

Elaborazione delle Immagini

Giuseppe Facchi

A.A. 2020-2021

Indice

1 Introduzione	5
1.1 Radiometria e Fotometria	5
1.2 Radiometria	5
1.3 Fotometria	5
1.4 Adattamento del sistema visivo umano alle condizioni ambientali	6
2 Digitalizzazione	7
2.1 Introduzione	7
2.2 Risoluzione	8
3 Pre-Elaborazione delle Immagini	9
3.1 Enhancement	9
4 Operatori Puntuali	9
4.1 Operazioni puntuali omogenee	9
4.1.1 Trasformazione dei livelli di grigio	9
4.1.2 Istogramma	10
4.1.3 Istogramma normalizzato	11
4.1.4 Operatore di thresholding (binarizzazione)	11
4.1.5 Operazione di clipping	11
4.1.6 Operazione di stretching	11
4.2 Operazioni puntuali non omogenee	12
4.2.1 Scaling Logartmico	12
4.2.2 Gamma Correction	12
4.2.3 Modifiche del contrasto	14
4.2.4 Selezione a piani di bit	15
4.2.5 Slicing	15
4.2.6 Equalizzazione dell'istogramma	15
4.2.7 Media Varianza e Deviazione Standard	16
4.2.8 Correzione puntuale dell'illuminazione	16
5 Operatori Locali	18
5.1 Restauro	18
5.2 Filtri spaziali	18
5.2.1 Regressione	19
5.2.2 Convoluzione	19

5.2.3	Smoothing	19
5.2.4	Media Artimetica	20
5.2.5	Filtraggio gaussiano	21
5.2.6	Filtraggio Mediano	21
6	Operatori Locali EDGE	23
6.1	Bande di Mach	23
6.2	Sharpening	23
6.2.1	Derivate seconde - Laplaciano	23
6.2.2	Unsharp masking - high-boost filtering	24
6.2.3	Derivate prime - Gradiente	25
6.3	Contorni	26
7	Operatori Geometrici	27
7.1	Operazioni a singolo pixel	27
7.2	Operazioni basate sull'intorno	27
7.3	Trasformazioni spaziali geometriche e registrazione di immagini	27
7.3.1	Zooming	29
7.3.2	Rotazione	29
7.3.3	Allineamento di due immagini	30
8	Modelli del colore	31
8.1	Modello RGB	32
8.2	Modello CMY	32
9	Trasformazioni di colore	33
9.1	Operatori puntuali	34
9.1.1	Ripartizione di colore (slicing)	34
9.1.2	Trasformazioni di tonalità	35
9.1.3	Bilanciamento del colore	36
9.1.4	Istogrammi	38
9.2	Operatori locali	39
9.2.1	Smoothing	39
9.2.2	Sharpening	39
10	Segmentazione immagini a colori	40
10.1	Segmentazione in RGB	40
10.2	Edge in RGB	41

10.3 Rumore in RGB	43
11 Segmentazione di Immagini	44
11.1 Edge detection	46
11.1.1 Individuazione Punti isolati	46
11.1.2 Individuazione Linee	47
11.1.3 Individuazione degli edge	52

1 Introduzione

1.1 Radiometria e Fotometria

1.2 Radiometria

Considera la luce come una radiazione elettromagnetica (em).

Studia le radiazioni em e il trasferimento di energia radiante tramite un insieme di grandezze fisiche scalari funzioni della lunghezza d'onda

Misure Radiometriche

- Energia Totale Q
- Flusso Raggiante F
- Irraggiamento
- Intensità Radiante
- Radianza

$$E(\lambda)R(\lambda) = \text{Colore}$$

Dove:

$E(\lambda)$: Distribuzione spettrale di energia (Funzione della **lunghezza d'onda**)

$R(\lambda)$: Percentuale di luce riflessa (Funzione della **lunghezza d'onda**)

1.3 Fotometria

Studia come le radiazioni em vengono percepite dall'uomo mediante la valutazione **visiva** di uno stimolo radiometrico

Efficacia Luminosa Spettrale $V(\lambda)$

1.4 Adattamento del sistema visivo umano alle condizioni ambientali

La gamma di luminosità a cui l'occhio può adattarsi è enorme. L'occhio non funziona **simultaneamente** sull'intera gamma di livelli di colore, utilizza quindi un **meccanismo di adattamento**.

Legge di Weber Nella visione dato uno **stimolo d'intensità** I per cogliere uno stimolo d'intensità superiore occorre una certa soglia ΔI , dove

$$\frac{\Delta I}{I} = C$$

L'unità di misura dello stimolo è la differenza dello stimolo appena distinguibile (JND). La legge di Weber è **empirica** e tende a non valere in condizioni di oscurità o elevata luminosità

2 Digitalizzazione

2.1 Introduzione

Esistono tre tipi di immagini

- Binarie
- Livelli di Grigio
- A Colori

Immagine Digitale Immagine 2D $I(r, c)$ rappresentata da una matrice discreta di campioni

Per convertire un'immagine da **analogica** a **digitale**:

- **Campionamento Spaziale** (operazione di digitalizzazione dei valori delle **coordinate**): *Si prendono un numero finito di punti nel dominio spaziale*
- **Quantizzazione** (operazione di digitalizzazione dei valori di **ampiezza**): *Si prendono un numero finito di valori nel range $f(x, y)$*

Nella formazione dell'immagine intervengono:

- Parametri Geometrici
- Parametri Ottici
- Parametri Fotometrici
- Parametri del Sensore

$$\text{Intensità} = \text{Illuminazione} \times \text{Riflettanza}$$

$$\text{Irradianza} = i(x, y) \times r(x, y)$$

- L'**illuminazione** dà luogo a variazioni lente
- La **riflettanza** dà luogo a variazioni brusche

2.2 Risoluzione

Livelli di Grigio La più piccola differenza del livello di grigio che riusciamo a discriminare

La risoluzione è un concetto relativo a diversi fattori ad esempio risoluzione del sensore, risoluzione dell'apparecchiatura di resa eccetera

Range Dinamico Rapporto tra l'intensità massima misurabile e il livello minimo di intensità rilevabile nel sistema. Il **limite massimo** è chiamato **saturazione**. Il **limite minimo** è chiamato **rumore**.

3 Pre-Elaborazione delle Immagini

3.1 Enhancement

4 Operatori Puntuali

L'intorno del pixel è spesso chiamato **finestra** o **filtro**

4.1 Operazioni puntuale omogenee

Il risultato dipende solo dal valore del pixel in cui è applicata

- Somma o differenza di una costante a tutti i pixel
- Inversione della scala dei grigi
- Clipping
- Modifiche del contrasto
- Equalizzazione dell'istogramma
- Presentazione falso in colore

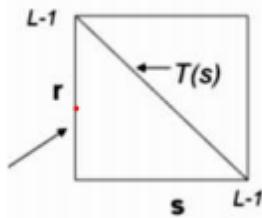


Figura 1: Trasformazione $r = T(s)$

4.1.1 Trasformazione dei livelli di grigio

Utilizzo della **LUT**: una tabella con tante entry quante sono i possibili valori di ingresso all'operazione. **Ogni entry della LUT contiene il valore**

(precalcolato) della trasformazione corrispondente al valore di grigio che fa da indice. Quindi il calcolo si riduce alla sostituzione di un valore di grigio con l'elemento della tabella che ha come indice quel valore di grigio.

4.1.2 Istogramma

Rappresentato come $H(k)$, numero di pixel con livello di grigio corrispondente a k

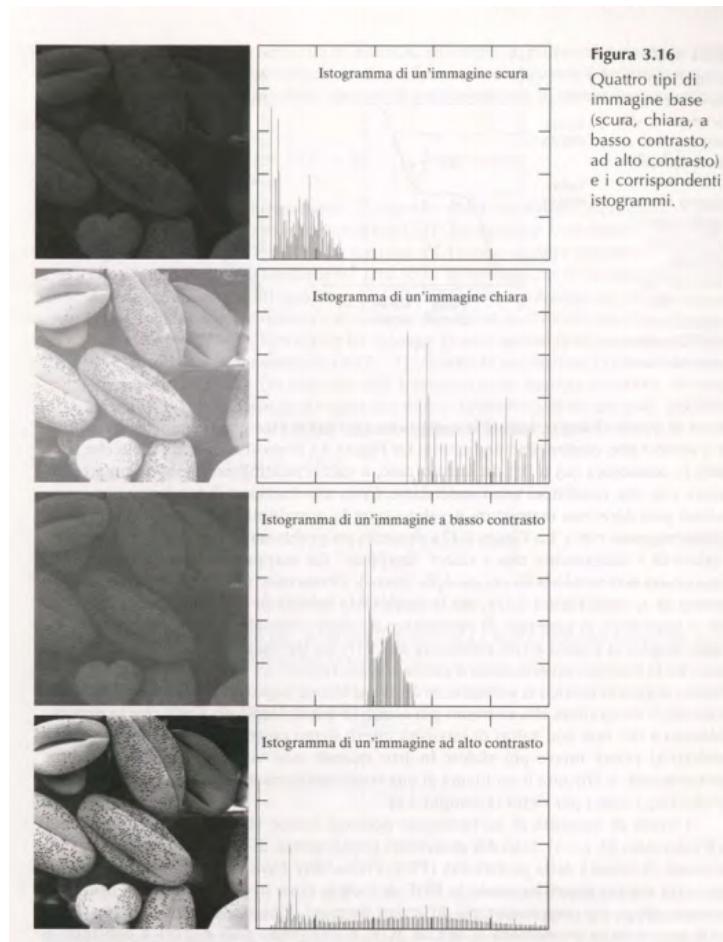


Figura 3.16
Quattro tipi di immagine base (scura, chiara, a basso contrasto, ad alto contrasto) e i corrispondenti istogrammi.

