POLITECNICO DI TORINO

Facoltà di Ingegneria

Corso di Laurea in Ingegneria Informatica

Tesi di Laurea Magistrale



Studio dei descrittori geometrici per il riconoscimento facciale in 3D

Relatori:

Prof. Enrico VEZZETTI Prof. Montrucchio BARTOLOMEO Dott. essa Federica MARCOLIN

Candidato: Bruno Profera

Pag. |2

Indice

Abstract

1 Introduzione

- 1.1 Riconoscimento dei volti 3D tramite descrittori geometrici
- 1.2 Selezione delle features
- 1.3 Database Bosphorus 3D

2 Cenni di geometria differenziale

- 2.1 Superfici
- 2.2 Forme fondamentali
- 2.3 Curvature
- 2.4 Shape Index e Curvedness

3 Creazione delle features

- 3.1 Nuovi descrittori
 - 3.1.1 AtanF 3.1.2 AtanG 3.1.3 Eden2 3.1.4 Gden2 3.1.5 LogC 3.1.6 Sfond1
- 3.2 Personal Shape Index
- 3.3 Istogrammi

4 Risultati

- 4.1 Between and within class variance
- 4.2 Dataset finale descrittori

Conclusioni

Bibliografia

Abstract

Il volto è una delle parti più importanti dell'anatomia umana; è un'enorme fonte di informazioni e svolge un ruolo essenziale nell'interazione sociale. Il suo studio è stato condotto in questi decenni per molte applicazioni: chirurgia maxillo-facciale, investigazione del crimine, autenticazione, persino film e videogiochi. Il riconoscimento facciale è sicuramente il più grande ramo di queste aree diversificate, abbracciando sottocampi come l'identificazione dei cittadini, il riconoscimento dei sospettati, gli usi aziendali nel controllo degli accessi e il banking online. Le soluzioni 3D sono conosciute per adattarsi allo scenario del volto umano. Anche se non sono attualmente pienamente integrati nelle routine professionali di sicurezza e contesti medici, la scienza nel suo insieme sta andando verso il 3D, che è il futuro. Nella mia tesi, ci siamo concentrati sull'analisi della rilevanza e dei limiti dei descrittori geometrici applicati al riconoscimento facciale 3D.

In questo lavoro di tesi vengono estratti i principali elementi della geometria differenziale, inclusi i coefficienti delle forme fondamentali e delle curvature, gli Shape index e le Curvedness introdotti da Koenderink e Van Doorn, le distanze geodetiche ed euclidee. Questi punti descrivono precisamente la forma del viso, e rappresentano una parte fondamentale per il riconoscimento dei volti e delle relative espressioni. Quindi ciascun landmark viene opportunamente studiato, analizzato, localizzato sul volto ed estratto. Andando più nel dettaglio, viene valutata la capacità di ciascuna classe dei descrittori di discriminare i soggetti del database Bosphorus. Questo database è pubblico, ed è composto da 105 persone in diverse pose, espressioni e parti del volto occluse, ma verranno utilizzate le loro pose neutre con le relative espressioni facciali. Nel totale si hanno 741 volti, ciascuno di essi è descritto da 171 features.

Il lavoro è strutturato nel seguente modo. Capitolo 1 presenta i descrittori geometrici utlizzati da diversi ricercatori nel campo del riconoscimento dei volti in 3D, ed una generica panoramica sul database Bosphorus utilizzato. Nel secondo capitolo, viene descritto lo scenario della geometria differenziale, su cui si basa lo studio; i descrittori geometrici usati nei capitoli successivi sono introdotti e definiti qui. Quelli presi in considerazione sono: i sei coefficienti delle forme fondamentali E, F, G, e, f, g, mean e curve gaussiane H e K, curvature principali k1 e k2, e sebbene non siano propriamente appartenenti alla geometria differenziale, gli indici di forma e curvatura S e C introdotti da Koenderink e van Doorn.

Capitolo 3 descrive i nuovi descrittori opportunamente studiati, con i relativi istogrammi, ed il personal Shape Index.

Nel capitolo 4 sono state analizzate le features, utilizzando la tecnica della between and within class variance, con i relative risultati e dataset finale dei descrittori. Infine sono presenti le conclusioni. Tutti gli algoritmi sono stati sviluppati tramite Matlab.

Capitolo 1

Introduzione

1.1 Riconoscimento dei volti 3D tramite descrittori geometrici

Nella letteratura, il riconoscimento facciale in 3D è nato per superare i limiti del riconoscimento facciale in 2D [17], proponendo diversi metodi [18,19,20]. In passato il riconoscimento facciale in 2D è riuscito a risolvere molti dei problemi di autenticazione, ottenendo dei buoni risultati, ma riscontrando dei problemi nelle espressioni facciali, posa del volto, variazione dell'illuminazione ed occlusioni facciali [21,22].

Le *espressioni facciali* sono dei cambiamenti del volto, che variano in relazione all'emozione di una persona ed in base alle intenzioni che vuole comunicare [12]. Le espressioni facciali vanno a modificare la posizione geometrica di alcuni punti del volto e la struttura topologica della faccia (see Fig. 1.1). Nel volto si hanno delle regioni non rigide, dal punto di vista delle espressioni, come gli occhi, le sopracciglia, labbra e guance, mentre la fronte, le orecchie ed il mento risultano essere semi o totalmente rigide. Le espressioni facciali sono sei: arrabbiato, disgustato, impaurito, felice, triste e sorpreso, più una settima neutra.

La *posizione della testa* è la rotazione della testa che una persona può assumere a seconda del piano di proiezione. In base alla rotazione della testa, alcune caratteristiche facciali importanti (i.e. gli angoli degli occhi e della bocca), potrebbero essere invisibili nelle immagini come mostrato in Fig.1.2.



Figura 1.1: Variazione delle espressioni facciali.



Figura 1.2: Esempi completi delle variazioni della posizione della testa

La *variazione dell'illuminazione* è una componente importante nel riconoscimento facciale. In base ad una forte o bassa variazione dell'illuminazione, può risultare difficile distinguere i volti, soprattutto se legato alla rotazione del volto (Fig. 1.3).

Le *occlusioni facciali* sono causate dai capelli, baffi, barba, mano, occhiali, etc (see Fig. 1.4). Queste occlusioni rendono invisibili alcune regioni del volto, ottenendo dei risultati meno performanti per il riconoscimento facciale.



Figura 1.3: Variazione dell'illuminazione combinata ai cambiamenti della posizione del volto dello stesso soggetto [9].



Figura 1.4: Esempi di occlusioni facciali.

L'*invecchiamento* cambia la forma del viso (i.e. rughe per età) [10,11] (come mostrato in Figura 1.5) e risulta essere un problema complesso nel riconoscimento facciale relativo al passaporto o ad applicazioni per trovare bambini scomparsi.



Figura 1.5: Esempi di invecchiamento facciale donna e uomo.

