

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA

DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA DELL'INFORMAZIONE

Corso di Laurea in Ingegneria dell'Informazione

**MISURE DI CONFIDENZA PER ALGORITMI DI STEREO
VISION**

CONFIDENCE MEASURES FOR STEREO VISION ALGORITHMS

Laureando

Nicola Dal Lago

Relatore

Prof. Pietro Zanuttigh

Correlatore

Dott. Giulio Marin

Abstract

#TODO: scrivere qui l'abstract

Indice

Abstract	ii
1 Introduzione	2
1.1 Stereopsi	2
1.2 Calcolo delle corrispondenze	3
2 Misure di confidenza	5
2.1 Implementazione utilizzata	5
2.2 Matching Cost	6
2.3 Proprietà locali della curva	6
2.4 Minimo locale della curva	7
2.5 Intera curva	7
2.6 Consistenza fra disparità di destra e sinistra	8

Capitolo 1

Introduzione

La visione stereo è stata un'area attiva della ricerca per decenni. Negli ultimi anni, gli algoritmi di stereo vision sono maturati a tal punto da essere applicati in un vasto scenario, dalla automazione industriale, al gaming fino alla guida assistita [2].

1.1 Stereopsi

*La stereopsi è la capacità percettiva che consente di unire le immagini provenienti dai due occhi, che a causa del loro diverso posizionamento strutturale, presentano uno spostamento laterale. Questa disparità viene sfruttata dal cervello per trarre informazioni sulla profondità e sulla posizione spaziale dell'oggetto mirato. Di conseguenza la stereopsi permette di generare la visione tridimensionale.*¹

Si possono quindi identificare due problemi: calcolo delle corrispondenze e triangolazione [1].

Il primo consiste nell'accoppiare punti delle due immagini, detti punti coniugati, che sono proiezione dello stesso punto nella scena. Il calcolo delle corrispondenze è un problema possibile in quanto le due immagini differiscono di poco, quindi un punto della scena deve apparire simile nei punti coniugati delle due immagini. Basando solo su questo però, sono possibili molti accoppiamenti sbagliati; le due immagini vengono quindi rettificate prima del calcolo delle corrispondenze, in modo che due punti coniugati si trovino sulla stessa retta (detta retta epipolare). Questo si ottiene ruotando le immagini originali attorno ai loro centri ottici finché i piani focali non diventano co-planari (e quindi anche i piani immagine).

Per triangolazione si intende il calcolo della distanza tra un punto della scena e il piano formato dalle due fotocamere. Nel caso di due fotocamere parallele ed allineate ci si può facilmente ricondurre alla figura 1.1.

Fissato come riferimento la fotocamera di sinistra si possono scrivere le equazioni di proiezione prospettica:

¹da <https://it.wikipedia.org/wiki/Stereopsi>

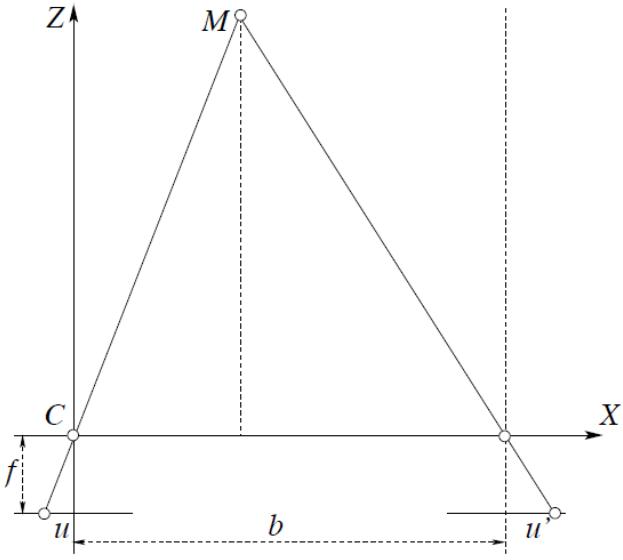


Figura 1.1: Triangolazione stereoscopica.

$$\begin{cases} \frac{f}{z} = \frac{-u}{x} \\ \frac{f}{z} = \frac{-u'}{x-b} \end{cases} \quad (1.1)$$

e risolvendo si ottiene:

$$z = \frac{bf}{u' - u} \quad (1.2)$$

dove b è la distanza tra le due fotocamere, f la focale delle fotocamere e $u' - u$ la distanza fra i due centri ottici.

1.2 Calcolo delle corrispondenze

Il calcolo delle corrispondenze o della disparità è il problema principale della stereo vision.

La disparità è la differenza tra due punti coniugati, immaginando di sovrapporre le due immagini. Il calcolo delle corrispondenze non è altro che il calcolo della disparità per ogni pixel delle due immagini [1]. Si ottiene quindi una mappa di disparità del tipo di figura 1.2.

