

POLITECNICO DI MILANO

Scuola di Ingegneria Civile, Ambientale e Territoriale

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria per l'Ambiente e il Territorio



**Integrazione di dati LiDAR e fotogrammetrici raccolti da
strumentazione SLAM per la produzione di mesh texturizzate e
ortofoto**

Relatore: Prof. Lorenzo Rossi

Correlatore: Dott. Alessandro Christian Pinto

Tesi di laurea di:

Riccardo Bollazzi

Matricola: 260107

Codice persona: 10736257

Anno accademico 2024-2025

Indice

Indice	2
Indice delle figure.....	5
Indice delle tabelle.....	9
Abstract.....	11
Abstract.....	13
1. Introduzione.....	15
2. Principi di fotogrammetria	18
2.1 Definizioni	18
2.2 Sistemi di riferimento	20
2.2.1 Sistema di riferimento dell'immagine e della camera.....	20
2.2.2 Sistema di riferimento dei pixel e del sensore	22
2.2.3 Sistema di riferimento oggetto.....	23
2.3 Trasformazioni tra sistemi di riferimento	24
2.3.1 Rotazione bidimensionale.....	24
2.3.2 Convenzione ω, φ, κ	26
2.3.3 Convenzione di Tait-Bryan.....	28
2.4 Equazioni di collinearità.....	30
2.5 Calibrazione della camera	32
2.6 Bundle Block Adjustment.....	33
2.7 Nuvola di punti	38
2.7.1 Allineamento manuale.....	39
2.7.2 Allineamento automatico	41
2.8 Mesh	43
2.9 Ortofoto	45
3. Strumentazione.....	47

3.1 Sistemi di mappatura mobile.....	47
3.2 Componenti hardware di un dispositivo SLAM	49
3.2.1 LiDAR.....	49
3.2.2 Fotocamere RGB.....	52
3.2.3 Unità di misura inerziale	53
3.3 Prodotti SLAM in commercio.....	54
3.4 Algoritmo SLAM	57
3.5 Stonex X120GO	59
3.6 Software utilizzati	61
3.6.1 GOapp.....	61
3.6.2 GOpot.....	62
4. Metodologia	65
4.1 Modalità di acquisizione	65
4.2 Metodologia di processamento	66
4.3 Dati in input al processamento	68
4.4 Agisoft Metashape.....	70
4.4.1 Processamento con Agisoft Metashape.....	71
5. Caso studio di un murales	74
5.1 Introduzione al caso studio	74
5.2 Acquisizione con X120GO	75
5.3 Acquisizione di riferimento con reflex	79
5.4 Analisi e risultati.....	83
5.4.1 Analisi statistica su posizioni e orientamenti.....	83
5.4.2 Analisi della distanza tra le nuvole da SLAM	87
5.4.3 Analisi statistica sulle distanze tra i GCP.....	89
5.5 Conclusioni al caso studio	96
6. Caso studio di Piazza Cavour a Cusano Milanino	99

6.1 Introduzione al caso studio	99
6.2 Modalità di acquisizione	99
6.3 Analisi e risultati.....	101
6.3.1 Analisi statistica su posizioni e orientamenti.....	101
6.3.2 Analisi della distanza tra le nuvole da SLAM	106
6.3.3 Analisi della rettilinearità dei bordi sulle ortofoto	109
6.4 Conclusioni al caso studio	112
7. Caso studio di Via Arno a Cusano Milanino.....	116
7.1 Introduzione al caso studio	116
7.2 Modalità di acquisizione	116
7.3 Analisi e risultati.....	118
7.3.1 Analisi statistiche su posizioni e orientamenti	119
7.3.2 Analisi della rettilinearità dei bordi sulle ortofoto	122
7.4 Conclusioni al caso studio	127
8. Conclusioni.....	130
Bibliografia	134
Appendice	137
Ringraziamenti.....	139

Indice delle figure

Figura 2.1: Edificio ricostruito in 3D tramite fotogrammetria, con diverse fotografie orientate nello spazio e connesse da raggi laser che rappresentano le corrispondenze tra punti immagine e punti dell'oggetto, evidenziando il processo di triangolazione e orientamento delle camere (Luhmann et al., 2014)	19
Figura 2.2: Modello di camera basato sulla prospettiva centrale (Luhmann et al., 2014)	20
Figura 2.3: Sistema di riferimento dell'immagine (Luhmann et al., 2014).....	21
Figura 2.4: Sistema di riferimento della camera (Luhmann et al., 2014).....	21
Figura 2.5: Sistema di riferimento dei pixel (Luhmann et al., 2014)	22
Figura 2.6: Sistema di riferimento oggetto (Luhmann et al., 2014)	24
Figura 2.7: Rotazione planare (Kraus, 1997)	25
Figura 2.8: Definizione degli angoli di rotazione spaziale (Luhmann et al., 2014)	26
Figura 2.9: Angoli di Tait-Bryan (Berner, 2008)	28
Figura 2.10: Relazione tra coordinate immagine e coordinate oggetto (Kraus, 1997).....	31
Figura 2.11: Fasci di raggi luminosi che collegano i punti dell'oggetto tridimensionale a ciascun centro di presa della camera (Kraus, 1997)	34
Figura 2.12: Schema geometrico della proiezione centrale.....	36
Figura 2.13: Geometria della sovrapposizione longitudinale tra due immagini consecutive in un rilievo fotogrammetrico	37
Figura 2.14: Nuvola di punti da LiDAR.....	38
Figura 2.15: Nuvola di punti da fotogrammetria	39
Figura 2.16: Schermata dell'allineamento manuale tra due nuvole su CloudCompare; sulla nuvola di riferimento sono stati presi i punti R_i , sulla nuvola da allineare invece sono presenti i punti omologhi A_i	40
Figura 2.17: Illustrazione del metodo Iterative Closest Point per allineare due linee (Smistad et al., 2015)	43
Figura 2.18: Da sinistra: mesh strutturata, mesh non strutturata, mesh a blocchi strutturata (Bern & Plassmann, 1999)	44
Figura 2.19: Esempio di ortomosaico ottenuto da fotogrammetria di immagini scattate con una Reflex Nikon D5600.....	45
Figura 3.1: Classificazione del Mobile Mapping	48
Figura 3.2: Schema di funzionamento LiDAR ToF	50

Figura 3.3: Acquisizione da parte del sensore LiDAR (Arkitektur On Web, 2024).....	51
Figura 3.4: A sinistra, Stonex X120GO (Stonex, n.d.); a destra, Leica BLK2GO (Leica Geosystems, n.d.).....	55
Figura 3.5: Stonex X200GO (Stonex, n.d.)	56
Figura 3.6: A sinistra, Stonex X200GO con backpack (Stonex, n.d.); a destra, Greenvalley International LiBackpack DGC50H (GreenValley International, n.d.)	56
Figura 3.7: Stima della posizione dello SLAM e dei landmark (Breggion, 2024)	58
Figura 3.8: A sinistra, le componenti dello Stonex X120GO; a destra, la numerazione delle camere dello scanner (Stonex, n.d.).....	60
Figura 3.9: Scatola dello Stonex X120GO con le componenti (Stonex, n.d.)	60
Figura 3.10: Schermata di lavoro di GOapp (Stonex, n.d.).....	62
Figura 3.11: Schermata di lavoro di GOpot	63
Figura 4.1: Rappresentazione del processo fotogrammetrico.....	67
Figura 4.2: A sinistra, rappresentazione del sistema di riferimento immagine iniziale; a destra, rappresentazione del sistema di riferimento immagine dopo aver applicato il punto principale nella fase di post-processamento.....	70
Figura 4.3: Interfaccia grafica di Agisoft Metashape	71
Figura 5.1: Percorso lineare eseguito con lo strumento SLAM attorno al murales	75
Figura 5.2: Nuvola di punti fotogrammetrica densa del murales	76
Figura 5.3: Ortofoto del murales derivante dalle immagini dello scanner.....	77
Figura 5.4: In alto, nuvola di punti da LiDAR con colorazione di GOpot; in basso, nuvola di punti da LiDAR con colorazione di Metashape	78
Figura 5.5: Ortofoto del murales derivante dalla nuvola di punti LiDAR.....	78
Figura 5.6: Posizione della stazione totale e sistema di riferimento per il campionamento dei GCP.....	81
Figura 5.7: Ground Control Points acquisiti sul muro con una stazione totale	82
Figura 5.8: Nuvola di punti del murales da reflex.....	83
Figura 5.9: Grafico degli errori per gli angoli di rotazione	85
Figura 5.10: Andamento degli errori di posizione	86
Figura 5.11: Confronto Cloud-to-Cloud tra nuvola di punti derivante da LiDAR (in scala RGB) e nuvola derivante dal processo fotogrammetrico delle immagini dello scanner (in scala di colori in base al campo scalare delle distanze)	88
Figura 5.12: Istogramma della distribuzione delle distanze tra le due nuvole	89

Figura 5.13: Distanze tra i GCP presi sull'ortofoto da fotogrammetria con fotocamera reflex ..	90
Figura 5.14: In alto, errori sulle distanze omologhe tra l'ortofoto da fotogrammetria reflex e l'ortofoto derivata dalla nuvola di punti LiDAR; in basso, errori sulle distanze omologhe tra l'ortofoto da fotogrammetria reflex e l'ortofoto derivata da fotogrammetria delle immagini dello scanner	92
Figura 5.15: In alto, errori relativi in percentuale sulle distanze omologhe tra l'ortofoto da fotogrammetria reflex e l'ortofoto derivata dalla nuvola di punti LiDAR; in basso, errori relativi in percentuale sulle distanze omologhe tra l'ortofoto da fotogrammetria delle immagini dello scanner	94
Figura 6.1: Percorso di Piazza Cavour con il dispositivo SLAM.....	100
Figura 6.2: Grafico degli errori di orientamento per la prima acquisizione.....	101
Figura 6.3: Andamento degli errori di posizione per la prima acquisizione.....	102
Figura 6.4: Grafico degli errori di orientamento per la seconda acquisizione	104
Figura 6.5: Andamento degli errori di posizione per la seconda acquisizione	105
Figura 6.6: Nuvola derivante dal processo fotogrammetrico delle immagini dello scanner, in scala di colori in base al campo scalare delle distanze dalla nuvola LiDAR.....	107
Figura 6.7: Istogramma della distribuzione delle distanze tra le due nuvole.....	108
Figura 6.8: Dettaglio delle ortofoto LiDAR relative a una porzione di facciata degli edifici della piazza; sopra, derivante dalla prima acquisizione; sotto, derivante dal secondo rilievo	109
Figura 6.9: A sinistra, distanze dalla linea di riferimento del portale per l'ortofoto dalla prima acquisizione; a destra, la stessa dalla seconda acquisizione	110
Figura 6.10: Andamento delle distanze dalla linea di riferimento lungo il bordo del portale per la prima acquisizione (in alto) e per la seconda (in basso).....	111
Figura 7.1: Percorso lineare in Via Arno con il dispositivo SLAM	117
Figura 7.2: Porzione di nuvola di punti degli edifici del lato sinistro della strada derivanti da LiDAR colorata con Metashape (sopra) e da fotogrammetria (sotto)	118
Figura 7.3: Grafico degli errori di orientamento	119
Figura 7.4: In ordine dall'alto, andamento degli errori di posizione di X, Y e Z	121
Figura 7.5: Dettaglio delle ortofoto relative a una porzione di facciata degli edifici della via; sopra, derivante dalla nuvola LiDAR; sotto, derivante dalla fotogrammetria delle immagini dello scanner	123
Figura 7.6: A sinistra, distanze dalla linea di riferimento della porta per l'ortofoto dalla nuvola di punti LiDAR; a destra, la stessa dalla nuvola di punti fotogrammetrica.....	124

Figura 7.7: Andamento delle distanze dalla linea di riferimento rettilinea lungo il bordo della porta per il caso LiDAR (in alto) e per la fotogrammetria (in basso)	125
Figura 7.8: A sinistra, distanze dalla linea di riferimento della persiana per l'ortofoto dalla nuvola di punti LiDAR; a destra, la stessa dalla nuvola di punti fotogrammetrica	126

Indice delle tabelle

Tabella 4.1: Parametri del sensore	68
Tabella 4.2: Parametri interni e di distorsione delle camere dello strumento SLAM	69
Tabella 5.1: Parametri per il calcolo del GSD (caso SLAM)	79
Tabella 5.2: Parametri interni della camera reflex	80
Tabella 5.3: Parametri per il calcolo del GSD (caso reflex)	80
Tabella 5.4: Coordinate dei GCP nel sistema di riferimento della stazione totale.....	82
Tabella 5.5: Statistiche sui parametri esterni della camera 0	87
Tabella 5.6: Statistiche delle distanze tra le nuvole	88
Tabella 5.7: Distanze euclidee calcolate per tutte le ortofoto	91
Tabella 5.8: Valori di media, deviazione standard e RMSE per gli errori visti.....	95
Tabella 6.1: Statistiche sui parametri esterni della camera 0 per la prima acquisizione	103
Tabella 6.2: Statistiche sui parametri esterni della camera 0 per la seconda acquisizione.....	106
Tabella 6.3: Statistiche delle distanze tra le nuvole	108
Tabella 6.4: Statistiche sulle distanze per il portale	112
Tabella 7.1: Statistiche sui parametri esterni delle camere	122
Tabella 7.2: Statistiche sulle distanze per la porta	126
Tabella 7.3: Statistiche sulle distanze per la finestra	127

Abstract

Il presente lavoro di tesi si propone di valutare la possibilità di ottenere mesh texturizzate e ortofoto geometricamente corrette a partire dalle immagini acquisite dalle camere integrate in un dispositivo SLAM e dalla nuvola di punti prodotta dal sensore LiDAR, analizzandone l'accuratezza metrica. L'obiettivo è verificare se tali ortofoto possano rappresentare un'integrazione efficace alla tradizionale nuvola di punti, ampliando le potenzialità applicative dei sistemi SLAM.

Lo studio è stato condotto utilizzando il dispositivo Stonex X120GO e si è basato sulla definizione di due differenti workflow di elaborazione, uno puramente fotogrammetrico e l'altro ibrido LiDAR-fotogrammetrico. Le analisi sono state sviluppate attraverso tre casi di studio, caratterizzati da geometrie e contesti differenti, e sono state supportate da confronti metrici con dati di riferimento. La valutazione dei risultati è stata condotta mediante indicatori statistici quali media, deviazione standard e RMSE.

I risultati mostrano come il sistema SLAM fornisca stime di posizione complessivamente affidabili, mentre emergono maggiori criticità nella stima degli orientamenti delle camere, in particolare in corrispondenza di variazioni cinematiche del percorso di acquisizione. Per quanto riguarda le ortofoto, quelle derivate dalla nuvola di punti LiDAR presentano generalmente una maggiore stabilità geometrica e scostamenti più contenuti rispetto ai dati di riferimento. Le ortofoto ottenute dalla fotogrammetria delle immagini SLAM risultano invece caratterizzate da una maggiore dispersione degli errori.

Il lavoro di tesi evidenzia come le ortofoto derivate da sistemi SLAM possano costituire un prodotto di supporto utile alla restituzione 2D, a condizione di una valutazione critica della loro accuratezza e dei limiti intrinseci del sistema. Le immagini delle camere SLAM possono quindi rappresentare una risorsa integrativa al dato LiDAR, ma il loro utilizzo per applicazioni metricamente rigorose richiede particolare cautela.

Abstract

This thesis aims to evaluate the possibility of generating textured meshes and geometrically accurate orthophotos from images acquired by the cameras integrated in a SLAM device and from the point cloud produced by the LiDAR sensor, assessing their metric accuracy. The objective is to verify whether such orthophotos can represent an effective integration of the traditional point cloud, thereby expanding the application potential of SLAM systems.

The study was conducted using the Stonex X120GO device and was based on the definition of two different processing workflows: one purely photogrammetric and the other a hybrid LiDAR-photogrammetric approach. The analyses were developed through three case studies characterized by different geometries and contexts and were supported by metric comparisons with reference data. The evaluation of the results was carried out using statistical indicators such as mean, standard deviation and RMSE.

The results show that the SLAM system provides overall reliable position estimates, while more critical issues emerge in the estimation of camera orientations, particularly in correspondence with kinematic variations along the acquisition path. Regarding orthophotos, those derived from the LiDAR point cloud generally have greater geometric stability and smaller deviations from the reference data. Orthophotos obtained from the photogrammetric processing of SLAM images, on the other hand, are characterized by a higher dispersion of errors.

The thesis highlights that orthophotos derived from SLAM systems can represent a useful supporting product for 2D mapping, provided that their accuracy and the intrinsic limitations of the system are critically evaluated. The images acquired by SLAM cameras can therefore represent an integrative resource to LiDAR data; however, their use for metrically rigorous applications requires particular caution.

1. Introduzione

Negli ultimi anni, i sistemi di rilievo basati su tecnologia SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) hanno conosciuto una crescente diffusione nei settori del rilievo tridimensionale, della documentazione del costruito e della rappresentazione spaziale, grazie alla loro rapidità di acquisizione e alla capacità di operare in ambienti complessi. Tali sistemi permettono principalmente la generazione di nuvole di punti tridimensionali, che costituiscono una base informativa ricca ma che possono anche presentare difficoltà dal punto di vista computazionale (elevato consumo di memoria RAM, tempi di calcolo lunghi) e di interpretazione grafica.

Questo lavoro di tesi è stato sviluppato nell'ambito di un tirocinio svolto presso l'azienda Stonex Srl, che progetta, produce e commercializza strumenti topografici e laser scanner per rilievi da campo. In questo studio, ci si propone di verificare la possibilità di ottenere mesh texturizzate e ortofoto geometricamente corrette sfruttando le immagini acquisite dalle camere di un dispositivo SLAM e la nuvola di punti derivante dal sensore LiDAR, con l'obiettivo di valutare se tali prodotti possano rappresentare un'integrazione efficace alla tradizionale nuvola di punti. In molti contesti applicativi, infatti, le nuvole di punti sono limitate in termini di leggibilità, immediatezza interpretativa o fruibilità grafica, soprattutto per utenti meno esperti; le ortofoto offrono una rappresentazione più immediata, intuitiva e facilmente interpretabile.

Lo studio si concentra sull'analisi del processo di generazione delle ortofoto a partire dalle immagini delle camere SLAM e dalla nuvola di punti ottenuta dal sistema LiDAR, ponendo particolare attenzione agli aspetti geometrici.

Nel secondo capitolo sono introdotti i principi di teoria sulla fotogrammetria, con particolare attenzione ai prodotti fotogrammetrici quali nuvole di punti, mesh e ortofoto.

Nel terzo capitolo è presentata la strumentazione di lavoro, con particolare enfasi sulla strumentazione SLAM, sull'algoritmo alla base di tale tecnologia, sul dispositivo utilizzato (X120GO prodotto da Stonex) e sui software dedicati alla gestione e all'elaborazione dei dati acquisiti.

Nel quarto capitolo viene presentata la metodologia di lavoro adottata, descrivendo il flusso operativo del processo fotogrammetrico intrapreso, i parametri di input per l'intero processo e

le funzionalità del software Agisoft Metashape utilizzate nell'ambito delle elaborazioni fotogrammetriche.

Nei capitoli successivi, attraverso tre casi di studio, la tesi analizza i limiti e le potenzialità dell'approccio proposto.

Il lavoro intende fornire un contributo alla valutazione dell'utilizzo delle camere degli scanner SLAM non solo come supporto alla colorazione delle nuvole di punti, ma come fonte integrata e vincolata al dato LiDAR per la produzione di ortofoto, ampliando le possibilità di impiego di tali sistemi nel campo del rilievo e della rappresentazione territoriale. È importante evidenziare, inoltre, i vantaggi in termini di rapidità di acquisizione e di processamento dei dati, in quanto l'eliminazione della fase di generazione della nuvola di punti fotogrammetrica consente una significativa semplificazione e accelerazione del flusso di lavoro complessivo.

2. Principi di fotogrammetria

In questo capitolo vengono presentati i fondamenti teorici della fotogrammetria, con l'obiettivo di fornire il quadro concettuale necessario alla comprensione delle analisi sviluppate nella tesi. Vengono presentati i principi fondamentali della disciplina e i principali prodotti fotogrammetrici, quali nuvole di punti, modelli tridimensionali e ortofoto.

2.1 Definizioni

Con il termine fotogrammetria si intendono tutte quelle tecniche che utilizzano immagini fotografiche di un oggetto per ricavarne forme e dimensioni. Queste operazioni vengono fatte operando sulle immagini fotografiche. La fotogrammetria quindi consente di ricostruire la posizione, l'orientamento, la forma e le dimensioni degli oggetti (nel caso in cui questi ultimi siano scalati) partendo dalle immagini (Kraus, 1997). Le immagini possono provenire da sistemi di acquisizione passivi, come le fotocamere digitali, oppure da sistemi attivi, come i laser scanner. Entrambi producono dati di tipo metrico, ma mentre la fotogrammetria è una misura indiretta, il laser scanner (il LiDAR) produce una misura diretta.

I risultati di un'analisi fotogrammetrica possono essere mappe e piante con dettagli planimetrici e curve di livello, insieme ad altre rappresentazioni grafiche degli oggetti, ma anche modelli geometrici digitali e fotografie rettificate (denominate ortofoto) (Kraus, 1997).

