

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI ROMA

“ROMA TRE”

FACOLTÀ DI SCIENZE MATEMATICHE, FISICHE E NATURALI

Sintesi della Tesi di laurea in Matematica

**SEGMENTAZIONE DI IMMAGINI
A COLORI PER LO STUDIO DEL
DEGRADO DI MATERIALI
LAPIDEI**

Relatore:

Prof. Marco Liverani

Relatore esterno:

Dott.ssa Rossella Cossu

Laureanda

Amelia Maria Di Maio

matricola 24357/55

Anno Accademico 2000-2001

Indice

Introduzione	1
1 Il degrado di materiali lapidei	2
1.1 Il Teatro Romano di Aosta	2
1.2 Analisi a vista	3
2 Analisi di immagini a colori	3
3 Segmentazione di immagini a colori	3
3.1 Metodo di Soglia	5
3.1.1 Individuazione della soglia ottimale	7
3.2 Metodo di <i>Color Edge Detection</i>	9
3.3 Utilizzo integrato dei due metodi	11
4 Conclusioni	12
Riferimenti bibliografici	17

Introduzione

Scopo della tesi, sviluppata presso l'Istituto per le Applicazioni del Calcolo "Mauro Picone" del C.N.R. di Roma, è stato quello di realizzare procedure integrate di segmentazione di immagini a colori per lo studio del degrado di materiali lapidei. Lo studio ha riguardato un monumento di interesse culturale per il Paese quale il Teatro Romano di Aosta, che si colloca nell'ambito della tutela e del recupero dei Beni Culturali. Il Teatro è stato sottoposto a diverse campagne di misura in cui sono state effettuate riprese fotografiche su conci¹ di puddinga.

Questo lavoro, mediante l'analisi di immagini a colori, vuole fornire informazioni sul degrado dei materiali lapidei fotografati e digitalizzati, di supporto ai tradizionali metodi di diagnostica degli esperti del settore, come l'analisi a vista. In particolare, la segmentazione di immagini a colori, ossia la partizione dell'immagine stessa in regioni di caratteristiche omogenee, ha un ruolo fondamentale nella estrazione, combinazione e conoscenza di caratteristiche del degrado.

L'obiettivo dunque, è quello di estrarre le cavità, zone di degrado delle immagini dei conci, mediante procedure integrate di segmentazione. L'elaborazione è stata effettuata per ogni canale di colore RGB in cui l'immagine è suddivisa; essa prevede l'applicazione di tecniche che, usando opportuni livelli di grigio, dividono l'immagine in zone più o meno degradate. Inizialmente è stato utilizzato un *Metodo di Soglia* ricorsivo che si colloca all'interno delle procedure di segmentazione basate sullo studio dell'istogramma. Per ogni campione fotografato, sono stati calcolati alcuni parametri dimension-

¹pietre squadrate di forma più o meno regolare, impiegate nella costruzione di esterni

ali (coordinate del contorno, area, perimetro) relativi alle zone degradate. L'integrazione di questo metodo con una procedura di *Color Edge Detection*, basata sullo studio del gradiente, ha aumentato il numero e il tipo di informazioni relative al degrado individuando diversi livelli di profondità all'interno delle cavità degradate.

1 Il degrado di materiali lapidei

Lo strumento di diagnostica dello stato del monumento usato dagli esperti del settore è l'analisi a vista. Questa tecnica presenta un alto grado di soggettività. L'applicazione di metodologie di segmentazione di immagini consente di aumentare il numero e il tipo di informazioni sul degrado, fornendo parametri dimensionali oggettivi delle zone degradate di ogni concio.

1.1 Il Teatro Romano di Aosta

Il Teatro Romano di Aosta è un monumento di età augustea (inizio I secolo d.C.), raro esempio nell'architettura romana di teatro coperto, rappresenta un caso tipico per materiali compositivi. I materiali utilizzati per le strutture portanti sono essenzialmente di due tipi: il travertino e la puddinga (conglomerato di origine fluviale). La situazione conservativa del monumento è piuttosto critica, motivo per cui il Ministero dei Beni Culturali e Ambientali promuove studi e ricerche riguardo lo stato di degrado.