Figura 2: Trasformazione $r = T(s)$

4.1.3 Istogramma normalizzato

Rappresenta la frequenza di occupazione dei livelli (stima di probabilità di avere il valore k)

4.1.4 Operatore di thresholding (binarizzazione)

4.1.5 Operazione di clipping

I valori estremi vengono saturati

4.1.6 Operazione di stretching

Migliora il contrasto dell'immagine espandendo la dinamica dei livelli di grigio su un intervallo più ampio

4.2 Operazioni puntuali non omogenee

4.2.1 Scaling Logartmico

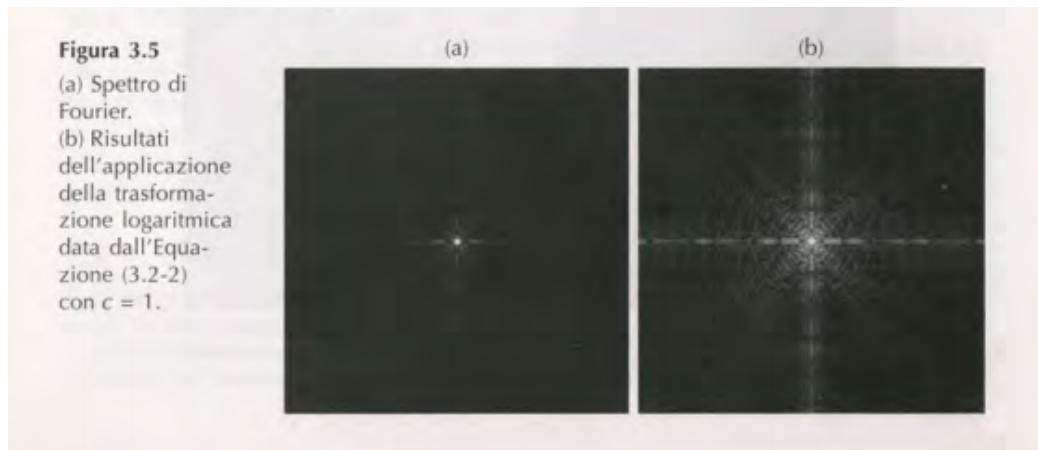


Figura 3: Trasformazione Logaritmica

- **Compressione** della dinamica per **alti valori** di r
- **Espansione** della dinamica per **bassi valori** di r

4.2.2 Gamma Correction

- **Espansione** della dinamica per **alti valori** di r
- **Compressione** della dinamica per **bassi valori** di r
- Richiede normalizzazione in range 0:255

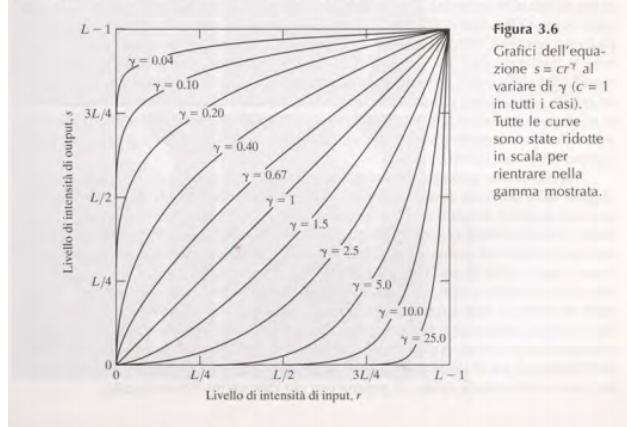


Figura 4: Gamma Correction

Aumento del contrasto tramite l'utilizzo delle trasformazioni di potenza

I valori di gamma corrispondenti alle immagini da (b) a (d) sono rispettivamente 0.6, 0.4, 0.3 (il valore di c era 0 in tutti i casi). Si noti che, quando il valore di gamma diminuisce da 0.6 a 0.4, l'immagine rivela maggiori dettagli. L'ulteriore diminuzione di gam-

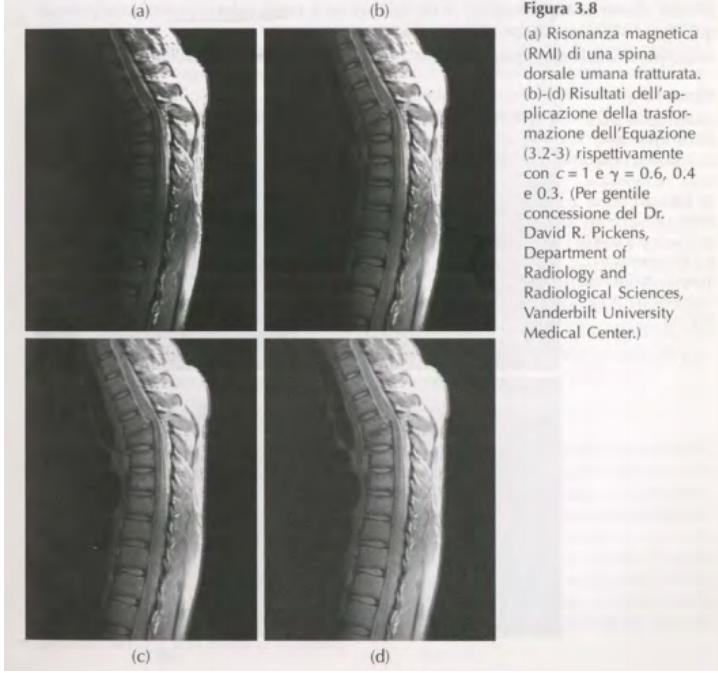


Figura 5: Gamma Correction

Figura 3.6
Grafici dell'equazione $s = cr^\gamma$ al variare di γ ($c = 1$ in tutti i casi). Tutte le curve sono state ridotte in scala per rientrare nella gamma mostrata.

Figura 3.8
(a) Risonanza magnetica (RMI) di una spina dorsale umana fratturata. (b)-(d) Risultati dell'applicazione della trasformazione (3.2-3) rispettivamente con $c = 1$ e $\gamma = 0.6, 0.4$ e 0.3. (Per gentile concessione del Dr. David R. Pickens, Department of Radiology and Radiological Sciences, Vanderbilt University Medical Center.)

4.2.3 Modifiche del contrasto

- Se la pendenza della curva di mapping è minore di 45° si parla di **compressione** del contrasto
- Se la pendenza della curva di mapping è maggiore di 45° si parla di **espansione** del contrasto

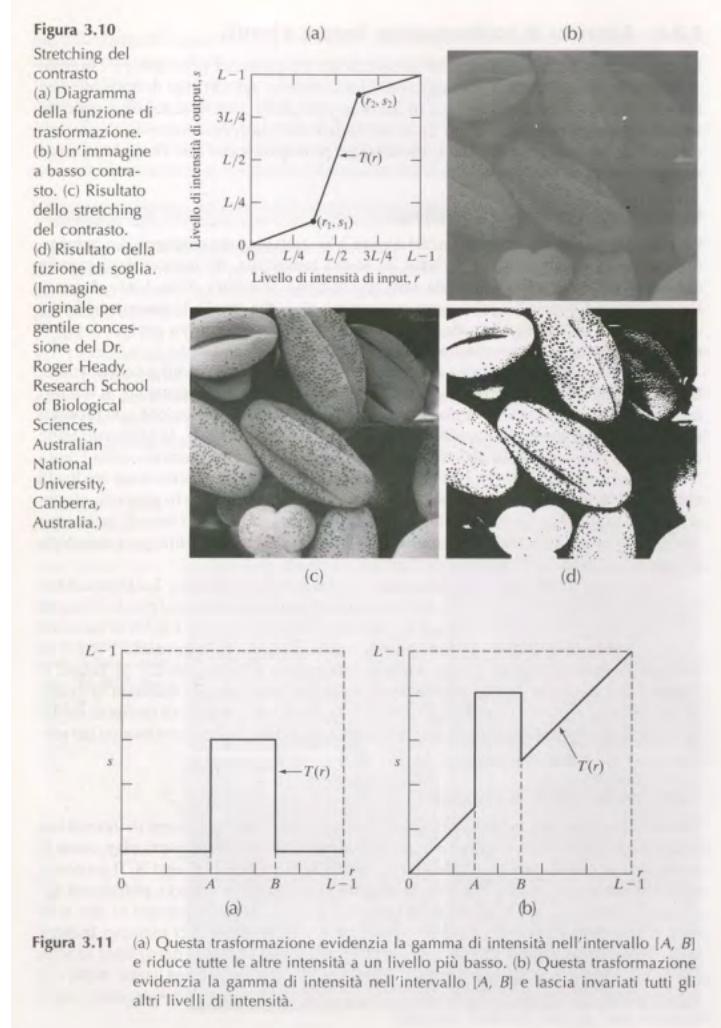


Figura 6: Stretching del contrasto

4.2.4 Selezione a piani di bit

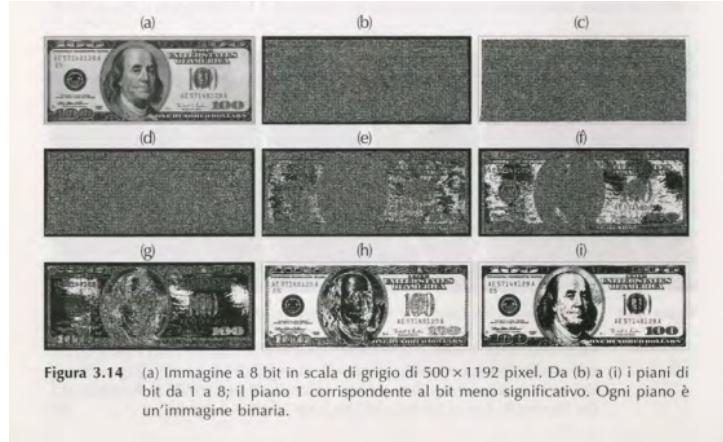


Figura 7: Selezione a piani di bit

4.2.5 Slicing

Per un certo intervallo di grigio viene impostato un livello L

4.2.6 Equalizzazione dell'istogramma

Sfrutta il concetto alla base del contrast stretching. Muta la forma dell'istogramma per bilanciare meglio i livelli. Ne deriva un incremento della gamma dinamica dei pixel.

L'equalizzazione non sempre migliora la qualità

- Non tiene conto delle caratteristiche locali dell'immagine
- Per immagini che hanno un istogramma "quasi binario" o a basso contrasto si possono creare falsi contorni
- Può esaltare il rumore e sgranare

L'immagine per una buona equalizzazione deve essere:

- Sovraesposta/Sottoesposta
- Se non lo è si attua un'**equalizzazione locale**

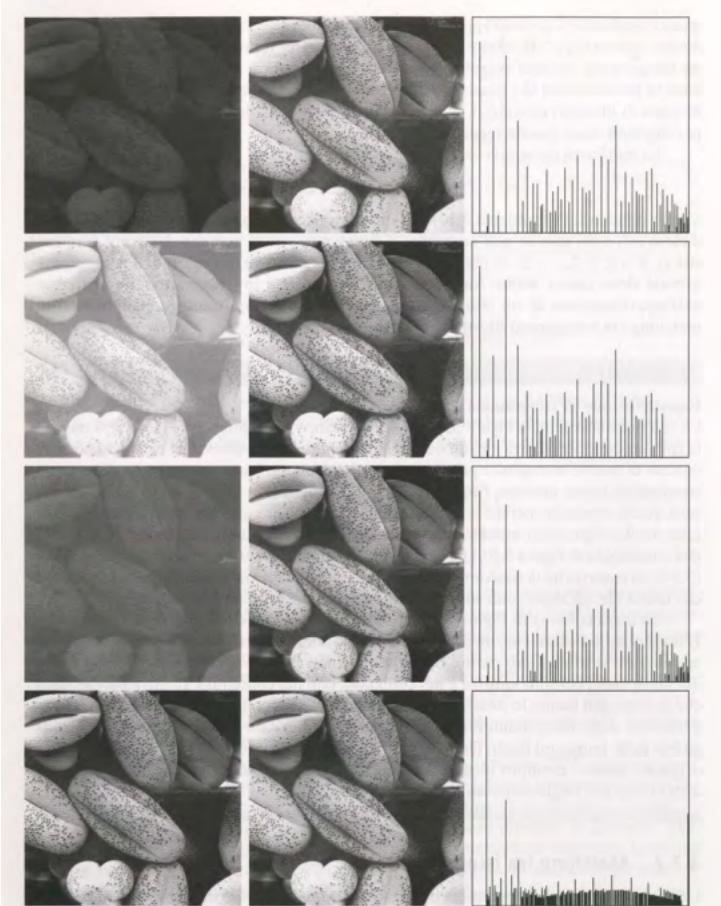


Figura 3.20 Colonna sinistra: immagini della Figura 3.16. Colonna centrale: le immagini corrispondenti dopo l'equalizzazione dell'istogramma. Colonna destra: istogrammi delle immagini della colonna centrale.

