p_{(x,y)}$ in un blocco 3×3 di un'immagine (indicato come I_p) è descritto come segue.

Sono utilizzati tre fuzzy insiemi fuzzy, N, Z, P , per la differenza (d) dei livelli di grigio del pixel $p_{(x,y)}$ e dei suoi otto pixel vicini, che sono indicati come "Negativo", "Zero", e "Positivo", rispettivamente. Le funzioni di appartenenza degli insiemi fuzzy sono mostrati in . Si assume che il valori di appartenenza delle funzioni di appartenenza N, Z e P per una differenza d sono s, e, l , rispettivamente . Infatti, vengono usati (s, E, L) per rappresentare il rapporto tra due livelli di grigio. Si noti che $s+e+l = 1$. Poi, per tutti gli otto pixel vicini ad un dato pixel, vengono sommate le triplette per ottenere un'altra tripletta, che un numero sarà generalmente non intero. Si noti che (s_a, E_a, L_a) soddisfa i vincoli: $s_a + e_a + l_a = 8$, $0 \leq s_a, e_a, l_a \leq 8$ e ha solo 45 soluzioni intere. Successivamente s_a, e_a e l_a saranno sfocate utilizzando le funzioni di appartenenza mostrate in e sarà ottenuto un insieme di tre vettori S, E, L di lunghezza 9. Le voci del vettore $S (E, L)$ rappresentano il grado uguale rispettivamente a 0, ..., 8, rispettivamente. Dopo di che, per ciascuna delle 45 possibili combinazioni, viene usato il minore dei tre valori di appartenenza come valore caratteristico della voce corrispondente. Così può essere ottenuto lo spettro f_p .

Lo spettro fuzzy texture (f_p) per un blocco $(w+1) \times (w+1)$ di un'immagine (I_b) centrato nel pixel $p_{(x,y)}$ dato può essere calcolato come la somma del vettore di feature da ogni pixel del blocco diviso per il numero di pixel effettivi del blocco come è espresso dalla seguente formula:

$$f_b = \sum_{\text{all pixels in } I_b} f_p / M \quad (2.12)$$

dove M è il numero di pixel effettivi nel blocco I_b ed è pari a $(w-1) \times (w-1)$.

Dal momento che la transizione della definizione da negativo a positivo per la differenza tra due livelli di grigio è omogenea invece che increspata, la versione sfocata dello spettro ridotto di texture dovrebbe essere in grado di tollerare più il rumore e i vettori di feature dovrebbero avere migliori caratteristiche di raggruppamento. Inoltre, si può dimostrare che la somma di tutte le voci

nel vettore di feature f_b è uguale a uno. Pertanto, si può considerare come la distribuzione della relazione della differenza di sfocatura tra i pixel vicini.

Da queste osservazioni, è ovvio considerare che se I_b contiene le regioni di pixel di classi diverse, il vettore di feature f_b sarà pari a circa una opportuna combinazione lineare dei vettori delle feature delle classi corrispondenti. Più esattamente, se ci sono m diverse componenti nel blocco dell'immagine I_b nel pixel (x, y) , allora il vettore di feature è:

$$f_{(x,y)}^1 \approx \sum_{i=1}^m \alpha_i(x, y) f_i^{1c}, \quad (2.13)$$

dove f_i^{1c} è il vettore di feature dell' i^{ma} componente e $\alpha_i(x, y)$ è il rapporto³ dell'area del corrispondente componente nel blocco centrato dell'immagine. Se la discrepanza della distribuzione ai confini delle diverse regioni in I_b è ignorata,

$$f_{(x,y)}^1 = \sum_{i=1}^m \alpha_i(x, y) f_i^{1c}.$$

Pertanto, il modello misto del vettore di feature può essere descritto come

$$f_{(x,y)}^1 = \sum_{i=1}^m \alpha_i(x, y) f_i^{1c} + n_{(x,y)}^1,$$

dove $n_{(x,y)}^1$ è il vettore di rumore in corrispondenza della posizione (x, y) .

2.3.2 Istogramma bidimensionale

La seconda parte del vettore di feature è l'istogramma bidimensionale della componente di tonalità e di saturazione del blocco dell'immagine nella posizione (x, y) . Le componenti RGB vengono prima divise per 255 e poi proiettate nel piano determinato dai punti $(0, 0, 1)$, $(0, 1, 0)$, $(1, 0, 0)$. Nel calcolo dell'istogramma, lo spazio HS è diviso in 21×21 celle. Allo stesso modo, il modello misto per l'istogramma può essere descritto come

$$f_{(x,y)}^2 = \sum_{i=1}^m \alpha_i(x, y) f_i^{2c} + n_{(x,y)}^2.$$

Pertanto, la lunghezza del vettore di feature finale $f_{(x,y)} = [(f_{(x,y)}^1)^T (f_{(x,y)}^2)^T]^T$ è 486 (ovvero $45 + 441$), dove “ T ” denota l'operazione di trasposizione. Dato che $f_i^c = [(f_i^{1c})^T (f_i^{2c})^T]^T$ e $n_i^c = [(n_i^{1c})^T (n_i^{2c})^T]^T$ si può notare facilmente che il vettore di feature può essere modellato come

$$f_{(x,y)} = \sum_{i=1}^m \alpha_i(x, y) f_i^c + n_{(x,y)}^0.$$

Dato che $\alpha_{(x,y)} = [\alpha_1(x, y) \alpha_2(x, y) \dots \alpha_m(x, y)]^T$ e $F = [f_1^c f_2^c \dots f_m^c]$, allora

$$f_{(x,y)} = F \alpha_{(x,y)} + n_{(x,y)}. \quad (2.14)$$

3

frazione abbondanza.

2.3.3 Signature Subspace Classifier

La segmentazione nell'elaborazione di immagini mediche è un problema che consiste nel dividere una immagine nelle sue parti componenti. Questo può essere ottenuto mediante un processo di classificazione dei pixel, dove l'immagine viene segmentata in regioni assegnando i singoli pixel alle classi di ogni regione. Nel seguente caso adotteremo dunque un classificatore a posteriori di sottospazio ortogonale, chiamato *Signature Subspace Classifier* (SSC) che verrà di seguito descritto e sarà spiegato come può modificato per questa applicazione.

Assumiamo che i pixel siano classificati in due categorie: l'oggetto desiderato e gli oggetti indesiderati. L'equazione 2.14 può essere riscritta come

$$f_{(x,y)} = f_d \alpha_d(x,y) + F_u \alpha_{(x,y)}^u + n_{(x,y)}, \quad (2.15)$$

dove f_d e $\alpha_d(x,y)$ denotano il vettore di feature e la frazione di abbondanza dell'oggetto desiderato. F_u è la matrice dei vettori di feature indesiderati e $\alpha_{(x,y)}^u$ rappresenta il corrispondente vettore di abbondanza. Il Signature subspace classifier (SSD), inizialmente proietta il vettore di feature $f_{(x,y)}$ nel sottospazio attraversato dalle colonne di F per poter sopprimere il rumore utilizzando l'operatore

$$P_F = F(F^T F)^{-1} F^T.$$

Successivamente è usato un altro operatore di proiezione

$$P_{F_u}^\perp = I - F_u(F_u^T F_u)^{-1} F_u^T$$

per mappare il vettore generato nel sottospazio che è ortogonale a F_u . In seguito il livello di rilevamento della caratteristica o feature desiderata f_d della posizione (x,y) è impostato per essere

$$P_{SSC} f_{(x,y)} = f_d^T P_{F_u}^\perp P_F f_{(x,y)}. \quad (2.16)$$

Anche se il modello è misto, le caratteristiche dei vettori della texture della feature sono molto diverse da quelle delle immagini iperspettrali e a risonanza magnetica. La variazione del vettore di feature di una stessa classe può essere relativamente grande ed in questo caso, si presume che il vettore di feature da una classe è una combinazione lineare di diversi componenti Signature dalla stessa classe. Pertanto, i componenti Signature alcuni sono assegnati a ciascuna classe. Tuttavia, il numero esatto dei componenti (signatures), m , non è noto e la firma matrice, F , è difficile da ottenere. I vettori di features nelle regioni di training della classe normale (*class one*) vengono calcolati e disposti in matrici V_1 . Sia k la dimensione del vettore di feature e $\lambda_1, \dots, \lambda_k$ denoti gli autovalori di $V_1 V_1^T$ in ordine decrescente. Il numero m_1 è definito come il più piccolo numero che soddisfa

$$(\sum_{i=1}^{m_1} \lambda_i) / (\sum_{i=1}^k \lambda_i) \geq 0.99.$$

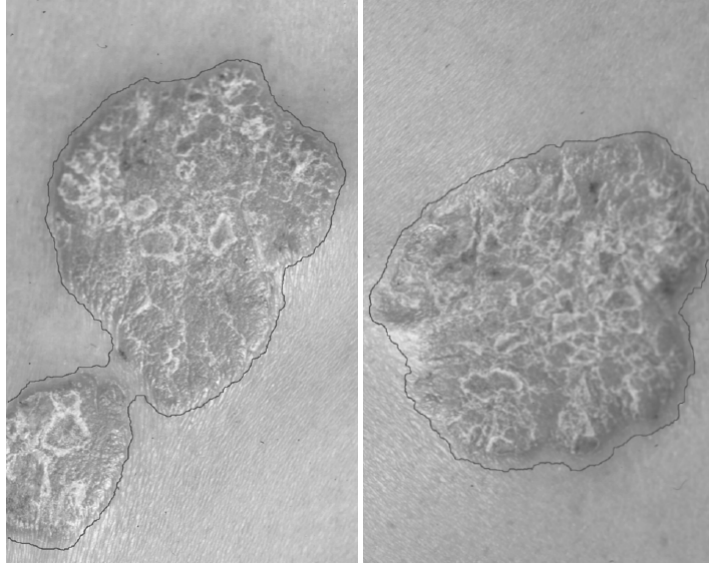


Figura 2.6: Il risultato finale della segmentazione SSC.