Nella fotogrammetria digitale, l'immagine viene acquisita direttamente in formato digitale: la radiazione luminosa incidente sul piano focale del sensore viene registrata da rivelatori elettronici e il processo di elaborazione viene svolto con l'ausilio di software (Kraus, 1997). La fotogrammetria digitale è la base concettuale per l'utilizzo di immagini acquisite da sensori non convenzionali, che sarà il fulcro del lavoro di tesi.

La fotogrammetria viene utilizzata in molti ambiti applicativi: rilievo architettonico; misurazioni di precisione di cantieri e di altre opere ingegneristiche; monitoraggio degli edifici

e documentazione dei danni agli edifici; rilievo di modelli artistici e ingegneristici; misurazione delle deformazioni; analisi di processi in movimento, ad esempio nel campo della robotica.

In fotogrammetria, la forma e la posizione di un oggetto vengono determinate con fasci di raggi. Per ciascuna fotocamera, ogni punto dell'immagine P' , insieme al corrispondente centro prospettico O' , definisce la direzione spaziale del raggio verso il corrispondente punto dell'oggetto P (Luhmann et al., 2014). Se sono note la geometria interna della fotocamera (distanza principale, punto principale, parametri di distorsione), la posizione del centro di presa e l'orientamento del piano del sensore, è possibile definire ogni raggio dell'immagine nello spazio tridimensionale dell'oggetto. Dall'intersezione di almeno due raggi spazialmente separati, è possibile individuare un punto dell'oggetto in tre dimensioni.

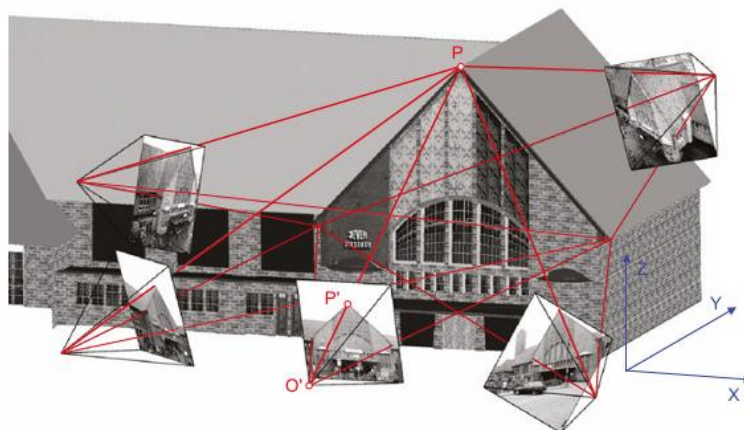


Figura 2.1: Edificio ricostruito in 3D tramite fotogrammetria, con diverse fotografie orientate nello spazio e connesse da raggi laser che rappresentano le corrispondenze tra punti immagine e punti dell'oggetto, evidenziando il processo di triangolazione e orientamento delle camere (Luhmann et al., 2014)

I parametri di calibrazione indicano quanto una fotocamera reale si discosti da un modello di camera ideale; quest'ultimo è rappresentato dalla fotocamera basata sulla prospettiva centrale (Figura 2.2). La posizione di riferimento più importante è il centro prospettico O , attraverso il quale passano tutti i raggi dell'immagine; il parametro c è definito distanza principale, ovvero la distanza tra il centro prospettico e il piano dell'immagine. Il centro prospettico è definito da due coordinate sul piano immagine e una fuori piano, che è proprio c . L'orientamento interno definisce la posizione del centro prospettico rispetto a un sistema di riferimento fissato nella

fotocamera (sistema di coordinate dell'immagine), così come le deviazioni dalla proiezione centrale ideale (distorsione dell'immagine) (Luhmann et al., 2014).

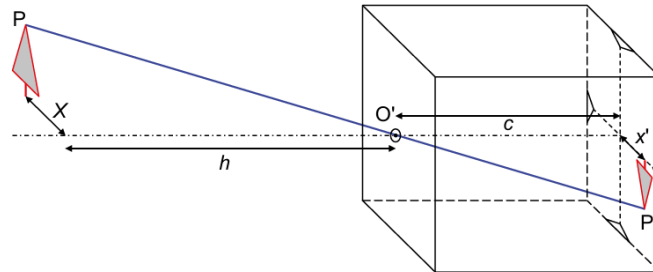


Figura 2.2: Modello di camera basato sulla prospettiva centrale (Luhmann et al., 2014)

2.2 Sistemi di riferimento

2.2.1 Sistema di riferimento dell'immagine e della camera

Il sistema di coordinate dell'immagine definisce un sistema di riferimento bidimensionale, proprio dell'immagine, di coordinate cartesiane x', y' . Per una convenzione fotogrammetrica, l'origine di questo sistema di riferimento è collocata nel centro dell'immagine.

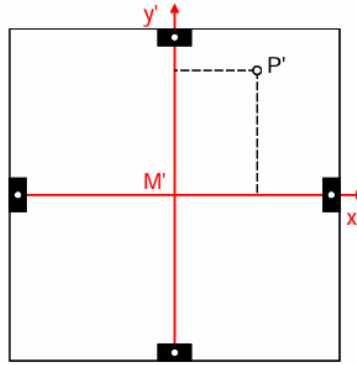


Figura 2.3: Sistema di riferimento dell'immagine (Luhmann et al., 2014)

La relazione tra il piano dell'immagine e la camera, considerata come un oggetto spaziale, può essere stabilita estendendo il sistema di coordinate dell'immagine con l'asse z' , normale al piano dell'immagine (Figura 2.4). Questo sistema di coordinate tridimensionale è il sistema di riferimento della camera e la sua origine è situata nel centro di presa O' .

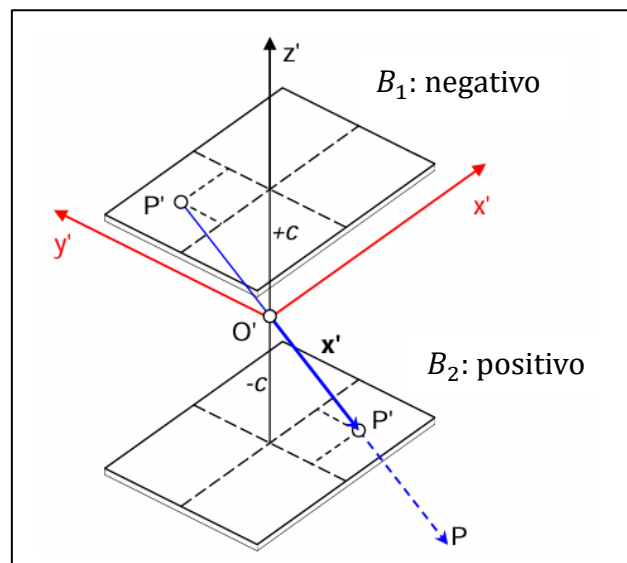


Figura 2.4: Sistema di riferimento della camera (Luhmann et al., 2014)

La posizione B_1 rappresenta il punto immagine così come si forma fisicamente sul sensore, corrispondente all'immagine negativa. Tuttavia, per semplificare la trattazione matematica, si introduce il punto immagine equivalente B_2 , appartenente a un piano immagine positivo posto simmetricamente rispetto al centro di presa O' . In questa rappresentazione, il vettore delle

coordinate immagine $\mathbf{x}'$ risulta orientato nello stesso verso del vettore che unisce il centro di presa al punto oggetto P, rendendo più agevole la formulazione delle relazioni geometriche (Luhmann et al., 2014). Con questa convenzione, la distanza principale c deve essere definita con segno negativo, definendo $\mathbf{x}'$ come segue:

$$\mathbf{x}' = \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ -c \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

Il vettore immagine $\mathbf{x}'$ descrive il raggio di proiezione, nel sistema di coordinate dell'immagine, dal punto immagine al punto oggetto.

2.2.2 Sistema di riferimento dei pixel e del sensore

Un'immagine digitale è costituita da una griglia bidimensionale regolare, composta da n righe e m colonne, di elementi discreti, detti pixel, ciascuno dei quali è associato a un valore radiometrico che rappresenta l'intensità della radiazione elettromagnetica registrata dal sensore.

Il sistema di coordinate dei pixel è un sistema con assi u e v orientati verso destra e verso il basso, con l'origine fissata nell'angolo in alto a sinistra (Figura 2.5). Un'immagine digitale presenta una relazione con il sensore fisico della camera.

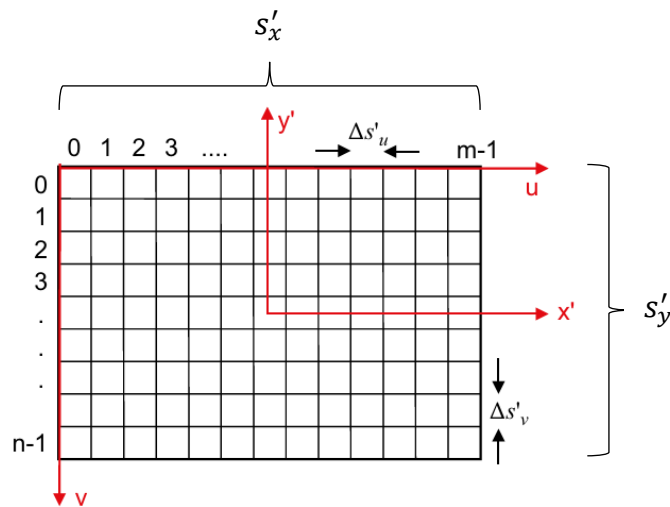


Figura 2.5: Sistema di riferimento dei pixel (Luhmann et al., 2014)

Le coordinate dei pixel u, v possono essere convertite in coordinate dell'immagine x', y' tramite le seguenti equazioni:

$$\begin{cases} u = \frac{x' + s'_x/2}{\Delta s'_u} \\ v = \frac{y' + s'_y/2}{\Delta s'_v} \end{cases} \quad (2.2)$$

dove s'_x e s'_y sono le dimensioni del sensore, $\Delta s'_u$ e $\Delta s'_v$ sono le dimensioni dei pixel.

2.2.3 Sistema di riferimento oggetto

Il sistema di riferimento dell'oggetto è un sistema di coordinate cartesiane tridimensionali X, Y, Z utilizzato per descrivere la posizione spaziale dei punti dell'oggetto rilevato e per esprimere i risultati metrici del rilievo. Esso costituisce il riferimento finale in cui vengono espresse le coordinate dei punti ricostruiti tramite i processi fotogrammetrici e di mappatura.

A seconda del contesto applicativo e delle modalità di acquisizione, il sistema di riferimento oggetto può assumere diverse configurazioni. Nei rilievi georeferenziati, esso può coincidere con un sistema di riferimento cartografico o geodetico, definito da un datum e, nel caso di rappresentazioni planimetriche, da una specifica proiezione cartografica. In tali sistemi, le coordinate sono generalmente espresse in termini di Est (E), Nord (N) e quota (Z), con unità di misura metriche (Luhmann et al., 2014).

In alternativa, soprattutto nei rilievi di dettaglio, indoor o in assenza di vincoli di georeferenziazione, il sistema di riferimento oggetto può essere un sistema locale, definito a partire da un punto di origine scelto dall'operatore e con assi orientati in maniera arbitraria. Questo approccio è frequentemente adottato nei sistemi SLAM, nei quali la ricostruzione dell'ambiente avviene inizialmente in un sistema di riferimento locale solidale allo strumento, che può successivamente essere trasformato o allineato ad un sistema di riferimento globale mediante punti di controllo o orientando le immagini o la nuvola di punti.

La definizione del sistema di riferimento oggetto è fondamentale per garantire la coerenza geometrica del rilievo e per consentire il confronto metrico tra dati provenienti da sensori e

tecniche di acquisizione differenti, come nel caso dell'integrazione tra immagini, nuvole di punti LiDAR e prodotti derivati quali le ortofoto.

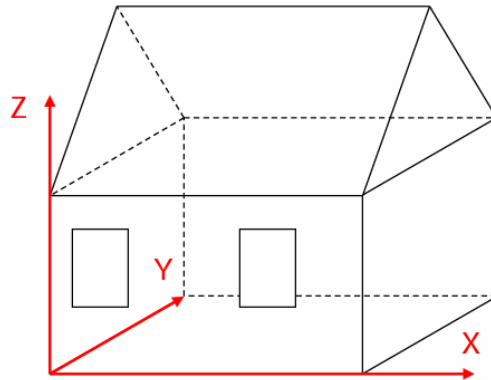


Figura 2.6: Sistema di riferimento oggetto (Luhmann et al., 2014)

2.3 Trasformazioni tra sistemi di riferimento

2.3.1 Rotazione bidimensionale

Una trasformazione tra sistemi di riferimento è un'operazione che consente di esprimere le coordinate di un punto, note in un sistema di riferimento, rispetto a un altro sistema, senza modificare la sua posizione reale nel piano (trasformazione 2D) o nello spazio (trasformazione 3D). In questo paragrafo viene introdotto il concetto di rotazione bidimensionale, allo scopo di preparare la trattazione delle rotazioni tridimensionali nei paragrafi seguenti.

Il problema si può formulare nel seguente modo: dato un punto $P(x,y)$ in un sistema di coordinate planari che è stato ruotato di un angolo α in senso antiorario rispetto a un sistema di coordinate fisso, l'obiettivo è determinare le coordinate (X,Y) del punto rispetto al sistema fisso (Kraus, 1997). La trasformazione può essere così scritta:

$$\begin{cases} X = x * \cos(\alpha) - y * \sin(\alpha) \\ Y = x * \sin(\alpha) + y * \cos(\alpha) \end{cases} \quad (2.3)$$

Introducendo la notazione vettoriale e matriciale, l'Equazione 2.3 diventa:

$$\begin{aligned} \mathbf{X} &= \mathbf{R} * \mathbf{x} \\ \begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \cos(\alpha) & -\sin(\alpha) \\ \sin(\alpha) & \cos(\alpha) \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.4)$$

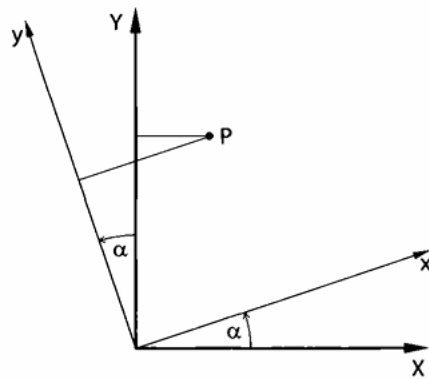


Figura 2.7: Rotazione planare (Kraus, 1997)

$\mathbf{R}$ è chiamata matrice di rotazione. Si tratta di una matrice quadrata, non simmetrica, e i suoi elementi sono i seni e i coseni degli angoli tra gli assi del sistema di coordinate. È una matrice ortonormale, infatti valgono le seguenti relazioni:

$$\begin{aligned} \mathbf{R} * \mathbf{R}^T &= \mathbf{R}^T * \mathbf{R} = \mathbf{I} \\ \mathbf{R}^{-1} &= \mathbf{R}^T \end{aligned} \quad (2.5)$$

e il suo determinante è pari a 1. La rotazione bidimensionale appena descritta è la base per le trasformazioni descritte in seguito.

2.3.2 Convenzione ω, φ, κ

Mentre nel piano una rotazione è completamente descritta da un unico angolo α , nello spazio tridimensionale l'orientamento di un sistema di riferimento richiede tre parametri (angoli) indipendenti. In questo paragrafo, sono descritti gli angoli di rotazione ω, φ, κ .

Gli angoli di orientamento ω, φ, κ descrivono una rotazione estrinseca, che consente di passare dal sistema di riferimento oggetto al sistema di riferimento della camera, e sono impiegati nella formulazione delle equazioni di collinearità, descritte al paragrafo 2.4.

Le rotazioni spaziali vengono eseguite successivamente attorno ai tre assi di un sistema di coordinate spaziali. Si consideri un punto P nel sistema di riferimento immagine xyz, che risulta ruotato rispetto al sistema di riferimento oggetto XYZ, come descritto in Figura 2.8.

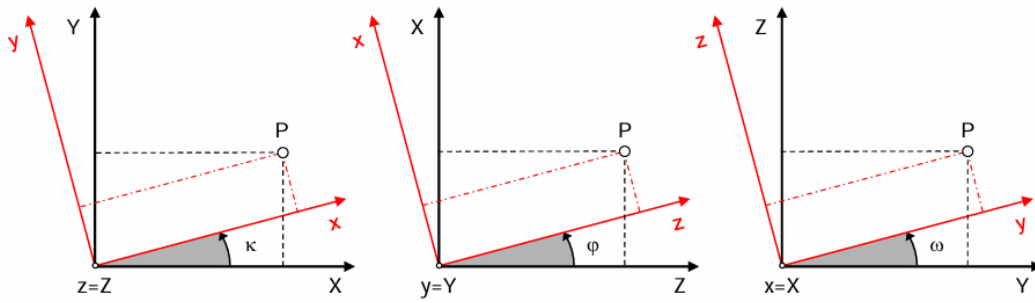


Figura 2.8: Definizione degli angoli di rotazione spaziale (Luhmann et al., 2014)

Utilizzando le funzioni trigonometriche seno e coseno, si ottengono tre rotazioni. La prima è la rotazione attorno all'asse Z, convenzionalmente indicata con l'angolo κ . Essa è positiva in senso antiorario se si osserva il sistema di riferimento dall'alto lungo l'asse Z verso l'origine. Dalla Equazione 2.6 risultano quindi le seguenti coordinate del punto nel sistema oggetto XYZ:

$$\mathbf{X} = \mathbf{R}_{\kappa} * \mathbf{x} \quad (2.6)$$

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\kappa) & -\sin(\kappa) & 0 \\ \sin(\kappa) & \cos(\kappa) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}$$

La seconda rotazione avviene attorno all'asse Y, indicata con l'angolo φ :

$$\mathbf{X} = \mathbf{R}_\varphi * \mathbf{x}$$

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\varphi) & 0 & \sin(\varphi) \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin(\varphi) & 0 & \cos(\varphi) \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

Infine, vi è la rotazione attorno all'asse X, indicata con l'angolo ω :

$$\mathbf{X} = \mathbf{R}_\omega * \mathbf{x}$$

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\omega) & -\sin(\omega) \\ 0 & \sin(\omega) & \cos(\omega) \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

La rotazione complessiva, definita dalla matrice $\mathbf{R}$, di una trasformazione di coordinate spaziali è determinata mediante l'applicazione successiva di tre singole rotazioni, ovvero è composta da tre matrici di rotazione bidimensionali. Se la rotazione estrinseca è definita attorno agli assi mobili nell'ordine ω, φ, κ , allora la matrice di rotazione completa è:

$$\mathbf{R} = \mathbf{R}_\omega * \mathbf{R}_\varphi * \mathbf{R}_\kappa \quad (2.9)$$

Le componenti della matrice $\mathbf{R}$ totale sono le seguenti:

$$\begin{aligned} \mathbf{R} &= \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix} = \\ &= \begin{bmatrix} \cos(\varphi)\cos(\kappa) & -\cos(\varphi)\sin(\kappa) & \sin(\varphi) \\ \cos(\omega)\sin(\kappa) + \sin(\omega)\sin(\varphi)\cos(\kappa) & \cos(\omega)\cos(\kappa) - \sin(\omega)\sin(\varphi)\sin(\kappa) & -\sin(\omega)\cos(\varphi) \\ \sin(\omega)\sin(\kappa) - \cos(\omega)\sin(\varphi)\cos(\kappa) & \sin(\omega)\cos(\kappa) + \cos(\omega)\sin(\varphi)\sin(\kappa) & \cos(\omega)\cos(\varphi) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.10)$$

Nota la matrice $\mathbf{R}$, è possibile ricavare gli angoli nel seguente modo (Luhmann et al., 2014):

$$\left\{ \begin{array}{l} \omega = \arctan\left(-\frac{r_{23}}{r_{33}}\right) \\ \varphi = \arctan\left(\frac{r_{13}}{\sqrt{r_{23}^2 + r_{33}^2}}\right) = \arcsin(r_{13}) \\ \kappa = \arctan\left(-\frac{r_{12}}{r_{11}}\right) \end{array} \right. \quad (2.11)$$

2.3.3 Convenzione di Tait-Bryan

Un'altra convenzione ampiamente utilizzata è quella degli angoli yaw, pitch, roll. Comunemente utilizzati in ambito aeronautico e nei sistemi SLAM, descrivono invece la rotazione del sistema di riferimento della camera rispetto al sistema di riferimento oggetto; si tratta quindi di una rotazione intrinseca.

Tali angoli descrivono una rotazione composta da rotazioni elementari attorno agli assi principali fissi nello spazio. La prima rotazione è di ampiezza ϕ (roll) attorno all'asse x, la seconda è di ampiezza θ (pitch) attorno all'asse y, mentre la terza è di ampiezza ψ (yaw) attorno all'asse z (Berner, 2008). Yaw, pitch e roll sono chiamati angoli di Tait-Bryan, e sono una sottoclasse degli angoli di Eulero.

Quando l'oggetto è ad esempio un aereo, per convenzione si fissa il centro di massa come origine del sistema di riferimento, con l'asse x orientato in avanti, l'asse y verso destra e l'asse z che punta verso il basso, come mostrato in Figura 2.9.