Figura 8: Equalizzazione dell'istogramma

4.2.7 Media Varianza e Deviazione Standard

4.2.8 Correzione puntuale dell'illuminazione

L'illuminazione della scena può non essere **uniforme**. Se la **degradazione** dell'immagine è di natura sistematica possiamo procedere come segue

$$f(i, j) = e(i, j)g(i, j)$$

Dove:

$f(i, j)$: *Immagine degradata*

$e(i, j)$: *Cambiamento rispetto al sistema ideale* (può essere costante)

$g(i, j)$: *Immagine ideale*

5 Operatori Locali

5.1 Restauro

Il processo di restauro può essere modellato come una funzione di degrado H che unitamente ad un rumore additivo, agisce sull'immagine di ingresso $f(x, y)$ nel produrre l'immagine degradata $g(x, y)$.

Data $g(x, y)$ e una certa conoscenza della funzione di degrado H e del termine di rumore additivo l'obiettivo del restauro è di **ottenere la migliore stima possibile dell'immagine non degradata**

Tecniche

- **Tecniche del dominio spaziale** (usate quando c'è rumore additivo)
- **Tecniche nel dominio della frequenza**

5.2 Filtri spaziali

Caratterizzato da un **intorno** e un'**operazione che deve essere eseguita sui pixel dell'immagine in quell'intorno**.

Il processo di filtraggio genera una nuova immagine spostando il filtro lungo tutta l'immagine.

Se l'operazione eseguita è lineare parliamo di **filtri spaziali lineari**. Altrimenti parliamo di **filtri non lineari**.

Comportamento nelle zone periferiche dell'immagine (contorno)

- Si aggiungono dei pixel sui contorni a valore costante (neri, grigi,...)
- Si duplicano i pixel terminali
- Si usano nei calcoli solo i pixel dell'immagine compresi nella maschera
- Si considera l'immagine avvolta su un toro
- Si riduce l'area dell'immagine (nessuna aggiunta di informazione)

5.2.1 Regressione

5.2.2 Convoluzione

5.2.3 Smoothing

Effettuare uno smoothing significa letteralmente “appianare” , “levigare” una superficie. Quando applichiamo un filtro di smoothing ad un’immagine otteniamo, da un lato la possibilità di ridurre il rumore, dall’altro il rischio di creare un blurring (“sfocatura”) più o meno indesiderato a seconda dello scopo dell’immagine da processare

5.2.4 Media Aritmetica

Il livello di grigio del pixel centrale corrisponde alla media aritmetica dei valori dei pixel compresi nell'intorno

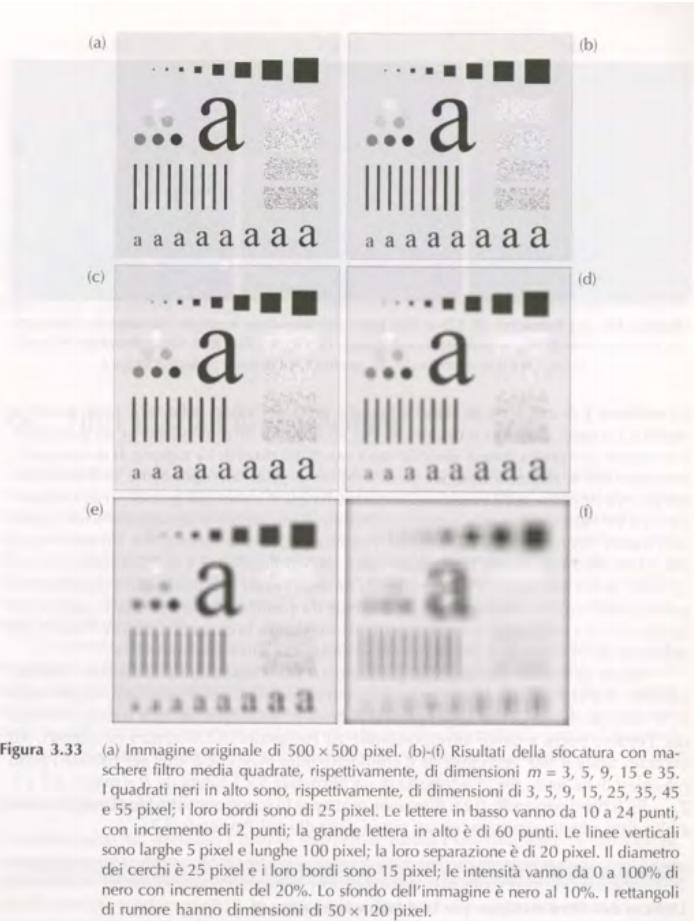


Figura 3.33 (a) Immagine originale di 500×500 pixel. (b)-(f) Risultati della sfocatura con maschere filtri media quadrate, rispettivamente, di dimensioni $m = 3, 5, 9, 15$ e 35 . I quadrati neri in alto sono, rispettivamente, di dimensioni di $3, 5, 9, 15, 25, 35, 45$ e 55 pixel; i loro bordi sono di 25 pixel. Le lettere in basso vanno da 10 a 24 punti, con incremento di 2 punti; la grande lettera in alto è di 60 punti. Le linee verticali sono larghe 5 pixel e lunghe 100 pixel; la loro separazione è di 20 pixel. Il diametro dei cerchi è 25 pixel e i loro bordi sono 15 pixel; le intensità vanno da 0 a 100% di nero con incrementi del 20% . Lo sfondo dell'immagine è nero al 10% . I rettangoli di rumore hanno dimensioni di 50×120 pixel.

Figura 9: Filtro di media

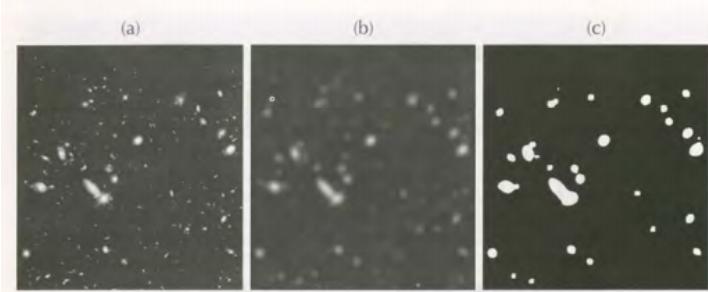


Figura 3.34 (a) Immagine di 528×485 pixel del telescopio spaziale Hubble. (b) Immagine filtrata con una maschera di media 15×15 . (c) Risultato dell'operazione di soglia di (b). (Immagine originale per gentile concessione della NASA.)

Figura 10: Filtro di media con soglia

5.2.5 Filtraggio gaussiano

I filtri di smoothing sono usati per il blurring dell'immagine e per la riduzione del rumore.

L'operazione di blurring è normalmente utilizzata in fase di pre-laborazione, allo scopo di eliminare piccoli dettagli Vantaggi:

- efficace sul rumore di tipo guassiano
- facile da implementare ed ottimizzare (è lineare)

Svantaggi:

- Si alterano anche i contorni
- Diffondono il rumore sale e pepe

Lo sfuocamento puo' essere un vantaggio (elimina i dettagli) o uno svantaggio (sfuca i contorni degli oggetti significativi) a seconda dell'applicazione. Aumentando la dimensione della finestra aumenta lo sfuocamento della immagine, ma non necessariamente si elimina il rumore impulsivo (salt-and-pepper).

5.2.6 Filtraggio Mediano

Forzare i pixel ad assumere un valore uguale a quello di uno dei pixel circostanti, eliminando così eventuali picchi isolati di intensità. Elimina molto bene gli eventuali pixel isolati che solitamente corrispondono al rumore di

tipo impulsivo. Anche il filtro mediano può usare diverse maschere. Queste devono essere di dimensioni dispari e simmetriche rispetto all'origine. I problemi sui bordi dell'immagine di gestiscono nei modi citati precedentemente.

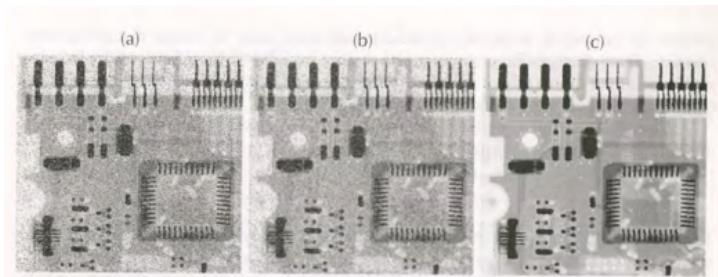


Figura 3.35 (a) Immagine a raggi X di una scheda circuitale con rumore sale-e-pepe. (b) Riduzione del rumore tramite una maschera mediana 3×3 . (c) Riduzione del rumore tramite un filtro mediano 3×3 . (Immagine originale per gentile concessione di Joseph E. Pascente, Lixi, Inc.)

Figura 11: Filtro mediano

6 Operatori Locali EDGE

6.1 Bande di Mach

Bande di livello di grigio costante, vengono percepite non uniformi

6.2 Sharpening

I contorni, o edge, sono cambiamenti significativi e locali all'interno di un'immagine. Tipicamente si verificano in prossimità dei bordi di diverse regioni dell'immagine. Gli edge trovati non corrispondono necessariamente ai contorni di oggetti reali. Gli edge sono punti dell'immagine dove si è verificata una alta variazione dei valori di intensità luminosa.

- **Complementari ai filtri di smoothing**, i filtri di sharpening sono utilizzati per aumentare il contrasto locale dell'immagine, in modo da arricchire i dettagli fini ed evidenziare i contorni degli oggetti.
- Possono provocare l'**aumento del rumore** presente nell'immagine.

La derivata prima è diversa da 0 lungo tutta la rampa, mentre la derivata seconda è diversa da 0 solo all'inizio e alla fine della rampa. Poiché i contorni nelle immagini digitali sono generalmente rampe, si può concludere che la derivata prima produce edge piuttosto spessi, mentre la derivata seconda dà luogo a edge più sottili ma "doppi".

La somma dei pesi delle maschere e' zero. Risposta nulla su regioni di livello di grigio costante

6.2.1 Derivate seconde - Laplaciano

La risposta è indipendente dalla direzione delle discontinuità dell'immagine a cui il filtro è applicato. Dato che le derivate sono operazioni lineari, l'equazione laplaciana è un operatore lineare.

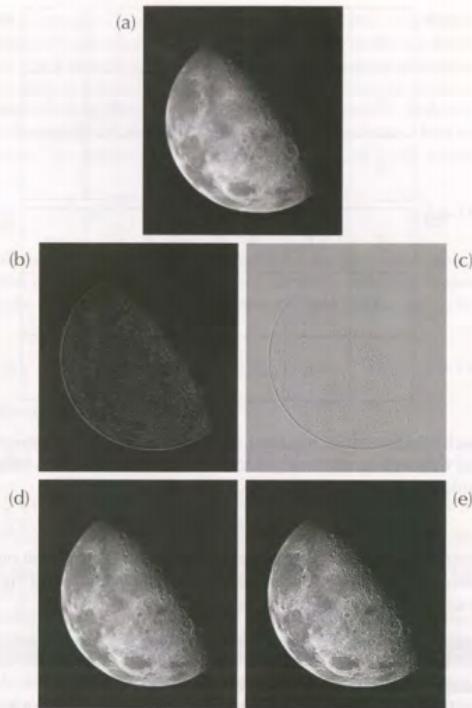
Dato che l'equazione laplaciana è un operatore derivativo, il suo utilizzo mette in evidenza le discontinuità di intensità di un'immagine e pone in secondo piano le regioni con livelli di intensità che variano lentamente. Ciò tende a produrre immagini con linee grigiastre e altre discontinuità, su uno sfondo scuro e anonimo.