Gli m_1 autovettori ortonormali corrispondenti ai maggiori autovalori di $V_1 V_1^T$ sono selezionati per formare la matrice signature $F_1 = [f_{11} \dots f_{1m_1}]$. Allo stesso modo possono essere ottenuti, F_2 delle m_2 colonne. Dall'equazione 2.16 il livello di rilevamento per una classe uno di posizione (x, y) è definita come

$$I_1(x, y) = \sum_{i=1}^{m_1} (f_{1i}^T P_{F_2}^\perp P_F f_{(x,y)})^2.$$

Si noti che quando si calcola la proiezione $P_{F_2}^\perp$, F_2 è usato al posto di $[f_{11} \dots f_{1(i-1)} f_{1(i+1)} \dots f_{1m_1} F_2]$. Pertanto, può essere ottenuta un'immagine del livello di rilevamento (I_1) per la classe uno e, allo stesso modo, può essere ottenuta l'immagine del livello di rilevamento (I_2) per la classe due. Infine i punti di confine tra una classe uno e classe due sono definiti come i punti di attraversamento dello zero (*zero crossing points*) della differenza dell'immagine $I_d = I_1 - I_2$.

Di seguito vengono dunque mostrate delle immagini che rappresentano il risultato dell'uso dei precedenti metodi su due immagini di psoriasi.

2.4 Deformable Countour Methods (DCM)

La maggior parte dei metodi di segmentazione elencati in precedenza sono classificati, in base alle caratteristiche dell'immagine usata per segmentazione, in due approcci di base, il metodo *edge based* e il metodo *region based*. Le funzionalità utilizzate per la segmentazione in un approccio sono di solito complementari le une alle altre. Tuttavia, tali metodi possono dar luogo a delle procedure particolarmente costose dal punto di vista computazionale, mentre il metodo basato semplicemente sui contorni ha diversi limiti soprattutto dovuti alle difficoltà legate all'etichettamento e al collegamento (linking) dei punti di contorno.

La semplice identificazione delle discontinuità richiede conoscenza ulteriore per la classificazione e la delineazione di oggetti complessi. Pertanto i metodi più recenti, come i Metodi di contorno deformabile (DCMs), comprendono i concetti chiave di entrambi gli approcci edge based e region based. I DCMs possono essere sub-classificati in base ai diversi meccanismi utilizzati per effettuare il processo di deformazione del contorno : gli *snake* e i metodi *level set* ⁴. Ciascuno dei meccanismi utilizzati in questi metodi hanno lo scopo di integrare dei mezzi per gestire problemi specifici e fornire le desiderate *features* che segmentino effettivamente i contorni dai dati dell'immagine. Per incorporare i potenti e utili i concetti di vincoli di energia, forza, velocità, e curva, le soluzioni dei DCM sono estremamente analitiche e sviluppano notevoli calcoli numerici. Tutti questi fattori rendono le soluzioni meno intuitive per i praticanti e difficili da confrontare i metodi in termini di applicabilità e calcolo dei requisiti. Vengono esaminati quindi di seguito le due maggiori tipologie di DCM e le relazioni su come questi metodi possono essere svolti per affrontare la dura sfida dell'elaborazione di immagini biomediche.

2.4.1 Snake

Il modello basato sui contorni attivi, o *snake*, rappresenta un efficiente compromesso fra gli approcci region based e edge based descritti nell'Introduzione. Il modello si adatta in base ad un metodo variazionale che comprende un funzionale legato all'informazione a priori (forze interne) ed uno legato ai dati osservati (forze esterne). Tali modelli possono essere facilmente adattati ad applicazioni specifiche e si possono ottenere tipi particolari di snake modificando i parametri delle forze che agiscono su di esso nella sua evoluzione. In particolare, gli snake sono stati oggetto di notevole interesse per la loro capacità ad estrarre automaticamente i contorni di regioni di interesse ed a seguire le deformazioni delle strutture corrispondenti in sequenze di immagini. Essi offrono inoltre degli strumenti per incorporare nell'algoritmo informazioni a priori al fine di esplicitare vincoli e imposizioni dipendenti dal dominio. Tali informazioni a priori sono espresse in base a delle caratteristiche desiderate dello snake (come ad esempio regolarità e continuità della curva), che corrispondo poi, in ultima analisi, ad opportune funzioni energia da minimizzare. Lo *snake* originale è stato introdotto da Kass, in cui il profilo viene deformato per ridurre al minimo il contorno energia che include l'energia interna dal contorno e l'energia esterna dall'immagine. Utilizzando un'altra variante del metodo, l'energia interna ed esterna sono state convertite in forze interne ed esterne per deformare il contorno. Durante il processo di deformazione contorno, la forza con curvatura di base interna mantiene la levigatezza del contorno, mentre la forza esterna basata sul gradiente attrae il desiderato contorno ai limiti dell'immagine. La deformazione si arresta definitivamente quando il contorno raggiunge un minimo di energia (equilibrio di forza). E' da notare che l'originale snake è stato proposto come un metodo interattivo, che richiede una guida esperta per l'inizializzazione dello snake e la scelta dei parametri di deformazione corretta. E' importante perciò, per capire alcuni concetti di fondo, individuare prima dell'uso dello stesso le limitazioni del metodo originale snake: il campo di cattura dello snake originale è infatti di piccole dimensioni ed essendo lo snake un metodo parametrico, il contorno ana-

⁴metodi di livello.

lizzato non può cambiare topologia nel corso del suo processo di deformazione, senza un meccanismo aggiuntivo.

Da questo metodo DCM sono stati sviluppate altre categorie di snake a seconda delle caratteristiche delle immagini da elaborare e delle necessità computazionali:

- *Balloon snake*,
- *Topology snake*,
- *Distance snake*,
- *Gradient vector flow snake*.

L'originale snake è un balloon snake ed è un metodo a contorno deformabile basato sulla minimizzazione di energia funzionale di cui mostriamo la formula:

$$E(v) = \int w_1 |v'(s)|^2 + w_2 |v''(s)|^2 + Q(v(s)) ds. \quad (2.17)$$

In (2.17) $v(s) = (x(s), y(s))$ rappresenta il contorno in un'immagine $I(x, y)$ con x e y coordinate e $s \in [0, 1]$ è una generica coordinata parametrica. La componente $\int w_1 |v'(s)|^2 + w_2 |v''(s)|^2 ds$ è l'energia interna di contorno con w_1 e w_2 pesi di elasticità e rigidità del contorno. La componente $\int Q(v(s)) ds$ è l'energia esterna del contorno con $Q(v(s)) ds = -|\nabla P(v)|^2$ e $P = G_{\sigma_0} \star I$ è l'immagine Gaussiana (con varianza σ_0) filtrata dell'immagine di input I . Usando una variante del metodo, può essere provato che che il contorno soddisfa la seguente equazione di Eulero-Lagrange se E nell'equazione (2.17) raggiunge un minimo locale.

$$-(w_1 v')' + (w_2 v'')'' = F(v), \quad (2.18)$$

Con $v(0), v'(0), v(1), v'(1)$ dati, nell' (2.18) $-(w_1 v')' + (w_2 v'')''$ è la forza interna mentre $F(v)$ è la forza esterna con $F = -\nabla Q(v)$.

2.4.2 Metodi *level set*

Diverso dal quadro dello snake basato sull'energia, l'originale metodo level set, viene per la prima volta proposto come tecnica numerica che tiene traccia del contorno in evoluzione. Le funzioni proposte da Osher e Sethian nel 1988 per la rappresentazione con insiemi di livello (level set) trattano l'evoluzione di curve e superfici in modo da avere possibilità di implementare efficientemente le equazioni differenziali che descrivono queste evoluzioni, contemplando cambiamenti di topologia senza introdurre elevate difficoltà negli aspetti computazionali. Il metodo consiste nell'applicazione delle formule per un contorno in evoluzione che si deforma con una velocità F basata sulla curvatura del del contorno e sulle caratteristiche dell'immagine, come ad esempio il gradiente. La componente curvatura nella velocità permette al contorno di evolversi agevolmente, cosa che si denota anche per l'energia interna negli snake. Per questo metodo viene inoltre sintetizzato il termine di *velocità artificiale*, ottenuto dalla feature dell'immagine, per fermare il fronte, ovvero il contorno, al confine desiderato.

Dopo essere stato proposto questo originale metodo, che non utilizzava energia minimizzata, alcuni ricercatori hanno applicato la formulazione level set con una minimizzazione dell'energia di contorno per ottenere una buona convergenza. Questa modifica ha prodotto la necessità di una condizione energetica iniziale diminuita e la capacità di gestire i cambiamenti di topologia naturale del contorno.

Metodo level set originale

La level set è un'importante categoria di DCM e Malladi e Sethian, sono stati i primi a proporre questo metodo per la segmentazione di immagini. Esso nasce dalla teoria della propagazione di interfaccia anteriore solida/liquida a velocità a curvatura dipendente. L'idea centrale è quella di rappresentare una curva come level set zero di una funzione di dimensione superiore (3D di superficie) con il movimento della curva incorporato al movimento della superficie di dimensione superiore. Il movimento del fronte è abbinato allo zero level set di una funzione di distanza firmato, e la conseguente parziale equazione differenziale per l'evoluzione della funzione level set assomiglia all'equazione di Hamilton-Jacob. Questa equazione è stata risolta utilizzando schemi di entropia presi in prestito dalla soluzione numerica di leggi di conservazione iperboliche, che permettono la modifica topologica, angolo e cuspidi sviluppo per essere naturalmente ottenuti durante il processo di marcia del fronte. Nello schema del level set, il contorno deforma con la funzione

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} = \Gamma |\nabla \psi|, \quad \psi(x, y, t = 0) = \pm d. \quad (2.19)$$

Nella precedente equazione (2.19) C è la velocità di marcia del contorno, $\Gamma = g(|G \star I|)(c + \kappa)$, dove $g(|G \star I|) = \frac{1}{1 + |G \star I|^2}$, $c > 0$ è una costante, κ è la curvatura del profilo, d è la distanza da (x, y) al contorno iniziale, ψ è positivo o negativo quando (x, y) è fuori o dentro il contorno iniziale.

2.5 Conclusioni

Osservando i due diversi tipi di algoritmi DCM possiamo notare che per il caso dell'identificazione delle aree di pelle affette da psoriasi sono sicuramente più efficaci quelli basati sul level set. Infatti gli snake sono principalmente usati per individuare regioni singole, soprattutto per quanto riguarda l'elaborazione di immagini biomediche ricavate con varie tecniche radiologiche, come MRI, TAC ecc. Le tecniche level set invece, anche se sono utilizzate principalmente per il tracking di diversi organi umani, possono facilmente essere gestite per individuare più regioni differenti nella stessa immagine e quindi è più semplice definirne un'applicazione a livello di immagini di psoriasi.