1.2 Analisi a vista

L'analisi a vista è alla base del processo conoscitivo di un manufatto architettonico storico; consiste in una valutazione soggettiva del monumento al fine di classificarne la conservazione e il tipo di degrado riscontrato. L'analisi è prevalentemente qualitativa e fornisce informazioni riguardo il tipo di materiale costitutivo, la grana, lo stato di conservazione, il tipo di degrado e la sua localizzazione.

2 Analisi di immagini a colori

In generale l'analisi di immagini a colori fornisce maggiori informazioni rispetto alle immagini a livello di grigio in quanto esse contengono l'informazione della tinta e della saturazione oltre a quella della luminanza. Le immagini a colori possono essere rappresentate da vari insiemi di coordinate (RGB, HSI, XYZ, CIELUV e CIELAB). In questo caso abbiamo valutato di suddividere ogni immagine nei colori componenti R G B per la semplicità dell'operazione. Si ottengono quindi per ogni immagine a colori tre immagini a livelli di grigio e dunque anche un numero di informazione superiore rispetto ad un'immagine monocromatica.

3 Segmentazione di immagini a colori

La segmentazione è un processo che consente di suddividere un'immagine in regioni disgiunte di caratteristiche uniformi, distinguendo gli oggetti dallo sfondo; nella segmentazione di immagini a colori le caratteristiche sono calcolate dalle coordinate di colore di ogni pixel. Nel caso in esame gli oggetti

sono le zone di degrado dei concetti di puddinga e l'individuazione dei contorni di questi oggetti è lo scopo dello studio.

Uno schema di segmentazione a colori può essere volto ad individuare i contorni delle regioni, come nel metodo di *Edge Detection*, oppure a cercare di estrarre regioni di colore omogeneo, come nel *Metodo di Soglia*.

Poiché non esiste un metodo di segmentazione in assoluto migliore degli altri, ma ognuno di essi può essere più adatto a un certo tipo di immagini [3], si è sperimentato sia un *Metodo di Soglia* che un metodo di *Color Edge Detection* applicandoli, separatamente e “in cascata”, alle immagini delle cavità degradate dei concetti componenti il teatro. In questo caso i due metodi possono essere considerati complementari infatti il vantaggio di un metodo di soglia è che non richiede informazioni a priori sull'immagine ma lo svantaggio è costituito dalla mancanza di informazioni spaziali locali che invece l'*edge detection* fornisce dettagliatamente. D'altra parte l'estrazione delle regioni nell'*edge detection* è ottenuta grazie a un concatenamento degli *edge pixel* il quale necessita che questi siano ben connessi perché rappresentano il bordo della regione stessa.

Come si vedrà in seguito, i risultati di questo metodo relativi ai concetti di puddinga non sono soddisfacenti da questo punto di vista mentre il *Metodo di Soglia* riesce a estrarre regioni ben connesse e rende molto più agevole il calcolo dell'area e del perimetro delle cavità degradate. L'applicazione integrata dei due algoritmi riesce ad ovviare sia al problema della mancanza di informazioni spaziali locali nel *Metodo di Soglia* che a quello della scarsa connessione tra i pixel che delineano i bordi delle cavità nel metodo di *Edge Detection*.

3.1 Metodo di Soglia

I metodi di soglia, tramite parametri statistici e l'analisi dell'istogramma, individuano una soglia ottimale per binarizzare l'immagine in modo che gli oggetti risaltino in nero su uno sfondo bianco. La procedura di estrazione delle cavità degradate in immagini a colori, qui proposta, si basa su una tecnica di calcolo della soglia ottimale per la binarizzazione e si sviluppa attraverso successive manipolazioni delle immagini iniziali:

- **Suddivisione delle immagini nei canali di colore RGB**
- **Binarizzazione**

Questo metodo è il più semplice e il più usato per la segmentazione di un'immagine in cui si devono individuare oggetti, forme o strutture. Sia $f(x, y)$ l'immagine iniziale e sia $g(x, y)$ l'immagine ottenuta dopo la binarizzazione, allora l'equazione dell'operatore soglia è data dalla seguente formula:

$$g(x, y) = \begin{cases} 0 & f(x, y) < T \\ 1 & f(x, y) \geq T \end{cases}$$

dove T è il valore di soglia calcolato secondo l'algoritmo descritto nel paragrafo 3.1.1.