La variazione delle espressioni facciali, posizione della testa, la variazione dell'illuminazione, le occlusioni facciali e l'invecchiamento, possono cambiare le relative informazioni di ciascun individuo. Per introdurre delle maggiori informazioni e risolvere i problemi legati alle immagini 2D, è stata introdotta una terza dimensione. Un aspetto molto importante del riconoscimento facciale in 3D è dato dall'estrazione delle features in base alle informazioni sulla forma del volto. I descrittori geometrici (i.e. curvatura Gaussiana, curvatura media, shape index, etc.) sono utilizzate per estrarre una grande quantità di informazioni in relazione alla forma del viso. Il seguente documento afferma che: "Le features di profondità e delle curvature hanno molti più vantaggi rispetto alle features tradizionali basate sull'intensità. Più nello specifico, i descrittori delle curvature: (1) hanno il potenziale per una maggiore accuratezza nella descrizone delle superfici, (2) sono più adatti per descrivere le proprietà del viso in aree a basso contrasto come guance, fronte e mento, che vengono ignorati nel riconoscimento facciale 2D e (3) sono invariabili" [13]. Queste features garantiscono quindi le variazioni di posa ed una grande precisione del sistema di riconoscimento.

L'analisi della forma del volto è un metodo importante nella ricerca del riconoscimento facciale in 3D, nella quale, vengono scelti uno o più descrittori geometrici rappresentativi e generando così delle features discriminative basate su questi descrittori. L'obiettivo è quello di identificare quali features potrebbero essere estratte dai volti in 3D. In questa Tesi, sono stati utilizzati dei descrittori generati dalla composizione dei descrittori geometrici primari come la media, Gaussiana, curvature principali, shape index, curvedness e altre forme fondamentali di coefficienti, ed applicando ad essi funzioni standard quali seno, coseno e logaritmi. I nuovi descrittori sono stati mappati su 217 mappe di profondità del viso ed analizzati opportunamente in base alla forma del volto per localizzare i relativi landmark. Alcuni dei nuovi descrittori, risultando essere migliori rispetto a quelli primari, ovvero i loro comportamenti locali in corrispondenza della posizione di determinati

landmark è completamente specifico e riscontra un alta somiglianza su ogni faccia del Bosphorus 3D [15].

1.2 Selezione delle features

Gli attuali sistemi di riconoscimento facciale sono in grado di funzionare molto bene in ambienti controllati (e.g. riconoscimento facciale frontale), in cui le immagini del volto vengono acquisite in posizione frontale con rigidi vincoli definiti negli standard realtivi al riconoscimento facciale. Tuttavia, in situazioni non vincolate in cui il volto può essere catturato in ambienti esterni, sotto illuminazione arbitraria e ampie variazioni di posa, questi sistemi risultano essere meno efficaci. Di conseguenza è molto importante porre una giusta attenzione alla selezione delle features. La selezione delle features è una delle fasi principali del sistema di riconoscimento facciale [23]. L'obiettivo è quindi, quello di andare a selezionare quelle che possono essere le migliori features da un'insieme dato di features. Il rilevamento e la localizzazione del volto e delle sue features è lo strumento essenziale per avere delle applicazione di riconoscimento performanti. Tra le diverse applicazioni si hanno il tracciamento delle features facciali, l'animazione e modellazione del volto, l'analisi delle espressioni ed il riconoscimento facciale, richiedono un'estrazione affidabile di features. Le features facciali del viso, in lettaratura sono indicati come "punti salienti", "punti di ancoraggio", o "landmark facciali". Il rilevamento dei landmark è un'obiettivo molto importante ed impegnativo, in quanto dipende dai cambiamenti interpersonali, come il genere (uomo o donna) e la razza, ma anche dalle condizioni di acquisizione (illuminazione, scala, accessori facciali).

Quindi la localizzazione delle features deve essere: a) accurata, b) precisa entro alcuni millimetri, c) computazionalmente operabile, dato che la maggior parte dei sistemi devono operare in tempo reale, d) resistente alle variazioni di posa, illuminazione, espressione e scala, ma anche alle occlusioni del volto, tramite parti del corpo stesso o accessori esterni, e) adatto ad un tracciamento dinamico. Diversi studi in letteratura indicano che nei sistemi di landmark facciali automatici, sono coinvolte quasi sempre euristiche, che possono essere particolari per un insieme di dati [24,25,26,27,28,29,30].

I landmark facciali sono stati posizionati manualmente su ogni volto del Bosphorus 3D. Questi punti sono stati utilizzati dal nostro algoritmo per calcolare l'errore medio che interessa il posizionamento dei landmark. Queste features sono presenti in Figura 1.6.



Figura 1.6: Landmark facciali

Una delle parti del corpo che raccoglie un gran numero di informazioni è la faccia. Questa è una grande motivazione per cui la ricerca studia il volto delle persone e sviluppa degli opportuni algoritmi per il riconoscimento facciale. L'estrazione di determinate features da un volto di una persona, ci permette di distinguerla da altre persone I landmark del volto sono molto importanti, e la loro posizione sul viso ci da la possibilità di costruire una mappa con determinate caratteristiche appartenenti a quel volto (Fig. 1.7).



Figura 1.7: Posizionamento dei landmark sul volto.

Il landmark è un punto del volto comune a più persone, che ha un particolare significato geometrico. Introdotti da Leslie G.Farkas ed utilizzati ampiamente in diversi ambiti dalla chirurgia plastica ai video games. Nel volto umano si possono collezionare fino a 59 landmark di cui quelli più importanti sono circa 20. In questo studio sono stati utilizzati i landmark presenti nella Figura 1.6. I landmark che prendono in considerazioni la parte inferiore della faccia, vicini alla bocca, non sono stati presi in cosiderazione, dato che sono i punti che vengono maggiormente

influenzati dall'espressione e dalla posizione del volto. La parte del viso dove si concentra il posizionamento dei landmark è quella centrale.

I landmark utilizzati sono i seguenti:

- 1. OE Outer eyebrow: è situate tra la fine del sopracciglio e la tempia.
- 2. IE Inner eyebrow: tra l'inizio del naso e del sopracciglio.
- 3. EX Exocanthion: situato alla parte finale esterna dell'occhio.
- 4. EN Endocanthion: situato alla parte interna dell'occhio.
- N Nasion: punto medio situato tra i due occhi, nella parte superiore del naso.
- 6. AL Alare: parte più esterna della parte bassa del naso
- 7. PRN Pronasale: la punta sporgente del naso.
- SN Subnasale: punto medio presente tra la fine del naso ed il labbro superiore.

Questi landmark generano un insieme di punti, che descrivono in maniera affidabile e precisa le forme del volto, generando una mappa univoca per ogni volto. I landmark così ottenuti possono essere utilizzati per confrontare espressioni differenti di una stessa persona o tra persone diverse. Lavorando nel campo della Geometria Differenziale, con i Coefficienti delle Forme Fondalmentali E,F,G,e,f,g, le curvature AtanF, AtanG, Eden2, Gden2, LogC, Sfond1 ed il Personal Shape Index, l'estrazione e la localizzazione dei landmark avviene identificando una regione di proprio interesse, estraendo quei landmark che vanno a massimizzare o minimizzare un determinato descrittore. Questo in quanto i coefficienti hanno dei comportamenti minimi o massimi in corrispondenza di questi punti di interesse. Infine, per poter identificare l'identità delle persone viene eseguita l'estrazione delle feature. Queste feature vengono calcolate come istogrammi, distanze euclidee e distanze geodetiche tra i landmarks. Queste ultime distanze risultano essere molto più accurate delle distanze euclidee. Infatti, nel riconoscimento facciale 3D, la distanza geodetica tra due punti su una superficie (Fig.1.8), viene calcolata come la lunghezza del percorso più breve che collega i due punti. Di conseguenza, vengono valutate le effettive distanze tra i punti presi in considerazione. Invece, le distanze euclidee non catturano questa informazione perché non seguono la forma del volto.