Analogamente le applicazioni con operazioni morfologiche e watersheds sono molto indicate per una problematica del nostro tipo, come è possibile osservare nelle applicazioni presentate in questo capitolo. Offre buoni risultati anche l'uso delle tecniche di sottospazio ortogonale per segmentare la psoriasi; è stato infatti presentato un metodo diverso dal nostro in questo senso, che risulta essere comunque efficace per l'individuazione delle chiazze.

Capitolo 3

Segmentazione immagini di psoriasi

Come viene spiegato nell'Introduzione il problema principale dell'elaborazione di immagini a scopo biomedico è la segmentazione delle immagini per permettere di individuare automaticamente le aree lese da una patologia come la psoriasi, o altre malattie dermatologiche. Il metodo per effettuare la segmentazione descritto in questa tesi è composto da diverse sezioni. Prima di tutto è necessario migliorare l'immagine in ingresso con filtri opportuni per permetterne la successiva elaborazione. A seguito avviene la scelta delle *features*, ovvero le caratteristiche che meglio descrivono la situazione patologica rispetto a quella "normale". Quindi si procede alla classificazione dei due insiemi con le medesime caratteristiche, nel caso specifico di pelle con psoriasi e pelle sana, per poi rilevare nell'immagine i contorni delle chiazze patologiche.

3.1 Image pre-processing

L'immagine pre-processing ha nel caso specifico lo scopo di migliorare l'immagine al fine di permetterne un'individuazione facilitata delle features da usare per poi classificare i due gruppi: pelle sana, pelle con psoriasi.

I tipi di operazioni che si possono realizzare per trasformare un'immagine in ingresso $a[M, N]$ in un'immagine di uscita $b[M, N]$ possono essere classificate in tre categorie: operatori puntuali, operatori locali e operatori globali. Per gli *operatori puntuali* il valore di uscita nel punto (i, j) dipende solamente dal valore di ingresso nel punto (i, j) , per gli *operatori locali* il valore di uscita nel punto (i, j) dipende solo dai valori di ingresso in un vicinato del punto (i, j) , infine per gli *operatori globali* il valore di uscita nel punto (i, j) dipende da tutti i valori dell'immagine di ingresso.

Tra gli operatori puntuali possiamo individuare tutte le tecniche di maneggiamento dell'istogramma come l'equalizzazione a seguito descritta.

Le operazioni locali invece trattano l'uso dei filtri che sono solitamente di tre tipi: i *filtri di smoothing*, i *filtri di sharpening* e i *filtri derivativi*. I primi sono o filtri per il miglioramento della qualità dell'immagine e hanno l'effetto di diminuire il contrasto locale dell'immagine; sono usati per eliminare i dettagli inutili (*blurring*) o legati alla presenza di rumore (*noise cleaning*). Nel caso



Figura 3.1: Filtro di sharpening in un'immagine di psoriasi

di applicazione su immagini di psoriasi però, il nostro problema principale in questa fase di miglioramento e analisi dell'immagine è sicuramente quello di aumentarne i contrasti, al fine di poter riconoscere facilmente la pelle sana dalla pelle malata. I filtri di smoothing quindi non si rivelano adatti per un uso nel nostro campo, tenendo conto che spesso le immagini di questo tipo vengono raccolte accuratamente e con un'illuminazione necessaria per evitare di andare in contro a presenza di rumore nel risultato finale.

I filtri di sharpening hanno invece lo scopo di incrementare la nitidezza dell'immagine aumentando il contrasto locale, di conseguenza vengono enfatizzati i dettagli fini e le regioni di bordo, al contrario dei filtri di smoothing. In definitiva, tali filtri agiscono come filtri passa-alto rispetto alla frequenza spaziale. Essi vengono realizzati tramite operazioni di differenziazione spaziale. L'ampiezza della risposta di un operatore differenziale è proporzionale al grado di discontinuità dell'immagine nel punto in cui l'operatore è applicato, dunque la differenziazione dell'immagine enfatizza i bordi e altre discontinuità (rumore) e deenfatisce le aree con livelli di grigio lentamente variabili.

Analogamente i filtri derivativi attraverso l'applicazione della derivata enfatizza i bordi e le discontinuità.

Con il metodo puntuale dell'*input cropping* l'immagine viene aggiustata mappando i valori di intensità in scala di grigio. I nuovi valori dei pixel nell'immagine in uscita sono saturati per l'1% a bassa ed alta intensità dell'immagine originale. Questa scalatura aumenta notevolmente il contrasto dell'immagine in uscita aumentando la differenza pelle sana-pelle malata. Ciò verrà utilizzato soprattutto per l'individuazione della feature *edge* (o contorno) che avverrà nella fase successiva della segmentazione.

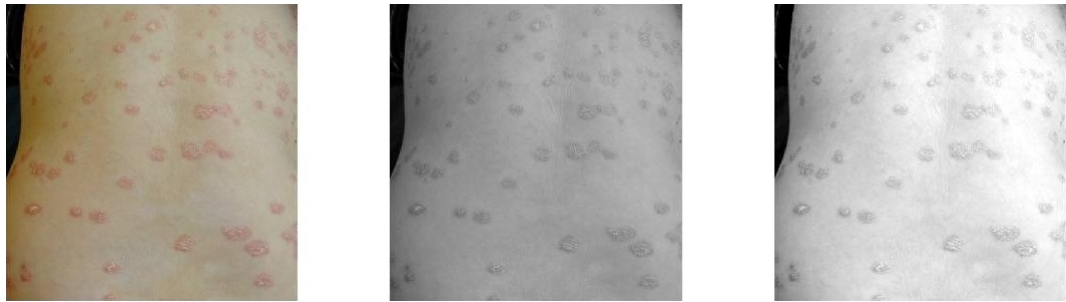


Figura 3.2: Esempi di input cropping : immagine rgb, in scala di grigi e l'immagine "aggiustata"

Come si può notare dalla figura per un caso di psoriasi lieve, attraverso l'input cropping è possibile portare la pelle sana ad un livello di luminosità più alto così da sottolineare la differenza con il livello di grigio delle parti della pelle affette dalla patologia.

3.2 Estrazione delle features

La seguente sezione è la parte più importante della tesi in quanto descrive le tecniche usate per l'estrazione di features in modo dettagliato.

In ingresso al sistema di riconoscimento è presentata una descrizione, cioè un insieme di misure (features) che caratterizza l'oggetto da riconoscere. L'insieme di misure è scelto sulla base delle esigenze specifiche, come quella, nel nostro caso, di facilitare la successiva classificazione e segmentazione.

Per fornire degli esempi buoni in questo capitolo abbiamo applicato i nostri filtri in immagini "sintetiche", ovvero ottenute applicando delle chiazze di psoriasi su delle immagini di soggetti sani. Come spiegato precedentemente la forma più comune di èpsoriasi infatti si presenta a piccole chiazze, e solo in soggetti gravi può espandersi in grandi dimensioni.

3.2.1 Entropia

Si deve a Claude Shannon lo studio dell'entropia nella teoria dell'informazione, il suo primo lavoro sull'argomento si trova nell'articolo "*Una teoria matematica della comunicazione*" del 1948. Nel primo teorema di Shannon, o teorema di Shannon sulla codifica di sorgente, egli dimostrò che una sorgente casuale d'informazione non può essere rappresentata con un numero di bit inferiore alla sua entropia, cioè alla sua autoinformazione media. Nella teoria dell'informazione, e in rapporto alla teoria dei segnali, l'entropia misura dunque la quantità di incertezza o informazione presente in un segnale aleatorio, che può essere interpretata anche come la minima complessità descrittiva di una variabile aleatoria, ovvero il limite inferiore della compressione dei dati.

Partendo da questa teoria vi sono state le più molteplici applicazioni in campo informatico, tra quelli più importanti vi è l'applicazione della teoria di entropia a immagini digitali. In questo caso infatti l'entropia misura il valore statistico di "disordine" che può essere usato per caratterizzare la texture di un'immagine di input. Quando un'immagine non è tessituralmente uniforme,

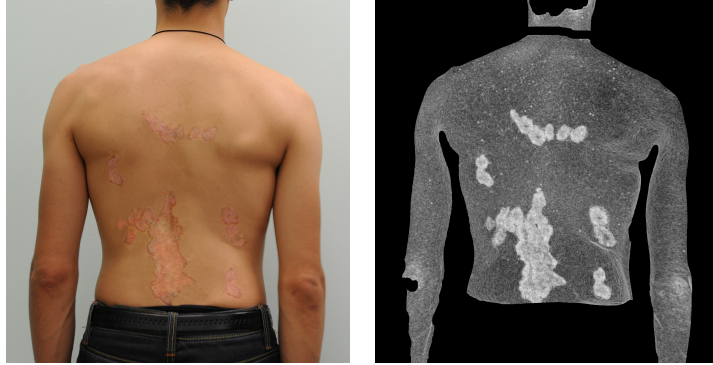


Figura 3.3: Immagine originale e filtrata col nostro filtro di entropia

l'entropia è poco elevata e l'immagine risulta scura; al contrario, se l'immagine ha tessitura uniforme, cioè ha tutti i pixel con lo stesso valore del tono di grigio, l'entropia è massima e l'immagine risulta bianca.

Dato un pixel x l'entropia di scala s è calcolata dall'intensità in scala di grigi dell'intorno M_x con lato pari a s , centrata in x . L'intensità di x è approssimata per mezzo di un istogramma di intensità, dove $P_{d,s,x}$ è la probabilità che il valore di intensità $d \in D$ sia in M_x (nel caso di un'immagine in scala di grigi $D = \{0, \dots, 255\}$). L'entropia del pixel x è quindi definita come:

$$H(s, x) = \sum_{d \in D} P_{d,s,x} \log_2(P_{d,s,x}), \quad (3.1)$$

Possiamo osservare dunque un'immagine di psoriasi processata con un filtro di entropia:

E' immediato notare che le zone a maggiore entropia, dunque maggiormente bianche, sono appunto le zone interessate dalla patologia, e sono facilmente distinguibili dalle zone a pelle sana, come mostra il seguente istogramma:

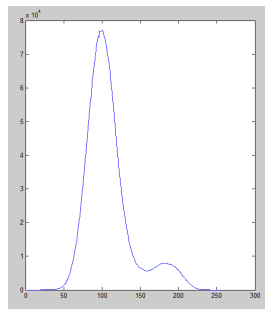


Figura 3.4: Istogramma dell'immagine processata col filtro di entropia

Nell'istogramma vengono dunque evidenziate le due curve di densità di probabilità della pelle sana a sinistra e di quella malata più a destra.