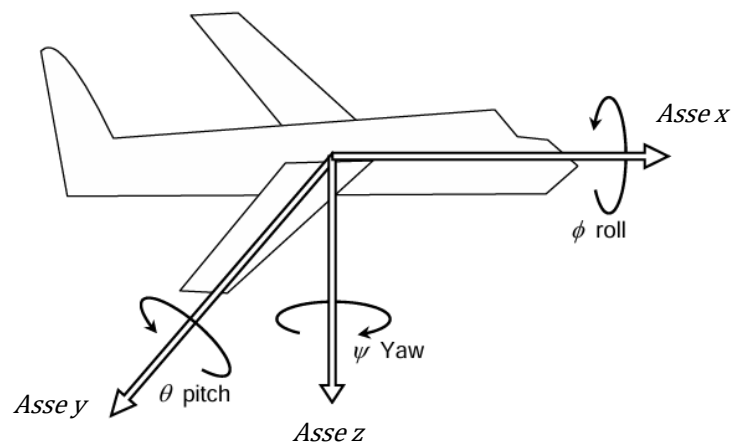


Figura 2.9: Angoli di Tait-Bryan (Berner, 2008)

La matrice di rotazione associata a yaw è la seguente:

$$\mathbf{R}_z = \begin{bmatrix} \cos(\psi) & -\sin(\psi) & 0 \\ \sin(\psi) & \cos(\psi) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

Occorre notare che gli elementi di $\mathbf{R}_z(\psi)$ formano una rotazione bidimensionale applicata alle coordinate x e y, mentre la coordinata z rimane invariata (Berner, 2008).

La rotazione associata a pitch è la seguente:

$$\mathbf{R}_y = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & 0 & \sin(\theta) \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin(\theta) & 0 & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

E infine la matrice di rotazione associata all'angolo roll:

$$\mathbf{R}_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\phi) & -\sin(\phi) \\ 0 & \sin(\phi) & \cos(\phi) \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

La matrice di rotazione $\mathbf{R}$ totale è definita come segue:

$$\mathbf{R} = \mathbf{R}_z * \mathbf{R}_y * \mathbf{R}_x \quad (2.15)$$

Le componenti della matrice $\mathbf{R}$ totale sono le seguenti:

$$\begin{aligned} \mathbf{R} &= \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix} = \\ &= \begin{bmatrix} \cos(\psi)\cos(\theta) & \cos(\psi)\sin(\theta)\sin(\phi) - \sin(\psi)\cos(\phi) & \cos(\psi)\sin(\theta)\cos(\phi) + \sin(\psi)\sin(\phi) \\ \sin(\psi)\cos(\theta) & \sin(\psi)\sin(\theta)\sin(\phi) + \cos(\psi)\cos(\phi) & \sin(\psi)\sin(\theta)\cos(\phi) - \cos(\psi)\sin(\phi) \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta)\sin(\phi) & \cos(\theta)\cos(\phi) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.16)$$

È importante notare che $\mathbf{R}$ applica la rotazione nell'ordine yaw, pitch, roll. Se l'ordine di queste operazioni viene cambiato, ne risulta una matrice di rotazione diversa.

Nota la matrice $\mathbf{R}$, è possibile ricavare gli angoli nel seguente modo:

$$\left\{ \begin{array}{l} \psi = \arctan\left(\frac{r_{21}}{r_{11}}\right) \\ \theta = \arctan\left(-\frac{r_{31}}{\sqrt{r_{32}^2 + r_{33}^2}}\right) = \arcsin(-r_{31}) \\ \phi = \arctan\left(\frac{r_{32}}{r_{33}}\right) \end{array} \right. \quad (2.17)$$

2.4 Equazioni di collinearità

Per poter ricostruire la posizione e la forma degli oggetti, occorre conoscere la geometria del sistema di formazione dell'immagine. In Figura 2.10 sono rappresentati il centro di prospettiva O di un fascio tridimensionale di raggi, il punto principale PP di coordinate ξ_0, η_0 e la distanza principale c (Kraus, 1997).

La relazione tra le coordinate ξ e η di un punto immagine P' e le coordinate X, Y, Z di un punto oggetto P è formulata tramite le equazioni di collinearità:

$$\left\{ \begin{array}{l} \xi = \xi_0 - c \frac{r_{11}(X - X_0) + r_{21}(Y - Y_0) + r_{31}(Z - Z_0)}{r_{13}(X - X_0) + r_{23}(Y - Y_0) + r_{33}(Z - Z_0)} \\ \eta = \eta_0 - c \frac{r_{12}(X - X_0) + r_{22}(Y - Y_0) + r_{32}(Z - Z_0)}{r_{13}(X - X_0) + r_{23}(Y - Y_0) + r_{33}(Z - Z_0)} \end{array} \right. \quad (2.18)$$

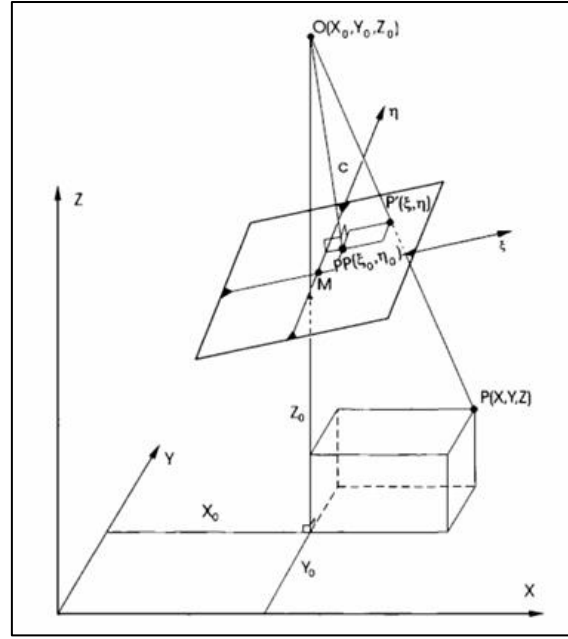


Figura 2.10: Relazione tra coordinate immagine e coordinate oggetto (Kraus, 1997)

I parametri r_{ik} che compaiono nelle Equazioni 2.18 sono gli elementi della matrice di rotazione **R**. Risolvendo tali equazioni rispetto alle coordinate oggetto X e Y, si ottiene:

$$\begin{cases} X = X_0 + (Z - Z_0) \frac{r_{11}(\xi - \xi_0) + r_{12}(\eta - \eta_0) - r_{31}c}{r_{31}(\xi - \xi_0) + r_{32}(\eta - \eta_0) - r_{33}c} \\ Y = Y_0 + (Z - Z_0) \frac{r_{21}(\xi - \xi_0) + r_{22}(\eta - \eta_0) - r_{23}c}{r_{31}(\xi - \xi_0) + r_{32}(\eta - \eta_0) - r_{33}c} \end{cases} \quad (2.19)$$

Le Equazioni 2.18 indicano che a ogni punto oggetto corrisponde un solo punto immagine, in condizioni ideali di visibilità, cioè senza occlusioni, e proiezione centrale. Le Equazioni 2.19 mettono invece in evidenza il fatto che, poiché le coordinate Z compaiono nel membro a destra della formula, ad ogni punto immagine corrispondono infiniti punti oggetto. Da una singola immagine non è quindi possibile ricostruire un oggetto tridimensionale. È necessario disporre di una seconda immagine dello stesso oggetto ripresa da un punto di vista diverso oppure di informazioni aggiuntive sulla coordinata Z (Kraus, 1997).

Le trasformazioni formulate nelle Equazioni 2.18 e 2.19 presuppongono la conoscenza dei valori ξ_0, η_0 e c , noti come parametri di orientamento interno. Essi determinano la posizione del centro di proiezione del fascio tridimensionale di raggi rispetto al piano immagine (Kraus,

1997). Oltre a questi, compaiono sei parametri di orientamento esterno: X_0, Y_0, Z_0 , cioè le coordinate oggetto che definiscono la posizione e l'assetto della camera; ω, φ, κ (oppure yaw, pitch, roll), che definiscono le rotazioni dell'immagine. Per specificare la proiezione centrale di un'immagine, sono quindi necessari nove parametri, e la loro determinazione è l'obiettivo della calibrazione e dell'orientamento.

2.5 Calibrazione della camera

A livello di calibrazione delle fotocamere digitali, si distinguono due tipologie di parametri: quelli di orientamento interno e quelli di distorsione.

I parametri di orientamento interno comprendono la distanza principale c (o lunghezza focale) e le coordinate del punto principale; tali parametri compaiono nelle equazioni di collinearità illustrate nel paragrafo precedente. A questi si aggiungono i parametri di distorsione, che consentono di correggere le misure sul piano immagine. In particolare, si distinguono: i coefficienti della distorsione radiale simmetrica (k_1, k_2, k_3, k_4); i parametri p_1 e p_2 , che modellano la distorsione tangenziale e la componente asimmetrica della distorsione radiale, entrambe dovute a eventuali decentramenti delle lenti rispetto all'asse ottico (D'Amelio & Lo Brutto, 2007); i coefficienti di skew (b_1, b_2), detti anche parametri di affinità e di non ortogonalità, che descrivono eventuali deviazioni dalla configurazione ideale di pixel ortogonali tra loro.

In alcuni software, la distanza principale viene espressa in unità di misura in pixel; per trasformare la distanza principale in unità metriche, occorre utilizzare la seguente relazione:

$$c[mm] = \frac{c[px] * K[\mu m/px]}{1000} \quad (2.20)$$

dove K è un parametro di conversione per ricavare le unità metriche della distanza principale a partire dal suo valore in pixel.

I parametri di distorsione della camera rientrano nella formulazione di Brown, un modello che permette di correggere le distorsioni di tipo radiale e tangenziale presenti nelle immagini,

dipendenti dalla qualità delle lenti delle fotocamere. Brown ha corretto le equazioni di collinearità sommando i termini correttivi $d\xi$ e $d\eta$, che tengono conto delle distorsioni delle lenti, al secondo membro delle Equazioni 2.18:

$$\begin{cases} \xi_{corr} = \xi + d\xi \\ \eta_{corr} = \eta + d\eta \end{cases} \quad (2.21)$$

I due termini additivi sono formulati nel seguente modo (Brown, 1971):

$$\begin{cases} d\xi = (\xi - \xi_0) * (k_1 * r^2 + k_2 * r^4 + k_3 * r^6) + p_1 * [r^2 + 2 * (\xi - \xi_0)^2] \\ \quad + 2 * p_2 * (\xi - \xi_0) * (\eta - \eta_0) + b_1 * (\xi - \xi_0) * (\eta - \eta_0) \\ \quad + b_2 * (\eta - \eta_0) \\ d\eta = (\eta - \eta_0) * (k_1 * r^2 + k_2 * r^4 + k_3 * r^6) + p_2 * [r^2 + 2 * \\ \quad * (\eta - \eta_0)^2] + 2 * p_1 * (\xi - \xi_0) * (\eta - \eta_0) \end{cases} \quad (2.22)$$

dove r rappresenta la distanza dal punto principale:

$$r = \sqrt{(\xi - \xi_0)^2 + (\eta - \eta_0)^2} \quad (2.23)$$

2.6 Bundle Block Adjustment

Il Bundle Block Adjustment è un metodo di calcolo ai minimi quadrati utilizzato per risolvere il problema della cosiddetta triangolazione aerea, ovvero una procedura per l'orientamento simultaneo di un dataset di immagini raffiguranti un oggetto. Il nome fa riferimento ai fasci (bundles) di raggi luminosi che partono da determinati punti dell'oggetto tridimensionale e convergono verso ciascun centro di presa (Figura 2.11), i quali vengono "aggiustati" in maniera ottimale sia rispetto alla posizione dei punti sia rispetto alla posizione della camera. Ottimale poiché i parametri della camera e le coordinate dei punti 3D vengono stimati simultaneamente minimizzando, secondo il criterio dei minimi quadrati, l'errore di riproiezione tra le osservazioni misurate e quelle calcolate (Triggs et al., 2000).

Il Bundle Block Adjustment richiede alcuni input fondamentali per poter applicare correttamente il metodo dei minimi quadrati. In particolare, sono necessari: il dataset delle

immagini; i parametri di posizione e orientamento delle camere determinati da un'unità di misura inerziale (IMU); i Ground Control Points (GCP), ossia punti le cui coordinate sono note sia nel sistema di riferimento oggetto sia in quello immagine; i Tie Points (TP), che collegano le coordinate di un punto in un'immagine con le coordinate dello stesso punto in un'altra o più immagini, determinati dal software tramite algoritmi di matching tra le immagini. GCP e TP sono utilizzati per comporre il sistema delle equazioni di collinearità.

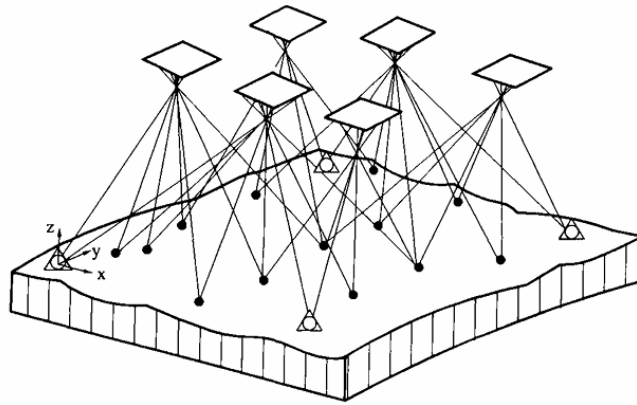


Figura 2.11: Fasci di raggi luminosi che collegano i punti dell'oggetto tridimensionale a ciascun centro di presa della camera (Kraus, 1997)

Ogni osservazione di un punto in un'immagine definisce quindi, come detto, un raggio nello spazio. Se il punto reale è un Tie Point, allora quest'ultimo ha un raggio dalla prima camera, un raggio dalla seconda camera, ecc. A causa della presenza di errori di misura sulle coordinate immagine o di imprecisioni nei parametri della camera, i raggi non si intersecano perfettamente nel punto reale dell'oggetto. Con il Bundle Block Adjustment, i fasci di raggi vengono quindi traslati (avvengono tre traslazioni X_0, Y_0, Z_0) e ruotati (grazie agli angoli di rotazione ω, φ, κ), in modo tale che i raggi corrispondenti si intersechino il più vicino possibile ai Tie Points e che passino il più possibile per i punti di controllo (Kraus, 1997).

La soluzione è determinata analiticamente mediante il metodo dei minimi quadrati, dove si minimizza la somma dei quadrati degli errori di riproiezione:

$$\min \sum_{ij} (v_{\xi_{ij}}^2 + v_{\eta_{ij}}^2) \quad (2.24)$$

dove $v_{\xi_{ij}}$ e $v_{\eta_{ij}}$ sono i residui (errori di riproiezione) del punto i-esimo dell'immagine j-esima calcolati ottenuti applicando le equazioni di collinearità (Equazioni 2.18):

$$\begin{cases} v_{\xi_{ij}} = \xi_{ij}^{oss} - \hat{\xi}_{ij} \\ v_{\eta_{ij}} = \eta_{ij}^{oss} - \hat{\eta}_{ij} \end{cases} \quad (2.25)$$

Per poter fare ciò, occorre che le equazioni di collinearità relative a GCP e TP vengano linearizzate tramite lo sviluppo di Taylor:

$$\mathbf{v} = \mathbf{A} * \Delta \hat{\mathbf{p}} - \mathbf{l} \quad (2.26)$$

dove $\mathbf{v}$ è il vettore dei residui, $\mathbf{A}$ è la matrice jacobiana delle derivate parziali, $\Delta \hat{\mathbf{p}}$ è il vettore delle stime delle correzioni ai parametri e $\mathbf{l}$ il vettore dei termini noti.

Il sistema ai minimi quadrati diventa il seguente:

$$\mathbf{A}^T * \Sigma^{-1} * \mathbf{A} * \Delta \hat{\mathbf{p}} = \mathbf{A}^T * \Sigma^{-1} * \mathbf{l} \quad (2.27)$$

da cui si ricava il vettore $\Delta \hat{\mathbf{p}}$. Σ è la matrice di varianza-covarianza delle osservazioni, definita come:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_X^2 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \sigma_K^2 \end{bmatrix} \quad (2.28)$$

Segue un aggiornamento iterativo dei parametri fino alla convergenza:

$$\hat{\mathbf{p}}_{t+1} = \hat{\mathbf{p}}_t + \Delta \hat{\mathbf{p}} \quad (2.29)$$

Gli output del Bundle Block Adjustment nel vettore $\hat{\mathbf{p}}$ comprendono le stime dei parametri di orientamento esterno e interno delle camere e le coordinate cartesiane dei Tie Points nel sistema di riferimento oggetto. Il software fotogrammetrico Agisoft Metashape permette di visualizzare i Tie Points sottoforma di una nuvola di punti sparsa, descritta al paragrafo seguente. È possibile inoltre utilizzare le osservazioni dirette dei parametri di orientamento esterno, oppure alcune di esse: in questo caso, occorre aggiungere un set di equazioni di osservazione dei parametri da stimare. Di conseguenza, nell'Equazione 2.24 di minimizzazione,

oltre ai quadrati degli errori di riproiezione, si sommano anche i quadrati dei residui dei soli parametri osservati.

In questo contesto, assumono particolare rilevanza anche il concetto di GSD (Ground Sampling Distance), ovvero la dimensione reale a terra rappresentata da un singolo pixel dell'immagine, e la percentuale di sovrapposizione delle foto, in quanto un'adeguata sovrapposizione tra immagini garantisce la presenza di un numero sufficiente di Tie Points e rende il Bundle Block Adjustment efficace.

Si consideri il disegno di Figura 2.12: esso rappresenta lo schema geometrico della proiezione centrale nel caso normale per collegare le dimensioni del sensore lungo la direzione orizzontale f_w , la distanza principale c , la distanza di presa h e la dimensione reale a terra coperta dall'immagine lungo il lato orizzontale W .

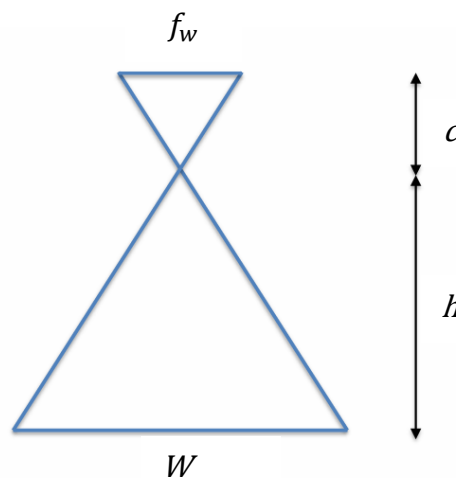


Figura 2.12: Schema geometrico della proiezione centrale

Il GSD si calcola con la seguente formula:

$$GSD = \frac{W}{n_{px}} \quad (2.30)$$

dove n_{px} è il numero di pixel lungo la direzione della larghezza del sensore. Il parametro W si calcola invece nel seguente modo:

$$W = \frac{f_w * h}{c} \quad (2.31)$$

Per quanto riguarda il discorso della percentuale di sovrapposizione delle foto, bisogna tenere conto dell'equazione di uguaglianza ricavabile da Figura 2.13, in cui è rappresentata la geometria della sovrapposizione longitudinale tra due immagini consecutive, dove i è la distanza tra i due centri di presa e R_t è la frazione di parte sovrapposta tra due immagini longitudinalmente. Tale equazione si scrive nella seguente maniera:

$$2 * \frac{W}{2} + i = 2 * (1 - R_t) * W + R_t * W \quad (2.32)$$

dalla quale è possibile ricavare R_t se sono noti gli altri termini.

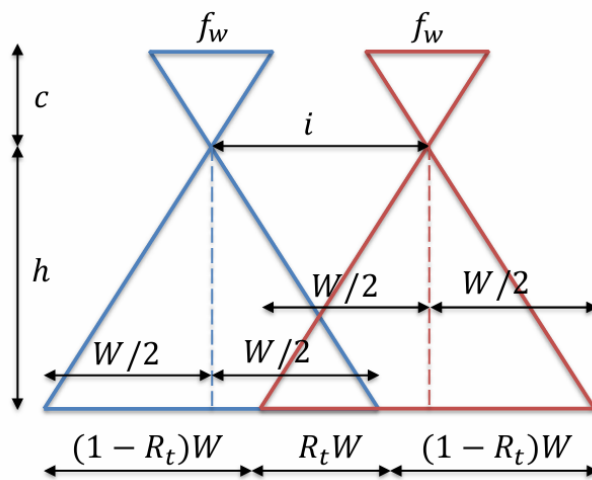


Figura 2.13: Geometria della sovrapposizione longitudinale tra due immagini consecutive in un rilievo fotogrammetrico

Per la verifica dell'accuratezza del modello fotogrammetrico a valle del Bundle Block Adjustment, vengono presi i cosiddetti Check Points (CP), punti con coordinate note nel sistema di riferimento oggetto. Viene calcolato il residuo del modello come differenza tra le coordinate di questi punti calcolate dal modello e le stesse coordinate reali misurate.

2.7 Nuvola di punti

Una nuvola di punti è un insieme discreto di punti nello spazio tridimensionale, in cui ogni punto ha coordinate X , Y , Z in un determinato sistema di riferimento, con informazioni aggiuntive come colore, intensità, riflettanza o dati temporali. Le nuvole di punti possono essere ottenute da strumenti di misurazione a laser (tra cui figurano i LiDAR, descritti più avanti in questa trattazione al paragrafo 3.2.1) oppure dalla fotogrammetria classica.