Figura 1.9: a. Distanze geodetiche. b. Come queste distanze vengono calcolate.

1.3 Database Bosphorus 3D

Il Bosphorus 3D, è un database contenente una grande quantità di differenti espressioni appartenenti a più persone. Questo database che include un ricco set di espressioni, differenti pose, e diversi tipi di occlusioni, è una risorsa fondamentale per sviluppare e testare algoritmi nel campo del Riconoscimento Facciale.

Il database utilizzato è composto da 4666 immagini di 105 persone: 61 maschi e 44 femmine. I volti dei soggetti sono presenti in diverse pose, differenti occlusioni ed espressioni. Le donne e gli uomini presenti nel Bosphorus 3D, hanno un' età compresa tra i 20 ed i 60 anni. Nello studio di questa tesi sono state utilizzate le pose neutrali ed espressive per un totale di 741 immagini in 3D. Sono sei i tipi di espressioni facciali (Fig. 1.9): arrabbiato, disgustato, impaurito, felice, triste e sorpreso, con una settima espressione neutra. Ciascun soggetto del database è caratterizzato da una media di sei immagini.



Figura 1.9: Le sei espressioni facciali.

Nella Figura 1.10 sono state riportate alcune delle espressioni presenti nel Bosphorus 3D. Le occlusioni delle parti del volto presenti nel database riguardano: l'occlusione degli occhi con gli occhiali o con la mano e l'occlusione della bocca con una o due mani. Nella Figura 1.11 sono presenti alcuni esempi.







Figura 1.10: Esempi di differenti espressioni presenti nel Bosphorus 3D.







Figura 1.11: Esempi di occlusioni presenti nel Bosphorus 3D.

Capitolo 2

Cenni di geometria differenziale

1 Geometria differenziale

La geometria differenziale è una disciplina matematica che utilizza le tecniche del calcolo differenziale e del calcolo integrale, nonché l'algebra lineare e l'algebra multilineare, per studiare oggetti geometrici come curve, superfici e in generale varietà differenziabili, attraverso l'analisi matematica. Utilizzando il calcolo infinitesimale e la nozione di derivata, è possibile introdurre e studiare le nozioni di importanza fondamentale, come il campo vettoriale, la forma differenziale, la geodetica e la curvatura.

1.1 Superfici

Una patch o superficie locale è una mappatura differenziabile

 $X: U \to \mathbb{R}^n$,

dove U è un sottoinsieme aperto di \mathbb{R}^2 . Più generalmente, se A è un sottoinsieme di \mathbb{R}^2 , diciamo che una mappa $X: A \to \mathbb{R}^n$ è una patch fornita che X può essere esteso a un mapping differenziabile da U a \mathbb{R}^n , dove U è un insieme aperto contenente A. Definiamo X(U) o più in generale X(A) la **traccia** di X [1].

In realtà, una superficie facciale non è una patch ben nota, pertanto è classificata come **superficie a forma libera**. **Una superficie a forma libera** è definita e continua quasi ovunque, tranne che presso i vertici, bordi e cuspidi [2]. Parliamo di superfici a forma libera di sculture, carrozzerie, corpi umani e facce, aerei, scafi e tendenze del suolo: sono perfettamente lisci. Forma libera è una caratterizzazione di un oggetto in cui le superfici non appartengono alle classi facilmente classificabili

come superfici piane o quadriche. Di conseguenza, si presume che un oggetto a forma libera sia costituito da una o più superfici "non piatte e non quadratiche". In alternativa, una superficie a forma libera viene rigorosamente definita come una varietà di equazioni sconosciute che, grazie ad opportune ipotesi di regolarità nella funzione principale, la derivata direzionale calcolata in qualsiasi punto, sul profilo generale delle curvature parziali, può essere scomposta in sottodomini attraverso un artificio. Ogni sottodominio, a sua volta, può essere studiato come una combinazione di semplici geometrie come gusci sferici, coni, cilindri, paraboloidi e selle. In questo lavoro il volto umano viene trattato come un oggetto a forma libera caratterizzato da sufficiente regolarità e composto da superfici facilmente identificabili. Tuttavia, lo studio del comportamento superficiale è piuttosto complesso perché, nella pratica sperimentale, non abbiamo a che fare con combinazioni di superfici ideali, ma solo con nuvole di punti acquisite da dispositivi reali [3].

Poiché una patch può essere scritta come una n-tupla di funzioni

$$X(u, v) = (x_1(u, v), x_2(u, v), \dots, x_n(u, v));$$

Possiamo definire la derivata parziale X_u di X rispetto a u di

$$X_u(u,v) = \left(\frac{\partial x_1(u,v)}{\partial u}, \frac{\partial x_2(u,v)}{\partial u}, \dots, \frac{\partial x_n(u,v)}{\partial u}\right).$$

Allo stesso modo, possiamo definire l'altra derivata parziale di X, ossia X_{ν} , X_{uu} , $X_{u\nu}$, $X_{\nu\nu}$, etc.

Una superficie regolare in \mathbb{R}^3 si ottiene prendendo pezzi di un piano, deformandoli e disponendoli in modo tale che la figura risultante non abbia punti taglienti, bordi o autointersezioni e in modo che abbia senso parlare di un piano tangente in punti del figura. L'idea è di definire un insieme che è, in un certo senso, bidimensionale e che è anche abbastanza fluido in modo che le solite nozioni di calcolo possano essere estese ad esso. Per semplicità, useremo la stessa notazione per la superficie reale e la sua parametrizzazione.

1.2 Forme fondamentali

È possibile misurare le distanze su una superficie. Nello spazio euclideo \mathbb{R}^n , se $p = (p_1, \dots, p_n)$ e $q = (q_1, \dots, q_n)$ sono punti in \mathbb{R}^n , allora la distanza s da p a q è data da:

$$s^{2} = (p_{1} - q_{1})^{2} + \dots + (p_{n} - q_{n})^{2}.$$

Poiché una superficie generale è curva, la distanza su di essa non è la stessa di quella nello spazio euclideo; in particolare, la formula permeabile è in generale falsa, tuttavia interpretiamo le coordinate. Per descrivere come misurare la distanza su una superficie, abbiamo bisogno del concetto matematicamente impreciso di un "infinitesimale". La versione infinitesimale della precedente formula per n = 2 per una superficie è

$$ds^2 = E du^2 + 2F du dv + G dv^2,$$

dove *E*, *F*, *G* vengono chiamati **Coefficienti della Prima Forma Fondamentale** di *X*, mentre la formula precedente è chiamata **Riemannian metric** o **Prima Formula Fondamentale** di *X* [21]. I coefficienti della prima forma fondamentale sono dati da prodotti interni dei derivati parziali della superficie; in particolare:

$$E = \langle X_u, X_u \rangle = \|X_u\|^2, (1)$$

$$F = \langle X_u, X_v \rangle, \tag{2}$$

$$G = \langle X_{\nu}, X_{\nu} \rangle = ||X_{\nu}||^2. \quad (3)$$

In R^3 il prodotto interno è definito in questo modo: se $a = (a_1, a_2, a_3)$ e $b = (b_1, b_2, b_3)$ sono due vettori, allora il loro prodotto interno è dato da:

$$\langle a, b \rangle = a_1 * b_1 + a_2 * b_2 + a_3 * b_3,$$

mentre se il prodotto interno si trova tra lo stesso vettore, vengono utilizzate le notazioni normali ($\|\vec{v}\|$). Geometricamente, la prima forma fondamentale ci consente di effettuare misurazioni sulla superficie (lunghezze delle curve, angolo dei vettori tangenti, area delle regioni) senza fare riferimento allo spazio circostante R^3 dove si trova la superficie [1].