- **Labelizzazione e pulizia**

Dopo la binarizzazione è stata costruita un'immagine non definitiva; la presenza di pixel isolati o di piccole aree non rilevanti nello studio del degrado, ha reso necessario un ulteriore intervento sulle immagini binarie. Si è stabilito in ciascuna immagine un numero minimo di pixel

di cui un'area debba essere costituita per essere considerata zona degradata. Sono state quindi eliminate tutte le aree aventi ampiezza inferiore allo 0,5 % del degrado complessivo trovato dopo la binarizzazione in ogni immagine. Per poter effettuare questa pulizia, l'immagine è stata precedentemente labelata: ad ogni componente connessa dell'immagine binaria è stato assegnato un intero positivo e i pixel formanti la stessa area hanno assunto il valore assegnato alla regione di appartenenza. Nell'immagine labelata si possono calcolare le dimensioni di ogni area, contando il numero di pixel aventi la stessa *label* che individua l'area di appartenenza. Segue quindi l'eliminazione dei pixel isolati e delle zone aventi ampiezza inferiore ad un valore prestabilito, utilizzando una procedura di pulizia. Al termine dell'esecuzione della procedura, il valore di ogni punto in una componente cancellata è posto uguale a 0, mentre le aree non eliminate sono poste uguali ad 1.

- **Estrazione dei contorni**

In questo passaggio avviene la scansione dell'immagine labelata e pulita per individuare i pixel rappresentanti il bordo della cavità e calcolare il perimetro delle zone di degrado.

- **Immagine sintetica risultante**

Per ogni immagine a colori, è stata costruita una nuova immagine sintetica ottenuta sovrapponendo, tramite AND e OR logico, le cavità degradate trovate nei singoli canali. Le zone comuni a tutti i canali sono state rappresentate in **nero** anche se corrispondono alla tripletta $(R, G, B) = (255, 255, 255)$ ossia al **bianco**. La sovrapposizione dei

colori primari dà infatti origine al bianco e non al nero che corrisponde invece alla tripletta $(R, G, B) = (0, 0, 0)$ ma tale scelta rende più comprensibili e immediatamente interpretabili le immagini di output. Sono state visualizzate anche le zone in cui si sovrappongono solo 2 canali: il canale del rosso più il canale del verde dà il colore **giallo** ossia $(R, G, B) = (255, 255, 0)$; il canale del rosso più il canale del blu dà il **magenta** corrispondente a $(R, G, B) = (255, 0, 255)$; il canale del verde più il canale del blu dà il **ciano** cioè $(R, G, B) = (0, 255, 255)$. Non sono state visualizzate le zone in cui compariva il degrado relativo a un solo canale. Nell'immagine finale quindi le zone nere rappresentano l'area più profonda della cavità mentre i tre colori sopra elencati individuano zone di degrado meno depresse.

3.1.1 Individuazione della soglia ottimale

Lo scopo è individuare solo un oggetto o una regione scura di un'immagine, con un metodo che ad ogni iterazione segmenti l'oggetto più scuro, lasciando la regione più luminosa nell'immagine digitale iniziale [4][5].

In questo modo non è necessario conoscere a priori il numero di oggetti dell'immagine per scegliere adeguatamente la soglia.

Qui di seguito si descrive l'algoritmo ricorsivo utilizzato [4] [6], che sarà applicato ad ogni canale di colore.