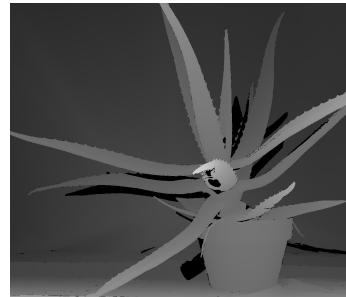
Gli approcci tipici per il calcolo della disparità sono basati su correlazione [3] o semi-global matching (SGM) [4]. In questa tesi viene utilizzato un algoritmo SGM, questo tipo di algoritmi usa una regione dell'immagine al posto del singolo pixel per identificare i punti coniugati. Ogni punto viene confrontato con tutti i punti nella retta



(a) *Fotocamera di destra.*



(b) *Fotocamera di sinistra.*



(c) *Mappa di disparità.*

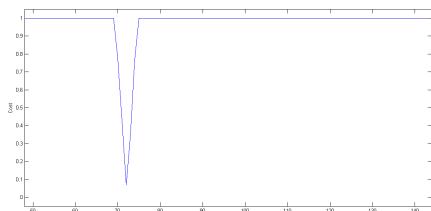
Figura 1.2: Mappa di disparità con immagine di destra come riferimento, immagine presa da <http://vision.middlebury.edu/stereo/data/>

epipolare, ad ogni pixel viene dato un costo e quindi si forma una cosiddetta funzione di costo.

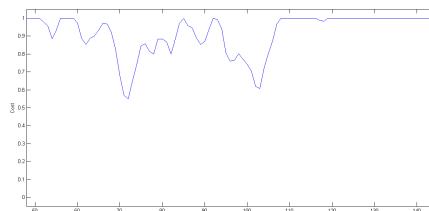
Capitolo 2

Misure di confidenza

Come accennato nella sezione 1.2, ad ogni pixel dell’immagine di riferimento (destra o sinistra), viene assegnata una funzione costo, la quale identifica quanto il pixel è simile al suo possibile coniugato.



(a) *Funzione costo ideale.*



(b) *Funzione costo ambigua.*

Figura 2.1: Due possibili funzioni costo

Due possibili funzioni costo sono riportate in figura 2.1. E’ chiaro che nel primo caso il punto coniugato è individuato da quell’unico picco; nel secondo caso invece, la funzione è ambigua, in quanto vi sono diversi picchi, e non è quindi più così banale trovare il punto coniugato. Si rende quindi necessario lo studio di varie tecniche per misurare la confidenza di ciascun picco.

2.1 Implementazione utilizzata

Per il calcolo della funzione costo, è stato utilizzato un algoritmo di *semi-global matching* opportunamente modificato presente nelle librerie di *OpenCV* [9], scritto nel linguaggio C++. Si ottiene quindi una matrice, in formato *.dat* delle stesse dimensioni delle immagine originali, ma con la funzione costo salvata in ogni casella. Successivamente la matrice viene convertita in un formato *.mat* per renderla più facile da utilizzare con il linguaggio *MATLAB*. Poi, con uno script *MATLAB* vengono calcolate le mappe di disparità utilizzando algoritmi diversi. Le im-

magini utilizzate sono state prese dal dataset Middlebury [7, 8] disponibili su <http://vision.middlebury.edu/stereo/data/>.

Prima di proseguire però, si rende necessario dare alcune definizioni:

- $c(d)$: il valore del costo assegnato ad una ipotetica mappa di disparità d , per un pixel di coordinate (x, y) , è denotato con $c(x, y, d)$ o $c(d)$, se le coordinate del pixel non sono ambigue;
- c_1 : il minimo valore del costo di un pixel è definito con c_1 e il corrispondente valore di disparità da d_1 ; $c_1 = c(d_1) = \min\{c(d)\}$;
- c_2 : con c_2 viene denotato il secondo valore più piccolo in d_2 , mentre con c_{2m} si denota il secondo minimo locale più piccolo.

Seguono quindi tutte le varie tecniche utilizzate, raggruppate secondo l'aspetto del costo che considerano [6].

2.2 Matching Cost

Il *Matching Cost* è usato come una misura di confidenza.

Matching Score Metric (MSM) L'*MSM* è la metrica di confidenza più semplice, viene utilizzata come baseline per le prossime metriche.

$$C_{MSM} = -c_1 \quad (2.1)$$

2.3 Proprietà locali della curva

In questo genere di metriche, si sfrutta il fatto che la forma della curva di costo intorno al minimo (la nitidezza o la planarità) è indice di certezza nella partita.

Curvature (CUR) È largamente utilizzata nella letteratura [6], ed è definita come

$$C_{CUR} = -2c(d_1) + c(d_1 - 1) + c(d_1 + 1) \quad (2.2)$$

se $d_1 - 1$ o $d_1 + 1$ sono fuori dal range di disparità, il punto minimo $c(d_1)$ viene usato due volte.