Example 1: Calcula il Coefficiente della Forma Fondamentale di una sfera. La sfera unitaria può essere parametrizzata come: $X(u,v) = \begin{pmatrix} \cos u \sin v \\ \sin u \sin v \\ \cos v \end{pmatrix}, \quad (u,v) \in [0; 2\pi) \times [0,\pi).$ Differenziando X(u,v) rispetto a $u \in v$: $X_u = \begin{pmatrix} -\sin u \sin v \\ \cos u \sin v \\ 0 \end{pmatrix}, \quad X_v = \begin{pmatrix} \cos u \cos v \\ \sin u \cos v \\ -\sin v \end{pmatrix}.$

Ora, si può calcolare il Coefficiente: $E = \sin^2 v$, F = 0, G = 1.

Attraverso un'implementazione numerica, è possibile studiare il comportamento di questi coefficienti sulle facce, come mostrato nella Figura 1.1.



Fig. 1.1: I coefficienti della prima forma fondamentale applicati ad alcuni volti; (sinistra) il Coefficiente E; (destra) il Coefficiente F; (centro) il coefficiente G.

Per introdurre la seconda forma fondamentale, devono essere fornite alcune definizioni. Innanzitutto, la **matrice Jacobiana** della patch $X: U \to \mathbb{R}^n$ è la matrice della funzione J(X) data da:

$$J(X)(u,v) = \begin{pmatrix} \frac{\partial x_1}{\partial u} & \frac{\partial x_1}{\partial v} \\ \vdots & \vdots \\ \frac{\partial x_n}{\partial u} & \frac{\partial x_n}{\partial v} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_u(u,v) \\ X_v(u,v) \end{pmatrix}^T.$$

In secondo luogo, una **patch regolare** è una patch $X: U \to \mathbb{R}^n$ per la quale J(X)(u, v)ha rank 2 per tutte $(u, v) \in U$; una **injective patch**, invece, è una patch così $X(u_1, v_1) = X(u_2, v_2)$ implica che $u_1 = u_2$ e $v_1 = v_2$ [21]. Ora limitiamo la nostra attenzione alla patch in \mathbb{R}^3 perché sono quelli che sono più facili da visualizzare e perché li useremo per l'analisi dei volti. I calcoli sono semplificati utilizzando il prodotto cross vettoriale su \mathbb{R}^3 .

In terzo luogo, per una injective patch $X: U \to \mathbb{R}^n$ l' unità campo vettoriale normale o superficie normale N è definita da:

$$N(u,v) = \frac{X_u \times X_v}{|X_u \times X_v|}(u,v),$$

In quei punti $(u, v) \in U$, dove $X_u \times X_v$ non svanisce [4]. La mappa che assegna a ciascun punto p su una superficie il punto sulla sfera unitaria $S^2(1) \subset R^3$ questo è parallelo all'unità normale N(p), or N_v , è chiamata **mappa di Gauss**.

Finalmente, possiamo introdurre la Seconda Forma Fondamentale: data $X: U \rightarrow \mathbb{R}^n$ come una patch regolare, abbiamo

$$e = -\langle N_{u}, X_{u} \rangle = \langle N, X_{uu} \rangle, \qquad (4)$$

$$f = -\langle N_{v}, X_{u} \rangle = \langle N, X_{uv} \rangle = \langle N, X_{vu} \rangle = -\langle N_{u}, X_{v} \rangle, \qquad (5)$$

$$g = -\langle N_{v}, X_{v} \rangle = \langle N, X_{vv} \rangle, \qquad (6)$$

Allora $edu^2 + 2fdudv + gdv^2$ è la Seconda Forma Fundamentale della patch X. Inoltre, e, f, g sono chiamati i Coefficienti della Seconda Forma Fundamentale della patch X. Anche in questo caso, è possibile studiare il comportamento di questi coefficienti sulle facce, come mostrato nella Figura 1.2.



Fig. 1.2: I Coefficienti della Seconda Forma Fundamentale applicata ad alcuni volti; (sinistra) il Coefficiente \boldsymbol{e} ; (destra) il Coefficiente \boldsymbol{f} ; (centro) il coefficiente \boldsymbol{g} .

1.3 Curvature

Vogliamo misurare come una superficie regolare X si piega in \mathbb{R}^3 . Un modo per farlo è stimare come la superficie normale N cambia da punto a punto; un altro modo è usare il piano tangente.

Data $X: U \to R^3$ come patch regolare e dato $q \in U$, il sottospazio vettoriale bidimensionale $Dx(q) \subset R^3$, dove D è il differenziale, coincide con l'insieme di vettori tangenti a X a X(q) [71]. Il piano Dx(q), che passa attraverso x(q) = p, non dipende dalla parametrizzazione. Questo piano sarà chiamato piano tangente a X a p e sarà indicato da $T_p(X)$. Per ciascuna p esiste una base ortonormale $\{e_1, e_2\}$ di $T_p(X)$ così che $DN_p(e_1) = -k_1e_1$, $DN_p(e_2) = -k_2e_2$. Inoltre, $k_1 \in k_2$ ($k_1 \ge k_2$) sono il massimo e il minimo della seconda forma fondamentale limitata al cerchio unitario di $T_p(X)$. La **Curvatura Max** k_1 e **Curvatura min** k_2 introdotte sopra sono chiamate le **Curvature Principali** a p; le direzioni corrispondenti, cioè le direzioni fornite dagli autovettori e_1 , e_2 sono chiamati **Direzioni Principali** a p [1]. Ad esempio, nel piano tutte le direzioni in tutti i punti sono Direzioni Principali: questo deriva dal fatto che la Seconda Forma Fondamentale in ogni punto è costante. Una rappresentazione grafica del comportamento delle Curvature Principali sulla faccia è riportata nella Figura 1.3.



Fig. 1.3: La Curvature Principale k_1 (sinistra) e k_2 (destra) applicate ai volti.

Il determinante di DN è il prodotto $(-k_1)(-k_2) = k_1k_2$ delle Curvature Principali ed è la **Curvatura Gaussiana** *K*, mentre la traccia di DN è la negazione – $(k_1 + k_2)$ della somma delle Curvature Principali ed è il doppio della **Curvatura Media** *H*. Se cambiamo l'orientamento sulla superficie, il determinante non cambia (il fatto che anche qui la dimensione sia essenziale); la traccia, tuttavia, cambia segno. In sintesi:

$$K = k_1 k_2,$$
$$H = \frac{k_1 + k_2}{2}.$$

In generale, un punto di una superficie può essere classificato in vari modi:

- 1. ellittica, se K(p) > 0 o $k_1 \in k_2$ hanno lo stesso segno;
- 2. **iperbolica**, se K(p) < 0 o k_1 e k_2 hanno segno opposto;
- 3. **parabolica**, se K(p) = 0 e esattamente uno tra $k_1 e k_2$ è zero;
- 4. planare, se K(p) = 0 e $k_1 = k_2 = 0$.