La soglia suddivide l'immagine in due classi C_0 e C_1 (oggetto e sfondo) al livello di grigio t , ossia $C_0 = \{0, 1, \dots, t\}$ e $C_1 = \{t + 1, t + 2, \dots, l - 1\}$, dove $l = 256$ è il numero dei livelli di grigio. Siano σ_W^2 , σ_B^2 e σ_T^2 rispettivamente la varianza residua (*within-class variance*), la varianza tra classi (*between-class*

variance) e la varianza totale (*total variance*). Una soglia ottimale può essere determinata minimizzando una delle seguenti funzioni di t :

$$\lambda = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_W^2} \quad \eta = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_T^2} \quad \kappa = \frac{\sigma_T^2}{\sigma_W^2}$$

Di queste tre funzioni η è la più semplice. Per cui la soglia ottimale è definita da:

$$\bar{t} = \arg \min_{t \in G} \eta \quad \text{con } G = \{0, 1, \dots, l-1\} \quad (1)$$

dove

$$\sigma_T^2 = \sum_{i=0}^{l-1} (i - \mu_T)^2 P_i \quad \mu_T = \sum_{i=0}^{l-1} iP_i \quad (2)$$

$$\sigma_B^2 = \omega_0 \omega_1 (\mu_1 \mu_0)^2 \quad (3)$$

$$\omega_0 = \sum_{i=0}^t P_i \quad \omega_1 = 1 - \omega_0 \quad (4)$$

$$\mu_1 = \frac{\mu_T - \mu_t}{1 - \mu_0} \quad \mu_0 = \frac{\mu_t}{\omega_0} \quad (5)$$

$$\mu_t = \sum_{i=0}^t iP_i \quad P_i = \frac{n_i}{n} \quad (6)$$

dove n_i è il numero di pixel con livello di grigio i e n è il numero totale di pixel dell'immagine definito come $n = \sum_{i=0}^{l-1} n_i$. Inoltre P_i è la probabilità di occorrenza del livello di grigio i .

Trovata la soglia ottimale \bar{t} nell'immagine iniziale, le classi di probabilità ω_0 e ω_1 indicano le porzioni di area occupata mentre μ_0 e μ_1 stimano i livelli medi di grigio relativamente alle classi C_0 e C_1 .

Inoltre si definisce fattore di separabilità [4]

$$\bar{\eta} = \max_{t \in G} \eta$$

che stima la separabilità delle classi C_0 e C_1 dell'immagine cioè la bimodalità dell'istogramma. Il fattore di separabilità $\bar{\eta}$ è una misura invariante per trasformazioni affini della scala di livelli di grigio, è univocamente determinata nell'intervallo

$$0 \leq \bar{\eta} \leq 1$$

ed è uguale a 0 quando l'immagine ha un solo livello di grigio costante mentre è uguale a 1 quando ha due distinti livelli di grigio, cioè quando l'immagine è facilmente separabile.

Applicando la soglia \bar{t} all'istogramma si separa la regione più chiara dalla porzione di immagine rimanente e su quest'ultima si ricalcolano ricorsivamente \bar{t} e $\bar{\eta}$, finché il parametro di separabilità non risulti maggiore di 0,95. In tal modo, ad ogni iterazione, si suddivide la parte di immagine considerata in due classi: oggetto e sfondo. La ricorsione è ripetuta finché nessun oggetto può più essere segmentato. L'unione degli oggetti rilevati ad ogni iterazione e la porzione di sfondo rimanente sarà il risultato finale cioè

$$f_{ris} = C_0 \cup C_1 \cup \dots \cup f_p$$

dove f_p è l'oggetto che rimane dopo aver segmentato tutti gli altri.

3.2 Metodo di *Color Edge Detection*

Il metodo di *Color Edge Detection* calcola il gradiente separatamente per ogni canale di colore quindi, supponendo di aver già suddiviso l'immagine

nei canali RGB, si applica loro separatamente il seguente algoritmo di edge detection per immagini a livelli di grigio [7]:

- **Smoothing:** convoluzione dell'immagine g col filtro gaussiano $G(x,y)$ per limitare il rumore
- **Calcolo del gradiente ∇G** utilizzando l'approssimazione alle differenze finite delle derivate prime
- **Ampiezza del gradiente**
- **Direzione del gradiente**
- **Non-maximal suppression**
- **Thresholding:** procedura di soglia con isteresi