Le caratteristiche dello sfondo possono essere "recuperate", mantenendo lo

sharpening dell'immagine dato dal metodo laplaciano, e aggiungendo l'immagine laplaciana all'originale.

Figura 3.38

(a) Immagine sfocata del Polo Nord della Luna. (b) Immagine ottenuta dal filtro laplaciano. (c) Immagine in (b) appositamente scalata per favorirne la visualizzazione. (d) Immagine resa più nitida tramite la maschera nella Figura 3.37a. (e) Risultato dell'utilizzo della maschera nella Figura 3.37b. (Immagine originale per gentile concessione della NASA.)



Il risultato finale è un'immagine in cui emergono i dettagli più piccoli, mentre la tonalità dello sfondo viene preservata. Infine, la Figura 3.38e mostra il risultato della ripetizione della procedura precedente con il filtro nella Figura 3.37b. In questo caso, notiamo un miglioramento significativo nella nitidezza rispetto alla Figura 3.38d. Ciò è prevedibile perché utilizzare il filtro nella Figura 3.37b porta a un ulteriore sharpening nelle direzioni diagonali.

Figura 12: Filtro Laplaciano

6.2.2 Unsharp masking - high-boost filtering

Un tipico processo utilizzato dall'industria grafica e pubblicitaria per dare sharpening all'immagine consiste nel sottrarre una versione sfocata (unsharp) dell'immagine dall'originale.

Il procedimento di unsharp masking si può implementare in due passi:

1. Sottrarre all'immagine originaria una versione “smooth” della stessa

2. Sommare l'immagine risultante all'immagine originaria
3. Aggiungere la maschera all'originale

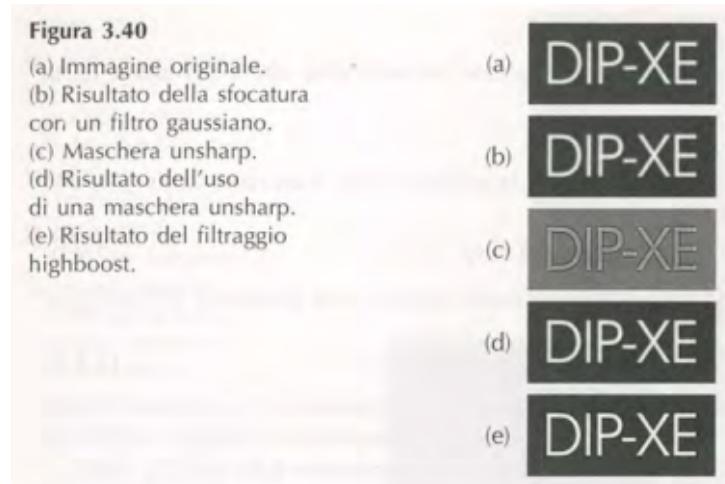


Figura 13: High-boost filtering

6.2.3 Derivate prime - Gradiente

Il gradiente di un'immagine è un **campo vettoriale**. Ogni vettore del campo punta nella direzione in cui localmente l'immagine presenta il maggior incremento d'intensità e ha una lunghezza che rappresenta il tasso di variazione. Il vettore gradiente può essere rappresentato in coordinate polari.

Lunghezza ed angolo sono ottenute come funzione delle derivate dell'immagine

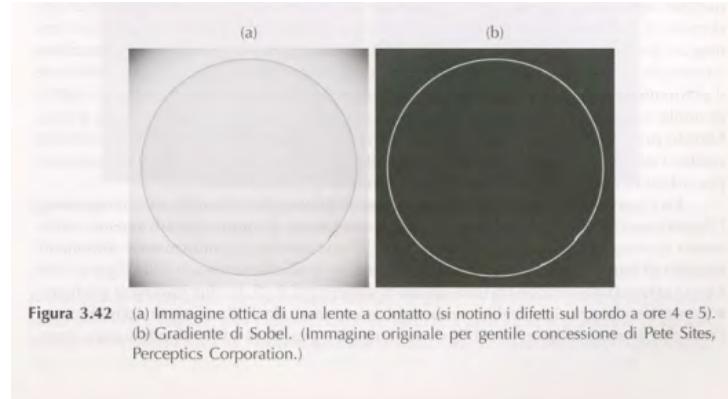


Figura 3.42 (a) Immagine ottica di una lente a contatto (si notino i difetti sul bordo a ore 4 e 5).
 (b) Gradiente di Sobel. (Immagine originale per gentile concessione di Pete Sites, Perceptics Corporation.)

Figura 14: Immagine Gradiente

6.3 Contorni

Il rumore influenza l'identificazione di un contorno.

- Al crescere del rumore derivata prima e seconda diventano sempre meno riconoscibili
- La derivata seconda è più sensibile al rumore
- L'effetto del rumore non impedisce di riconoscere il contorno nell'immagine, ma rende via via sempre meno interpretabili le corrispondenti derivate.

7 Operatori Geometrici

Le operazioni spaziali sono eseguite direttamente sui pixel di una data immagine. Le classifichiamo in tre categorie:

- operazioni a singolo pixel
- operazioni basate sull'intorno
- trasformazioni spaziali geometriche

7.1 Operazioni a singolo pixel

La più semplice operazione che possiamo eseguire su un'immagine digitale è quella di alterarne il valore dei pixel basandoci sulla loro intensità. Ad esempio il **negativo**

7.2 Operazioni basate sull'intorno

Denotiamo con S_{xy} l'insieme delle coordinate di un intorno centrato su un punto arbitrario (x, y) in un'immagine f . Le operazioni basate sull'intorno generano un pixel alle stesse coordinate nell'immagine di output, g , il cui valore è determinato da una specifica operazione che coinvolge i pixel nell'immagine di input le cui coordinate stanno in S_{xy} . Per esempio, supponiamo che l'operazione consista nel calcolare la media dei valori dei pixel in un intorno rettangolare di dimensioni $m \times n$ centrato in (x, y) .

7.3 Trasformazioni spaziali geometriche e registrazione di immagini

Le trasformazioni geometriche modificano le relazioni spaziali tra i pixel di un'immagine. Queste trasformazioni vengono spesso chiamate rubber-sheet (letteralmente "foglio di plastica") dato che possono essere associate al processo di stampa di un'immagine su un foglio di plastica, sul quale si eseguono poi delle deformazioni opportune.

Una trasformazione geometrica consiste di due distinte operazioni

- una trasformazione spaziale delle coordinate

- un'interpolazione delle intensità che assegna i giusti valori ai pixel dopo la trasformazione

$$\begin{bmatrix} x & y & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v & w & 1 \end{bmatrix} \mathbf{T} = \begin{bmatrix} v & w & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} t_{11} & t_{12} & 0 \\ t_{21} & t_{22} & 0 \\ t_{31} & t_{32} & 1 \end{bmatrix}$$

Figura 15: Trasformazione Affine

Tabella 2.2 Trasformazioni affini basate sull'Equazione (2.6-23).

Nome della trasformazione	Matrice affine, \mathbf{T}	Equazioni delle coordinate	Esempio
Identità	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$x = v$ $y = w$	
Ridimensionamento	$\begin{bmatrix} c_x & 0 & 0 \\ 0 & c_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$x = c_x v$ $y = c_y w$	
Rotazione	$\begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ -\sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$x = v \cos \theta - w \sin \theta$ $y = v \cos \theta + w \sin \theta$	
Traslazione	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ t_x & t_y & 1 \end{bmatrix}$	$x = v + t_x$ $y = w + t_y$	
Distorsione verticale	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ s_y & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$x = v$ $y = w + s_y w$	
Distorsione orizzontale	$\begin{bmatrix} 1 & s_h & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$x = v$ $y = s_h v + w$	

Figura 16: Valori matrice affine

Il primo, detto **forward mapping** (letteralmente "assegnamento in avanti"), consiste nel visitare i pixel dell'immagine di input e per ciascuna posizione (v, w) , calcolare la corrispondente posizione spaziale, (x, y) , del pixel nell'immagine di output utilizzando, direttamente l'Equazione di Trasformazione Affine. Potrebbe però accadere che due o più pixel dell'immagine di input siano assegnati alla stessa posizione spaziale nell'immagine di output, ponendo quindi il problema dell'individuazione di un unico valore di output. Inoltre è possibile che qualche posizione nell'immagine di output non venga

per nulla considerata.

Il secondo approccio detto **inverse mapping** (letteralmente "assegnamento inverso") visita le posizioni spaziali dei pixel di output e per ciascuna di esse calcola le corrispondenti coordinate nell'immagine di input utilizzando $(v, w) = T^{-1}(x, y)$. Viene quindi calcolato il valore di intensità da assegnare al pixel utilizzando una tecnica di interpolazione considerando i pixel di input più vicini. L'inverse mapping può essere implementato in maniera più efficiente rispetto al forward mapping

7.3.1 Zooming

L'**interpolazione nearest neighbor** assegna a ogni nuova posizione l'intensità del pixel più prossimo nell'immagine originale. Questo approccio è molto semplice ma introduce artefatti, come distorsioni lungo gli edge, ed è quindi poco utilizzato nella pratica.

Un approccio più conveniente è l'**interpolazione bilineare**, con la quale si utilizzano i quattro pixel più vicini per stimare l'intensità da assegnare a ciascuna nuova posizione.

Il livello successivo di complessità è dato dall'**interpolazione bicubica**, che riguarda i sedici pixel più vicini al punto. Generalmente l'interpolazione bicubica preserva meglio i dettagli rispetto all'interpolazione bilineare.

7.3.2 Rotazione

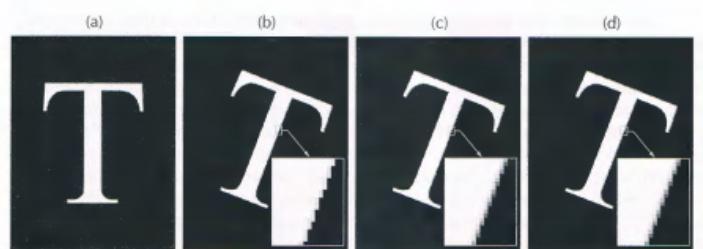


Figura 2.36 (a) Un'immagine a 300 dpi della lettera T. (b) Immagine rotata di 21° utilizzando l'interpolazione nearest neighbor per assegnare i valori di intensità ai pixel dell'immagine trasformata. (c) Immagine rotata di 21° utilizzando l'interpolazione bilineare. (d) Immagine rotata di 21° utilizzando l'interpolazione bicubica. Il dettaglio ingrandito mostra il particolare di un edge rispetto ai tre metodi di interpolazione.

Figura 17: Rotazione

7.3.3 Allineamento di due immagini

Per risolvere tale problema si utilizzano i cosiddetti punti di controllo (detti anche "tie point", cioè punti corrispondenti), le cui posizioni sono note in entrambe le immagini di input e di riferimento. La selezione di tali punti può avvenire in maniera automatica o attraverso l'interazione con l'utente. In alcune applicazioni, i sistemi di imaging producono degli appositi artefatti utilizzando nei sensori delle alterazioni controllate (ottenute ad esempio mediante piccoli oggetti metallici). Ciò fa sì che le immagini catturate dal sistema presentino un insieme di punti noti (detti reseau mark) che possono essere usati come guide per determinare i punti di controllo. Il problema della stima di una funzione di trasformazione si risolve determinando i parametri del relativo modello.