Un esempio di nuvola di punti da LiDAR è rappresentato in Figura 2.14, rappresentante un caso studio della tesi.

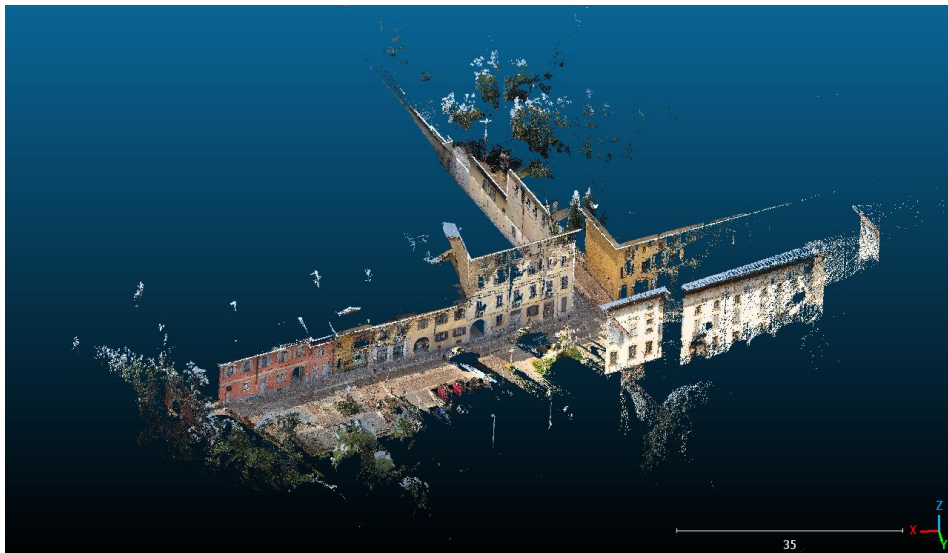


Figura 2.14: Nuvola di punti da LiDAR

La nuvola fotogrammetrica nasce invece da immagini bidimensionali. I software fotogrammetrici, tramite il Bundle Block Adjustment descritto al paragrafo precedente, ricostruiscono una nuvola di punti sparsa costituita dai Tie Points, dalla quale è possibile ricavare la nuvola di punti densa. In Figura 2.15 viene mostrata una nuvola di punti generata dal software Agisoft Metashape e derivante da immagini scattate con una fotocamera reflex.



Figura 2.15: Nuvola di punti da fotogrammetria

Per comparare ed eseguire misurazioni sulle nuvole di punti derivanti da diverse sorgenti (LiDAR e fotogrammetria), è necessario allineare le nuvole di punti tra loro. L'allineamento è fondamentale perché permette di riportare le due nuvole nello stesso sistema di riferimento, al fine di confrontarle correttamente per misurare eventuali differenze. Questa operazione si articola in due step: una prima fase di allineamento manuale, finalizzata a ottenere una stima iniziale della trasformazione, e una seconda fase di affinamento basata su un allineamento automatico.

2.7.1 Allineamento manuale

L'allineamento manuale è una procedura in cui l'operatore interviene direttamente per posizionare due nuvole di punti in modo spazialmente coerente. È basata sull'esperienza e sul giudizio dell'operatore, che individua corrispondenze significative tra le due nuvole.

Innanzitutto, è necessario fissare una nuvola come riferimento, che rimane fissa, e l'altra mobile. Occorre in seguito selezionare almeno tre punti corrispondenti tra la nuvola mobile e la nuvola di riferimento: in genere si tratta di feature riconoscibili, come spigoli di edifici, fori, piani. Questi punti sono utilizzati per calcolare una trasformazione di rototraslazione rigida iniziale, in modo tale che la nuvola mobile venga spostata e ruotata per allinearsi alla nuvola di riferimento secondo i punti scelti:

$$\mathbf{x}_{R_i} = \mathbf{R} * \mathbf{x}_{A_i} + \mathbf{t} \quad (2.33)$$

Nell'Equazione 2.33, $\mathbf{x}_{A_i}$ è il vettore tridimensionale delle coordinate del punto i-esimo della nuvola da trasformare, $\mathbf{x}_{R_i}$ è il vettore delle coordinate del punto i-esimo della nuvola di riferimento, $\mathbf{R}$ è la matrice di rotazione tridimensionale, $\mathbf{t}$ è il vettore di traslazione tridimensionale definito come segue:

$$\mathbf{t} = \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{bmatrix} \quad (2.34)$$

Una condizione necessaria e sufficiente è che le feature selezionate non siano complanari, in modo tale che rotazione e traslazione siano determinate in maniera univoca. Se le feature sono tutte complanari, esistono infinite trasformazioni che fanno coincidere quei punti sul piano, ma ruotano la nuvola fuori dal piano. Feature distribuite su piani diversi, al contrario, vincolano tutti e sei i gradi di libertà (tre traslazioni e tre rotazioni), eliminando ambiguità geometriche.

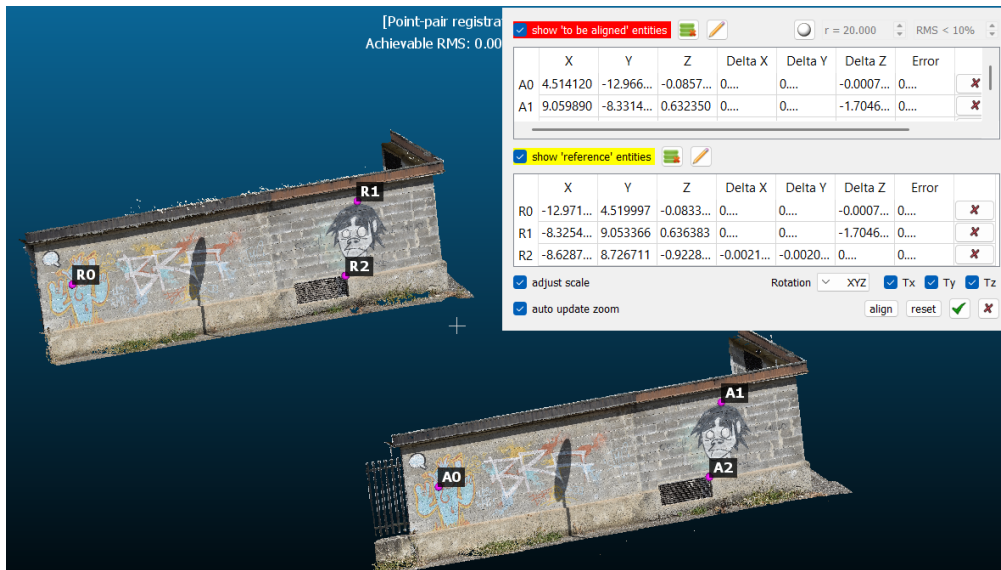


Figura 2.16: Schermata dell'allineamento manuale tra due nuvole su CloudCompare; sulla nuvola di riferimento sono stati presi i punti R_i , sulla nuvola da allineare invece sono presenti i punti omologhi A_i

La qualità della trasformazione si valuta calcolando il vettore dei residui $\mathbf{v}$ tra i vettori delle coordinate dei punti R_i di riferimento e i vettori delle coordinate dei punti A_i :

$$\mathbf{v} = \mathbf{x}_{R_i} - \mathbf{x}_{A_i} \quad (2.35)$$

È una fase importante, perché fornisce una stima iniziale necessaria agli algoritmi automatici come ICP e funziona anche con dataset incompleti o rumorosi, dove l'allineamento automatico può commettere errori. Viene spesso utilizzata come soluzione approssimata per raffinare meglio il risultato con un allineamento automatico.

2.7.2 Allineamento automatico

Nell'allineamento automatico, le due nuvole di punti vengono sovrapposte senza intervento diretto dell'operatore, ma tramite algoritmi che stimano la trasformazione rigida necessaria per portarle in un unico sistema di riferimento. L'algoritmo necessita di un punto approssimato per iniziare, costituito dal risultato dell'allineamento manuale.

L'algoritmo maggiormente utilizzato è l'ICP (Iterative Closest Point). Si tratta di un algoritmo che minimizza una funzione di distanza (tipicamente euclidea) con trasformazioni rigide. Dati due insiemi di punti $\{A_i\}$ e $\{B_i\}$, privi di una corrispondenza nota, l'obiettivo è stimare la trasformazione rigida che ne consenta l'allineamento. Nel caso in cui la corrispondenza fosse nota, il problema ammetterebbe una soluzione in forma chiusa, ottenuta mediante la minimizzazione della seguente funzione obiettivo:

$$f(\mathbf{R}, \mathbf{t}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\mathbf{x}_i^{(A)} - \mathbf{R}(\mathbf{x}_i^{(B)}) - \mathbf{t}\| \quad (2.36)$$

dove N è il numero di punti accoppiati, $\mathbf{R}$ è la matrice di rotazione, $\mathbf{t}$ è il vettore di traslazione, $\mathbf{x}_i^{(B)}$ è il vettore di posizione del punto i -esimo che viene trasformato tramite $\mathbf{R}$ e $\mathbf{t}$, $\mathbf{x}_i^{(A)}$ è il vettore di posizione del punto i -esimo di riferimento a cui occorre avvicinare $\mathbf{x}_i^{(B)}$ (Yaniv, 2001).

L'algoritmo per la determinazione dell'appaiamento procede come segue:

1. si costruisce una corrispondenza tra i due insiemi di punti associando, per ciascun punto, il punto più vicino nell'altro insieme;
2. sulla base delle corrispondenze individuate, si stima la trasformazione rigida ottimale;
3. la trasformazione viene applicata ai dati e si calcola la distanza media tra i due insiemi di punti;
4. il processo iterativo termina quando la variazione della distanza media scende al di sotto di una soglia prefissata, oppure quando viene raggiunto il numero massimo di iterazioni consentite.

Un appaiamento plausibile per il punto i -esimo nell'insieme $\{A_i\}$ è rappresentato dal punto i -esimo più vicino nell'insieme $\{B_i\}$ (Yaniv, 2001) (Besl & McKay, 1992):

$$d(\mathbf{x}_i^{(A)}, \{B_i\}) = \min_{\mathbf{x}_i^{(B)} \in \{B_i\}} \|\mathbf{x}_i^{(A)} - \mathbf{x}_i^{(B)}\| \quad (2.37)$$

dove d è la distanza minima tra i vettori di posizione dei punti i -esimi negli insiemi $\{A_i\}$ e $\{B_i\}$.

Per applicare l'algoritmo ICP alla registrazione di due nuvole di punti, è necessario stimare una corrispondenza tra i punti delle due nuvole. Poiché tale corrispondenza non è nota a priori, essa viene determinata iterativamente mediante un criterio di minima distanza: ad ogni iterazione, l'algoritmo associa a ciascun punto del primo insieme il punto più vicino nel secondo insieme. Le coppie di punti così ottenute vengono quindi utilizzate per stimare la trasformazione rigida che allinea progressivamente una nuvola all'altra (Smistad et al., 2015). Questa procedura viene ripetuta finché non si giunge a convergenza; è necessaria una buona soluzione approssimata, altrimenti l'algoritmo potrebbe divergere. In Figura 2.17 viene illustrato il processo per due linee.

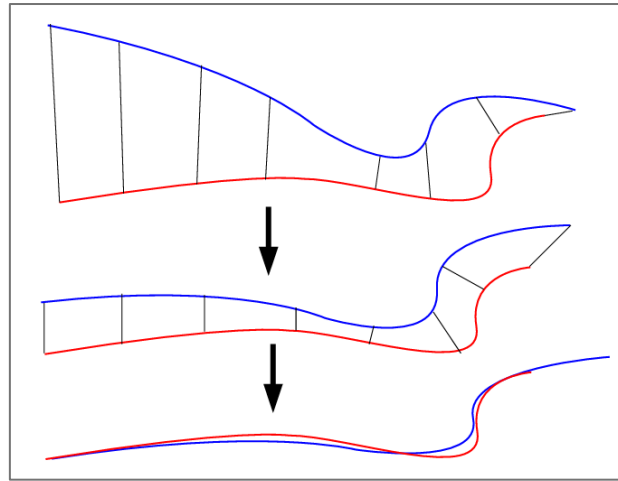


Figura 2.17: Illustrazione del metodo Iterative Closest Point per allineare due linee (Smistad et al., 2015)

2.8 Mesh

Una mesh rappresenta una discretizzazione di un dominio geometrico mediante elementi semplici, come triangoli o quadrilateri in due dimensioni e tetraedri o esaedri in tre dimensioni. La mesh si fonda sul concetto di TIN (Triangulated Irregular Network), ovvero una rappresentazione della superficie in base ad un insieme di “facce” triangolari che collegano punti distribuiti in modo non uniforme nello spazio (Migliaccio & Carrion, 2019). È composto da: vertici, ovvero punti tridimensionali definiti da vettori di coordinate; spigoli, cioè segmenti che collegano i vertici; facce triangolari, definite da tre vertici.

Le mesh trovano impiego in numerosi ambiti applicativi: in topografia, consentono di ottenere rappresentazioni dettagliate del terreno grazie ai modelli digitali, mentre in computer grafica la maggior parte degli oggetti tridimensionali viene modellata mediante mesh, che costituiscono la struttura di base per il rendering grafico (Bern & Plassmann, 1999).

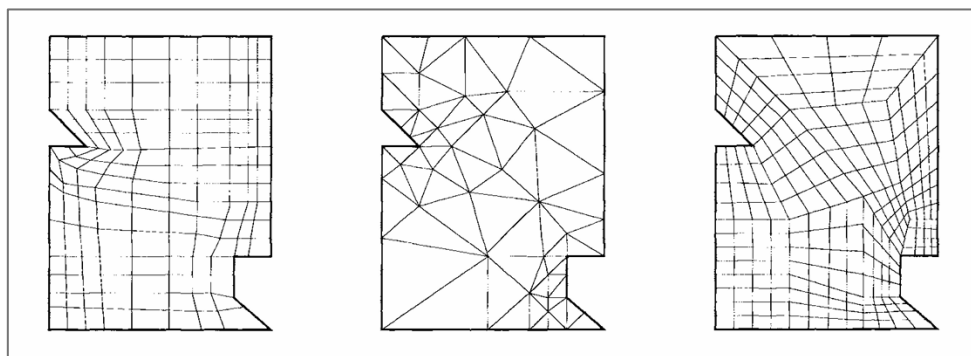
Esistono diverse tipologie di mesh: strutturate, in cui i vertici seguono una disposizione regolare; non strutturate, dove le connessioni tra i vertici possono variare liberamente, senza uno schema fisso; a blocchi strutturate, che combinano più mesh strutturate in una configurazione complessivamente non strutturata (Bern & Plassmann, 1999).

Le mesh strutturate sono più semplici da gestire e permettono un accesso rapido ai dati, richiedono meno memoria rispetto a una mesh non strutturata con lo stesso numero di elementi, ma al tempo stesso può risultare difficile generare una mesh strutturata da un dominio geometrico complesso (Bern & Plassmann, 1999).

Le mesh non strutturate presentano diversi vantaggi: flessibilità nell'adattarsi a domini complessi, variazione rapida dalle dimensioni degli elementi piccoli a quelli grandi, raffinamento e riduzione degli elementi relativamente semplici. Per la costruzione di mesh non strutturate, tra gli algoritmi di geometria computazionale più utilizzati vi è la triangolazione di Delaunay, correlato con l'algoritmo di tessellazione di Dirichlet (Migliaccio & Carrion, 2019).

Le mesh a blocchi strutturate cercano di unire i vantaggi di entrambi gli approcci, scomponendo un dominio complesso in unità che supportano griglie strutturate.

La distinzione tra mesh strutturate e non strutturate risiede anche nella forma degli elementi: le mesh strutturate bidimensionali utilizzano tipicamente quadrilateri, le mesh non strutturate invece triangoli. In tre dimensioni, le forme degli elementi corrispondenti sono esaedri e tetraedri (Bern & Plassmann, 1999).



*Figura 2.18: Da sinistra: mesh strutturata, mesh non strutturata, mesh a blocchi strutturata
(Bern & Plassmann, 1999)*

Nei processi fotogrammetrici su software, al fine di rendere il modello più realistico, si applicano le texture fotografiche ricavate dalle immagini originali, ottenendo quindi una mesh texturizzata. La mesh è quindi spesso un prodotto intermedio per la generazione di ortofoto.

2.9 Ortofoto

L'ortofoto digitale è un prodotto efficace ed economico utilizzato per rappresentare un oggetto in un sistema di riferimento bidimensionale, sotto forma di una "fotografia" dell'oggetto stesso. Mentre un'immagine è una proiezione centrale dell'oggetto in esame, l'ortofoto è il risultato di una proiezione ortogonale su un modello geometrico, il piano dell'immagine.

L'ortofoto combina il realismo fotografico di un'immagine a caratteristiche come una scala uniforme e la possibilità di misurare distanze reali. È vantaggiosa soprattutto perché offre una facile interpretazione, mantenendo il realismo visivo dell'immagine ed ha una vasta gamma di applicazioni: è utilizzata in ambiti come cartografia, pianificazione territoriale, monitoraggio ambientale, archeologia e rilievi da drone.

Ad essa si aggiunge il concetto di ortomosaico, un'immagine composita ottenuta dalla fusione delle immagini originali, proiettate sulla superficie dell'oggetto. È in sostanza il risultato di molte ortofoto combinate insieme, allineate e fuse in modo da formare un'unica immagine continua dell'oggetto, purché siano coerenti dal punto di vista geometrico e radiometrico (ad esempio, che siano tutte RGB). Un ortomosaico presenta una scala costante, può essere impiegato come una mappa bidimensionale e consente di ottenere misure metriche senza distorsione prospettica.



Figura 2.19: Esempio di ortomosaico ottenuto da fotogrammetria di immagini scattate con una Reflex Nikon D5600

3. Strumentazione

3.1 Sistemi di mappatura mobile

Nell'ambito della geomatica, la documentazione 3D degli elementi della realtà consiste nella ricostruzione di modelli digitali tridimensionali metricamente accurati, che consentano la restituzione geometrica dell'oggetto, la sua interpretazione e l'integrazione di informazioni descrittive e tematiche.

Le tecniche di acquisizione tradizionali, quali il Terrestrial Laser Scanning (TLS) e la fotogrammetria, assicurano elevati livelli di precisione, ma risultano spesso onerose in termini di tempi di acquisizione e costi operativi, soprattutto per aree molto vaste o poco accessibili (Breggion, 2024).

L'introduzione dei sistemi di mappatura mobile (Mobile Mapping Systems, MMS) ha permesso di abbreviare le tempistiche di acquisizione dei dati, cercando di mantenere la precisione e l'accuratezza geometrica richieste, al fine di ottenere modelli tridimensionali e prodotti metrici (ortofoto) in maniera rapida. Con il termine sistema di mappatura mobile si identifica una piattaforma mobile, terrestre o aerea, sulla quale sono integrati sistemi di misura e sensori finalizzati all'acquisizione di dati metrici (Di Pietra et al., 2020). Un MMS è generalmente costituito dall'integrazione di tre componenti fondamentali: sensori ottici, sistemi di navigazione/posizionamento, e un'unità di controllo e sincronizzazione dei dati. Qualora tale configurazione includa un sensore LiDAR, il sistema viene più specificamente definito come Mobile Laser Scanner (MLS) (Di Stefano et al., 2021).

Questi sensori lavorano congiuntamente tramite algoritmi di Localizzazione e Mappatura Simultanea (Simultaneous Localization And Mapping, SLAM). La tecnologia SLAM è quindi un sottoinsieme del mobile mapping, ed è un insieme di sistemi tecnologici, algoritmi e procedure per stimare la posizione dello strumento e, allo stesso tempo, per modellare l'ambiente circostante. La nascita degli strumenti SLAM si può ricondurre alla fine degli anni Ottanta, come soluzione al problema della navigazione robotica, per consentire, cioè, a robot mobili di navigare ed esplorare gli ambienti (Yue et al., 2024). Questa soluzione è stata in seguito implementata per essere di supporto alla navigazione autonoma.