Figura 3.5: Immagine originale e filtrata col nostro filtro di deviazione standard

3.2.2 Deviazione standard

La deviazione standard si rivela molto utile per quantificare l'intervallo entro il quale si distribuiscono le varie tonalità in scala di grigio dei pixel interessati dalla patologia in esame. Essa misura la dispersione attorno al valore medio, in questo caso, di luminosità.

Si definisce come:

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n}} \quad (3.2)$$

dove $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$ è la media aritmetica.

In un'immagine di un paziente affetto da psoriasi è possibile produrre la feature calcolando la deviazione standard nell'intorno di ogni pixel. Nel nostro caso useremo un dintorno pari a una matrice 5×5 ottenendo un risultato di questo tipo:

3.2.3 Edge segmentation

Un contorno può essere definito come un insieme di punti caratterizzati dalla massima variazione di luminosità nella direzione perpendicolare alla tangente in ogni punto dello stesso contorno. La maggior parte degli operatori locali si basa sulla stima del gradiente di luminosità. Come punti di massima variazione di intensità si possono considerare o il massimo della derivata prima o lo zero della derivata seconda. Per individuare i contorni, o edge, nelle immagini di psoriasi è possibile applicare varie metodologie. Nel seguente caso verrà applicata una tecnica basata sull'uso in un operatore differenziale del primo ordine, il *gradiente*.

La forte caratteristica delle nostre immagini impone un prefiltraggio passa-basso dell'immagine che garantisca una buona robustezza nei confronti del rumore. L'operatore Gaussiano è un operatore di convoluzione che viene utilizzato per sfumare le immagini e di eliminare i dettagli e il rumore. Nel nostro caso un filtro di questo tipo serve per levigare le parti delle immagini a texture omogenea

ed enfatizzare dunque i bordi. Esso è simile al filtro di media, ma utilizza un kernel diverso che rappresenta la forma di una gaussiana ('campana ') gobba:

$$G_{\sigma}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

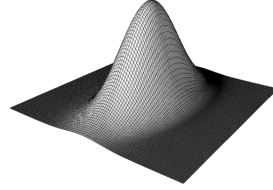


Figura 3.6: Curva Gaussiana

Il gradiente di un'immagine è definito come:

$$\nabla f(x, y) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{pmatrix} \approx \begin{bmatrix} f(x, y) - f(x-1, y) \\ f(x, y) - f(x, y-1) \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} G_x \\ G_y \end{pmatrix}$$

con G_x e G_y operatori lineari, ma in generale non isotropici. Esso è diretto secondo il massimo accrescimento di intensità f come è mostrato un figura:

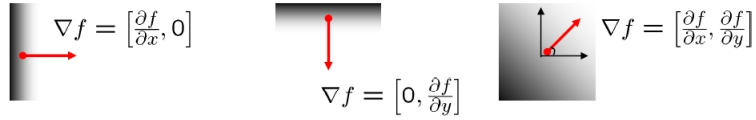


Figura 3.7: Gradiente secondo intensità

Il valore in (x, y) della velocità di variazione nella direzione del vettore gradiente è dato dal modulo isotropico:

$$M(x, y) = |\nabla f| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2},$$

mentre la direzione del gradiente è data dall'angolo detto *fase* del gradiente $\alpha = \tan^{-1}(G_y/G_x)$.

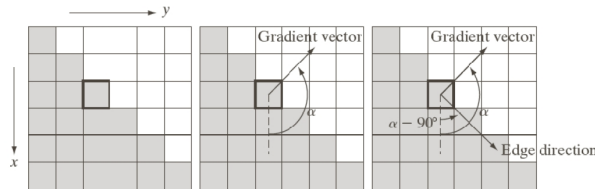


Figura 3.8: Fase di gradiente

Nella nostra implementazione useremo l' approssimazione $M(x, y) = |\nabla f| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \approx |G_x| + |G_y|$ in cui le più semplici approssimazioni delle derivate

$\partial f/\partial x = f(x+1) - f(x)$ e $\partial f/\partial y = f(y+1) - f(y)$ sono $G_x = z_6 - z_5$ e $G_y = z_8 - z_6$

z_1	z_2	z_3
z_4	z_5	z_6
z_7	z_8	z_9

che possono dunque essere implementate con maschere monodimensionali:

-1	-1	1
1		

Nel nostro caso useremo sfrutteremo una maschere 3×3 che danno informazioni anche sulla direzione del bordo. L'*operatore di Prewitt*, usa le due maschere:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\nabla f \approx | (z_7 + z_8 + z_9) - (z_1 + z_2 + z_3) | + | (z_3 + z_6 + z_9) - (z_1 + z_4 + z_7) |.$$

Un esempio dell'applicazione del nostro metodo per la rilevazione degli edge è mostrato infine nella figura seguente:



Figura 3.9: Immagine originale e filtrata col nostro filtro di gradiente approssimato

3.2.4 Range

Dalla definizione di range, o intervallo, applicare un filtro Range significa restituire la matrice J , dove ogni pixel in uscita contiene il valore di range (*valore massimo - valore minimo*) dei pixel nei dintorni del pixel corrispondente dell'immagine di input I . Vengono quindi utilizzate le funzioni morfologiche di dilatazione ed erosione, descritte precedentemente dalle equazioni (2.1)(2.2), per determinare i valori massimi e minimi nei dintorni specificati. I dintorni possono essere definiti come matrici di varie forme, costruite a partire dall'elemento strutturante desiderato.

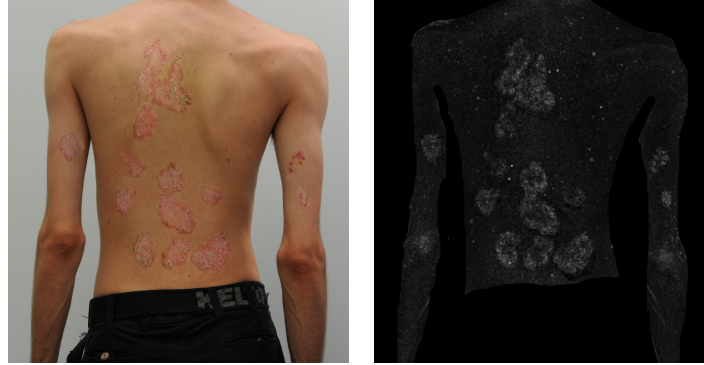


Figura 3.10: Immagine originale e filtrata col nostro filtro range

3.3 Classificatore

Con il termine classificazione si intende una procedura statistica che permette di associare ciascun oggetto (nel nostro caso un pixel), appartenente a un generico spazio multidimensionale, a una o più etichette, corrispondenti alle possibili classi di cui può far parte un oggetto; si parla di classificazione esclusiva quando ciascun oggetto può appartenere a una sola classe, o di classificazione continua o fuzzy se un oggetto può appartenere, con un certo grado di probabilità a più classi. Per ottenere una classificazione si usano le informazioni riguardanti alcuni tratti salienti (feature, caratteristiche) degli oggetti in esame, e li si confronta, in un apposito spazio multidimensionale, con quelli di un training set. Una formalizzazione del problema di classificazione può essere la seguente: partendo da una serie di dati di addestramento $(x_1, y), (x_2, y), \dots, (x_n, y)$ si deve produrre un classificatore $h : X \rightarrow Y$ che realizzi il mappaggio di nuovi elementi $x \in X$ sulle etichette $y \in Y$.

Descriveremo dunque le varie tipologie di classificatori che possono essere usati per classificare i nostri pixel grazie alle features prima descritte.

3.3.1 Classificatori Bayesiani

Come si intuisce dal nome, i *classificatori Bayesiani* fanno uso del teorema di Bayes per calcolare le probabilità a posteriori, stimando i dati statistici necessari a partire dal training set (addestramento supervisionato).

Supponiamo di avere un insieme di possibili classi C e una serie di attributi (o feature) $A_1, A_2, \dots, A_k$ usati per discriminare tra le classi, e indichiamo con lettere minuscole $(c, a_1 \dots)$ particolari valori assunti dalle variabili. La classificazione ottimale sarà allora quella per cui la probabilità di una certa classe, data una serie di valori assunti dagli attributi, è massima:

$$\max Pr(C = c \mid A_1 = a_1 \wedge A_2 = a_2 \wedge \dots \wedge A_k = a_k)$$

Per il teorema di Bayes si ha che questa probabilità è uguale a:

$$\max \frac{Pr(A_1=a_1 \wedge A_2=a_2 \wedge \dots \wedge A_k=a_k \mid C=c)}{Pr(A_1=a_1 \wedge A_2=a_2 \wedge \dots \wedge A_k=a_k)} Pr(C = c)$$

La probabilità a priori di avere una data classe c si può stimare facilmente dal training set (a patto che sia composto in maniera da essere rappresentativo), mentre il denominatore dell'equazione risulta irrilevante, dato che è lo stesso per tutte le classi dell'insieme C in quanto da esse indipendente. Si tratta quindi di riuscire a stimare la probabilità condizionale a numeratore per ciascuno degli attributi; fatto questo, si otterrebbe un classificatore Bayesiano ottimo, in grado di fornire la classificazione migliore in assoluto. Il problema è che tale stima è molto complicata a causa delle dipendenze tra attributi, e anche con poche feature rischia di diventare computazionalmente irrealizzabile. Per ovviare al problema si può usare un *Naive Bayes Classifier* che, come dice il nome, fa un'ipotesi naive sulle feature, ovvero che siano completamente indipendenti. Se questo è il caso, si ha che

$$Pr(A_1 = a_1 \mid A_2 = a_2 \wedge \dots \wedge A_k = a_k \wedge C = c) = Pr(A_1 = a_1 \mid C = c)$$

e quindi che $Pr(A_1 = a_1 \wedge A_2 = a_2 \wedge \dots \wedge A_k = a_k \mid C = c)$ equivale a

$$Pr(A_1 = a_1 \mid C = c)Pr(A_2 = a_2 \mid C = c)\dots Pr(A_k = a_k \mid C = c)$$

A questo punto si può ricavare tutto il necessario dal training set, ad esempio così:

$$Pr(A_j = a_j \mid C = c) = \frac{\text{count}(A_j=a_j \wedge C=c)}{\text{count}(C=c)}$$

grazie a cui si hanno a disposizione tutti i dati per calcolare le probabilità a posteriori $Pr(C = c \mid A_1 = a_1 \dots)$ e scegliere quindi la classe che ha probabilità maggiore. I classificatori naive sono piuttosto semplici da realizzare e non richiedono un grande carico computazionale; le assunzioni sull'indipendenza delle feature sono il più delle volte irrealistiche, ma ciononostante le prestazioni di questi classificatori sono piuttosto buone se ben addestrati. Per trovare una via di mezzo tra questi due estremi (dipendenza totale tra tutte le feature/indipendenza totale) si può usare l'approccio delle Reti Bayesiane, un particolare tipo di grafi diretti aciclici che consentono di rappresentare relazioni di causalità tra feature, riuscendo a tenere in considerazione solo le dipendenze effettive tra attributi alleggerendo notevolmente il calcolo rispetto al caso di classificatore ottimale.