8 Modelli del colore

L'uso del termine primario è stato ampiamente frainteso nel senso che i tre colori primari standard, mescolati in varie proporzioni di intensità, venivano considerati capaci di produrre tutti i colori visibili.

I colori primari possono essere mescolati per produrre i colori secondari - magenta (rosso e blu), ciano (verde e blu) e giallo (rosso e verde)-. Mescolare i tre colori primari o un colore secondario con il suo colore primario opposto, alle giuste intensità produce il bianco.

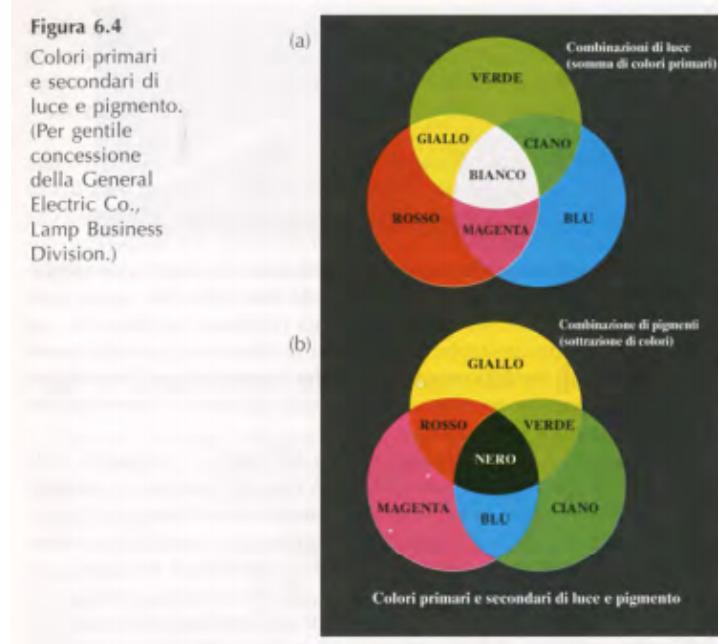


Figura 18: Colori primari e secondari

La differenziazione tra i colori primari della luce e i colori primari dei pigmenti (o coloranti) è importante. In questi, il colore primario è definito come un colore che sottrae o assorbe un colore primario di luce e riflette o trasmette gli altri due. Quindi, i colori primari dei pigmenti sono magenta, ciano e giallo e i colori secondari sono rosso, verde e blu. Questi colori vengono mostrati nella Figura. Una combinazione appropriata dei tre pigmenti primari o di un secondario con il suo primario opposto, produce il nero.

Scopo di un modello del colore è di consentirne la rappresentazione con modalità standardizzate, che fanno normalmente riferimento ad un sistema di coordinate 3-D, o meglio ad un suo sotto-spazio, nel quale ogni colore è rappresentato da un punto.

8.1 Modello RGB

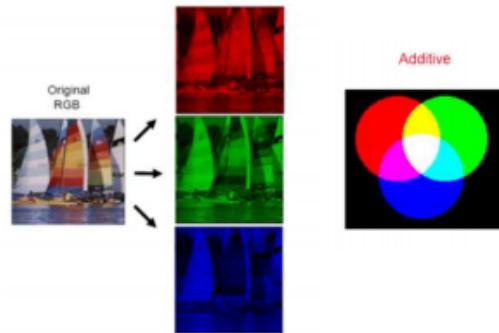


Figura 19: Modello RGB

8.2 Modello CMY

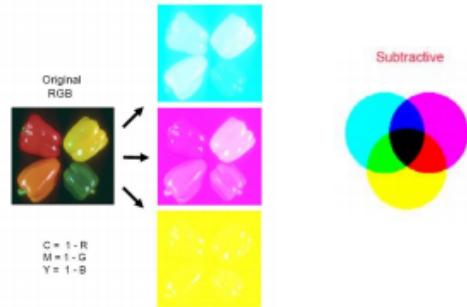


Figura 20: Modello CMY

9 Trasformazioni di colore

I valori dei pixel, in questo caso, sono triplette o quartetti (cioè gruppi di tre o quattro valori) nello spazio colore scelto per rappresentare le immagini

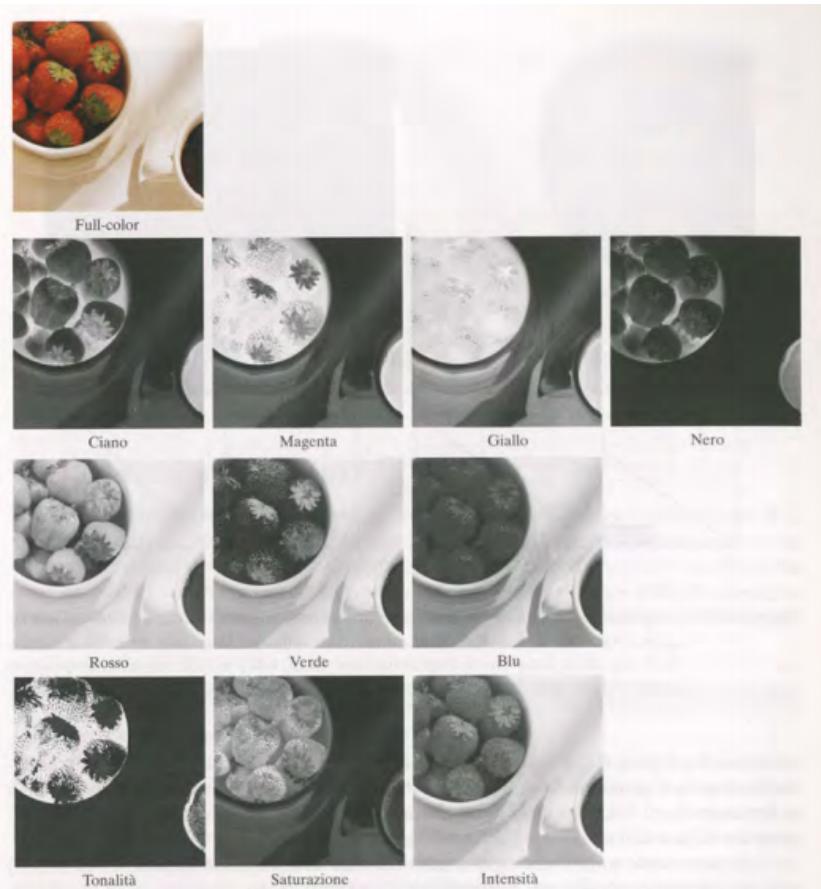


Figura 6.30 Un'immagine full-color e le sue varie componenti spazio colore. (Immagine originale per gentile concessione di MedData Interactive.)

Figura 21: Modelli colore

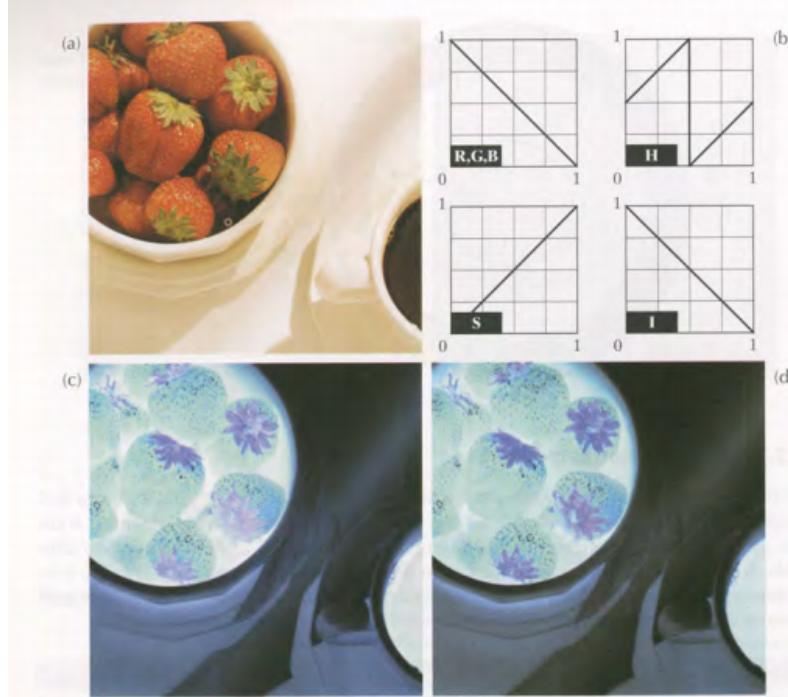


Figura 6.33 Trasformazioni con colori complementari. (a) Immagine originale. (b) Funzioni di trasformazione complementare. (c) Immagine complementare basata su funzioni di trasformazione RGB. (d) Approssimazione dell'immagine complementare tramite l'uso di trasformazioni HSI.

Figura 22: Trasformazioni negative in spazi colore diversi

9.1 Operatori puntuali

9.1.1 Ripartizione di colore (slicing)

Evidenziare una gamma specifica di colori in un'immagine è utile per separare gli oggetti da ciò che li circonda. L'idea di base è

- visualizzare i colori di interesse in modo tale che essi emergano dallo sfondo
- utilizzare la regione definita dai colori come maschera per ulteriori elaborazioni

Uno dei metodi più semplici per "ripartire" un'immagine a colori è trasformare i colori al di fuori della gamma di interesse in un colore neutrale non prominente

- Cubo
- Sfera

Queste trasformazioni evidenziano i colori attorno al prototipo forzando tutti gli altri colori al punto medio dello spazio colore di riferimento (un punto neutrale scelto arbitrariamente). Per lo spazio RGB, ad esempio, un punto neutrale applicabile è il grigio medio (0.5, 0.5, 0.5)

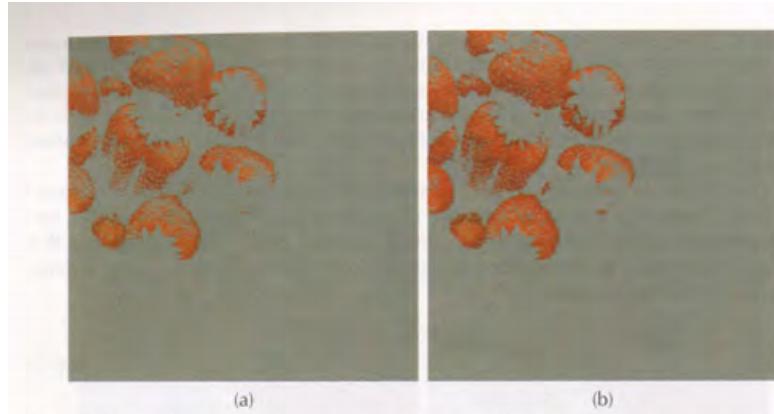


Figura 6.34 Trasformazioni di ripartizione del colore che individuano (a) componenti rosse all'interno di un cubo RGB di grandezza $W = 0.2549$ centrato a $(0.6863, 0.1608, 0.1922)$ e (b) componenti rosse all'interno di una sfera RGB di raggio 0.1765 centrata nello stesso punto. I pixel al di fuori del cubo e della sfera sono stati sostituiti dal colore (0.5, 0.5, 0.5).