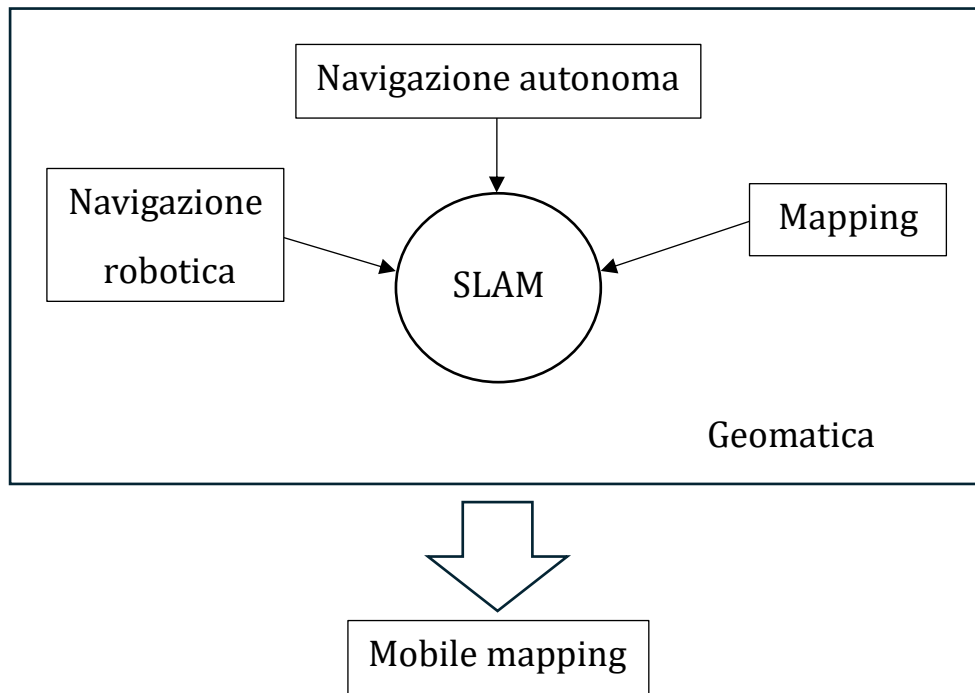


Figura 3.1: Classificazione del Mobile Mapping

L'utilizzo di queste tipologie di strumentazioni apporta dei vantaggi rispetto alle tradizionali tecniche di fotogrammetria e TLS. Uno di questi, già citato, è la riduzione delle tempistiche di acquisizione dei dati. Oltre a ciò, i sistemi mobili generano nuvole di punti ad alta densità anche per zone complesse, migliorando eventuali analisi morfologiche. Nel caso poi del supporto alla navigazione robotica, questi strumenti sono di ausilio soprattutto in aree che possono comportare un rischio per gli operatori: l'impiego di robot e sensori comandati a distanza consente di svolgere operazioni in ambienti pericolosi senza mettere a rischio l'incolumità degli addetti, per esempio in presenza di edifici degradati o zone contaminate. Inoltre, a differenza dei sistemi GNSS (Global Navigation Satellite Systems), gli strumenti SLAM possono lavorare anche senza segnale satellitare: ciò permette di mappare anche luoghi sotterranei o gallerie (Breggion, 2024).

Una limitazione tecnica di questi dispositivi è la cosiddetta deriva (nota anche con il termine inglese "drift"). È un fenomeno legato all'integrazione numerica dei dati dei sensori nel tempo (sarà trattata al paragrafo 3.2.3) e all'accumularsi dell'errore di misura nel tempo quando il sistema di posizionamento dello strumento registra piccoli scostamenti che si sommano

(Keitaanniemi et al., 2023). È un errore che non può essere completamente rimosso, in quanto intrinseco del sistema di posizionamento del dispositivo, ma può essere significativamente ridotto tramite loop closure, punti di controllo, integrazione GNSS o vincoli geometrici.

3.2 Componenti hardware di un dispositivo SLAM

Un dispositivo SLAM è costituito da diverse componenti hardware, la cui combinazione consente al sistema di ricostruire una rappresentazione coerente dell'ambiente circostante e di localizzarsi al suo interno anche in assenza di riferimenti esterni.

I sensori per la raccolta dei dati consistono principalmente in LiDAR e fotocamere digitali, che forniscono misure tridimensionali e bidimensionali dell'ambiente circostante. Le misure 3D di uno SLAM si basano sui sensori LiDAR, mentre le immagini sono utilizzate principalmente per fornire informazioni sul colore.

Il sensore per il movimento è invece l'IMU, che serve per migliorare la stima della posizione e dell'orientamento del dispositivo rispetto a sé stesso, senza fare riferimento all'ambiente esterno.

In molti sistemi mobili, viene integrata la tecnologia dei GNSS, al fine di aumentare la qualità della mappa grazie a una stima più accurata della traiettoria (Di Pietra et al., 2020) e per ottenere una nuvola di punti georeferenziata.

3.2.1 LiDAR

Il LiDAR (Light Detection and Ranging) è un sensore che misura la distanza degli oggetti nell'ambiente circostante mediante l'emissione di raggi laser.

I principi di funzionamento più diffusi del LiDAR sono tre: il primo è basato sul tempo di volo (ToF, Time of Flight), il secondo sulla differenza di fase, il terzo sulla triangolazione ottica. Poiché il sensore LiDAR dello Stonex X120GO, un Hesai XT16, è basato sul principio del tempo

di volo, in questa sezione viene illustrato solo questo metodo di misurazione. Hesai XT16 è un sensore di tipo rotativo a 16 canali, linee di misurazione sincrone con una frequenza di rotazione modulabile.

Il sensore LiDAR emette raggi laser; questi raggi vengono riflessi dagli oggetti nell'ambiente circostante e ritornano al sensore. A questo punto, il fotorilevatore del sensore LiDAR misura il tempo necessario al ritorno dei raggi, calcolando la distanza tra il sensore e gli oggetti:

$$d = \frac{t_{volo} * c}{2} \quad (3.1)$$

dove t_{volo} è il tempo di volo, cioè il tempo misurato tra l'emissione e la ricezione del raggio laser; c è la velocità della luce, con valore pari a circa $3 * 10^8$ m/s (Ma et al., 2024). Il numero 2 al denominatore è dovuto al fatto che il tempo t_{volo} include sia il percorso di andata sia il ritorno del raggio.

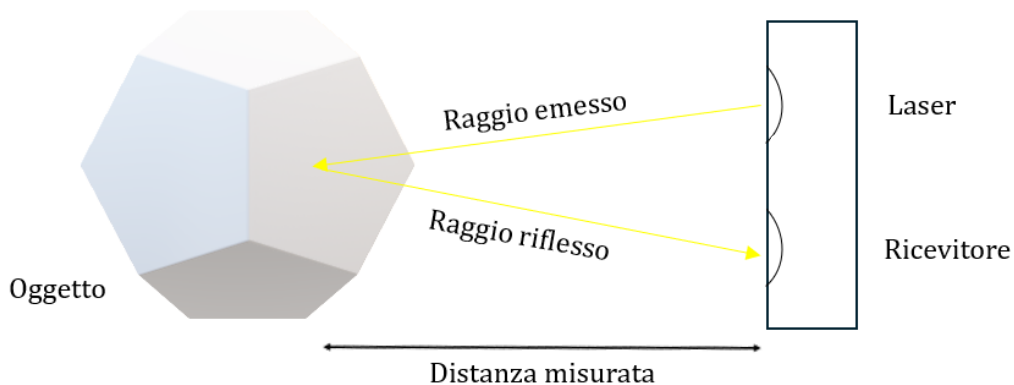


Figura 3.2: Schema di funzionamento LiDAR ToF

Le misurazioni delle distanze raccolte vengono combinate per creare la nuvola di punti finale. Per ottenere una copertura tridimensionale dell'ambiente circostante, il sistema LiDAR è costituito da una testa cilindrica rotante a 360°. Un impulso laser produce una singola misura puntuale, mentre sistemi multipli o a testa rotante emettono i raggi da posizioni diverse, impattando punti diversi intorno allo scanner. In particolare, il LiDAR Hesai XT16 a 16 canali è in grado di produrre circa 320.000 punti al secondo ad una frequenza di emissione di 20 kHz (Stonex, n.d.).

In Figura 3.3 è rappresentato il funzionamento del sensore LiDAR durante la costruzione incrementale della nuvola. Una spazzata corrisponde a un giro completo della testa rotante del LiDAR, durante il quale il sensore emette una sequenza di impulsi laser in diverse direzioni angolari. Durante ogni spazzata (indicata come P_k per l'istante k), il LiDAR acquisisce dei punti nell'ambiente: l'insieme di questi punti e quindi delle spazzate costituisce una scansione. Poiché il sensore è in movimento, due spazzate consecutive (P_{k-1} e P_k) non coincidono perfettamente, ma presentano una zona di sovrapposizione, come si nota dai cerchi secanti. A questo punto, le due spazzate consecutive vengono allineate tra loro tramite algoritmi di registrazione, tipicamente ICP, che associano i punti di P_k a quelli di P_{k-1} . Una volta stimata la trasformazione, vengono aggiornati i parametri di orientamento esterno x_t del sensore, rappresentati in Figura 3.3 dalla traiettoria tratteggiata. La nuova spazzata P_k viene quindi registrata rispetto alla mappa globale Q_{k-1} : questo passaggio consente di raffinare progressivamente la mappa, ottenendo Q_k . Ripetendo il processo a ogni nuova spazzata, la nuvola di punti cresce e la mappa diventa sempre più completa e coerente (Arkitecture On Web, 2024).

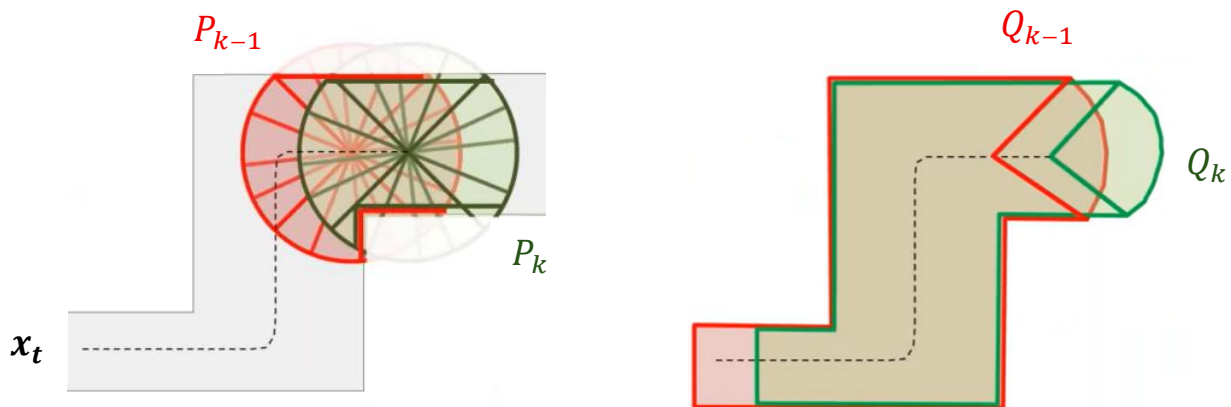


Figura 3.3: Acquisizione da parte del sensore LiDAR (Arkitecture On Web, 2024)

In definitiva, i sensori LiDAR presentano diversi pregi, in gran parte già elencati: rilevano distanze in modo autonomo indipendentemente dalle condizioni di luce nell'ambiente, coprendo range che possono arrivare fino a centinaia di metri (lo Stonex X120GO ha una portata di 120 m (Stonex, n.d.)); inoltre, una combinazione di direzione, di installazione e di rotazione determina un ampio angolo di visione.

Presentano però anche alcune limitazioni, soprattutto per la presenza di errori derivanti da una combinazione di fattori:

- Errori intrinseci del sensore LiDAR: rumore di misura (range noise), divergenza del fascio, errore angolare, limiti di risoluzione (densità spaziale dei punti acquisiti è bassa).
- Errori nella stima della posa (localization error): accumulo di errori nel tempo (drift), imperfezioni nell'allineamento tra spazzate successive, errori nell'algoritmo di registrazione (ICP, scan matching).
- Condizioni geometriche sfavorevoli: scarsa sovrapposizione tra le spazzate, geometrie ripetitive o povere di feature.

3.2.2 Fotocamere RGB

Le fotocamere sono sensori per ricostruire la realtà. Sono tra i sensori più utilizzati per la raccolta dei dati e da esse è possibile estrarre immagini digitali RGB. Possono assolvere a numerosi compiti. Innanzitutto, sono utilizzate per ricostruire la realtà, grazie alle immagini prodotte ricche di informazioni semantiche, geometriche e di intensità. Sono in grado di rilevare la texture degli oggetti presenti nella scena in modo tale da applicare il colore alla nuvola di punti (Elhashash et al., 2022). Inoltre, alcune fotocamere possono essere usate nel sistema SLAM per la stima del movimento oppure per la misura delle distanze degli oggetti circostanti, al fine di irrobustire il sistema (Arkitektur On Web, 2024). Le fotocamere dello Stonex X120GO assolvono al solo compito di fornire il colore alla nuvola di punti derivante dal sensore LiDAR.

Le fotocamere sono montate in modo da avere un ampio campo visivo e catturare tutti gli elementi dell'ambiente circostante. Esistono diverse tipologie di fotocamere utilizzati nei MMS, a seconda del loro utilizzo previsto. Tra di esse, vi sono camere monoculari, camere binoculari, camere RGB-D, sistemi multi-camera e fisheye (Elhashash et al., 2022):

- Le camere monoculari forniscono una serie di immagini RGB singole, senza alcuna informazione sulla profondità, e vengono spesso utilizzate per raccogliere immagini bidimensionali o panorami ad alta risoluzione. Lo Stonex X120GO, nello specifico, è dotato di tre fotocamere monoculari, come descritto al paragrafo 3.5.
- Le camere binoculari sono sistemi composti da due fotocamere montate a distanza fissa tra loro con orientamento relativo noto, che acquisiscono immagini sovrapposte e sincronizzate. Restituiscono informazioni, oltre che sul colore, anche sulla profondità e sulla scala degli oggetti reali.

- Le soluzioni di mappatura possono fare affidamento anche su camere RGB-D, cioè sensori che possono fornire contemporaneamente immagini RGB e immagini di profondità. Sono principalmente utilizzate in ambienti interni a causa del loro raggio d'azione limitato.
- I sistemi multi-camera sono sistemi sferici che utilizzano un gruppo di fotocamere sincronizzate che condividono un centro virtuale ottenuto tramite calibrazione e stitching, in grado di fornire un campo visivo di 360°; il loro risultato è una vista panoramica che mostra l'intera scena, utili soprattutto per la mappatura di strade.
- Le camere fisheye sono un'alternativa più economica ai sistemi multi-camera, dotate di una lente sferica con campo visivo superiore a 180°. Forniscono un'ampia copertura della scena, permettendo di acquisirla con un numero minore di immagini (Elhashash et al., 2022). I modelli di fotocamere Insta360 ne sono un esempio.

3.2.3 Unità di misura inerziale

Un'unità di misura inerziale (IMU, Inertial Measurement Unit) è un dispositivo elettronico che rileva l'accelerazione lineare e la velocità angolare di un corpo in movimento. Tipicamente, un'IMU combina accelerometri, che misurano l'accelerazione lineare, e giroscopi, che rilevano la velocità angolare (Elhashash et al., 2022); in alcuni casi include anche magnetometri per determinare l'orientamento assoluto rispetto al Nord magnetico. Tuttavia, nei contesti di mappatura locale, i magnetometri generalmente non sono presenti (Breggion, 2024).

Un sistema IMU può misurare sia le accelerazioni lineari (accelerometro a tre assi) sia le velocità di rotazione (giroscopio a tre assi), che possono essere integrate numericamente per fornire la posizione tridimensionale e l'orientamento di un oggetto:

$$\left\{ \begin{array}{l} v(t) = v(t_0) + \int_{t_0}^t f(\mathbf{R}(\tau), a(\tau)) d\tau \\ x(t) = x(t_0) + \int_{t_0}^t v(\tau) d\tau \\ \mathbf{R}(t) = \mathbf{R}(t_0) * e^{\int_{t_0}^t \omega(\tau) d\tau} \end{array} \right. \quad (3.2)$$

Dalla prima integrazione è possibile ottenere la velocità a partire dall'accelerazione $a(t)$, dalla seconda formula di integrazione si ottiene la posizione, mentre dall'ultima si ricava l'orientamento a partire dalla velocità angolare $\omega(t)$ (Breggion, 2024) (Fan et al., 2025).

L'integrazione di un'IMU in un sistema SLAM offre molti vantaggi. Innanzitutto, l'IMU fornisce letture del movimento a una frequenza molto più elevata rispetto alla maggior parte delle fotocamere o dei sensori LiDAR. L'IMU poi non risente delle condizioni ambientali esterne come oggetti riflettenti oppure illuminazione. La conseguenza è che, anche quando i dati visivi o LiDAR risultano compromessi o non disponibili, l'IMU continua a fornire informazioni fondamentali sul moto del dispositivo, preservando la robustezza del sistema SLAM in contesti che risulterebbero altrimenti critici (Breggion, 2024).

Sebbene i dati dell'IMU tendano ad accumulare errori di deriva nel tempo (sia gli accelerometri sia i giroscopi presentano rumore nelle misure), possono essere utilizzati per prevedere la posizione e l'orientamento del sensore nel breve termine con elevata precisione, tramite le Equazioni 3.2. Questa previsione può essere corretta e affinata con i dati di fotocamere o LiDAR. Questa fusione di dati riduce il drift complessivo del sistema SLAM e migliora l'accuratezza della localizzazione e della mappatura nel lungo periodo (Breggion, 2024).

Infine, se durante l'acquisizione avvengono movimenti rapidi da parte dell'operatore, i dati visivi o LiDAR possono presentare distorsioni. L'IMU fornisce informazioni precise su questi movimenti, consentendo all'algoritmo SLAM (descritto al paragrafo 3.4) di compensare queste deformazioni indotte dal movimento e migliorare la qualità della nuvola di punti.

3.3 Prodotti SLAM in commercio

Il mercato degli SLAM è cresciuto molto negli ultimi anni e continua a espandersi rapidamente, poiché queste strumentazioni vengono adottate sempre più in settori come edilizia, pianificazione urbana e GIS. Si tratta di un mercato molto diversificato, che include diverse categorie:

- Scanner portatili (HMLS, Handheld Mobile Laser Scanner): si tratta di dispositivi che possono essere impugnati dall'utente, spesso dotati di sistema LiDAR e di camere RGB.

L'operatore accende lo scanner e avvia il software di acquisizione, dopodiché muove il dispositivo intorno all'oggetto da acquisire o nell'ambiente circostante. La configurazione estremamente compatta del sistema garantisce un'elevata varietà di impieghi, rendendo possibile l'acquisizione dei dati anche in ambienti poco accessibili, come spazi confinati e percorsi verticali. Presentano alcune limitazioni: ambienti molto piccoli e ripetitivi possono essere problematici per lo SLAM per la mancanza di elementi distintivi e punti di riferimento; movimenti troppo veloci o irregolari possono generare deformazioni nella nuvola di punti (Breggion, 2024). Esempi di scanner handheld sono lo Stonex X120GO (descritto più avanti nel dettaglio) e il Leica BLK2GO; quest'ultimo presenta un sensore LiDAR a due assi rotanti che prende informazioni sulle distanze con un raggio con portata fino a 25 metri e una precisione di 10 mm in ambienti interni (Conti et al., 2024).



Figura 3.4: A sinistra, Stonex X120GO (Stonex, n.d.); a destra, Leica BLK2GO (Leica Geosystems, n.d.)

- SLAM con GPS integrato: alcuni scanner portatili possono avere un sistema GPS integrato per unire la scansione effettuata alla posizione satellitare, al fine di ottenere una nuvola di punti georeferenziata. Un esempio è lo Stonex X200GO, appartenente alla categoria degli scanner handheld, che presenta un modulo GNSS integrato con ricevitore RTK (Real-Time Kinematic) che corregge in tempo reale la posizione del dispositivo.



Figura 3.5: Stonex X200GO (Stonex, n.d.)

- Sistemi backpack: sono sistemi di acquisizione dati indossabili, trasportati a zaino dall'operatore, concepiti per mappare efficacemente sia spazi interni sia aree esterne limitate. Presentano pregi e difetti degli scanner portatili, con l'ulteriore vantaggio che il peso del dispositivo è scaricato su schiena e spalle, quindi l'operatore si limita a camminare mantenendo una postura naturale (Breggion, 2024). Esempi di strumenti backpack sono il Greenvalley International LiBackpack DGC50H, ma anche lo scanner X120GO, così come l'X200GO, che possono essere adattati a backpack.



Figura 3.6: A sinistra, Stonex X200GO con backpack (Stonex, n.d.); a destra, Greenvalley International LiBackpack DGC50H (GreenValley International, n.d.)

3.4 Algoritmo SLAM

Gli algoritmi SLAM sono stati sviluppati verso la fine degli anni Ottanta, ma è stato possibile applicarli in maniera efficace soprattutto negli ultimi anni grazie allo sviluppo tecnologico degli strumenti di misura. Le problematiche che l'algoritmo SLAM si propone di risolvere sono sia la stima della localizzazione (posizione e orientamento) dell'operatore nello spazio, sia la ricostruzione della mappa dell'ambiente circostante. Il dispositivo SLAM deve quindi costruire una mappa dell'ambiente mentre, allo stesso tempo, si localizza rispetto alla mappa stessa. Ciò significa che i parametri di orientamento esterno e la mappa non possono essere stimati indipendentemente, ma congiuntamente (Clemens et al., 2016).