3.3.2 Neural Networks

Una *rete neurale* è un insieme di elementi (neuroni) interconnessi tra di loro in modo da ottenere un comportamento globale complesso, che è determinato appunto dalle connessioni (e dai loro pesi) e dai parametri dei neuroni. Il caso più semplice di rete neurale è il percettrone 3.11, di fatto un singolo neurone che riceve una serie di valori in input e, in base a una funzione di attivazione, produce un determinato output; un percettrone viene addestrato modificando iterativamente i pesi degli archi di input, fino ad ottenere l'output desiderato.

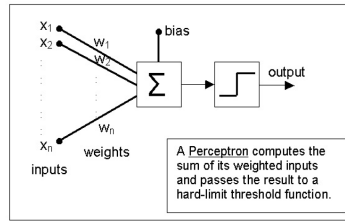


Figura 3.11: Un percettrone

Come è facile intuire però, il percettrone ha potenzialità piuttosto limitate, tant'è che non riesce neppure a rappresentare l'operazione di XOR in quanto non linearmente separabile. Si passa quindi all'utilizzo di topologie di rete più complesse, che prevedono uno strato di neuroni di input, uno strato di output e uno o più strati nascosti 3.12; sono poi presenti varianti ricorsive, in cui cioè gli output vengono reindirizzati verso lo strato di input o gli strati nascosti.

Ciascun neurone è caratterizzato da una funzione di attivazione, che può essere scelta in base alle esigenze (step, tangente iperbolica, sigmoide. . .); inoltre ciascun collegamento ha un peso che moltiplica il valore di input di quel collegamento, e proprio sui pesi si concentra la fase di addestramento della rete.

E' evidente che le reti neurali possono avere una grande varietà di applicazioni: dall'analisi di trend, approssimazione di funzioni, filtraggio e compressione di dati, ecc. Naturalmente uno dei loro possibili usi è la classificazione: in particolare dato un training set etichettato si può realizzare apprendimento supervisionato come spiegato in precedenza, impostando gli input (valori delle feature) e gli output desiderati (le etichette). E' però anche possibile addestrare le reti in maniera non supervisionata, senza cioè fornire output desiderati: in questi casi la rete si dovrà adattare in base ai risultati ottenuti nei vari passi di addestramento; in questo modo si possono realizzare operazioni di *clustering*¹.

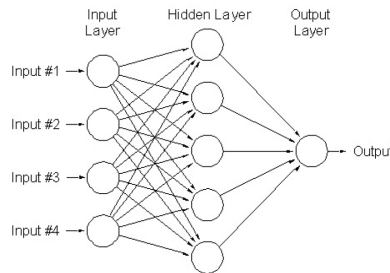


Figura 3.12: Un esempio di rete neurale

3.3.3 Nearest Neighbour

L'algoritmo Nearest Neighbor è un metodo di classificazione supervisionato basato su feature riconoscibili: a ciascuna feature viene assegnata una dimensione,

¹famiglia di metodi non supervisionati in grado di individuare raggruppamenti intrinseci (cluster) tra i dati nello spazio multidimensionale, e di creare in corrispondenza di tali raggruppamenti le classi.

in modo che si formi uno spazio multidimensionale di feature. All'interno di questo spazio vengono disegnate le feature estratte da un training set etichettato, in cui le classi sono note a priori. Completata questa fase di apprendimento, si analizzano i campioni da classificare: anche da questi si estraggono le feature scelte, che vengono quindi confrontate con quelle del training set nello spazio multidimensionale; ad un campione verrà assegnata alla classe del “vicino più vicino”, appunto il *nearest neighbor*, solitamente usando la metrica di distanza euclidea (ma altre scelte sono possibili). E' chiaro che l'algoritmo sarà tanto più oneroso quanto più grande è il training set e quanto maggiore è il numero di feature considerate: si ha a che fare evidentemente con un 4 trade-off, perché un training set più ampio è tendenzialmente più rappresentativo, e un alto numero di feature permette di discriminare meglio tra le possibili classi, ma a fronte di questi vantaggi la complessità dei calcoli aumenta. Sono state quindi elaborate alcune varianti dell'algoritmo, principalmente per ridurre il numero di distanze da calcolare: ad esempio è possibile partizionare lo spazio di feature e misurare la distanza solo rispetto ad alcuni dei volumi così ottenuti. *K-nearest neighbor* è una variante che determina i k elementi più vicini: ognuno di questi “vota” per la classe cui appartiene, e il campione in esame verrà assegnato alla classe più votata.

3.3.4 Support Vector Machine (SVM)

La Support Vector Machine o SVM è un classificatore binario basato su un algoritmo per la classificazione supervisionata che cerca di risolvere il problema di individuare l'iperpiano di separazione ottimo tra due classi, ovvero quell'iperpiano che separa, con il massimo margine, gli elementi di una classe da quelli dell'altra, in modo da poter poi applicare questo stesso iperpiano a nuovi campioni che gli vengano sottoposti. Quando si ha a che fare con classi linearmente separabili non sorgono particolari problemi; se invece si tratta con classi non linearmente separabili bisogna usare una sorta di trucco, modificando l'algoritmo di SVM in modo che cerchi l'iperpiano in spazi di dimensionalità superiore: se due classi non sono linearmente separabili nel nostro spazio multidimensionale, è però probabile che lo siano se aumentiamo la dimensionalità. Inoltre è da notare il fatto che SVM operi solo nel caso di due classi.

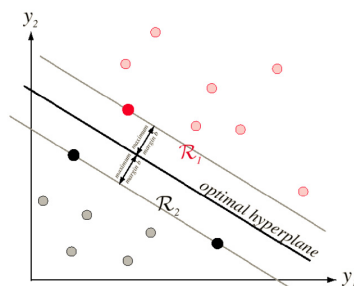


Figura 3.13: SVM ricerca l'iperpiano di separazione ottimo

Capitolo 4

Risultati

Vengono mostrati nella seguente i risultati ottenuti sulle foto che sono state raccolte di pazienti affetti da psoriasi nella Clinica Dermatologica Università di Padova, e i risultati ottenuti sulle nostre foto “sintetiche”.

I soggetti da noi fotografati non mostrano una psoriasi con PASI elevato, ma possiamo mostrare come il nostro lavoro di estrazione features e successiva classificazione sia riuscito ad individuare anche piccole chiazze sulla pelle. Applicando quindi all’ingresso del nostro classificatore le varie features sono possibili risultati di questo tipo. Mostriamo innanzitutto le varie foto processate con le features per poi mostrare qualcuno dei nostri risultati ottenuti col classificatore.



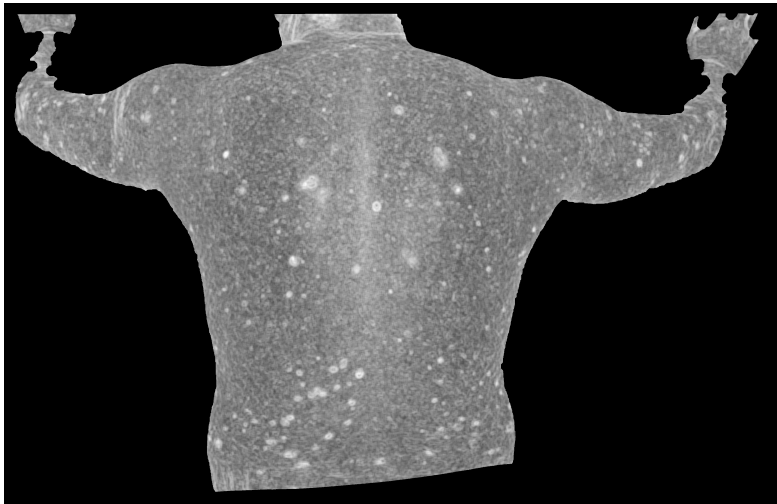
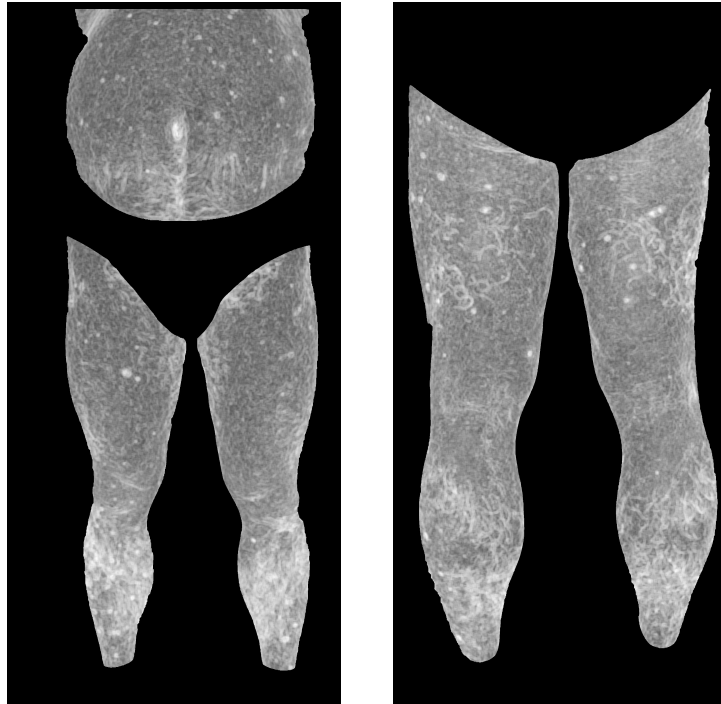