Figura 23: Slicing colore

9.1.2 Trasformazioni di tonalità

L'obiettivo è quello di regolare in maniera sperimentale la luminosità e il contrasto di un'immagine per dare la quantità di dettaglio massima su una gamma di intensità opportuna. Negli spazi RGB e CMY(K), questo significa trasformare tutte e tre (o quattro) componenti di colore con la stessa funzione di trasformazione; nello spazio a colori HSI viene modificata solo la componente di intensità.



Figura 6.35 Correzioni di tonalità per immagini a colori piatte (flat), chiare (high key) e scure (low key). Regolare allo stesso modo le componenti rossa, verde e blu non sempre altera le tonalità dell'immagine in maniera significativa.

Figura 24: Slicing colore

9.1.3 Bilanciamento del colore

La proporzione di ciascun colore può essere aumentata diminuendo la quantità del colore opposto (complementare) nell'immagine. In modo simile, essa può essere diminuita aumentando la proporzione dei due colori immediatamente adiacenti o diminuendo la percentuale dei due colori adiacenti al

complementare. Supponiamo, ad esempio, che ci sia un'abbondanza di magenta in un'immagine RGB. Esso può essere diminuito (1) rimuovendo del rosso e del blu o (2) aggiungendo del verde.



Figura 6.36 Correzioni di bilanciamento di colore per immagini CMYK a colori.

Figura 25: Bilanciamento del colore

9.1.4 Istogrammi

Come prevedibile, di solito è difficile per un istogramma equalizzare le componenti di un'immagine a colori indipendentemente. Ciò porta a degli errori nel ominio del colore. Un metodo più logico è distribuire uniformemente le intensità del colore, lasciando i colori stessi (cioè le tonalità) invariati. Il seguente esempio mostra che lo spazio HSI è l'ideale per questo tipo di approccio.

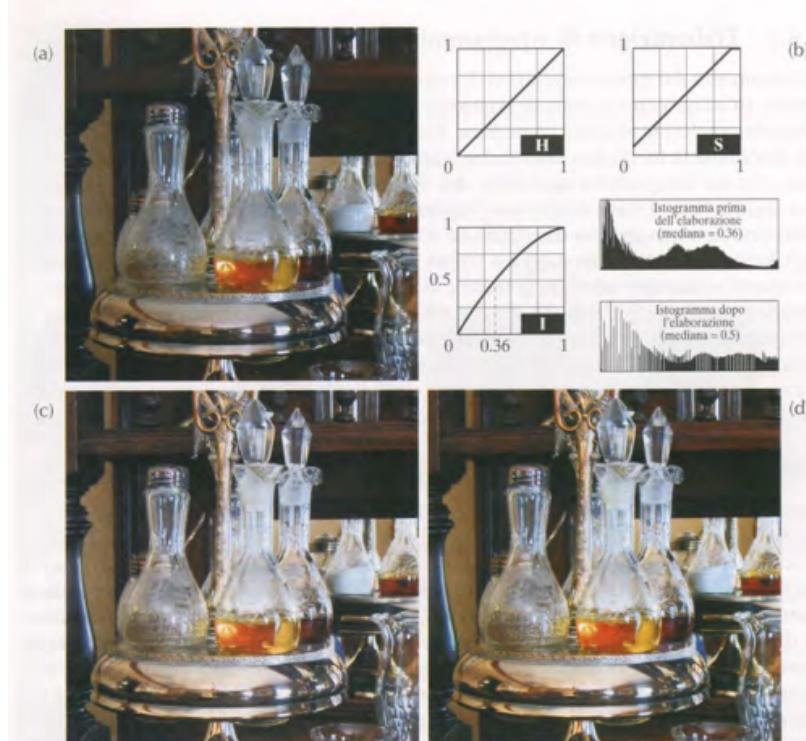


Figura 6.37 Equalizzazione dell'istogramma (seguita da una lieve modifica della saturazione) nello spazio HSI.

Figura 26: Iстограмма immagine a colori

9.2 Operatori locali

9.2.1 Smoothing

Applicare filtro di media su ogni componente RGB = Applicare filtro di media su I di HSI

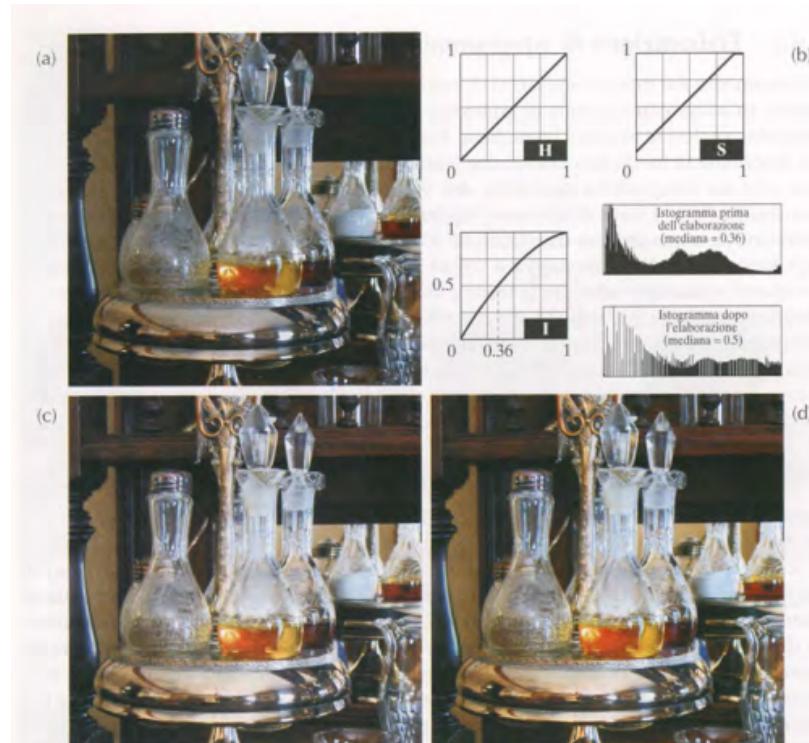


Figura 6.37 Equalizzazione dell'istogramma (seguita da una lieve modifica della saturazione) nello spazio HSI.

Figura 27: Filtro di Media

9.2.2 Sharpening

Applicare filtro laplaciano (der. seconda) su ogni componente RGB = Applicare filtro laplaciano (der. seconda) su I di HSI



Figura 6.40 Smoothing di un’immagine con una maschera di media 5×5 . (a) Risultato dell’elaborazione di ognuna delle componenti RGB dell’immagine. (b) Risultato dell’elaborazione della componente di intensità dell’immagine HSI e della conversione in RGB. (c) Differenza tra i due risultati.

Figura 28: Filtro Laplaciano

10 Segmentazione immagini a colori

Se si desidera segmentare un’immagine basandosi sul colore e, in aggiunta, si vuole portare avanti l’elaborazione su singoli piani, è naturale pensare subito allo spazio HSI perché il colore è ben rappresentato nell’immagine della tonalità.

Di solito, la saturazione è usata come immagine maschera per isolare ulteriori regioni di interesse rispetto alla tonalità. L’immagine dell’intensità è utilizzata meno di frequente per la segmentazione di immagini a colori perché essa non contiene informazioni riguardanti i colori.

10.1 Segmentazione in RGB

L’approccio seguito è stato quello di calcolare il vettore medio a utilizzando i punti colore contenuti all’interno del rettangolo nella Figura 6.44a e, poi, calcolare la deviazione standard dei valori rosso, verde e blu di quei campioni. È stata centrata una ”scatola” su a e le sue dimensioni lungo ognuno degli assi RGB sono state impostate come 1.25 volte la deviazione standard delle componenti rosse dei punti campione. Se denotiamo, ad esempio, con σ_R la deviazione standard delle componenti rosse dei punti campione, le dimensioni della ”scatola” lungo l’asse R si estendono da $(a_R - 1.25\sigma_R)$ ad $(a_R + 1.25\sigma_R)$, dove a_R indica la componente rossa del vettore medio a . La Figura 6.44b mostra il risultato della codifica di ogni punto nell’intera im-

agine a colori come bianco, se esso non si trova sulla superficie o all'interno della scatola, e come nero altrimenti. Si noti come la regione segmentata è stata generalizzata secondo i campioni di colore racchiusi dal rettangolo.



Figura 29: Segmentazione immagine a colori

10.2 Edge in RGB

Sfortunatamente, il gradiente non è definito per quantità vettoriali. Quindi, sappiamo già in partenza che calcolare il gradiente sulle componenti RGB singole e, poi, usare il risultato per formare un'immagine a colori produce risultati non corretti (ma in certi casi accettabili). L'approccio più semplice quindi prevede la somma delle magnitudini del gradiente per ciascun canale.



Figura 6.46 (a) Immagine RGB, (b) Gradiente calcolato nello spazio vettoriale a colori RGB.
 (c) Gradieni calcolati su ogni singola immagine componente e poi sommati.
 (d) Differenza tra (b) e (c).

Figura 30: Edge in RGB

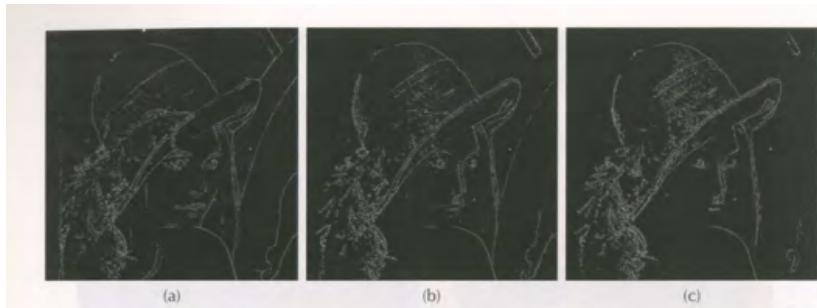


Figura 6.47 Immagini gradiente delle singole componenti dell'immagine a colori nella Figura 6.46. (a) Componente rossa, (b) componente verde e (c) componente blu. Queste tre immagini sono state sommate e riscalate per produrre l'immagine nella Figura 6.46c.

Figura 31: Edge in RGB

10.3 Rumore in RGB

Di solito, il contenuto di rumore di un'immagine a colori ha le stesse caratteristiche in ogni canale, ma è anche possibile che i singoli canali vengano interessati in maniera diversa. È più probabile che livelli di rumore diversi siano causati da differenze nell'illuminazione disponibile per ogni singolo canale. Il filtraggio di immagini full-color può essere attuato sulle singole immagini componenti o direttamente nello spazio vettoriale a colori, in base al processo

11 Segmentazione di Immagini

La segmentazione suddivide un'immagine nelle regioni o negli oggetti che la compongono. Il livello di dettaglio al quale viene effettuata la segmentazione dipende da ciò che si vuole ottenere. La segmentazione dovrebbe cioè arrestarsi quando gli oggetti o le regioni di interesse in una applicazione sono stati individuati. La maggior parte degli algoritmi di segmentazione presentati in questo capitolo si basa su una delle due proprietà di base dei valori di intensità: discontinuità e similarità.

- Nel primo caso si tende a partizionare un'immagine basandosi sui bruschi cambiamenti di intensità, come ad esempio gli edge.
- Nel secondo caso ci si basa sulle similarità tra regioni facendo riferimento a un insieme di criteri di similarità predefiniti.

Rientrano in quest'ultima tipologia le tecniche di soglia tura (thresholding), di crescita delle regioni (region growing) e i metodi separa-e-fondi (split and merge).