Local Curve (LC) Molto simile alla misura *CUR*, la *Local Curve* è descritta da

$$C_{LC} = \frac{\max\{c(d_1 - 1), c(d_1 + 1)\} - c_1}{\gamma} \quad (2.3)$$

secondo il lavoro di D. Pfeiffer *e al.*[2] è stato scelto un γ pari a 480 per ottenere una distribuzione abbastanza omogenea.

2.4 Minimo locale della curva

Si basa sul concetto che la presenza di altri candidati è un'indicazione di incertezza, mentre la loro assenza di certezza.

Peak Ratio Naive (PKRN) A differenza del *Peak Ratio (PKR)*, che calcola il costo con la formula 2.4

$$C_{P KR} = \frac{c_{2m}}{c_1} \quad (2.4)$$

il *PKRN* non richiede che il numeratore sia un minimo locale. Inoltre la formula è leggermente diversa da quella proposta in letteratura [2]

$$C_{PKRN} = \frac{c_2 + \epsilon}{c_1 + \epsilon} - 1 \quad (2.5)$$

PKRN può essere visto come una combinazione del *PKR* e *CUR*, che assegna bassa confidenza per le corrispondenze con minimi piatti o concorrenti forti. Anche se le modifiche al *PKRN* violano leggermente la metrica originale, ha i seguenti vantaggi rispetto alla controparte originale:

- le rare singolarità in cui il denominatore sia nullo non sono più presenti;
- piccole variazioni nei costi dovuti al rumore ai livelli bassi del costo, non hanno un forte impatto nella metrica;
- scegliendo un $\epsilon = 128$, il range dei possibili valori è limitato e la distribuzione è abbastanza uniforme tra zero e uno [2].

Nonlinear Margin (NLM) è definito come

$$C_{NLM} = e^{\frac{c_2 - c_1}{2\sigma_{NLM}^2}} - 1 \quad (2.6)$$

in questa tesi è stato usato un unico valore del parametro σ_{NLM} , senza cioè andare ad indagare i diversi risultati ottenibili con diverse varianze.

2.5 Intera curva

Questi metodi convertono la funzione costo in una distribuzione di probabilità sulla disparità.

Maximum Likelihood Metric (MLM) Insieme a *PKRN* è una delle metriche più promettenti. Entrambe hanno ottenuto risultati sopra la media sia su immagini indoor che outdoor [6]. La *Maximum Likelihood Metric* è definita come

$$C_{MLM} = \frac{e^{\frac{-c_1}{2\sigma_{MLM}^2}}}{\sum_d e^{\frac{-c_i}{2\sigma_{MLM}^2}}} \quad (2.7)$$

In questo caso σ_{MLM} rappresenta l'incertezza della disparità, ed è stata scelta alta in modo conservativo (ad esempio $\sigma_{MLM} = 8$), anche per avere una distribuzione più uniforme.

2.6 Consistenza fra disparità di destra e sinistra

Questa tipologia di misure consiste nel fatto che, idealmente, un punto nella mappa di disparità destra dovrebbe essere lo stesso nella mappa di disparità sinistra. Fin ora abbiamo denotato la disparità con $c(x, y, d)$, ma per chiarezza chiameremo $c_R(x_R, y, d_R)$ la disparità ottenuta tenendo come riferimento l'immagine di destra.

Left Right Consistency (LRC)

$$C_{LRC}(x, y) = -|d_1 - D_R(x - d_1, y)| \quad (2.8)$$

dove $D_R(x - d_1, y) = \operatorname{argmin}_{d_R} \{c_R(x - d_1, y, d_R)\}$ e ovviamente $d_1 = \operatorname{argmin}_d \{c(x, y, d)\}$

Bibliografia

- [1] A. Fusiello, *Visione Computazionale, appunti delle lezioni*, <http://profs.sci.univr.it/~fusiello>, 2008.
- [2] D. Pfeiffer, S. Gehrig, N. Schneider, *Exploiting the Power of Stereo Confidences*, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013.
- [3] D. Scharstein, R. Szeliski, *A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms*, IJCV,47(1-3):7–42, 2002.
- [4] H. Hirschmüller, *Accurate and efficient stereo processing by semi-global matching and mutual information*, IEEE CVPR, pages 807–814, San Diego, USA, June 2005.
- [5] X. Hu, P. Mordohai, *A Quantitative Evaluation of Confidence Measures for Stereo Vision*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012.
- [6] X. Hu, P. Mordohai, *Evaluation of Stereo Confidence Indoors and Outdoors*, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), San Francisco, USA, June 2010.
- [7] D. Scharstein, C. Pal, *Learning conditional random fields for stereo*, IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2007), Minneapolis, MN, June 2007.
- [8] H. Hirschmüller, D. Scharstein, *Evaluation of cost functions for stereo matching*, IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2007), Minneapolis, MN, June 2007.
- [9] *OpenCV library 2.4.9*, <http://opencv.org/>.