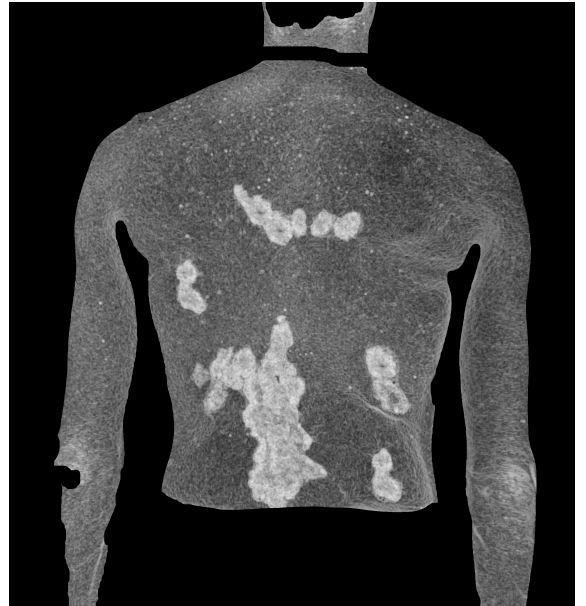
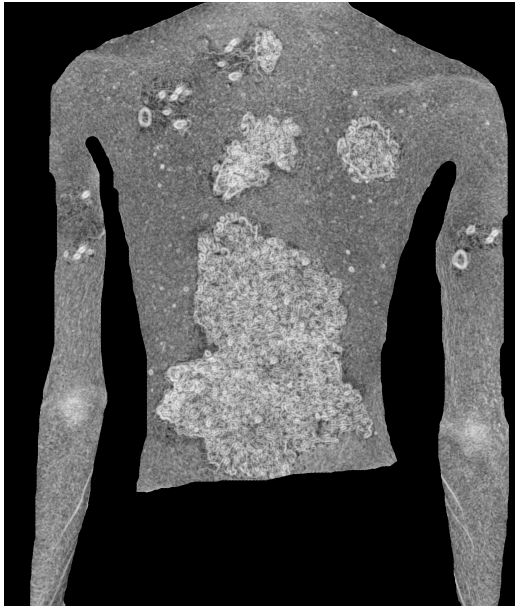
Figura 4.1: Foto originali “vere”



Figura 4.2: Foto originali “sintetiche”

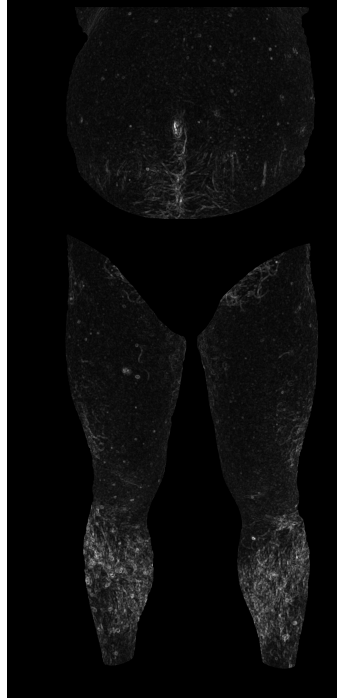
4.1 Entropy processing

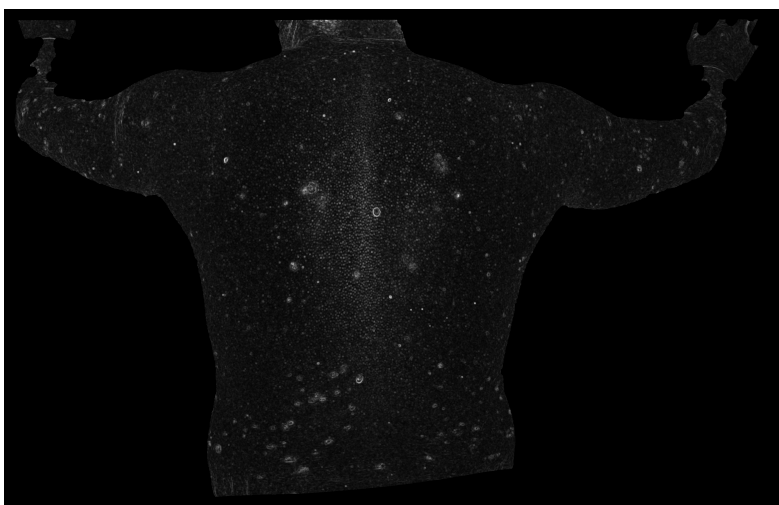


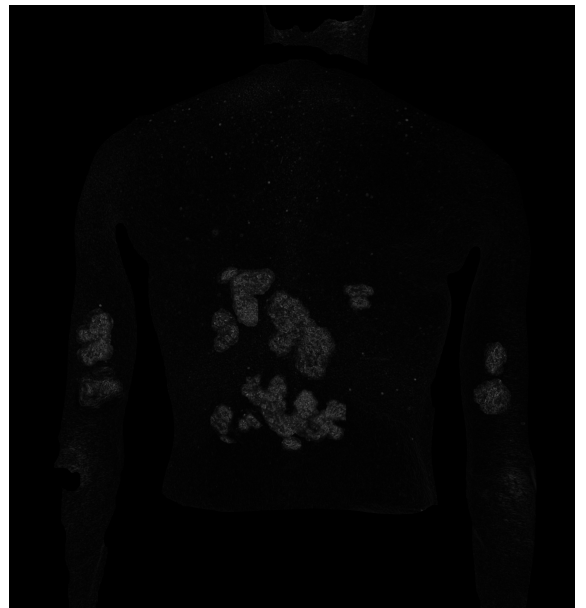
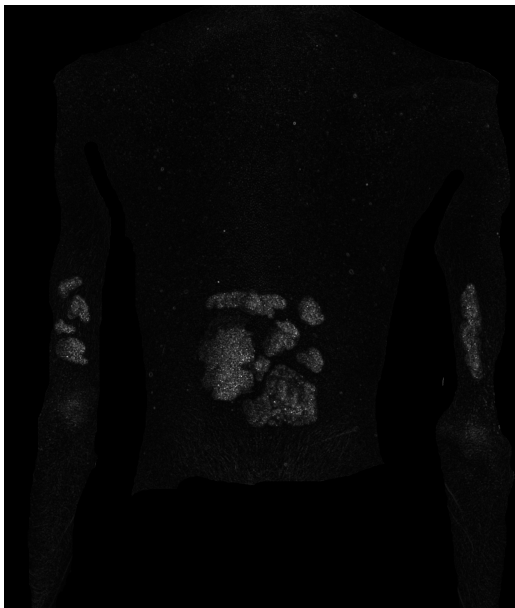
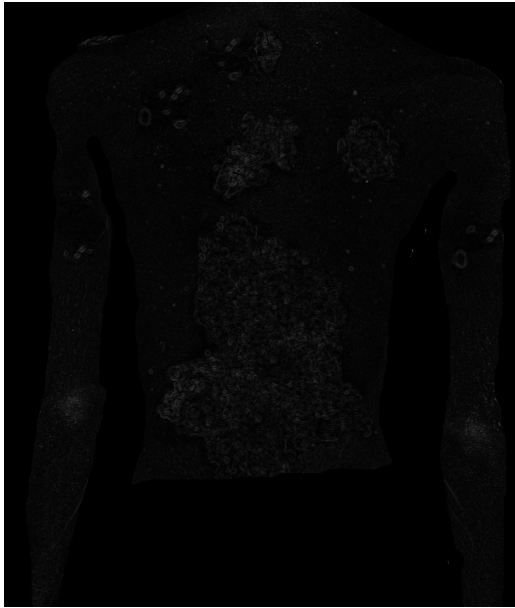




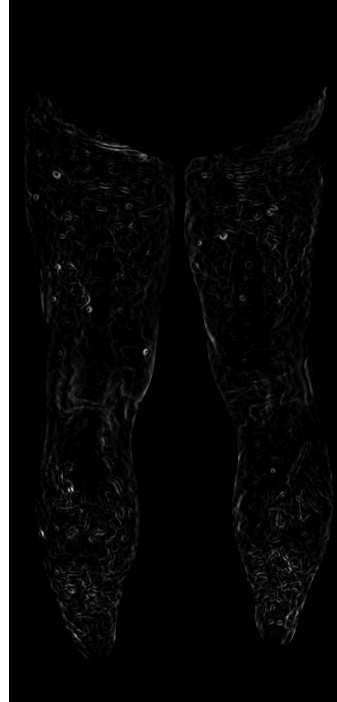
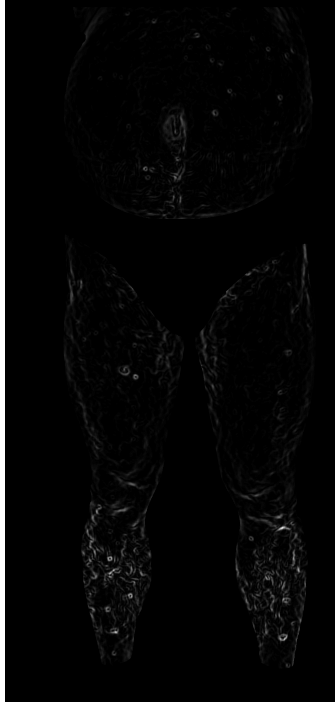
4.2 Standard-deviation processing