Più in dettaglio sia $G(x, y)$ l'operatore di smoothing Gaussiano bidimensionale:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (7)$$

con σ scelto dall'utente nell'intervallo $(0, 1)$ e sia $G_{\mathbf{n}}$ la derivata prima di G nella direzione \mathbf{n}

$$G_{\mathbf{n}} = \frac{\partial G}{\partial \mathbf{n}} = \mathbf{n} \cdot \nabla G \quad (8)$$

$G_{\mathbf{n}}$ è l'operatore di convoluzione e la direzione \mathbf{n} deve essere quella perpendicolare all'edge pixel. Questa direzione non è nota a priori ma se ne può dare una buona stima basata sulla direzione dello *smoothing gradient* G . Ossia se g è la funzione intensità dell'immagine, la direzione normale al suo contorno è approssimata da:

$$\mathbf{n} = \frac{\nabla(G * g)}{|\nabla(G * g)|} \quad (9)$$

Gli edge pixel sono i punti di massimo locale nella direzione \mathbf{n} dell'operatore $G_{\mathbf{n}}$ convoluto con l'immagine g . Devono quindi soddisfare la condizione:

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{n}} G_{\mathbf{n}} * g = 0 \quad (10)$$

che equivale a richiedere che:

$$\frac{\partial^2}{\partial \mathbf{n}^2} G * g = 0 \quad (11)$$

condizione che viene chiamata non-maximal suppression.

L'ampiezza del gradiente

$$|G_{\mathbf{n}} * g| = |\nabla(G * g)| \quad (12)$$

ci dà una misura dell'importanza dell'edge. L'inserimento di una doppia soglia con isteresi elimina gli edge poco significativi e dà luogo al risultato finale ossia l'immagine binaria dei contorni.

Applicato questo algoritmo ai canali di colore dell'immagine iniziale si sintetizzano i risultati in un'unica immagine binaria ottenuta per sovrapposizione tramite AND logico.

3.3 Utilizzo integrato dei due metodi

Grazie al *Metodo di Soglia*, illustrato in Figura 1, si è potuto calcolare, per ogni campione fotografato, l'area e il contorno delle cavità degradate estratte nelle nuova immagine e nei canali di colore: questi dati rappresentano ulteriori parametri dimensionali per lo studio del degrado. In particolare, il numero totale di pixel degradati trovati nelle immagini, ha fornito informazioni sullo stato conservativo globale del concio.

Nell'immagine finale quindi le zone nere rappresentano l'area più profonda della cavità mentre i tre colori sopra elencati individuano zone di degrado meno depresse. Per indagare sulle diverse profondità presenti anche nelle regioni i cui livelli di grigio sono al di sotto della soglia calcolata in tutti i canali si è sovrapposto il risultato della procedura di *edge detection* applicata ai canali RGB all'interno della zona individuata dal colore **nero**.

In Figura 3 è mostrata l'integrazione dei due metodi: nell'immagine iniziale il solo risultato del *Metodo di Soglia* verrebbe interpretato come il contorno di un'unica cavità. Tramite la sovrapposizione del risultato ottenuto dalla procedura di *Color Edge Detection* si nota bene che in realtà le cavità sono due perché nella zona centrale sono presenti forti variazioni nella luminosità di ognuno dei canali RGB.

4 Conclusioni

In ognuna delle immagini cui si sono applicati entrambi gli algoritmi, secondo lo schema di Figura 2, si sono potute trarre maggiori informazioni rispetto a quelle che scaturiscono dai risultati delle stesse procedure applicate singolarmente. In particolare si sono ottenute molte più informazioni relative alle diverse profondità delle aree degradate evidenziando zone che pur appartenenti alla cavità sono comunque più in rilievo e dunque meno degradate. I risultati ottenuti, applicando la procedura descritta, sono stati decisamente positivi, anche se le condizioni di ripresa non uniformi nel momento della fotografia, un'illuminazione non controllata e le caratteristiche del materiale hanno influito sui risultati della segmentazione.