Le curve gaussiana e media possono essere calcolate attraverso i coefficienti della prima e della seconda forma fondamentale [2]; in particolare:

$$K = \frac{eg - f^2}{EG - F^2},$$

$$H = \frac{eG - 2fF + gE}{2(EG - F^2)}.$$



Fig. 1.4: La Curvatura Gaussiana **K** (sinistra) e la Curvatura Media **H** (destra) applicata ai volti.

Un altro modo per calcolare le Curvature Principali consiste nel trovare le radici dell'equazione quadratica [2]:

 $x^2 - 2Hx + K = 0.$

Infatti, le Curvature Principali k_1 e k_2 sono le radici dell'equazione precedente. Possiamo scegliere k_1 e k_2 così che:

$$k_{1} = H + \sqrt[2]{H^{2} - K},$$
$$k_{2} = H - \sqrt[2]{H^{2} - K}.$$

1.4 Shape Index e Curvedness

1.5

Diverse tecniche sono state sviluppate per stimare l'informazione di curvatura negli ultimi due decenni. Dal punto di vista matematico, l'informazione di curvatura può essere recuperata dalla prima e dalla seconda derivata parziale della superficie locale, dalla normale della superficie locale e dal voto del tensore [5]. Un'altra interessante interpretazione della curvatura è stata proposta da Koenderink et al. [6]: si basa sulla parametrizzazione della struttura in due mappe di caratteristiche, cioè lo **Shape Index** *S* e **Curvedness Index** *C*.

Lo Shape Index descrive la forma della superficie e può essere data come segue:

$$S = -\frac{2}{\pi} \tan^{-1} \frac{k_1 + k_2}{k_1 - k_2}, \ S \in [-1, 1], \ k_1 \ge k_2.$$

Koenderink *et al.* [28] ha proposto una partizione dell'intervallo in nove categorie, che corrispondono a nove superfici diverse, come mostrato nella Figura 1.5.

Tuttavia, Dorai *et al.* [7] ha utilizzato una definizione modificata per identificare la categoria di forma a cui appartiene ciascun punto di superficie su un oggetto. Con la

loro definizione, tutte le forme possono essere mappate nell'intervallo $S \in [0,1]$ (come mostrato nella Figura 1.6), convenientemente permettendo l'aggregazione di patch superficiali in base alle loro forme:



Fig. 1.5: Lo schema di Koenderink, che divide lo Shape Index in nove categorie: spherical cup, trough, rut, saddle rut, saddle, saddle ridge, ridge, dome e spherical cap; tutte le figure sono forme di identica curvatura.



Fig. 1.6: Schema di Dorai: nove tipi di forme ben note e le loro posizioni su scala S

Dorai et al. ha affrontato il problema di rappresentare e riconoscere oggetti rigidi 3D arbitrariamente curvi quando gli oggetti possono variare in forma e complessità, e non vengono fatte ipotesi restrittive sui tipi di superfici dell'oggetto. Hanno proposto

schema di rappresentazione della uno superficie nuovo e generale per il riconoscimento di oggetti con superfici a forma libera (scolpite) dai dati dell'intervallo. Un semplice schema semplificato della loro rappresentazione è mostrato nella Figura 1.7.

questo lavoro, usiamo In una scala semplificata con sette categorie, proposta da Fig. 1.7 uno schema semplificato del comportamento dell'o Vezzetti et al. [5] e Calignano [8]. La nostra



Shape Index positivo di Dorai.

scala dell'indice di forma è mostrata nella figura 1.8 e riassunta nella tabella 1.1.



Fig. 1.8: illustrazione della scala dello Shape Index divisa in sette categorie. Differenti sottointervalli del suo intervallo [-1, 1] corrispondono a sette superfici geometriche.

Questa rappresentazione ha molte proprietà "naturali" intuitivamente [6]:

- Due forme per cui lo Shape Index differisce semplicemente per segno • rappresentano coppie complementari che si adatteranno insieme come "timbro" e "stampo" se opportunamente ridimensionate;
- La forma per cui lo Shape Index svanisce e di conseguenza ha un segno • indeterminato - rappresenta gli oggetti che sono congruenti ai loro stessi stampi;

- Le convessità e le concavità trovano i loro posti sui lati opposti della scala della forma. Queste forme di base sono separate da quelle forme che non sono né convesse né concave, che sono gli oggetti della sella. Le forme di transizione che dividono le convessità / concavità dalle forme a sella sono la cresta cilindrica e la carreggiata cilindrica;
- Se le forme sono disegnate casualmente da una distribuzione isotropica nel (k₁, k₂)-piano, allora la scala dello Shape Index sarà coperto uniformemente, quindi la scala è "ben-temperata". Questo segue immediatamente dal fatto che lo Shape Index è direttamente proporzionale all'angolo con gli k₁ + k₂ = 0-assi.

Class	5	Туре	H	K
Cup/Pit	[-1; -0.625)	Elliptical convex	+	+
Rut/Valley	[-0.625; -0.375)	Cylindrical convex	+	0
Saddle rut/Saddle valley	[-0.375; -0.125)	Hyperbolic convex	+	-
Saddle	[-0.125; 0.125)	Hyperbolic symmetric	0	-
Saddle ridge	[0.125; 0.375)	Hyperbolic concave	-	-
Ridge	[0.375; 0.625)	Cylindrical concave	-	0
Dome/Peak	[0.625; 1]	Elliptical concave	-	+

Tabella 1.1: classi topografiche. **S** è lo Shape Index, **H** e **K** sono la Media e la Curvatura Gaussiana, rispettivamente. La prima linea indica che se una superficie si trova nella classe delle coppe (vale a dire la sua forma è paragonabile ad una fossa o coppa), il suo Shape Index starà nell'intervallo compreso tra -1 e -0.625; avrà anche una convessità ellittica e sia la curvatura media che quella gaussiana saranno positive. Allo stesso modo per le altre righe della tabella.

Lo Shape Index non fornisce un'indicazione della scala di curvatura presente nelle forme, pertanto viene introdotta una caratteristica aggiuntiva; L'indice di curvatura di una superficie è dato da:

$$C = \sqrt[2]{\frac{k_1^2 + k_2^2}{2}}.$$

È una misura di quanto un punto sia elevato o dolcemente curvo ed è definito come la distanza dall'origine nel (k_1, k_2) -piano (come mostrato in Figura 1.9 e Figura 1.10). Mentre la scala dello Shape Index è del tutto indipendente dalla scelta di un'unità di lunghezza, la scala di curvatura non lo è. La curvatura ha la dimensione della lunghezza reciproca. In pratica, si deve indicare una sfera fiduciale come sfera unitaria per fissare la scala di curvatura.

desiderabile in un senso intuitivo:

- La curvatura scompare solo nei punti planari. Sia le curve gaussiane che quelle medie si annullano nei punti planari. Anche la curvatura gaussiana all'origine. Il grado di curvatura aumenta radialmente dal centro. svanisce sulle curve paraboliche, mentre la curvatura media svanisce anche sui loci dove la superficie è localmente minimale (che è, $k_1 = -k_2$). Ma sia nei punti parabolici, sia nei punti minimi, la superficie ha un aspetto decisamente "curvo" per la maggior parte degli osservatori;
 - la curvatura scala in modo inversamente proporzionale;
 - la curvatura è banalmente coordinata indipendente, cioè ha un vero significato geometrico.