Gli algoritmi di segmentazione per le immagini a toni di grigio si basano di solito sulle proprietà di discontinuità e similarità dei valori di intensità. Nel primo caso, l'assunto è che i bordi delle regioni siano sufficientemente diversi l'uno dall'altro e dallo sfondo, in modo tale da permetterne l'individuazione basandosi sulla discontinuità delle intensità locali (segmentazione dipendente dagli edge). I metodi di segmentazione dipendenti dalla regione si basano, invece, sul partizionamento di un'immagine in regioni simili, tenendo conto di specifici criteri di similarità.

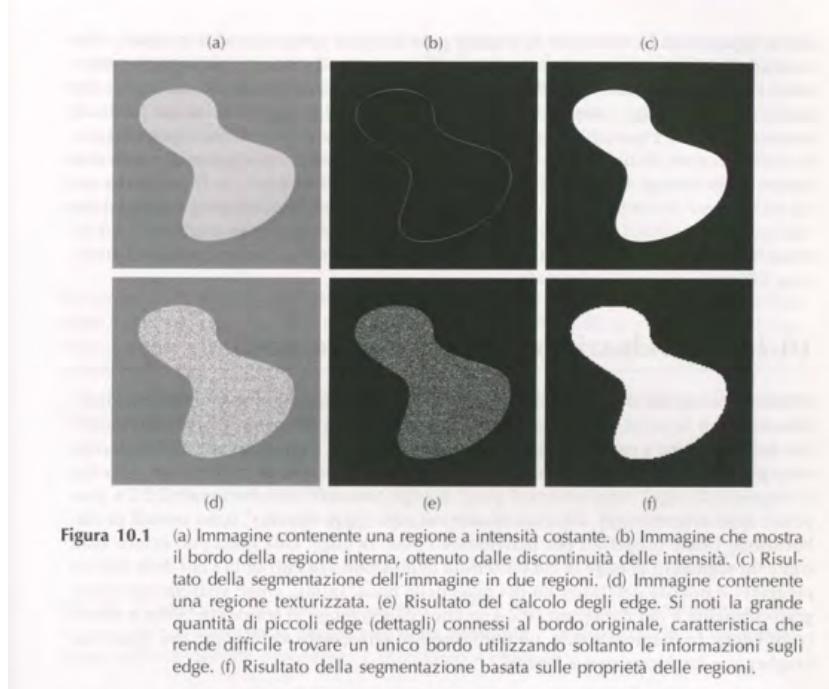


Figura 32: Segmentazione

Notiamo che (nella seconda riga) la regione più esterna è costante, così tutto quello che è necessario per risolvere questo problema di segmentazione è un predicato che differenzi le regioni costanti e quelle texturizzate. La deviazione standard dei valori dei pixel può essere usata a questo scopo, perché è diversa da zero nell'area interna (texture) zero altrove. La Figura 10.1f mostra il risultato della divisione dell'immagine originale in sottoregioni di dimensione 4 x 4. Ogni sottoregione è stata poi etichettata con bianco se la deviazione standard dei suoi pixel era positiva (cioè, se il predicato era VERO) e zero altrimenti. Il risultato ha un aspetto "a blocchi" lungo il confine della regione perché i pixel all'interno di ciascun blocco 4 x 4 sono stati etichettati con lo stesso valore.

11.1 Edge detection

Le derivate di primo ordine producono edge "spessi" e le derivate di secondo ordine edge più sottili. Una derivata seconda è molto più aggressiva della derivata prima nell'evidenziare i cambiamenti bruschi. Possiamo, quindi, aspettarci che le derivate seconde mettano in rilievo i dettagli più fini (incluso il rumore) molto meglio delle derivate prime. Il segno della derivata seconda può essere utilizzato per determinare il tipo di transizione di un edge.

Per calcolare le derivate prime e seconde in ogni pixel di una data immagine si utilizzano i filtri spaziali. Per la maschera filtro 3×3 nella Figura 10.3, la procedura è quella di calcolare la somma dei prodotti dei coefficienti della maschera con i valori di intensità nella regione inglobata dalla maschera.

11.1.1 Individuazione Punti isolati

L'individuazione di un punto si dovrebbe basare sulla derivata seconda, ciò implica l'uso del laplaciano. Diciamo che un punto è stato individuato nella posizione (x, y) su cui la maschera è centrata se il valore assoluto della risposta della maschera in quel punto supera uno specifico valore di soglia. Tali punti vengono denotati con 1 nell'immagine di output mentre tutti gli altri vengono posti a 0, producendo, quindi, un 'immagine binaria'. Si noti che, come è solito per una maschera derivativa, la somma dei coefficienti è zero, caratteristica che indica che la risposta della maschera sarà nulla nelle aree a intensità costante.

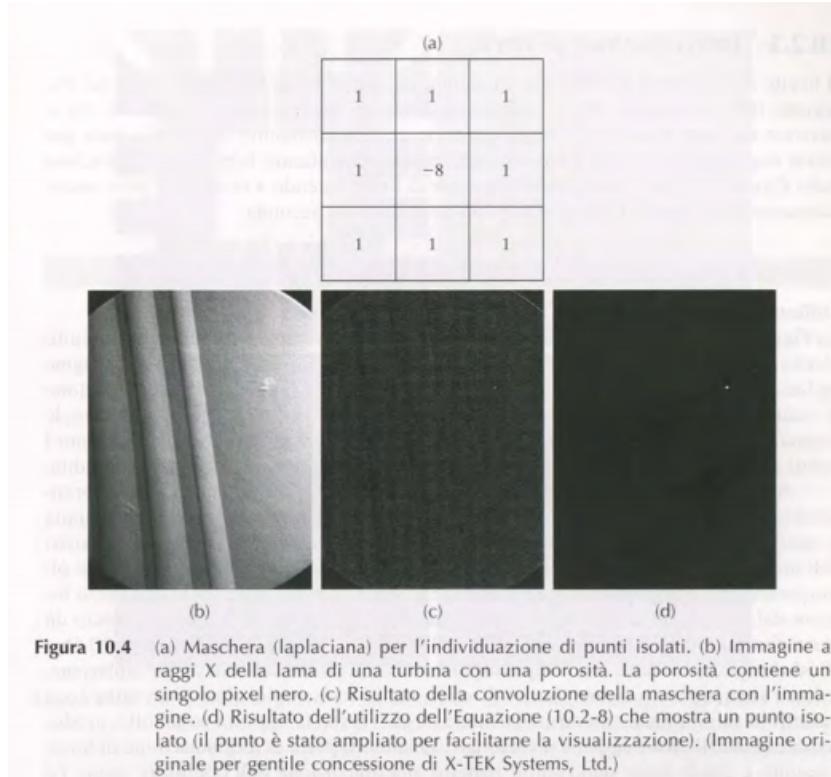


Figura 10.4 (a) Maschera (laplaciana) per l'individuazione di punti isolati. (b) Immagine a raggi X della lama di una turbina con una porosità. La porosità contiene un singolo pixel nero. (c) Risultato della convoluzione della maschera con l'immagine. (d) Risultato dell'utilizzo dell'Equazione (10.2-8) che mostra un punto isolato (il punto è stato ampliato per facilitarne la visualizzazione). (Immagine originale per gentile concessione di X-TEK Systems, Ltd.)

Figura 33: Individuazione punti isolati

11.1.2 Individuazione Linee

Sappiamo che per l'individuazione di linee potremmo aspettarci che le derivate seconde diano una risposta più forte e contestualmente producano linee più sottili rispetto alle derivate prime. Quindi, possiamo utilizzare la maschera laplaciana nella Figura 10.4a anche per l'individuazione di linee, tenendo a mente che deve essere adeguatamente gestita la doppia risposta della deriva seconda.

Dato che l'immagine laplaciana contiene valori negativi, per la visualizzazione è necessaria un'operazione di scaling (*Quando una maschera di cui la somma dei coefficienti è zero è convoluta con un'immagine, anche i pixel nell'immagine che ne risulta avranno somma zero, caratteristica che implica l'esistenza di pixel sia negativi che positivi nel risultato. Per permetterne la visualizzazione, è necessaria un'operazione di scaling in modo tale che tutti i valori siano non negativi*)

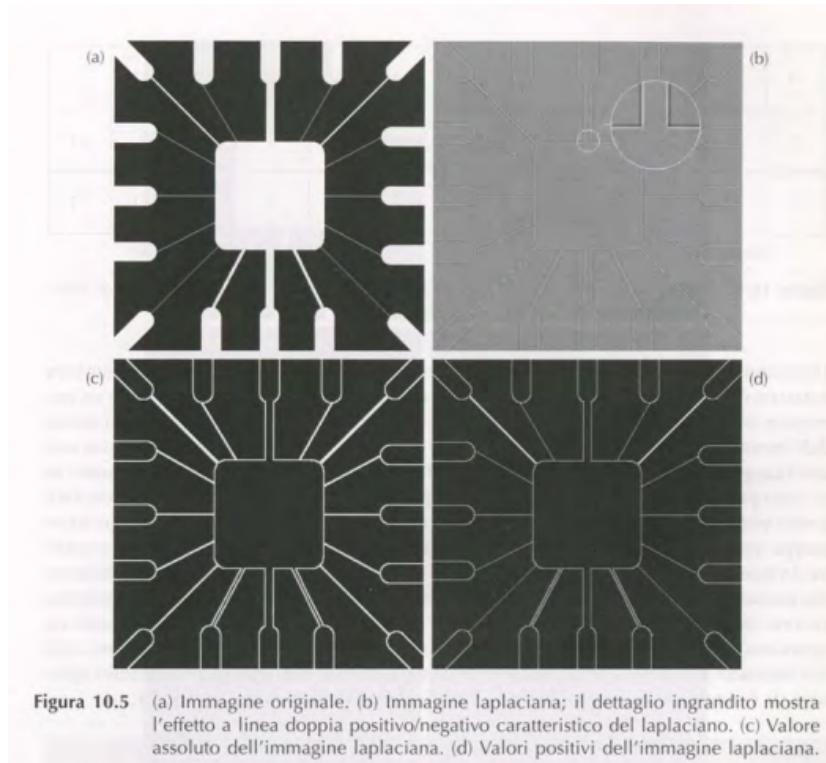


Figura 34: Individuazione Linee

L'individuatore laplaciano nella Figura 10.4a è isotropico, cioè la sua risposta è indipendente dalla direzione (rispetto alle quattro direzioni della maschera laplaciana 3×3 : verticale, orizzontale e le due diagonali). Spesso, si vogliono individuare linee in direzioni specifiche.

-1	-1	-1	2	-1	-1	-1	2	-1	-1	-1	2
2	2	2	-1	2	-1	-1	2	-1	-1	2	-1
-1	-1	-1	-1	-1	2	-1	2	-1	2	-1	-1

Orizzontale $+45^\circ$ Verticale -45°

Figura 10.6 Maschere per l'individuazione di linee. Gli angoli rispettano il sistema di riferimento cartesiano nella Figura 2.18b.