Questo problema di stima può essere affrontato in maniera probabilistica. Dato un set di osservazioni $Z = \{z_1, \dots, z_k\}$ (misure di distanze, dati LiDAR sulle posizioni dei landmark, cioè degli oggetti circostanti) acquisite dal dispositivo e un set di azioni di controllo $u = \{u_1, \dots, u_k\}$ (velocità, accelerazioni, input di controllo del sistema), l'obiettivo è determinare le posizioni $X = \{x_1, \dots, x_k\}$ nel tempo dello strumento rispetto al sistema globale e costruire una mappa $M = \{m_{1x} \ m_{1y} \ m_{1z}, \dots, m_{nx} \ m_{ny} \ m_{nz}\}$ durante il percorso; l'obiettivo dello SLAM è stimare la distribuzione congiunta (Clemens et al., 2016):

$$bel_k(x_k, m) = P(x_k, m \mid Z_{0:k}, u_{0:k}, x_0) \quad (3.3)$$

L'Equazione 3.3 introduce il concetto di belief dello strumento SLAM, ovvero la distribuzione di probabilità che rappresenta ciò che il dispositivo "crede di sapere" sulla propria posizione e sulla mappa, aggiornata man mano che si muove (Figura 3.7). L'equazione spiega che la funzione di belief $bel_k(x_k, m)$ dello strumento all'istante di tempo k è pari alla probabilità che il dispositivo sia in una determinata posizione x_k all'istante k e dalla mappa m , condizionata dall'insieme delle osservazioni Z raccolte fino a quel momento, dai comandi u e dalla posizione iniziale x_0 (Arkitektur On Web, 2024). L'aggiornamento della belief avviene ricorsivamente attraverso due fasi principali: predizione e correzione. Nella fase di predizione, lo strumento aggiorna la propria stima di posizione x_k sulla base del modello di movimento e dei comandi applicati u_k ; in questa fase, viene stimata la nuova posizione considerando lo spostamento del dispositivo rispetto allo stato precedente x_{k-1} . Nella fase di correzione, lo strumento SLAM integra le nuove osservazioni sensoriali Z_k per aggiornare la belief, consentendo di ridurre l'incertezza accumulata durante il movimento (Clemens et al., 2016).

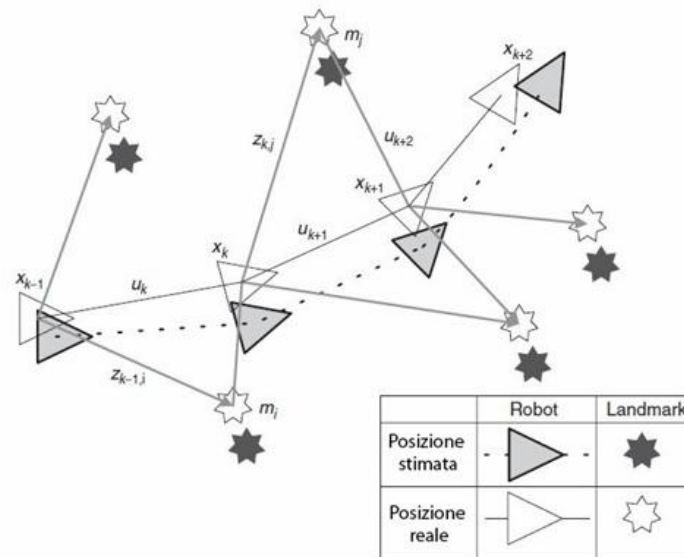


Figura 3.7: Stima della posizione dello SLAM e dei landmark (Breggion, 2024)

Riassumendo, le operazioni di mappatura e localizzazione avvengono in maniera simultanea. A partire dalle osservazioni relative alla posizione (sia del dispositivo stesso sia dei landmark), lo strumento costruisce progressivamente la mappa dell'ambiente; allo stesso tempo, utilizzando la mappa in costruzione e i dati sensoriali acquisiti, il dispositivo stima il proprio spostamento e aggiorna la stima della propria posizione. Poiché né la mappa né la posizione iniziale sono note a priori, entrambe vengono continuamente osservate e stimate, correggendosi reciprocamente sulla base delle informazioni disponibili.

Nel corso degli anni, gli algoritmi alla base della tecnologia SLAM sono stati perfezionati e suddivisi in diverse categorie:

- Algoritmi SLAM basati su feature (Feature-Based): questi algoritmi si basano sull'individuazione e sul tracciamento di elementi caratteristici dell'ambiente, come angoli, bordi o punti chiave. Attraverso la corrispondenza di tali feature tra successive acquisizioni del sensore, l'algoritmo stima la posizione del robot e ricostruisce una mappa coerente dell'ambiente. È l'algoritmo di funzionamento dello Stonex X120GO.
- Algoritmi SLAM basati su grafi (Graph-Based): questi algoritmi rappresentano l'ambiente circostante come un grafo, i cui nodi rappresentano le pose del robot o dei landmark, mentre gli archi sono vincoli tra di essi. Ottimizzando la struttura del grafo, questi algoritmi stimano la traiettoria del robot e possono costruire la mappa (Breggion, 2024).

- Metodi diretti negli algoritmi SLAM: adottano un approccio diverso dai Feature-Based, ottimizzando i valori di intensità nei dati dei sensori per stimare la posa del robot e la mappa.

3.5 Stonex X120GO

Lo strumento utilizzato per l'acquisizione dei dati è lo Stonex X120GO. Si tratta di uno scanner portatile basato su tecnologia SLAM, pensato per rilievi indoor e outdoor, che permette di muoversi liberamente (a mano, su zaino o su veicolo) acquisendo dati senza necessità di target o GPS.

Il dispositivo è composto da una testa rotante a 360° con LiDAR Hesai XT16, in grado di generare una nuvola di punti con copertura di 360° x 270°, acquisendo 320.000 punti al secondo su un intervallo di portata di misurazione da 0,05 m a 120 m. È dotato di tre fotocamere da 5 megapixel per formare un campo visivo orizzontale di 200° e un campo visivo verticale di 100° (Ponti, 2022), riportate in Figura 3.9 a destra. Lo strumento non nasce con un sistema GNSS integrato (su di esso può però essere installato un dispositivo RTK esterno opzionale) e presenta già una calibrazione di fabbrica, cioè eseguita in laboratorio.

Figura 3.8 presenta le componenti dello strumento. All'interno della corpo principale dello scanner è posizionato il sensore inerziale (IMU), mentre il sensore LiDAR è collocato nella parte superiore, all'interno della testa rotante. Le camere per l'informazione visiva e per colorare il dato proveniente dal LiDAR sono posizionate frontalmente e diagonalmente nel corpo dello strumento, con un angolo di separazione di circa 60° tra ciascuna di esse. Infine, una base per GCP (Ground Control Points) consente di avere un riferimento sia fisico sia visivo; su questa base è possibile appoggiare lo strumento nel caso in cui sia necessario registrare punti di appoggio da utilizzare come vincoli per la stima della traiettoria, riducendo l'errore di drift.



Figura 3.8: A sinistra, le componenti dello Stonex X120GO; a destra, la numerazione delle camere dello scanner (Stonex, n.d.)

Inoltre, X120GO presenta un design strutturale integrato con memoria SD incorporata, oltre a batterie al litio sostituibili integrate.



Figura 3.9: Scatola dello Stonex X120GO con le componenti (Stonex, n.d.)

Lo strumento consente l'acquisizione simultanea delle informazioni di texture e la generazione di nuvole di punti a colori, oltre a immagini panoramiche parziali. Attraverso l'impiego della tecnologia SLAM, X120GO ricostruisce la nuvola di punti mediante l'integrazione dei dati

provenienti da LiDAR e IMU, mentre le informazioni cromatiche derivano dalle immagini acquisite dalle tre fotocamere integrate.

La versatilità e la portabilità dello Stonex X120GO permettono di utilizzarlo in situazioni in cui è necessaria una maggiore rapidità di acquisizione rispetto agli strumenti statici tradizionali oppure dove questi ultimi risulterebbero difficili o impossibili da utilizzare. Presenta molteplici applicazioni in ambiti di architettura, edilizia, infrastrutture, gallerie, cave, cantieri e BIM (Building Information Modeling): tra questi, può essere utilizzato per il rilievo degli interni di un edificio in poco tempo, per mappare gallerie e ricavare profili e sezioni, per il rilievo di strade e ponti.

3.6 Software utilizzati

In questo paragrafo vengono descritti i software di supporto sviluppati da Stonex per i suoi laser scanner, utilizzati nelle fasi di rilievo e post-processamento dei dati.

3.6.1 GOapp

GOapp è l'applicazione mobile dedicata ai laser scanner SLAM di Stonex, progettata per ottimizzare il flusso di lavoro sul campo durante la raccolta dei dati, compatibile con dispositivi Android e iOS.

GOapp offre un'interfaccia per visualizzare in tempo reale la nuvola di punti mentre viene acquisita, offrendo un'anteprima immediata del modello in costruzione. Permette di monitorare la posizione e la traiettoria dello strumento e gestire i progetti direttamente dal dispositivo mobile nel quale sono memorizzati.

Può offrire numerosi vantaggi sul lavoro da campo. Innanzitutto, è efficiente dal punto di vista operativo: la visualizzazione in tempo reale consente agli operatori di valutare immediatamente la qualità dei dati acquisiti, riducendo la necessità di rilievi aggiuntivi. La sua interfaccia intuitiva rende poi semplice la gestione dei progetti e l'esecuzione delle operazioni. Offre anche

un vantaggio di portabilità, in quanto l'uso su dispositivi mobili elimina la necessità dell'operatore di portare con sé strumenti ingombranti sul campo (Stonex, n.d.).

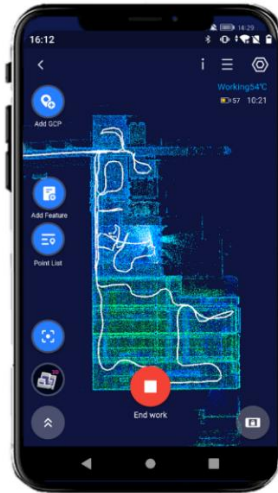


Figura 3.10: Schermata di lavoro di GOapp (Stonex, n.d.)

3.6.2 GOpot

GOpot è un software per Windows progettato da Stonex per il post-processamento dei dati acquisiti con gli scanner SLAM dell'azienda stessa, fra cui X120GO.

Il software è in grado di produrre nuvole di punti con un'alta precisione, ottimizzarne i risultati, e applicare il colore alle stesse, sfruttando le immagini acquisite dallo scanner. È inoltre possibile navigare nella nuvola di punti ed eseguire la registrazione tra diversi dataset. Per scanner con fotocamere panoramiche, GOpot può generare immagini panoramiche locali sovrapposte alla nuvola di punti. Infine, permette eventualmente di importare punti di controllo e utilizzarli per georeferenziare la nuvola di punti, allineandola a coordinate reali e aumentando l'accuratezza spaziale del modello (Stonex, n.d.).

I file finali elaborati possono essere esportati in formati standard (ad esempio .las) per l'importazione in altri software di modellazione, GIS o BIM.

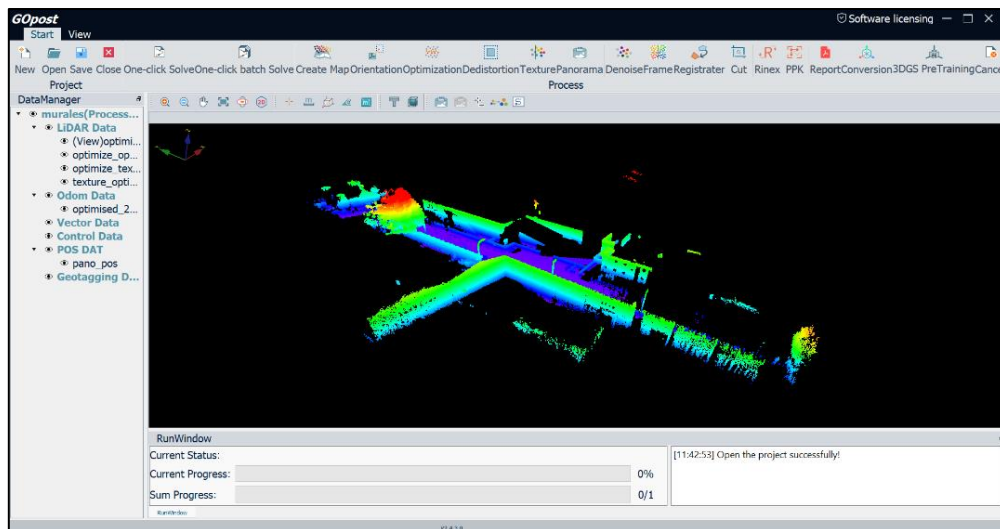


Figura 3.11: Schermata di lavoro di GOpst

Il post-processamento dei dati su GOpst permette di ottenere le seguenti informazioni da inserire in un software di fotogrammetria:

- le immagini prive di distorsioni;
- la nuvola di punti colorata con le immagini dalle camere;
- i parametri di orientamento esterno, che comprendono la posizione delle camere in coordinate (X, Y, Z) nel sistema di riferimento locale dello scanner e l'orientamento angolare delle fotocamere, espresso sia con la convenzione yaw, pitch, roll sia con la parametrizzazione ω , ϕ , κ ;
- i parametri di calibrazione e di distorsione delle fotocamere dello scanner.

4. Metodologia

4.1 Modalità di acquisizione

L'acquisizione di dati con lo scanner X120GO è il primo passo per poter procedere con le elaborazioni successive ed ottenere modelli tridimensionali e ortofoto di oggetti reali.

Si tratta, come detto in precedenza, di uno scanner dinamico, quindi un dispositivo che deve essere impugnato dall'utente. L'operatore accende lo scanner, lo collega a GOapp su tablet o smartphone e lo posiziona in un punto di partenza stabile. Una volta avviata la scansione tramite GOapp, vi è una fase di inizializzazione dello strumento, della durata di circa un minuto. Durante questa fase, avviene la calibrazione dell'IMU e l'impostazione del sistema di riferimento locale.

Conclusa l'inizializzazione, l'operatore può impugnare lo scanner e muoversi nell'ambiente con passo lento e costante, consentendo allo strumento di acquisire in modo continuo i dati. Durante l'intera acquisizione, GOapp fornisce una visualizzazione in tempo reale della nuvola di punti, permettendo all'utente di verificare la copertura dell'area.

Terminata l'acquisizione, l'utente può porre lo scanner di nuovo in un punto stabile, a terra o su un'altra superficie, e il progetto viene chiuso direttamente da GOapp, consentendo il corretto arresto della scansione e il salvataggio completo dei dati acquisiti.

Al termine dell'acquisizione, dalla scheda SD dello strumento sono scaricabili i dati relativi al progetto e utilizzabili come input nel software GOpst per il post-processamento. Le immagini senza distorsione, i parametri di posizione e orientamento e di calibrazione delle camere e la nuvola di punti derivante dal sensore LiDAR sono i dati che verranno utilizzati per gli scopi della tesi. Il processamento di questi dati è spiegato nel paragrafo seguente.

4.2 Metodologia di processamento

Il processo fotogrammetrico, come rappresentato nello schema di Figura 4.1, si articola in una serie di fasi sequenziali che vanno dall'input dei dati alla generazione di prodotti metrici finali, ovvero mesh e ortofoto. L'intero processo può essere suddiviso in una fase iniziale di input, una fase centrale di allineamento e due workflow alternativi per la ricostruzione finale.

Il primo step procedurale riguarda l'input dei dati nel software. Gli elementi fondamentali per entrambi i workflow seguenti sono il dataset di immagini selezionate, i parametri di calibrazione delle camere e i parametri di posizione e orientamento delle camere, derivanti dal post-processamento operato dal software GOpot. A questi si aggiunge, per uno dei due flussi di lavoro, la nuvola di punti derivante dal sensore LiDAR.

Il secondo step è la fase centrale del processo: l'ottimizzazione dei parametri di orientamento esterno, che produce la nuvola di punti sparsa. Il risultato di questa procedura è una prima ricostruzione tridimensionale dell'oggetto sottoforma di nuvola di punti sparsa, assieme alla stima dei parametri di orientamento delle camere nello spazio tramite Bundle Block Adjustment. Questa fase definisce la struttura geometrica su cui si basano le elaborazioni successive.

A questo punto, il procedimento si suddivide in due elaborazioni differenti.

Nel primo workflow, puramente fotogrammetrico, si procede con la generazione della nuvola di punti densa, dalla quale viene in seguito elaborata la mesh. Successivamente si applica la texture alla mesh: le immagini vengono proiettate sulla superficie triangolare, trasferendo le informazioni di colore al modello tridimensionale. In questo modo si ottiene un modello 3D fotorealistico, che conserva sia la geometria sia il colore reale della scena. L'ultima fase consiste nella produzione delle ortofoto.

Nel secondo workflow, ibrido LiDAR-fotogrammetrico, la ricostruzione geometrica non avviene esclusivamente tramite fotogrammetria, ma integra la nuvola di punti LiDAR. Una volta effettuata importata la nuvola di punti da LiDAR nel software fotogrammetrico, già colorata con le immagini dal software di post-processamento. Al fine di valutare le differenze qualitative nella modalità di attribuzione dell'informazione cromatica da parte del software di post-processamento e di quello fotogrammetrico, la nuvola LiDAR viene ulteriormente colorata a

opera del secondo utilizzando il dataset di immagini in input. Successivamente, si genera la mesh a partire dalla nuvola LiDAR e si applica la texture, analogamente al workflow fotogrammetrico. Anche in questo caso il processo si conclude con la produzione delle ortofoto.

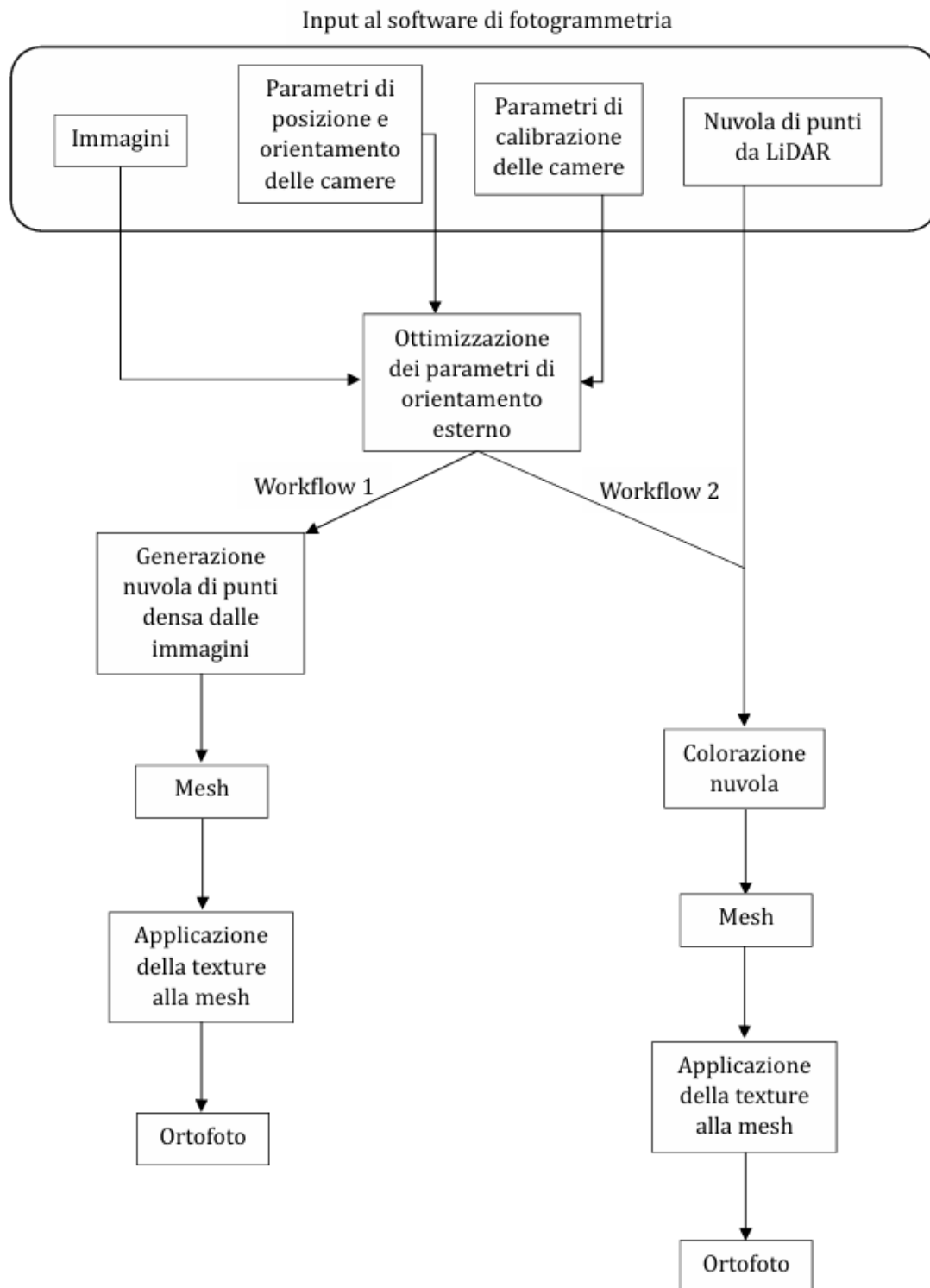


Figura 4.1: Rappresentazione del processo fotogrammetrico

4.3 Dati in input al processamento

Per poter eseguire correttamente il procedimento fotogrammetrico appena descritto, si è reso necessario intervenire sui dati di input al software.

Il dataset delle immagini derivanti dalle camere dello strumento SLAM è stato ridotto, eliminando quelle iniziali relative all'inizializzazione dello strumento e quelle acquisite nella fase conclusiva, tra la posa a terra del dispositivo e il suo spegnimento. Grazie al post-processamento dei dati, le immagini sono già prive di distorsioni.