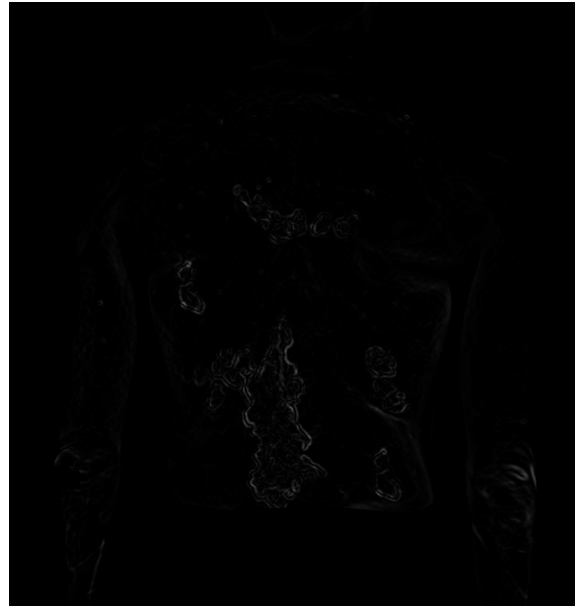
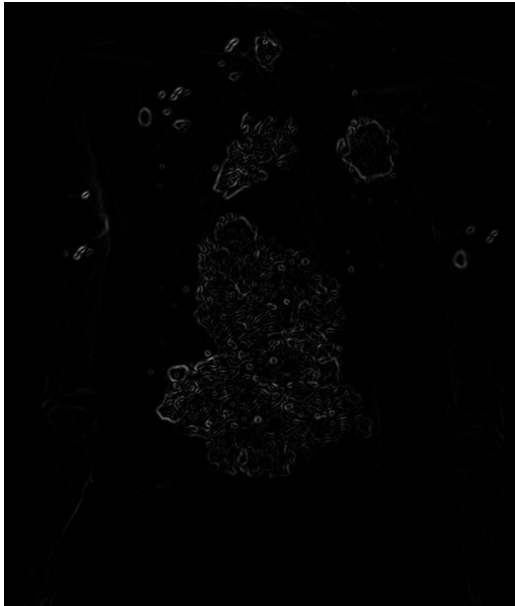
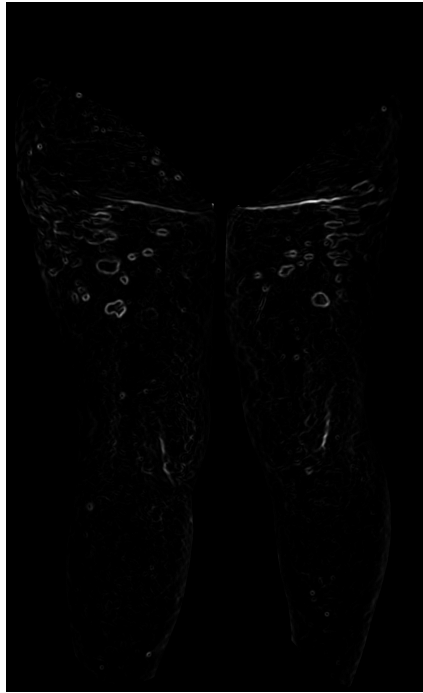


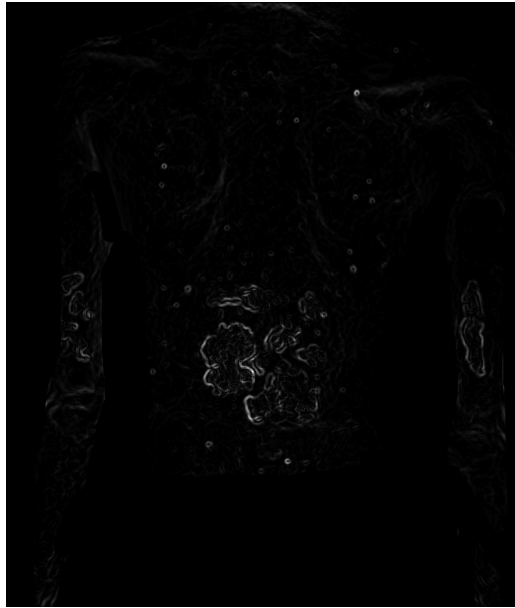




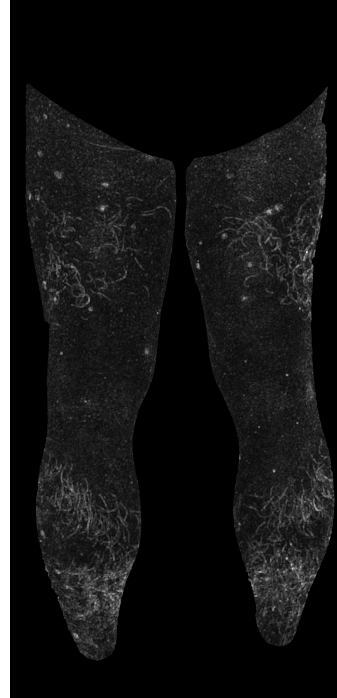
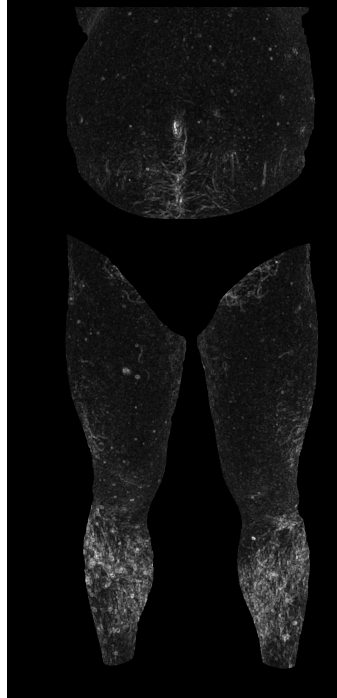
4.3 Edge processing

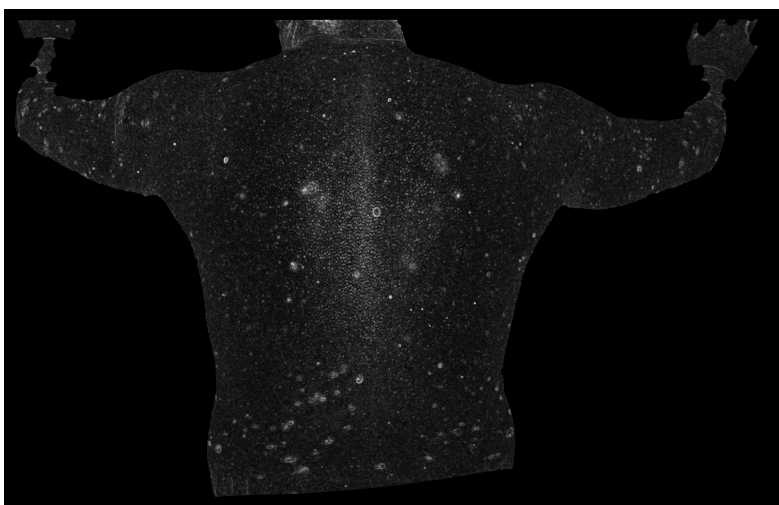


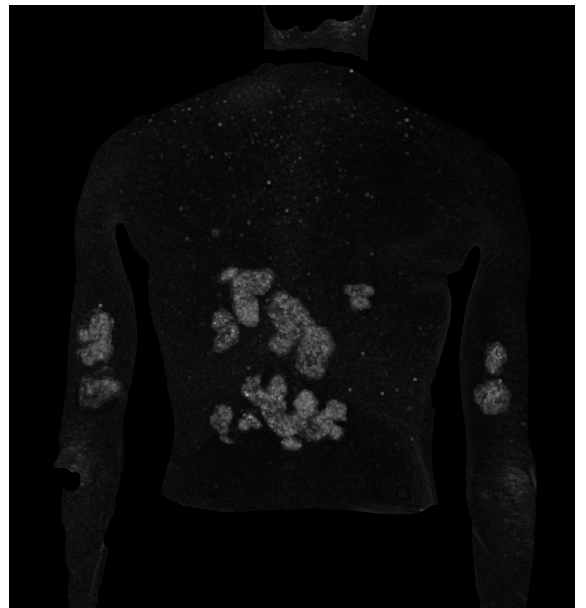
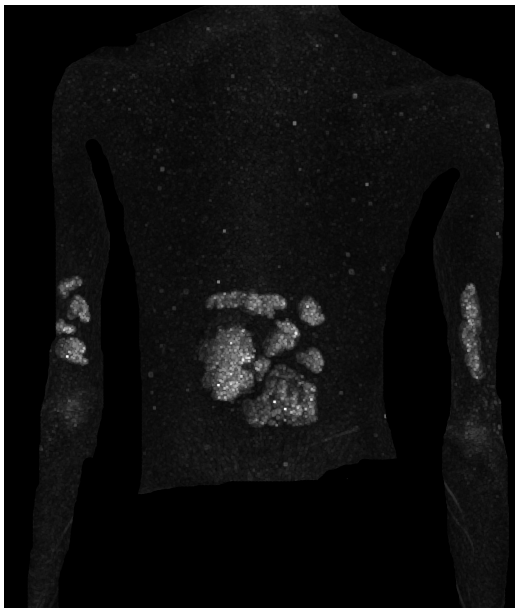
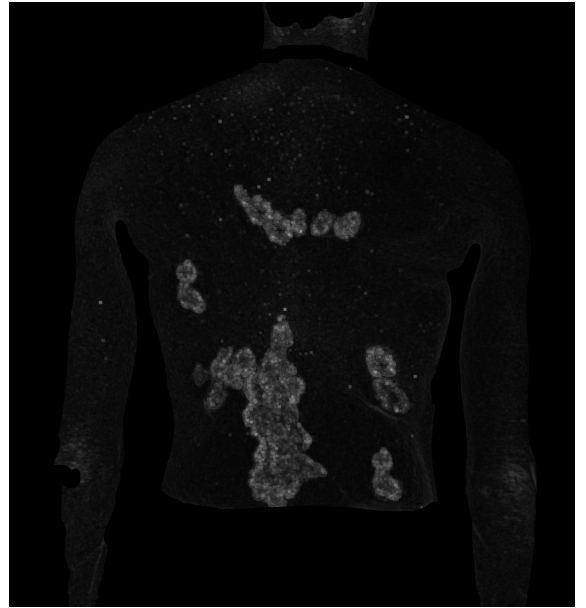
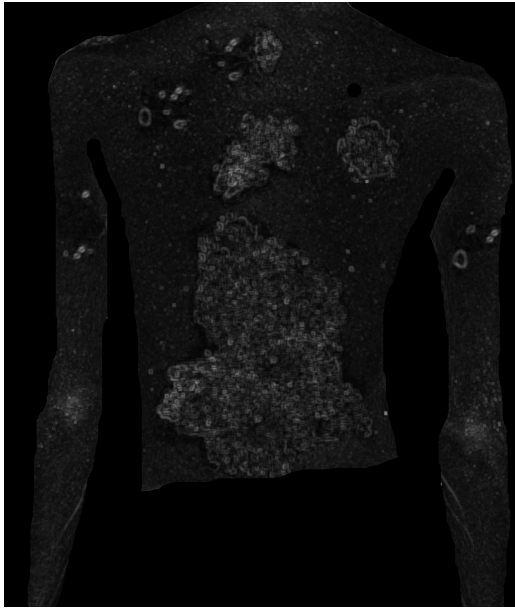




4.4 Range processing







4.5 Classificazione

Le chiazze di psoriasi risultati dalle operazioni di classificazione sono state contornate in nero nelle immagini dei pazienti veri.