Nella Figura 1.11 c'è una rappresentazione grafica del comportamento dello Shape Index e Curvdness sul volto.



La curvatura ha alcune proprietà ovvie che la rendono una misura di curvatura

Fig. 1.10: gli effetti sulla struttura superficiale da variazioni nel Curvedness (coordinata radiale) e Shape Index (coordinata angolare) parametri di curvatura e la relazione di questi componenti con le Curvature principali ($k_1 \in k_2$). Gli indici (S, C) sono viste come coordinate polari nel (k_1, k_2) -piano, con punti planari mappati



Fig. 1.11: Lo Shape Index **S** (sinistra) e la Curvedness Index **C** (destra) applicate ai volti.

Capitolo 3

Creazione delle features

3.1 Nuovi descrittori

Per eseguire il riconoscimento facciale, sono state usate differenti informazioni geometriche della faccia tra cui: le distanze euclidee tra i landmark, il volume del naso, un'area approssimativa della superficie facciale, ed un buon numero di punti che potessero soddisfare determinate condizioni specifiche che riguardano i coefficienti e le derivate. Le informazioni più importanti, che sono state studiate ed analizzate più approfonditamente sono le curvature.

I descrittori delle curvature descrivono in modo più preciso ed accurato la superficie del volto, soprattutto per le aree come le guance, la fronte ed il mento. Le facce sono rappresentate sotto forma di un vettore di feature dei descrittori. Il confronto tra i volti è stato effettuato in base alla loro relazione nello spazio delle feature, effettuando un'analisi dettagliata dell'accuratezza e del potere discriminativo dei descrittori su un numero di volti pari a 35, appartenenti a 5 persone, del database Bosphorus 3D.

Il blocco del volto utilizzato per il riconoscimento facciale e sul quale sono stati calcolati le sei curvature è stato rappresentato in Figura 3.1.



Figura 3.1: Regione del volto utilizzata per il riconoscimento facciale.

I descrittori delle curvature utilizzati sono i seguenti: AtanF, AtanG, Eden2, Gden2, LogC e Sfond1. Questi nuovi descrittori sono stati creati attraverso la composizione dei descrittori geometrici primari come la media, la Gaussiana, etc., applicando ad essi le funzioni matematiche come il seno, coseno ed il logaritmo. A ciascun descrittore è associata una relativa mappatura del volto, dove è possibile osservare quelle che sono le regioni della faccia che vengono poste più in risalto (Fig 3.2).



Figura 3.2: Zone del volto poste in risalto dai descirttori: sopracciglio, pupilla, naso, contorno degli occhi, zone alari del naso, philtrum, le labbra e le estremità laterali della bocca.

3.1.2 AtanF

Il descrittore AtanF, arcotangente di F (2), permette un' identificazione immediata degli occhi, sopracciglia, naso, guance e della parte superiore ed inferiore dela bocca grazie ad una netta divisione delle zone facciali. In corrispondenza delle linee di divisione tra le due parti della faccia, ossia nasion, pronasale e subnasale, si hanno dei valori vicini allo zero (Fig. 3.3). Gli unici valori positivi e negativi sono presenti rispettivamente nelle zone della guancia sinistra e destra.



Figura 3.3: Descrittore AtanF.

3.1.2 AtanG

Il descrittore AtanG, arcotangente di G (3), assegna i valori bassi (blu) alle zone di contorno (i.e. endocanthion, exocanthion), nel nasion e nel pronasale. D'altra parte i valori positivi (rossi) sono presenti nelle zone lisce che corrispondono a zone specifiche della faccia come il naso e le guance (Fig. 3.4). Questo descrittore ha una notevole utilità per la ricerca dei punti delle pupille e del subnasale, dato che sono presenti i valori massimi dell' AtanG.



Figura 3.4: Descrittore AtanG.

3.1.3 Eden2

Eden2 è un descrittore composto dalle formule (4), (5) e (6). I valori prossimi allo zero sono situati nella zona alare sinistra e destra del naso. Il colore blu, ossia i valori inferiori allo zero, sono presenti in prossimità delle guance, del labbro superiore ed inferiore, del pronasale e del subnasale. Il rosso, ossia i valori maggiori allo zero, che risulta essere presente maggiormente rispetto al blu, identifica le zone dell'exhocanthion, endocanthione delle pupille. Come si può notare dalla Figura 3.5 il valore massimo è situato nel nasion.



Figura 3.5: Descrittore Eden2.

3.1.4 Gden2

Il descrittore Gden2, allo stesso modo di Eden2, è stato ottenuto dalla composizione delle formule (4), (5) e (6). Il colore con una presenza maggiore sul volto è il blu, nelle zone dell'endochantion, exhocantion. Questo descrittore ha il valore minimo presente sulle pupille. Le zone rosse, invece, descrivono le zone delle guance, del labbro superiore ed inferiore, e di tutta la parte verticale presente a metà volto, prendendo i punti del nasion, pronasale e subnasale. La zona alare sinistra e destra del naso, hanno valori prossimi allo zero.



Figura 3.6: Descrittore Gden2.

3.1.5 LogC

Il descrittore LogC è il logaritmo del descrittore primario C. LogC, rispetto a C, enfatizza maggiormente, con la presenza del color rosso, le zone di contorno degli occhi, le relative pupille e le sopracciglia. Allo stesso modo vengono evidentiati quelli che sono le zone del nasion, pronasale, subnasale, le relative zone alari del naso ed entrambe le labbra della bocca.



Figura 3.7: Descrittore LogC.

3.1.5 Sfond1

Il descrittore Sfond1, allo stesso modo del descrittore AtanF, ma con con un cambio di colorazioni dal blu al rosso, permette un ottima identificazione di quelle che sono le regioni delle sopracciglia, degli occhi, del naso, delle guance e delle parti della bocca, quindi le due labbra e le sue relative estremità laterali. In prossimità della metà del volto, si ha una netta separazione della parte sinistra con la parte destra.



Figura 3.8: Descrittore Sfond1.

3.2 **Personal Shape Index**

In questa tesi sono stati utilizzati dello Shape Index e dello Personal Shape Index, entrambi analizzano un'unica regione della faccia (Fig.3.1) generando un istogramma su 7-bins. Di conseguenza la loro dimensione è pari a 7 per entrambi gli Shape Index. I dati sono normalizzati con una distribuzione normale (z-score su colonne).

Ogni descrittore evidenzia diversi attributi della topologia sottostante della superficie. La curvatura media differenzia significativamente le aree di curvatura alta e bassa, nonché forme convesse e concave. La curvatura gaussiana discrimina bene tra le aree sferiche e quelle a sella. La curvedness è meno rappresentativa di una particolare morfologia e riflette la magnitudine assoluta della curvatura in ciascun punto, indipendentemente dalla sua forma specifica. Infine, lo Shape Index è indipendente dalla scala e in grado di distinguere tra caratteristiche di forma pura, ad esempio cupole, creste e selle, indipendentemente dalla loro curvedness alta o bassa (Fig.3.9).