Le procedure sviluppate nel corso di questa tesi sono state implementate in linguaggio C. La macchina utilizzata, per la compilazione ed esecuzione dei programmi in ambiente Unix, è una Workstation Silicon Graphics, con le seguenti caratteristiche:

1 CPU MIPS R10000 175 Mhz	1 FPU MIPS R10010
Memoria RAM 128 Mb	Scheda Grafica SI
1 hard disk sistema SCSI da 4Gb	Monitor a colori 20 pollici
Sistema operativo IRIX versione 6.4	Compilatori Fortran 77, C, ANSI C

Figura 1: Metodo di Soglia

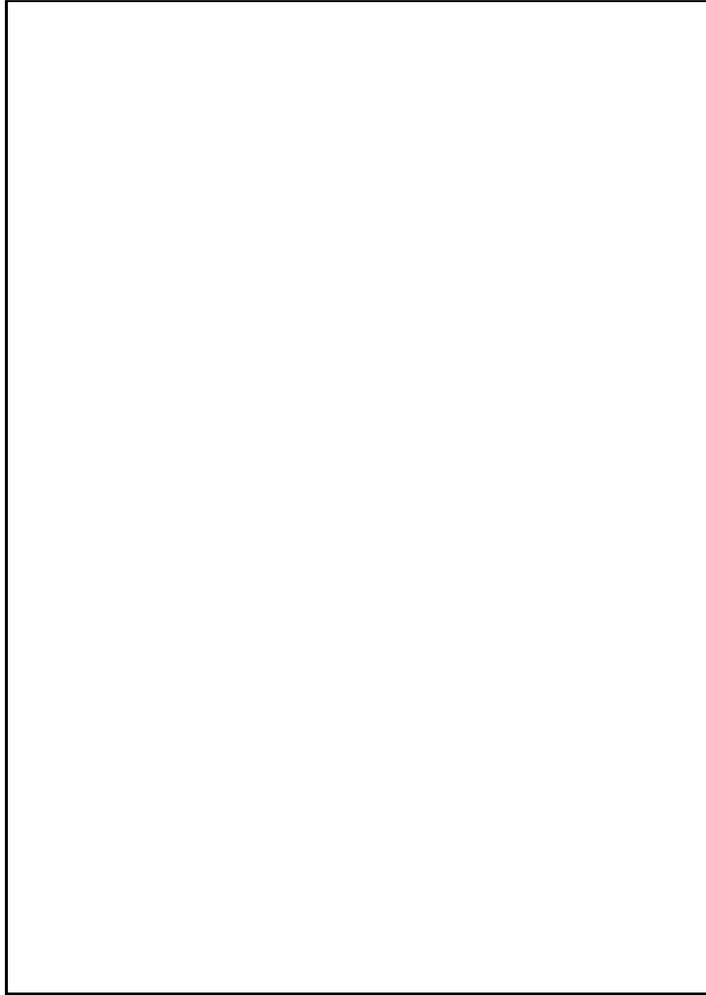


Figura 2: Integrazione delle procedure del *Metodo di Soglia* e del *Color Edge Detection*

Figura 3: Integrazione dei due metodi

Riferimenti bibliografici

- [1] N.R. Pal and S. Pal. A review on image segmentation techniques. *Pattern Recognition*, vol.26(n.9):pp.1277–1294, 1993.
- [2] R. Cossu. Coloured visualization for numerical modelling. *Proc. WSCG2001*, vol.1:pp.9–16, 2001.
- [3] P. Lambert and L. Macaire. Filtering and segmentation: The specificity of color image. In *International Conference on Color in Graphics and Image Processing*. CGIP, 2000.
- [4] M. Cheriet, J.N. Said, and C.Y. Suen. A recursive thresholding technique for image segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis machine Intelligence*, vol.7(n.6):pp.918–921, 1998.
- [5] N. Otsu. A automatic threshold selection method based on discriminant and least squares criteria. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.J63-D:pp.349–356, 1980.
- [6] N. Otsu. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.*, SMC-8:pp.62–66, 1978.
- [7] J. Canny. A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis machine Intelligence*, vol.8(n.6):pp.679–698, 1986.