Per quanto riguarda l'inserimento dei parametri di posizione e orientamento della camera, è stato necessario operare una conversione. Durante gli studi effettuati, si è riscontrata una differenza di convenzione tra il software di post-processamento e Metashape, sia nella definizione degli angoli yaw, pitch, roll, sia in quella degli angoli ω , φ , κ . Tale discrepanza ha reso necessaria l'implementazione di un algoritmo apposito, sviluppato in ambiente Matlab e riportato in Appendice, per la conversione dei parametri angolari nella convenzione adottata dal software fotogrammetrico. Nell'algoritmo proposto, per ogni immagine, vengono successivamente costruite le tre matrici di rotazione associate agli angoli yaw, pitch, roll dati in input. Le tre matrici vengono quindi combinate mediante moltiplicazione matriciale, ottenendo la matrice di rotazione complessiva con l'Equazione 2.15. A partire da tale matrice, l'algoritmo procede all'estrazione degli angoli ω , φ , κ delle camere tramite le Equazioni 2.11. In questo modo, l'orientamento delle camere risulta coerente con la convenzione di Metashape.

In Tabella 4.1 sono riportati i parametri di larghezza e altezza del sensore, mentre in Tabella 4.2 sono riportati i parametri di calibrazione e di distorsione.

Larghezza del sensore [px]	2592
Altezza del sensore [px]	1944

Tabella 4.1: Parametri del sensore

	Camera 0	Camera 1	Camera 2
Punto principale x_0 [px]	1296,558	1311,181	1271,658
Punto principale y_0 [px]	959,982	1019,003	945,260
Distanza principale c [px]	1019,966	1018,764	1016,645
Distanza principale c [mm]	2,040	2,038	2,033
Coefficiente di distorsione radiale k_1 [mm ⁻¹]	-7,615*10 ⁻⁸	-6,532*10 ⁻⁸	-7,608*10 ⁻⁸
Coefficiente di distorsione radiale k_2 [mm ⁻⁴]	1,037*10 ⁻¹³	7,793*10 ⁻¹⁴	1,170*10 ⁻¹³
Coefficiente di distorsione radiale k_3 [mm ⁻⁶]	-4,542*10 ⁻²⁰	-2,370*10 ⁻²⁰	-7,025*10 ⁻²⁰
Coefficiente di distorsione radiale k_4 [mm ⁻⁸]	8,333*10 ⁻²⁷	2,567*10 ⁻²⁷	2,032*10 ⁻²⁶
Coefficiente di distorsione tangenziale p_1 [mm ⁻¹]	7,185*10 ⁻⁸	-7,667*10 ⁻⁷	-6,751*10 ⁻⁸
Coefficiente di distorsione tangenziale p_2 [mm ⁻¹]	5,641*10 ⁻⁸	-3,054*10 ⁻⁷	-1,860*10 ⁻⁷
Coefficiente di skew b_1 [-]	8,814*10 ⁻⁴	7,114*10 ⁻⁴	1,097*10 ⁻⁴
Coefficiente di skew b_2 [-]	3,725*10 ⁻⁷	7,064*10 ⁻⁴	3,778*10 ⁻⁴

Tabella 4.2: Parametri interni e di distorsione delle camere dello strumento SLAM

Non tutti sono risultati necessari per il processo fotogrammetrico. Il software di post-processamento dei dati applica già i parametri k_1 , k_2 , k_3 , k_4 , p_1 , p_2 , b_1 e b_2 alle immagini rimuovendo le distorsioni; di conseguenza, per l'elaborazione all'interno del software fotogrammetrico è stata utilizzata solamente la distanza principale. Quest'ultima è stata ricavata in unità di misura del sistema metrico grazie all'Equazione 2.20, utilizzando un valore di K pari a 2 $\mu\text{m}/\text{px}$ fornito dai costruttori del dispositivo.

Le immagini acquisite dallo strumento SLAM hanno un sistema di riferimento iniziale mostrato in Figura 4.2 a sinistra: assi x e y orientati verso destra e verso il basso, con l'origine fissata nell'angolo in alto a sinistra, e z entrante nel piano. Nella fase di post-processamento dei dati, Gopost sposta l'origine del sistema di riferimento immagine al centro, in modo tale che il punto principale sia molto vicino all'origine, come visibile a destra in Figura 4.2. Inoltre, rimuovendo la distorsione, GOpot riscrive un'immagine "traslata" dove il punto principale coincide con

l'origine del sistema di riferimento, motivo per cui le coordinate del punto principale vanno trascurate all'interno del software fotogrammetrico.

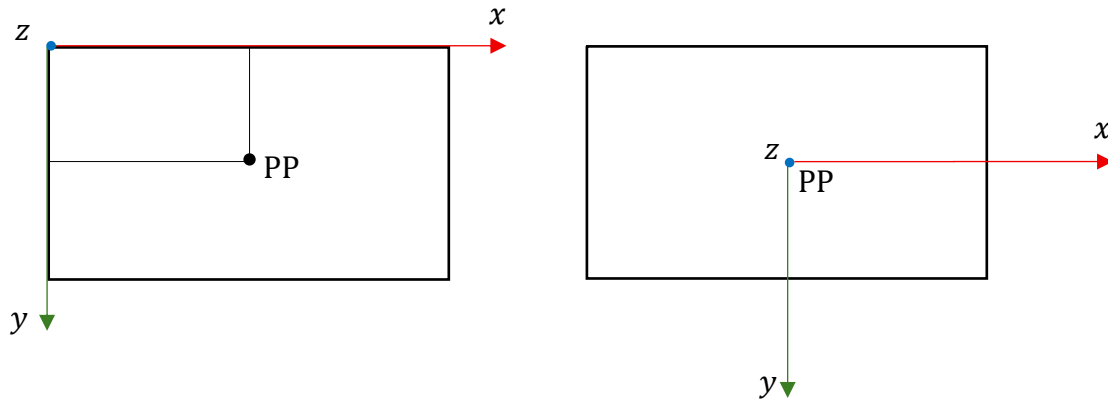


Figura 4.2: A sinistra, rappresentazione del sistema di riferimento immagine iniziale; a destra, rappresentazione del sistema di riferimento immagine dopo aver applicato il punto principale nella fase di post-processamento

Tutti i parametri sono stati fissati a priori all'inizio del processamento: valore nullo per i parametri di distorsione e per le coordinate del punto principale, valore fornito dai costruttori dello strumento per la distanza principale.

4.4 Agisoft Metashape

Agisoft Metashape è il software scelto in questo lavoro di tesi per l'elaborazione dei dati fotogrammetrici, assumendo un ruolo centrale nell'intero workflow. Si tratta di un software autonomo per la ricostruzione fotogrammetrica, capace di produrre, a partire da immagini digitali, modelli tridimensionali e dati spaziali, destinati a utilizzi in ambito GIS, nella documentazione del patrimonio culturale, nella computer grafica e nelle analisi metriche indirette.

Il software permette di elaborare immagini da fotocamere RGB, multispettrali o termiche, e da scansioni laser, ottenendo nuvole di punti, modelli tridimensionali texturizzati e ortofoto. Un

aspetto particolare è che Metashape non implementa le equazioni di collinearità tradizionali per stimare i parametri durante il Bundle Block Adjustment, ma utilizza algoritmi di computer vision.

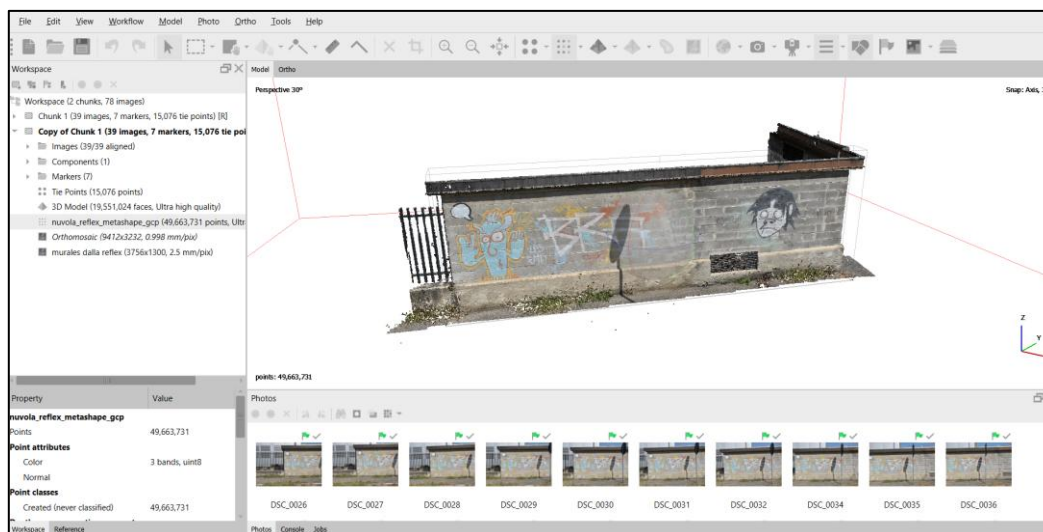


Figura 4.3: Interfaccia grafica di Agisoft Metashape

Il software supporta la calibrazione di diversi tipi di sensori, comprese fotocamere a frame, fisheye, sferiche e cilindriche, e permette anche all'utente di importare i parametri di calibrazione e di orientamento della camera da file di calibrazione esterni (Kostrzewa et al., 2025).

4.4.1 Processamento con Agisoft Metashape

La procedura all'interno del software Metashape avviene seguendo lo schema di Figura 4.1. I parametri di input al software sono già stati descritti al paragrafo precedente.

La fase di Bundle Block Adjustment avviene al momento dell'ottimizzazione dei parametri di orientamento esterno. In questa fase, Metashape individua i punti omologhi sulle immagini e li abbina tra loro, generando i Tie Points. Il software utilizza i parametri di posizione e orientamento esterno della camera come input all'ottimizzazione, pesandoli in varianza in funzione dei parametri di Camera Accuracy: il valore di Accuracy in metri indica l'incertezza

della posizione, mentre il valore di Accuracy in gradi denota l'incertezza dell'orientamento angolare. Si tratta delle deviazioni standard $\sigma_x, \dots, \sigma_k$ presenti nella matrice Σ dell'Equazione 2.27 dei minimi quadrati al paragrafo 2.6. I pesi della matrice Σ^{-1} sono calcolati come l'inverso delle varianze. In particolare, per tutti i casi di studio è stato fissato un valore di $\sigma_{x_0} = \sigma_{y_0} = \sigma_{z_0} = 0,01$ m, compatibile con l'accuratezza globale dello strumento SLAM; gli angoli, invece, non sono stati introdotti come osservazioni note nel sistema per il Bundle Block Adjustment. L'output che restituisce il software comprende una stima dei parametri di posizione e orientamento esterno, oltre alla nuvola di punti sparsa costituita dai Tie Points.

Per quanto concerne il workflow puramente fotogrammetrico, Metashape ha generato la nuvola di punti densa basandosi sulle depth maps, prodotti intermedi calcolati per le coppie di immagini sovrapposte, considerando i rispettivi parametri di orientamento esterno e interno. La mesh è stata generata a partire dalla nuvola densa, su una superficie tridimensionale arbitraria; il numero di facce è stato lasciato alto di default, calcolato in base al numero di punti presenti nella nuvola di punti di origine (Agisoft LLC, 2024). Il modello tridimensionale è stato in seguito texturizzato con le immagini per ottenere una rappresentazione digitale fotorealistica dell'oggetto. L'ultima fase consiste nella creazione dell'ortomosaico, generato proiettando le immagini in base ai dati di orientamento esterno e interno su una superficie scelta dall'utente, in questo caso la mesh (Agisoft LLC, 2024). Considerato che i casi studio analizzati comprendono un murales e facciate di edifici, ovvero superfici verticali, si è scelto di generare le ortofoto utilizzando come piano di proiezione un piano definito da tre marker. I marker sono stati posizionati sul modello in modo da individuare un sistema di riferimento cartesiano coerente con il piano della superficie verticale, così da ottenere una vista perfettamente ortogonale ed evitare visualizzazioni oblique.

Il workflow ibrido LiDAR-fotogrammetria prevede l'importazione della nuvola di punti LiDAR in Metashape, la sua colorazione con le immagini del dataset, per poi ottenere la mesh e le ortofoto.

5. Caso studio di un murales

5.1 Introduzione al caso studio

Nel primo caso studio, è stata effettuata un'acquisizione su un murales situato in Viale dell'Industria, nel comune di Paderno Dugnano (MI). Tale oggetto di studio è stato selezionato come primo elemento d'indagine in quanto caratterizzato da una geometria relativamente semplice, che ne facilita l'analisi metrica, ma al tempo stesso da una significativa varietà cromatica con lo scopo di osservare l'applicazione del colore alla nuvola di punti LiDAR acquisito dalle camere RGB dello scanner. Per questo primo caso studio, si è semplificato il metodo di acquisizione utilizzando solamente le immagini acquisite dalla camera 0 (con riferimento a Figura 3.8 al paragrafo 3.5).

Al fine di ottenere un confronto sia metrico sia visivo, sono state effettuate riprese fotografiche del murales mediante una fotocamera reflex Nikon D5600. Questo strumento, impiegato in combinazione con la raccolta di Ground Control Points rilevati tramite stazione totale, costituisce il metodo di rilievo fotogrammetrico classico, utilizzato come riferimento per le successive analisi comparative.

Al fine di confrontare i parametri di posizione e orientamento rilevati dal dispositivo SLAM e quelli stimati con metodo fotogrammetrico, sono state eseguite specifiche analisi statistiche. Tali analisi hanno riguardato il calcolo delle statistiche descrittive delle differenze tra le due modalità di stima, al fine di determinare la natura degli errori commessi dallo strumento.

È stata eseguita un'analisi Cloud-to-Cloud tra la nuvola di punti LiDAR e quella ottenuta mediante fotogrammetria delle immagini dello scanner, con lo scopo di valutare la coerenza geometrica tra i due dataset nello spazio tridimensionale, analizzando le differenze locali e globali tra le superfici ricostruite.

La valutazione comparativa si è basata sul confronto delle distanze tra i GCP. Le distanze di riferimento sull'ortofoto derivante dalle immagini scattate con la reflex sono state calcolate con le coordinate acquisite con stazione totale utilizzando la distanza euclidea; le stesse distanze sono state misurate sulle ortofoto derivate dai dati LiDAR e dalle immagini dello scanner. A partire dalle distanze calcolate, è stato determinato l'errore come differenza tra i valori di

riferimento e quelli stimati. Su tali errori, sono state quindi calcolate le principali statistiche descrittive, al fine di valutare la coerenza dei risultati.

5.2 Acquisizione con X120GO

L'acquisizione dei dati è stata eseguita seguendo un percorso lineare parallelo alla superficie del murales, come illustrato in Figura 5.1, procedendo dal punto 1 al punto 2 e mantenendo una distanza di 2,50 m pressoché costante dalla parete. Alla fine del tratto 1-2, è stato percorso lo stesso tracciato in senso inverso, dal punto 2 al punto 1, al fine di acquisire un maggior numero di immagini. Durante entrambe le fasi di acquisizione, il dispositivo è stato tenuto con la camera 0 che ha direzione di vista perpendicolare al muro. Nel tratto 1-2 lo scanner è stato mantenuto all'altezza del petto; nel percorso inverso, invece, è stato impugnato più in alto per acquisire meglio anche la parte superiore del muro. In figura è distinguibile il sistema di riferimento locale dello scanner, con l'asse X nella direzione di vista della camera 2, l'asse Z in direzione verticale e rivolta verso l'alto, e infine l'asse Y opportunamente orientato.

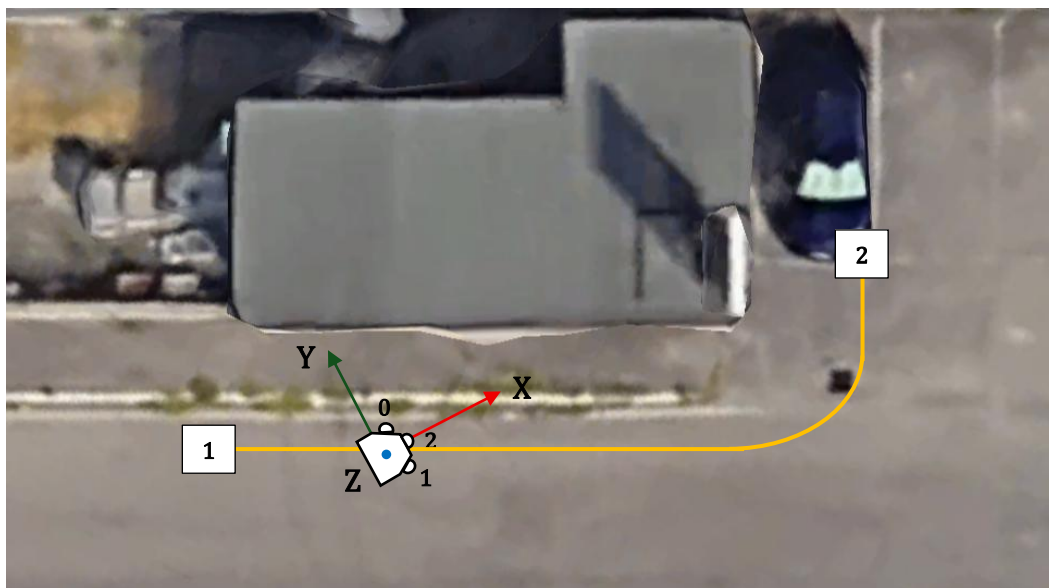


Figura 5.1: Percorso lineare eseguito con lo strumento SLAM attorno al murales

Al termine della fase di acquisizione, è stato implementato il processo fotogrammetrico descritto al Paragrafo 4.2, con un dataset complessivamente composto da 37 immagini. Implementando il processo puramente fotogrammetrico (workflow 1 schematizzato in Figura 4.1), è stata elaborata la nuvola di punti densa a partire dalle immagini del dataset, riportata in Figura 5.2.



Figura 5.2: Nuvola di punti fotogrammetrica densa del murales

La geometria del muro è complessivamente coerente con quanto osservato nella realtà, ma si notano irregolarità locale soprattutto vicino agli spigoli (bordo superiore del muro, parte estrema a sinistra), che risultano poco nitidi. La densità risulta elevata, ma non uniforme: un maggior addensamento si riscontra nelle zone centrali della nuvola, ben riprese dalle fotocamere (graffiti, volto, zone con contrasto di colore tra la scritta bianca “BRA” e il grigio del muro), più rado o rumoroso nelle aree superiori e inferiori, caratterizzate da punti più sparsi e da alcuni cluster isolati.

Gli ultimi due passaggi sono stati la creazione del modello tridimensionale a partire dalla nuvola di punti e dell’ortomosaico finale, elaborato con una dimensione di 2,5 mm/px.



Figura 5.3: Ortofoto del murales derivante dalle immagini dello scanner

Adottando invece il procedimento ibrido LiDAR-fotogrammetria (workflow 2, sempre illustrato nello schema di Figura 4.1), emergono differenze nella modalità di colorazione della nuvola LiDAR tra il post-processamento dei dati e quello realizzato dal software fotogrammetrico. Tali discrepanze sono osservabili nel confronto riportato in Figura 5.4: si nota subito una tonalità di colori più accesa e dei contrasti più alti dalla colorazione di Metashape, con i graffiti che risultano maggiormente leggibili e con più dettagli; mentre la nuvola proveniente da GOpot appare più “granulosa”, con una distribuzione cromatica più spezzettata, l’informazione cromatica di Metashape le conferisce un aspetto più continuo, con meno rumore percepito.





Figura 5.4: In alto, nuvola di punti da LiDAR con colorazione di GOpot; in basso, nuvola di punti da LiDAR con colorazione di Metashape

A partire dalla nuvola, è stata generata la mesh texturizzata e infine l'ortomosaico, elaborato anche in questo caso con una dimensione di 2,5 mm/px.



Figura 5.5: Ortofoto del murales derivante dalla nuvola di punti LiDAR

È possibile calcolare il GSD e la percentuale di sovrapposizione delle immagini dello strumento SLAM. Facendo riferimento alle Equazioni 2.30 e 2.31 al paragrafo 2.6, si ottiene un valore di GSD per la camera 0 pari a 2,45 mm/px, ossia ogni pixel dell'immagine rappresenta 2,45 mm sul muro reale.

h [mm]	2500
c [mm]	2,04
f_w [mm]	3,89
W [mm]	4767,16
n_{px} [px]	1944

Tabella 5.1: Parametri per il calcolo del GSD (caso SLAM)

Il valore della larghezza del sensore si ottiene dalla moltiplicazione tra il numero di pixel e la dimensione del pixel:

$$f_w[mm] = d_{px}[mm/px] * n_{px}[px] \quad (5.1)$$

dove la dimensione del pixel d_{px} è il rapporto tra la distanza principale in millimetri e la distanza principale in pixel.

La distanza tra i centri di presa i può essere calcolata come il prodotto tra la velocità dell'operatore durante l'acquisizione e il numero di foto al secondo prese dallo scanner. Tenendo conto di una velocità pari a circa 1,2 m/s e di un'acquisizione di una foto al secondo da parte dello SLAM, si ottiene un valore di i pari a 1,20 m. Facendo invece riferimento all'Equazione 2.32, il valore di percentuale di sovrapposizione delle immagini risulta pari a circa il 75%.