Data l'importanza dello Shape Index nel riconoscimento facciale, le features più caratterizzanti di una persona sono state poste maggiormente in risalto, allo stesso modo delle caricature, incrementando così le differenze presenti tra le facce di differenti persone.



Figura 3.9: Caratteristiche topologiche.

$$SI_{imp} = SI\left(\sum_{i=1}^{imax} \sum_{j=1}^{jmax} Z(i,j)_{b} + (Z(i,j)_{b} - Z(i,j)_{sum})\right)$$
(7)

La formula (7) riporta il calcolo matematico effetuato per ottenere il Personal Shape Index. I valori imax e jmax sono le dimensioni della matrice. Z (i, j)_b è il valore Z del punto facciale in posizione i e j, e infine Z (i, j)_{sum} è il valore Z di un punto del volto del modello facciale su i e j.



Figura 3.10: A sinistra è presente un normale volto. A destra lo stesso volto ma con alcune parti facciali più accentuate.

3.3 Istogrammi

Lo scopo di questo studio, è di fornire degli elementi di confronto tra i volti di persone differenti e tra espressioni diverse appartenenti ad una stessa persona. In questo modo è possibile fornire un ottimo mezzo per il confronto ed il riconoscimento facciale ed espressivo, per ciascun tipo di descrittore utilizzato. Nello studio di questa tesi, come metodo di confronto, sono stati utilizzati gli istogrammi, con un'opportuno numero di bin, in relazione al loro potere discriminativo calcolato tramite la between-within class variance, che verrà discussa successivamente. Di seguito sono stati riportati gli istogrammi più discriminativi dei descrittori AtanF, AtanG, Eden2, Gden2, LogC, riportando più nel dettaglio gli istogrammi relativi al descrittore delle curvature Sfond1. Ciascun istogramma fa riferimento al blocco del volto presente in Figura 3.1. Come esempio è stato preso in considerazione il volto neutro della persona bs011, una ragazza con età compresa tra i 25-30 anni, presente nel Bosphorus 3D.



Figura 3.11: Istogramma AtanF 12 bin.



Figura 3.12: Istogramma AtanG 12 bin.



Figura 3.13: Istogramma Eden2 12 bin.



Figura 3.14: Istogramma Gden2 12 bin.



Figura 3.15: Istogramma LogC 12 bin.



Figura 3.16: Istogramma Sfond1 7 bin.



Figura 3.17: Istogramma Sfond1 8 bin.



Figura 3.18: Istogramma Sfond1 9 bin.



Figura 3.19: Istogramma Sfond1 10 bin.







Figura 3.21: Istogramma Sfond1 12 bin.

La Figura sottostante rappresenta l'istogramma complessivo su 12 bin del descrittore Sfond1 riguardante tutte le espressioni della persona bs011, compresa quella neutra (NN0). A ciascun bin è associato il relativo colore, rispetto all'espressione analizzata. Come è possibile osservare, l'intervallo varia da -0,77 a -0,23, e ciascun istogramma di ogni espressione va ad identificare in modo univoco la persona. I 12 bin relativi alla media (Average), vanno ad individuare e rappresentare complessivamente la persona bs011, in quanto prende in considerazione la media degli istogrammi di tutte le espressioni.



Figura 3.22: Istogramma Sfond1 12 bin, su tutte le espressioni appartenenti alla persona bs011.

Capitolo 4

Risultati

4.1 Between and within class variance

La scelta di un determinato numero di bin relativi ad un descrittore, è dato dal suo potere discriminativo che si può avere tra i diversi soggetti. Tale potere discriminativo viene identificato da una funzione che tiene conto della ripetibilità all'interno del soggetto, e sia della sua variazione rispetto ai soggetti stessi. Si è potuta valutare numericamente questa proprietà, sul nostro dabase Bosphorus 3D, su un sottoinsieme di 5 persone, per un totale di 35 volti. E' stata utilizzata una versione a classi multiple del criterio discriminante lineare di Fisher [16]. Questo criterio valuta il poter discriminante di una determinata caratteristica φ considerando il rapporto tra la between class variance e la within class variance:

$$w_{\Phi} = \frac{\sum_{i=1}^{c} (m_i - m)^2}{\sum_{i=1}^{c} \frac{1}{N_i} \sum_{x \in \Phi_i} (x - m_i)^2},$$

Dove *c* è il numero delle classi, la calsse indica la persona, ϕ_i è l'insieme dei valori della feature di classe i, N_i è la dimensione di ϕ_i , m_i è la media di ϕ_i ed m è la media totale della feature di tutte le classi. Più sono alti questi valori, maggioe è il loro potere discriminativo. Tutto questo indica che le features siano altamente ripetibili per lo stesso soggetto (piccola within class variance) ed ampiamente separate per soggetti diversi (grande between class variance).

Feature (φ)	between/within class var. (w_{ϕ})
Personal Shape Index 7bin	132671,42
Shape Index 7 bin	93476,30
LogC 12 bin	1174,45
AtanF 12 bin	58,03
Gden2 12 bin	36,47
AtanG 12 bin	12.88
Sfond1 12 bin	8.14
Eden2 12 bin	7.25

 Tabella 4.1: Risultati complessivi dei sei descrittori ed i due Shape Index.

Feature (φ)	between/within class var. (w_{ϕ})
Sfond1 12 bin	8,14
Sfond1 10 bin	7,61
Sfond1 11 bin	7,55
Sfond1 9 bin	6,90
Sfond1 8 bin	5,94
Sfond1 7 bin	5,36

Tabella 4.2: Risultati Sfond1.

La tabella 4.2 mostra gli shape index e i descrittori delle curvature, organizzati dal più al meno discriminante. In questa tabella complessiva, per quanto riguarda i sei descrittori, è stato riportato l'istogramma con un potere discriminativo maggiore, ossia su 12 bin. La tabella 4.2 mette in risalto i diversi valori della between and within class variance, analizzando nel dettaglio il descrittore Sfond1. Come è possibile osservare, l'istogramma del descrittore Sfond1 su 12 bin è più discriminante rispetto agli altri istogrammi con un numero di bin inferiore.

4.2 Dataset finale descrittori

In seguito ai risultati ottenuti dal rapporto tra la between class variance e la within class variance è stato possibile generare un dataset finale dei descrittori. Questo dataset va ad operare sul database Bosphorus 3D, costituito da 105 soggetti, ognuno dei quali è descritto da 171 features, di cui:

- 62 Distanze Euclidee
- 22 Distanze Geodetiche
- 7 Informazioni sullo **Shape Index**: presenti in forma di un istogramma diviso in 7 bin
- 7 Informazioni sul Personal Shape Index: presenti su un istogramma di 7 bin
- 1 Volume del naso

- 72 indici di curvature: all'interno di questo gruppo è presente un sotto insieme di features. Ciascun di essi è descritto da un istogramma di 12 bin:
 - $\circ \quad 12 \text{ AtanF}$
 - o 12 AtanG
 - o 12 **Eden2**
 - o 12 **Gden2**
 - 12 LogC
 - o 12 Sfond1

In questo modo è stato possibile generare una matrice finale costituita da 741 righe, che rappresentano i volti delle 105 persone del Bosphorus 3D, e da 171 colonne, caratterizzate dai descrittori precedentemente elencati.