E' possibile notare che alcuni elementi di discontinuità della pelle, come peli o nevi, spesso sono stati rilevati dal nostro classificatore come "pelle malata". Per avere un risultato ottimale è necessario quindi eliminare tali elementi di disturbo applicando ulteriori filtri nella sezione del pre-processing dell'immagine.





Capitolo 5

Conclusioni

Possiamo concludere che applicando le nostre feature principali è possibile caratterizzare un classificatore in modo da avere dei risultati buoni. Le chiazze interessate dalla patologia vengono infatti individuate completamente, anche se è possibile distinguere che qualche fattore di disturbi come nevi e peli possono “falsare” i nostri risultati. Sarà necessario in futuro dunque effettuare delle modifiche nella sezione del pre-processing al fine di limitare tali disturbi.

Le applicazioni del nostro metodo per la segmentazione della psoriasi può sicuramente essere migliorato anche in materia di identificazione della psoriasi, prima di tutto aumentando il numero di feature che caratterizzano la texture in esame. E' possibile infatti aggiungere alle nostre caratteristiche principali un elemento di luminosità per i pixel, che aumenterebbe la correttezza di classificazione per il nostro scopo, come descritto di seguito.

FEATURE: LUMINOSITÀ DEI PIXEL

Lo studio della luminosità dei pixel con le informazioni di media, massimo e minimo in una finestra $W_{RGB}(x)$ di 9×9 pixel attorno ad ogni pixel ispezionato, ci permette di individuare un numero compreso tra 1 e 0 che ne indica la probabilità di essere un pixel di pelle sana o di pelle affetta da psoriasi.

L'indice che determina la probabilità che il pixel appartenga alla pelle sana da noi usato si basa prima di tutto sul calcolo della differenza, nell'intorno del pixel x , tra il valore medio e il valore minimo per tre canali rosso, verde e blu dell'immagine :

$$\begin{aligned} diffMin(W_R) &= | mean(W_R) - min(W_R) |, \\ diffMin(W_G) &= | mean(W_G) - min(W_G) |, \\ diffMin(W_B) &= | mean(W_B) - min(W_B) |. \end{aligned}$$

Chiameremo dunque $IPS(x)$ (Indice di Pelle Sana) il massimo valore tra le diverse differenze:

$$IPS(x) = \max(| diffMin(W_B) - diffMin(W_G) |, | diffMin(W_R) - diffMin(W_B) |, | diffMin(W_R) - diffMin(W_G) |).$$

Come mostrato precedentemente, nelle immagini a 3 canali RGB, il canale blu viene prediletto agli altri due per il maggior contrasto che offre nelle immagini da

noi analizzate. Per stimare dunque un secondo indice che chiameremo $IPP(x)$ (Indice di Pelle con Psoriasi) , calcoleremo la differenza tra massimo e media, nella finestra W_B canale blu e W_{BW} in scala di grigi:

$$\begin{aligned} diffMax(W_B) &= | \max(W_B) - \text{mean}(W_B) |, \\ diffMax(W_{BW}) &= | \max(W_{BW}) - \text{mean}(W_{BW}) |. \end{aligned}$$

Quindi l'indice che stimerà la probabilità di pelle affetta da psoriasi verrà calcolato come:

$$IPP(x) = | (diffMax(W_{BW}) - diffMax(W_B)) | \cdot IPS(x)$$

Applicando tali calcoli di luminosità dei singoli pixel nel loro intorno, possiamo produrre un'immagine in cui i pixel sono classificati secondo la loro luminosità.

Questa feature che potrà essere sviluppata è molto importante in quanto apre la possibilità di analizzare molti diversi tipi di malattie dermatologiche oltre alla psoriasi, in quanto può analizzarne caratteristiche come desquamazione (che di solito aumenta il livello di luminosità verso un colore biancastro) e altre caratteristiche.

UN APPROCCIO ALLA CLASSIFICAZIONE DI MALATTIE DERMATOLOGICHE

E' di realizzare un classificatore in grado di discriminare diversi tipi di malattie eritemato-squamose, che sono patologie della pelle diverse tra loro, ma con caratteristiche molto simili e che spesso inducono a diagnosi errate. La diagnosi differenziale di malattie eritemato-squamose è infatti un problema reale nella dermatologia in quanto queste condividono le caratteristiche cliniche di un eritema con differenze molto sottili. Le malattie appartenenti al gruppo suddetto possono essere ad esempio la psoriasi, la dermatite seborroica, il lichen planus, la pitiriasi rosea, le dermatiti croniche e la pitiriasi rubra pilaris. Le caratteristiche delle malattie che possono essere ispezionate nella classificazione sono: erythema, scaling, definite borders, itching, koebner phenomenon, polygonal papules, follicular papules, oral mucosal involvement, knee and elbow involvement, scalp involvement, family history e age. Partendo da una base di molte feature possiamo usare dei classificatori come quelli descritti per il nostro metodo. Un documento che presenta una prima applicazione di tale problema è l'approccio usato da A. Angella e V. Neri [23].

Concludiamo quindi dicendo che il nostro lavoro può essere applicato nelle più diverse patologie dermatologiche, oltre che per la psoriasi, attraverso l'uso di nuove features a seconda delle diverse caratteristiche delle possibili malattie ispezionate, e l'uso di classificatori bi- e multi-dimensionali.

Bibliografia

- [1] R.Sannio, (2010), "I rapporti nella psoriasi", www.psorsite.com.
- [2] J.S.Taur, C.W.Tao, C.C.Chen and C.W.Yang, (2006), "Segmentation of Psoriasis Vulgaris images using orthogonal subspace techniques", *Systems, Man, and Cybernetics*, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions, Volume 36, Issue 2, Page(s) 390-402.
- [3] sito ufficiale della fondazione Serono, <http://www.fondazione-serono.org>.
- [4] Leigheb, G. (1995) "Testo e atlante di dermatologia", Pavia, Edizioni medico scientifiche.
- [5] E. Degennaro, "I costi della psoriasi", Facoltà di Economia, Dipartimento di Studi Geo economici, Demografici e Statistici dell'Università "La Sapienza" di Roma, 2007.
- [3] Maria Petrou, Panagiota Bosdogianni, (1999), "Image Processing. The Fundamentals", John Wiley & Sons Ltd.
- [2] Yuqian Zhao, Weihua Guil and Zhencheng Chen, "Edge Detection Based on Multi-Structure Elements Morphology", Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation, June 21 - 23, 2006, Dalian, China.
- [3] R.C. Gonzalez, R.E. Woods," Digital Image Processing", (2002), Second Edition, Prentice Hall, p.793.
- [6] F.Tortorella, (2002), slides del corso "Teoria e Tecniche di Interpretazione delle Immagini".
- [7] D.Chai, and A.Bouzerdoun, "Bayesian approach to skin color classification in ycbcr color space," in Proc. IEEE Region Ten Conference (TENCON'2000), vol. 2, pp. 421-424, 2000.
- [8] J.R.Parker, (1997) "Algorithms for image processing and computer vision", John Wiley & Sons, Inc.
- [9] D.Devescovi, (2006), "Impiego di classificatori nell'analisi di immagini".
- [10] Mohsen Mahmoudi A., Hamidreza M., Emitis R., and Mohamadhosein S., "A new and improved skin detection method using rgb vector space", (2008), 5th International Multi-Conference on Systems, Signals and Devices.

- [11] T. Westman, D. Harwood, T. Laitinen, M. Pietikäinen, "Color segmentation by hierarchical connected components analysis with image enhancement by symmetric neighborhood filters", (1990), Pages 796-802, IEEE.
- [12] Davide Forsyth, Jean Ponce, (2003) "Computer Vision: a Modern Approach", Prentice-Hall.
- [13] Lei He, Zhigang Peng, Bryan Everding, Xun Wang, Chia Y. Han, Kenneth L. Weiss, William G. Wee, "A comparative study of deformable contour methods on medical image segmentation", Image and Vision Computing 26, (2008), Pages 141-163.
- [14] R. Malladi, J. Sethian, B. Vemuri, "Shape modeling with front propagation", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell. 17 (2) (1995) 158-171.
- [15] M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos, "Snakes: active contour models", Int. J. Comput. Vis. 1 (4) (1988) 321-331.
- [16] Ahmad Fadzil M. H., Dani Ihtatho, "Modeling Psoriasis Lesion Colour for PASI Erythema Scoring" (2008) IEEE.
- [17] Zhao Yu-qian, Gui Wei-hua, Chen Zhen-cheng, Tang Jing-tian, Li Ling-yun, "Medical Images Edge Detection Based on Mathematical Morphology", Proceedings of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference Shanghai, China, September 1-4, 2005.
- [18] Dani Ihtatho, M. H. Ahmad Fadzil, Azura Mohd Affandi, S.H. Hussein, "Automatic PASI Area Scoring", (2007), International Conference on Intelligent and Advanced Systems 2007.
- [19] R. Jailani, H. Hashim, M. N. Taib, and S. Sulaiman, "Border Segmentation on Digitized Psoriasis Skin Lesion Images," in Proceedings of the 2004 IEEE Region 10 Conference, vol. 3, 2004, pp. 596- 599.
- [20] Sandro Vega Pons, José Luis Gil Rodríguez, Oscar Luis Vera Pérez, "Active Contour Algorithm for Texture Segmentation Using a Texture Feature Set", 2002
- [21] H.C. Lee, "Introduction to Color Imaging Science" Cambridge: Cambridge University Press, 2005.
- [22] V. Maniezzo, slides del corso "Soft Computing" lezione su "SVM, Support Vector Machine", Scienze dell'Informazione, Università degli studi di Bologna.
- [23] Angella Andrea, Neri Vincenzo (2008), "Classificazione di malattie dermatologiche", Università di Pisa.
- [24] S.Y. Kung and J.S. Taur, "Decision-based Neural Networks with Signal/Image Classification Applications," IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 6, No. 1, pp. 170-181, January, 1995.
- [25] M.P. Saccomani, (2010) slide del corso "Bioimmagini", Università degli Studi di Padova.