Figura 35: Individuazione Linee

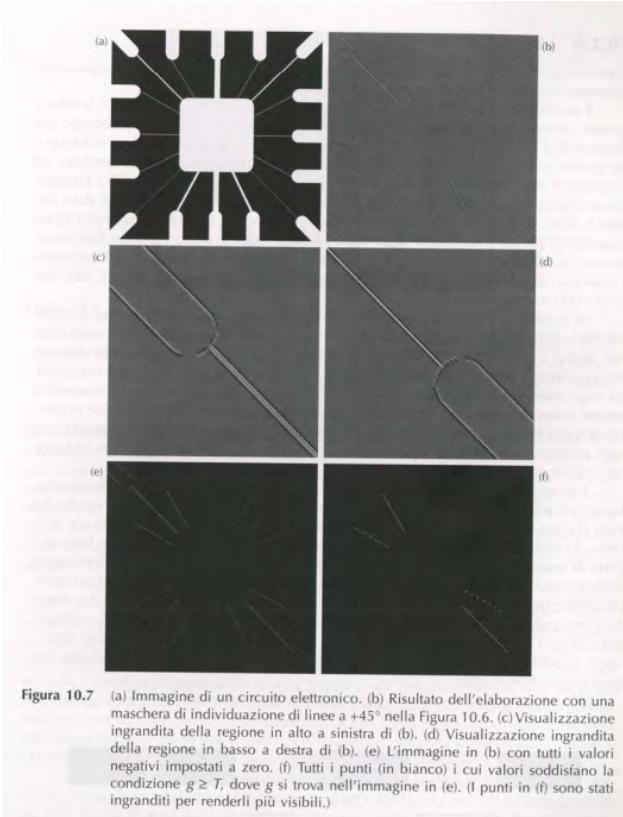


Figura 36: Individuazione Linee

Modelli di edge L'individuazione degli edge è il metodo utilizzato più frequentemente per segmentare immagini basate su bruschi (locali) cambiamenti di intensità. I modelli di edge vengono classificati secondo i loro **profili di intensità**

- Un **edge a gradino** implica una transizione tra due livelli di intensità che avviene idealmente alla distanza di 1 pixel
- **edge a rampa:** In pratica, le immagini digitali hanno edge che sono sfocati e rumorosi, con una sfocatura determinata principalmente dalla messa a fuoco del dispositivo di acquisizione (ad esempio, lenti nel caso di immagini ottiche) e con un livello di rumore che dipenda principalmente dalle componenti elettroniche del sistema di imaging. L'ampiezza della rampa è inversamente proporzionale alla sfocatura nell'edge. In questo caso, non si ha una linea sottile (1 pixel), anzi ogni punto contenuto nella rampa è un punto di edge e un segmento di edge sarà, poi, un insieme connesso di tali punti
- **roof edge**, che possiede le caratteristiche illustrate nella Figura 10.8c, ed è tipicamente associato al bordo di una qualche regione

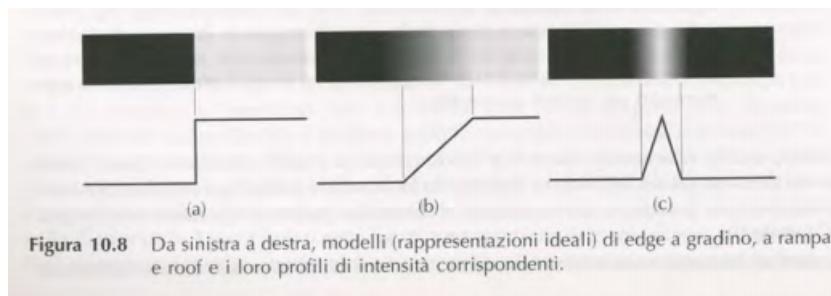


Figura 37: Tipi di edge

La magnitudo della derivata prima può essere utilizzata per individuare la presenza di un edge in un punto di un'immagine. In maniera simile, il segno della derivata seconda può essere utilizzato per determinare se un pixel di un edge giace sul lato scuro o chiaro di un edge.

Notiamo due ulteriori proprietà della derivata seconda riguardo all'edge:

- esso produce due valori per ogni edge in un'immagine (caratteristica negativa)

- lo zero crossing può essere utilizzato per localizzare i centri di un edge

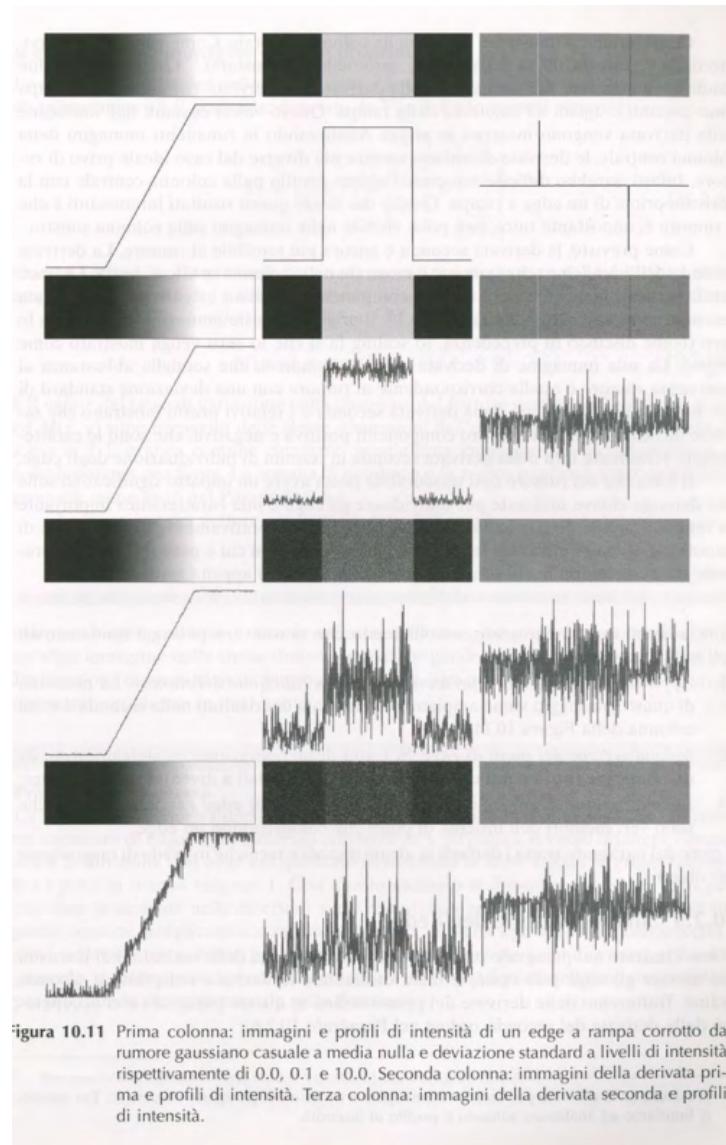


Figura 38: Edge rumorosi

Si deve applicare reiterativamente un operatore di smoothing prima di utilizzare le derivate in applicazioni in cui è probabile che sia presente del

rumore.

3 PUNTI FONDAMENTALI:

1. Applicare lo smoothing a un'immagine per la riduzione del rumore
2. Individuazione dei punti di edge. Si tratta di un'operazione locale che estrae da un'immagine tutti i punti che sono potenziali candidati a diventare punti di edge.
3. Localizzazione di edge. Si selezionano tra i punti di edge candidati i punti che sono veri membri dell'insieme di punti che comprendono un edge.

11.1.3 Individuazione degli edge

L'individuazione delle variazioni di intensità per trovare gli edge può essere attuata utilizzando le derivate del primo e secondo ordine.

Gradiente e proprietà Lo strumento adatto per definire l'intensità e la direzione dell'edge nella posizione (x, y) di un'immagine f è il gradiente, denotato da ∇f e definito come il vettore:

$$\nabla f(x, y) = \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f'_{parz}(x) \\ f'_{parz}(y) \end{bmatrix}$$

Questo vettore ha l'importante proprietà geometrica di puntare nella direzione della maggiore variazione di f nella posizione (x, y) . La magnitudo (lunghezza) del vettore $\nabla f(x, y)$, denotato con $M(x, y)$, dove $M(x, y) = \sqrt{g_x^2 + g_y^2}$ è il valore del tasso di variazione nella direzione del vettore gradiente. Un metodo spesso utilizzato (a causa dell'elevato costo computazionale nell'elevamento a potenza ed estrazione di radice) è quello di approssimare la magnitudo del gradiente tramite valori assoluti: $M(x, y) = |g_x| + |g_y|$. Questa equazione è computazionalmente più efficiente e preserva le variazioni relative tra i livelli di intensità. Il prezzo da pagare per questo vantaggio è che i filtri che ne risultano non saranno isotropici (invarianti per rotazione). *Si dimostra che un metodo per calcolare le derivate nelle direzioni x e y che utilizza un intorno 3×3 centrato su un punto consiste semplicemente nel sottrarre ai pixel nella riga superiore dell'intorno i pixel nella riga più in basso per ottenere la derivata parziale nella direzione x . Analogamente, si*

sottraggono i pixel nella colonna a sinistra dai pixel nella colonna a destra per ottenere la derivata parziale nella direzione y . L'edge nel punto è ortogonale al vettore gradiente in quel punto.

Ottenerne il gradiente di un'immagine richiede il calcolo delle derivate parziali per ogni pixel nell'immagine. Avendo a che fare con quantità digitali, si richiede, quindi, un'approssimazione digitale delle derivate parziali in un intorno del punto.



Figura 10.16 (a) Immagine originale di dimensioni 834×1114 pixel, con valori di intensità nell'intervallo $[0, 1]$. (b) $|g_x|$, componente del gradiente in direzione x ottenuta utilizzando la maschera di Sobel nella Figura 10.14f. (c) $|g_y|$, ottenuta utilizzando la maschera nella Figura 10.14g. (d) L'immagine gradiente $|g_x| + |g_y|$.

Figura 39: Gradiente

Combinazione del gradiente con il thresholding L'individuazione degli edge può essere fatta in maniera più selettiva tramite un processo di smoothing dell'immagine da attuarsi preliminarmente al calcolo del gradiente. Un altro approccio per il raggiungimento dello stesso obiettivo è applicare il thresholding all'immagine gradiente. Quando si vuole evidenziare sia gli edge principali che mantenere il più alto grado possibile di connettività, è pratica comune utilizzare sia lo smoothing che il thresholding.

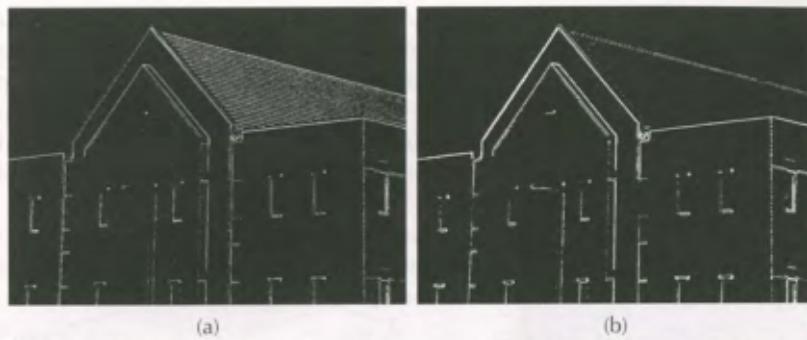


Figura 10.20 (a) Versione dell'immagine nella Figura 10.16d sogliata, con soglia pari al 33% del valore più alto nell'immagine; questo limite è sufficiente per eliminare la maggior parte degli edge dei mattoni nell'immagine gradiente. (b) Versione sogliata dell'immagine nella Figura 10.18d, ottenuta utilizzando una soglia uguale al 33% del valore più alto in quella immagine.

Figura 40: Thresholding dopo gradiente (e media)