Conclusioni

In questo lavoro di tesi sono stati analizzati i descrittori delle curvature per il riconoscimento facciale in 3D, utilizzando il database facciale pubblico Bosphorus 3D. A tale scopo, è stata utilizzata la between and within class variance, per effettuarne un'analisi più dettagliata dei descrittori.

Gli istogrammi descrivono in modo univoco il volto di ciascuna persona del database, ed i migliori e più accurati descrittori utilizzati ed analizzati si basano su istogrammi su 12 bin, in quanto il loro potere discriminativo risulta essere maggiore rispetto agli stessi con un numero di bin inferiore, così come ottenuto dalla between and within class variance, i cui risultati sono stati portati nelle tabelle 4.1 e 4.2.

I descrittori delle curvature hanno un grande potenziale nella descrizione delle superfici, e proprietà del viso in aeree ad un contrasto più basso come le guance, la fronte ed il mento, che vengono ignorati dai soliti riconoscimenti facciali in 2D, garantendo inoltre le variazioni di posa e precisione nel sistema di riconoscimento. Possibili lavori futuri, per poter effettuare analisi ancora più dettagliate, per quanto riguarda i descrittori, potrebbero basarsi su tecniche di reti neurali di clustering, in particolar modo nel bicluster. Il bicluster può essere utilizzato per effettuare un secondo cluster sulle colonne della matrice, quindi sui nostri descrittori, dopo aver fatto un primo cluster sulle righe, ossia sulle persone. In questo modo sarà possibile scoprire quelli che sono i descrittori che avranno un maggior potere discriminativo, tra tutti quelli presenti. Questa analisi terrà conto del numero di bin degli istogrammi delle curvature, il cui potere discriminativo viene fornito dall'analisi della between and within class variance, e dalle relative distanze euclidee e geodetiche. Anche in base alla posizione di queste ultime distanze, si andranno ad ottenere risultati differenti con le tecniche neurali, di conseguenza è importante andare a localizzare precisamente i diversi landmark sul volto, soprattutto in relazione alla posa del volto

e di eventuali occlusioni dovute da parti del corpo stesso, quali mani o capelli, da oggetti esterni come occhiali, o situazioni di scarsa illuminazione in cui alcune parti della faccia risulterebbero essere poco evidenti.

Bibliografia

[1] M. Do Carmo. *Differential geometry of curves and surfaces, volume 2*. Prentice-Hall Englewood Cliffs, 1976.

[2] A. Gray, E. Abbena, and S. Salamon. *Modern differential geometry of curves and surfaces with mathematica 3rd*, 2006.

[3] S. Valente. Analisi e sviluppo di metodologie per la gestione di nuvole di punti per applicazioni maxillo-facciali, 2009.

[4] A. Gray, E. Abbena, and S. Salamon. *Modern differential geometry of curves and surfaces with mathematica 3rd*, 2006.

[5] F. Calignano and E. Vezzetti. A morphological methodology for three dimensional human face soft-tissue landmarks extraction: A preliminary study. Aesthetic plastic surgery, 35(3):289-302, 2011.

[6] J. Koenderink and A. van Doorn. *Surface shape and curvature scales. Image and vision computing*, 10(8):557-564, 1992.

[7] A. Dorai, C.and Jain. Cosmos-a representation scheme for 3d free-form objects. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE Transactions on, 19(10):1115-1130, 1997.

[8] F. Calignano. *Morphometric methodologies for bio-engineering applications*, 2009.

[9] Terence Sim, Simon Baker and Maan Bsat. *The CMU pose, illumination, and expression (PIE) database*. In IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, pages 46–51, 2002. ix, 12

[10] Haibin Ling, Stefano Soatto, Narayanan Ramanathan and David W Jacobs. *A study of face recognition as people age*. In IEEE International Conference on Computer Vision, pages 1–8, 2007. 13

[11] Unsang Park, Yiying Tong and Anil K Jain. *Age-invariant face recognition*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 32, no. 5, pages 947–954, 2010. 13

[12] Anil K Jain and Stan Z Li. Handbook of face recognition. Springer, 2011. 8, 10

[13] Gaile G Gordon. *Face recognition based on depth and curvature features*. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition., pages 808–810, 1992. 15, 47, 84

[14] Zhang Y. Wang, L. and J. Feng. On the euclidean distance of images. In *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, volume 27, pages 1-6, 2005.

[15] Marcolin, Vezzetti. Novel descriptors for geometrical 3D face analysis. Springer, 2016.

[16] R. Duda and P. Hart, Pattern Classification and Scene Analysis. New York: Wiley and Sons, 1973.

[17] K. W. Bowyer, K. Chang, P. Flynn, "A survey of approaches and challenges in 3D and multi-modal 3D + 2D face recognition", Computer Vision and Image Understanding Vol. 101, Iss. 1, pp. 1-15, 2006

[18] S. Kong, J. Heo, B. Abidi, J. Paik, and M. Abidi, "Recent Advances in Visual and Infrared Face Recognition - A Review", Computer Vision and Image Understanding, Vol. 97, No. 1, pp. 103-135, 2005

[19] W. Zhao, R. Chellappa, A. Rosenfeld, P.J. Phillips, "Face recognition: a literature survey", Technical Report CS-TR-4167R, 2002

[20] P. J. Phillips, P. J. Flynn, T. Scruggs, K. W. Bowyer, J. Chang, K. Hoffman, J. Marques, J. Min, W. Worek, "Overview of the Face Recognition Grand Challenge", IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 947-954, 2005

[21] A.F. Abatea, M.Nappi, D.Riccioa and G.Sabatinoa, "2D and 3D face recognition: A survey", Pattern Recognition Letters, Vol. 28, Issue 14, pp. 1885-1906, 2007

[22] K. I. Chang, K. W. Bowyer, "An Evaluation of Multimodal 2D+3D Face Biometrics", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 27, No. 4, pp. 619-624, 2005

[23] Pudil, P. Ferri, F.J. Novovicova, J. Kittler, J., "Floating search methods for feature selection with nonmonotoniccriterion functions", Pattern Recognition, IAPR, 1994

[24] ARCA (S.), CAMPADELLI (P.), LANZAROTTI (R.), An efficient method to detect facial fiducial points for face recognition, in Proc. 17th Int. Conf. on Pattern Recognition, 2004.

[25] BOEHNEN (C.), RUSS (T.), A Fast Multi-Modal Approach to Facial Feature Detection, Proc. 7th IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, pp. 135-142, 2005.

[26] CAMPADELLI (P.), LANZAROTTI (R.), Localization of Facial Features and Fiducial Points, in Proc. IASTED Int. Conf. VIIP, 2002.

[27] GU (H.), SU (G.), DU (C.), Feature Points Extraction from Faces, Image and Vision Computing, 2003.

[28] HERPERS (R.), MICHAELIS (M.), LICHTENAUER (K.-H.), SOMMER (G.), Edge and Keypoint Detection in Facial Regions, in Proc. 2nd Int. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 212-217, 1996.

[29] SHIH (F.Y.), CHUANG (C.), Automatic Extraction of Head and Face Boundaries and Facial Features, Information Sciences, 158, pp. 117-130, 2004.

[30] BARTLETT (M.S.), MOVELLAN (J.R.), SEJNOWSKI (T.J.), Face Recognition by Independent Component Analysis, IEEE Transactions On Neural Networks, 13, no6, 2002.