5.3 Acquisizione di riferimento con reflex

Il rilievo fotogrammetrico realizzato tramite fotocamera reflex Nikon D5600 è stato utilizzato come riferimento metrico, considerato rappresentativo della geometria reale del murales, per una valutazione comparativa dei dati acquisiti dallo scanner.

La Nikon D5600 è un esempio di fotocamera RGB digitale, dotata di un sensore APS-C, che offre una risoluzione di 24,2 megapixel. Il modello in considerazione è compatibile con un'ampia gamma di obiettivi Nikon: uno dei questi, utilizzato in questo caso studio, è il Nikon AF-S DX 18-

135, con distanza principale variabile tra 18 mm e 135 mm e dimensione del sensore di 23,5 x 15,6 mm (Nikon Corporation, 2016).

L'acquisizione è avvenuta a una distanza di 5 metri dal murales, seguendo il percorso dal punto 1 al punto 2 rappresentato in Figura 5.1 e scattando una foto ogni 30 cm circa; in totale sono state acquisite 39 immagini. In Tabella 5.2 sono riportati i parametri interni della camera reflex; la distanza principale utilizzata rientra nel range dell'obiettivo Nikon AF-S DX 18-135.

Distanza principale c [mm]	25
Dimensioni del pixel d_{px} [mm/px]	0,00405 x 0,00405
Distanza principale c [px]	6166,67

Tabella 5.2: Parametri interni della camera reflex

Calcolando il GSD, si ottiene un valore pari a 0,78 mm/px.

h [mm]	5000
c [mm]	25
f_w [mm]	23,5
W [mm]	4700
n_{px} [px]	6000

Tabella 5.3: Parametri per il calcolo del GSD (caso reflex)

Tenendo conto della distanza tra i centri di presa i pari a 300 mm, il valore di percentuale di sovrapposizione delle immagini risulta pari a circa il 94%. Questo valore di R_t alto è giustificato dalla necessità di avere la migliore qualità possibile, essendo un rilievo di riferimento con la realtà piuttosto che solo fotogrammetrico.

A seguito di ciò, per scalare il modello fotogrammetrico derivante dalle immagini, è stato necessario rilevare dei punti di controllo sul murales con una stazione totale. Le coordinate dei punti sono state calcolate nel sistema di riferimento locale della stazione, assumendo il punto di stazione come origine e la direzione dell'asse Y posizionata lungo l'origine del cerchio

orizzontale, come rappresentato in Figura 5.6. La stazione è stata disposta a una distanza di circa 10 metri dal muro, sull'altro lato della strada.

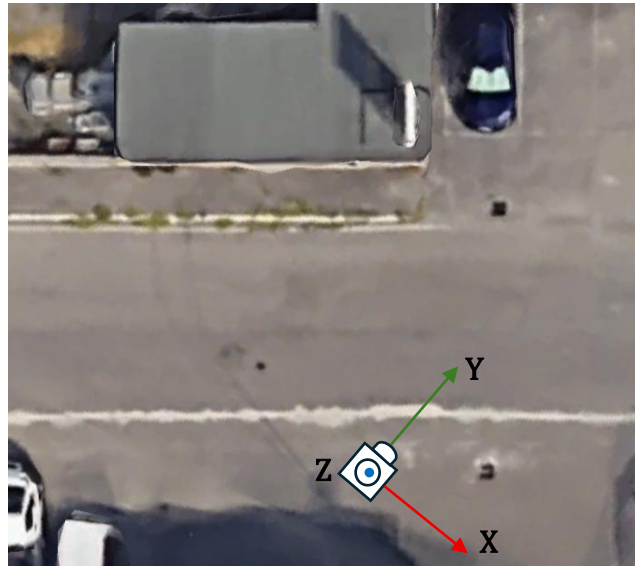


Figura 5.6: Posizione della stazione totale e sistema di riferimento per il campionamento dei GCP

Sono stati acquisiti in totale sei punti di controllo, un numero adeguato allo scopo di distribuire correttamente i vincoli nello spazio, visibili in Figura 5.7. In Tabella 5.4 sono invece riportate le coordinate dei GCP prese nel sistema di riferimento della stazione totale.





Figura 5.7: Ground Control Points acquisiti sul muro con una stazione totale

GCP	X [m]	Y [m]	Z [m]
Occhio sinistro	-12,967	4,521	-0,085
Spigolo basso blu-giallo	-12,905	4,574	-0,978
A giallo-bianco	-11,035	6,412	-0,131
Jmc	-10,087	7,337	-0,142
C basso	-7,633	9,736	-0,159
Spigolo sinistra	-7,248	10,110	0,824

Tabella 5.4: Coordinate dei GCP nel sistema di riferimento della stazione totale

Una volta inseriti i parametri interni della fotocamera e i punti di controllo in Metashape, è stato seguito il processo puramente fotogrammetrico. Facendo una prima analisi qualitativa di comparazione con le nuvole precedenti, si nota che qui la facciata è completamente ricostruita, senza buchi evidenti, con i bordi superiori e inferiori coerenti. Parlando di dettagli geometrici, si riescono a distinguere bene i bordi dei blocchi di cemento, la griglia di aerazione e i contorni dei graffiti. A prima vista, non si notano particolari rumori: la nuvola è priva di punti sparsi e distorsioni locali, anche in prossimità dell'angolo di curvatura del muro.

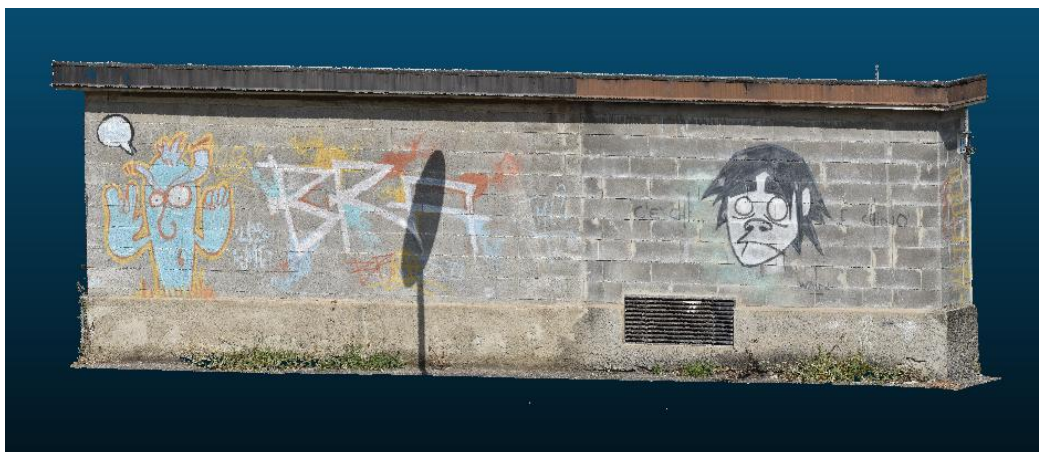


Figura 5.8: Nuvola di punti del murales da reflex

Ottenuta la nuvola, si è proceduto a generare la mesh e l'ortofoto.

5.4 Analisi e risultati

5.4.1 Analisi statistica su posizioni e orientamenti

Nel presente paragrafo vengono analizzati quantitativamente i risultati ottenuti dal confronto tra i parametri di posizione e di orientamento delle immagini, inseriti come input nel software, e quelli stimati dal software a seguito del Bundle Block Adjustment. L'obiettivo di tale analisi è valutare l'affidabilità delle osservazioni fornite dal dispositivo, individuando eventuali scostamenti rispetto ai valori di riferimento prodotti dal software.

A tal proposito, sono stati calcolati alcuni indicatori statistici significativi, quali la media degli errori, la deviazione standard e il Root Mean Square Error (RMSE), che consentono di descrivere in modo sintetico il comportamento degli errori e la loro dispersione. La media permette di evidenziare la presenza di bias nelle stime, mentre la deviazione standard fornisce informazioni sulla variabilità dei risultati. L'RMSE, infine, rappresenta un indicatore complessivo dell'errore; identifica la discrepanza quadratica media fra i valori dei dati stimati

dal software e i valori dei dati acquisiti dall'algoritmo SLAM. Si precisa tuttavia che, per quanto riguarda i parametri angolari, occorre tenere conto della differenza di convenzione per cui è stato necessario sviluppare il codice già citato al paragrafo 4.3 e riportato in Appendice; le statistiche sono quindi calcolate sui nuovi valori di output del codice Matlab. Questa precisazione vale sia per questo caso studio sia per i seguenti.

I residui sulle osservazioni, che determinano l'accuratezza dello strumento, sono stati calcolati come differenza tra i parametri stimati dal software fotogrammetrico e quelli osservati dal dispositivo SLAM:

$$e_i = \hat{p}_i - p_i^{oss} \quad (5.2)$$

Le statistiche sono state calcolate nel seguente modo, rispettivamente media, deviazione standard e RMSE degli errori nei parametri:

$$e_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i \quad (5.3)$$

$$\sigma_e = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (e_i - e_m)^2} \quad (5.4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (e_i)^2} \quad (5.5)$$

In Figura 5.9 è riportato l'andamento dell'errore per gli angoli di rotazione. Nel primo tratto, fino all'immagine 75, tutti e tre gli angoli hanno residui contenuti (circa $\pm 1,5^\circ$). Dall'immagine 76, momento del cambio di direzione, all'immagine 85, ω cresce fino a un valore di circa 5° , mentre κ scende bruscamente fino a circa $-4,5^\circ$: questo comportamento è tipico di un cambiamento di assetto della traiettoria (ad esempio una curva stretta, che è il caso in esame), che può essere legato agli algoritmi di processamento SLAM oppure ad una sovrapposizione delle immagini bassa. Per le ultime immagini del dataset, ω e κ riprendono progressivamente

l'andamento iniziale. L'angolo φ è il parametro di orientamento meglio stimato dallo scanner, con residui che rimangono in un range tra $-1,6^\circ$ e $0,3^\circ$, oscillanti attorno allo zero.

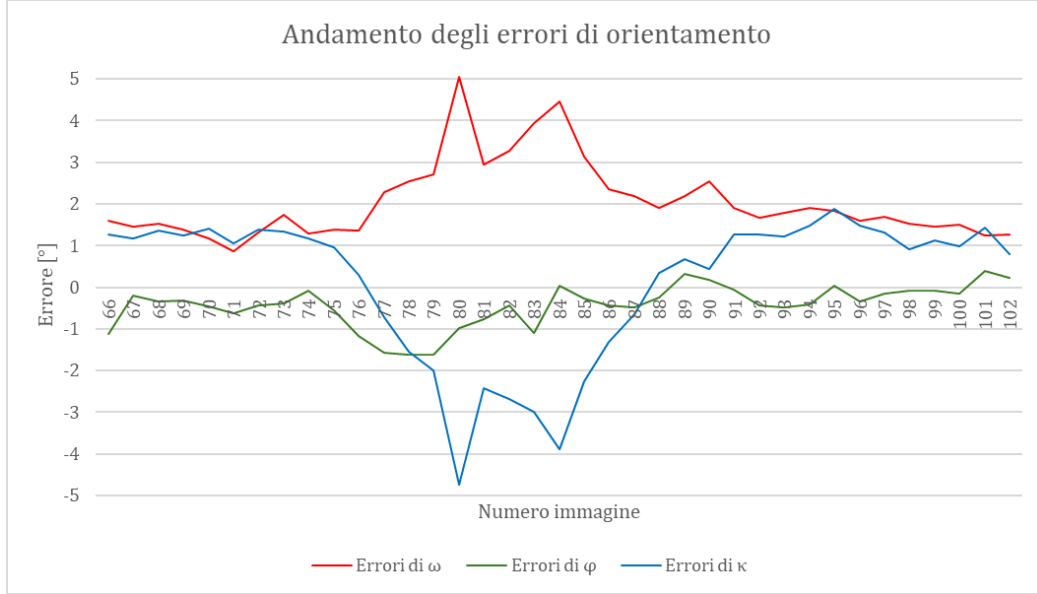


Figura 5.9: Grafico degli errori per gli angoli di rotazione

Gli outlier presenti per gli angoli ω e κ sono stati individuati mediante un approccio basato sui percentili. Previo ordinamento degli errori in valore assoluto dal minore al maggiore, sono stati esclusi i valori superiori al 95° percentile della distribuzione degli errori, corrispondenti alla rimozione del 5% dei dati. Dato un insieme di dati ordinati in modo crescente, il percentile p è il valore sotto il quale ricade la frazione p dei dati. La posizione di tale valore all'interno dei dati si calcola nel seguente modo:

$$m = 1 + (n - 1) * p \quad (5.6)$$

dove n è il numero di osservazioni; in questo caso, p è pari 0,95. Ne deriva un valore di m pari a $4,041^\circ$ per ω e $3,169^\circ$ per κ .

Dall'analisi dei percentili, emerge che gli unici valori dell'errore di questi angoli superiori al 95° percentile sono relativi alle immagini 80 e 84. Questi errori, ricadendo al di fuori dell'intervallo centrale del 95% della distribuzione di valori, sono stati esclusi dal calcolo delle statistiche.

Nel grafico di Figura 5.10 sono riportati gli andamenti degli errori calcolati dal software per quanto riguarda la posizione della camera per le immagini del dataset (fare riferimento alla

Figura 5.1 per l'orientamento degli assi). Errori positivi indicano che il valore di stima dato dal software è maggiore rispetto a quello rilevato dallo strumento (sottostima da parte dello SLAM); viceversa, valori negativi indicano una sovrastima dei parametri da parte dello scanner. L'andamento è molto vario, ma rimane quasi sempre all'interno di un range di ± 5 cm, la maggior parte entro $\pm 2-3$ cm. X presenta una maggiore variabilità rispetto agli altri: presenta alcuni picchi di errore negativi marcati, poco oltre -5cm (immagini 77, 78 per il tratto con direzione 1-2), e alcuni picchi positivi, con valori di 3-5 cm. Y presenta oscillazioni più regolari, mentre Z è il più stabile, con errori quasi sempre entro $\pm 1-1,5$ cm. Si può quindi affermare che lo scanner fornisce stime di posizione coerenti con quelle derivanti dal software di fotogrammetria.

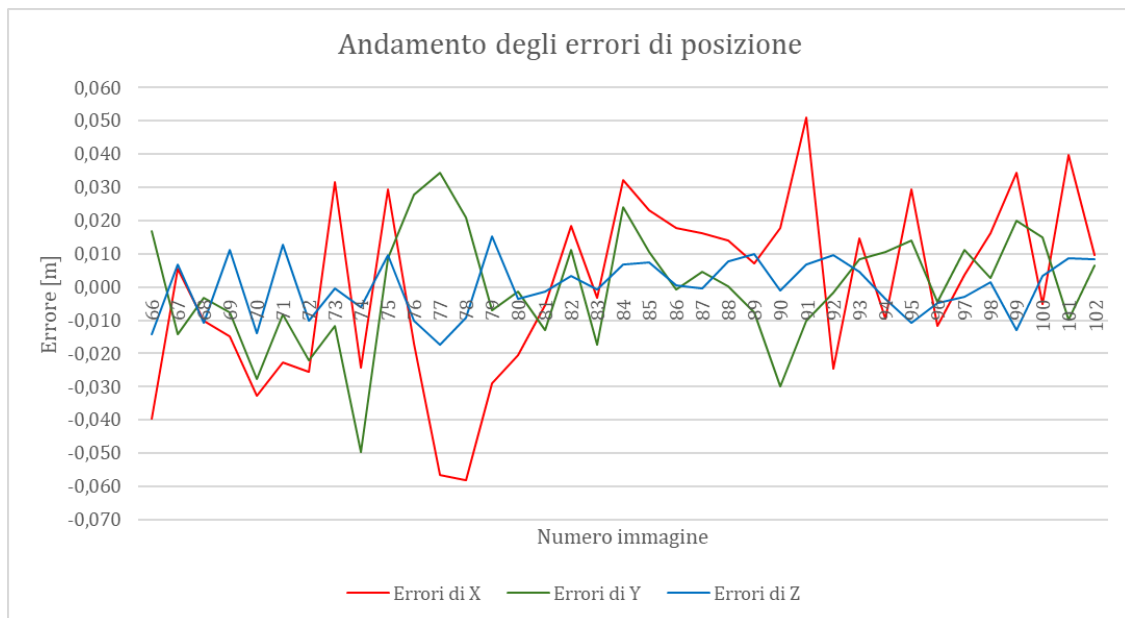


Figura 5.10: Andamento degli errori di posizione

Le statistiche sono state calcolate su tutte le immagini del dataset relativamente alle posizioni e all'angolo φ , mentre per gli angoli ω e κ il calcolo è stato effettuato previa rimozione degli outlier.

Guardando le statistiche in Tabella 5.5, si può notare come l'algoritmo SLAM abbia stimato la posizione della camera in maniera corretta ed efficace, come testimoniano valori di RMSE bassi, intorno a 2-3 cm per X e Y, e 9 mm per Z. L'analisi evidenzia la presenza di un errore sistematico sul parametro ω (circa $1,9^\circ$), mentre φ e κ presentano bias contenuti. L'angolo κ si discosta maggiormente degli altri dal valore medio d'errore, come denota la deviazione standard, ma ciò

è dovuto al cambio di direzione. L'angolo φ è stato misurato meglio rispetto agli altri dallo SLAM, con un errore medio e discostamento medio da quest'ultimo bassi.

Parametro	Medie errori	Deviazioni standard errori	RMSE errori
X[m]	0,000	0,027	0,027
Y[m]	0,000	0,017	0,017
Z[m]	0,000	0,009	0,009
ω [°]	1,898	0,681	2,014
φ [°]	-0,438	0,510	0,667
κ [°]	0,364	1,415	1,442

Tabella 5.5: Statistiche sui parametri esterni della camera 0

5.4.2 Analisi della distanza tra le nuvole da SLAM

Nel presente paragrafo viene effettuato un confronto tra la nuvola di punti generata dal sensore LiDAR e quella ottenuta mediante elaborazione fotogrammetrica delle immagini acquisite dalle fotocamere dello scanner. L'analisi è stata effettuata mediante il metodo Cloud-to-Cloud (C2C), che consente di valutare le differenze geometriche locali tra le due nuvole, quantificando gli scostamenti in termini di distanza assoluta tra i punti. L'obiettivo del confronto è analizzare la coerenza geometrica e l'accuratezza metrica della nuvola fotogrammetrica rispetto a quella LiDAR, assunta come riferimento, al fine di valutare l'affidabilità della ricostruzione ottenuta dalle immagini.

La funzione Cloud-to-Cloud sfrutta l'algoritmo della Nearest Neighbor Distance, dove, per ogni punto della nuvola confrontata, il software cerca il punto più vicino nella nuvola di riferimento e ne calcola la distanza euclidea. L'output è una mappa di colori per identificare le diverse zone di scostamento, dal blu, che indica una maggiore precisione, al rosso, indicante una distanza più elevata (CloudCompare, 2024). In Figura 5.11 è riportato il confronto eseguito. La nuvola derivante da LiDAR è rappresentata in scala RGB, mentre la nuvola derivante dalla fotogrammetria delle immagini è visualizzata con una scala di colori in base al campo scalare delle distanze.

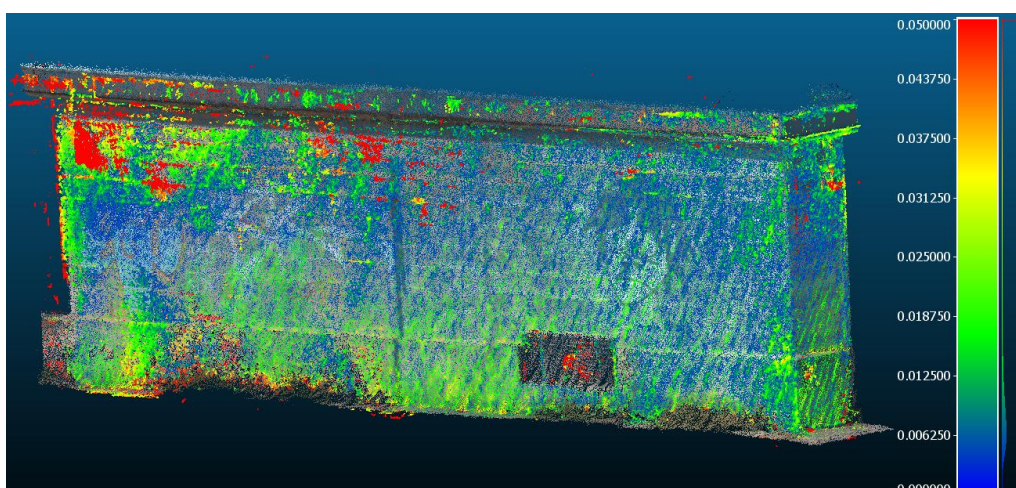


Figura 5.11: Confronto Cloud-to-Cloud tra nuvola di punti derivante da LiDAR (in scala RGB) e nuvola derivante dal processo fotogrammetrico delle immagini dello scanner (in scala di colori in base al campo scalare delle distanze)

Al fine di avere una distribuzione più appiattita sulla scala dei colori e far risaltare al meglio anche i punti maggiormente distanti, è stata fissata una soglia per il calcolo della distanza assoluta a 5 cm. Le statistiche calcolate sull'insieme delle distanze punto-punto delle nuvole analizzate sono riportate in Tabella 5.6 e includono media, deviazione standard e RMSE.

Statistica	Valore
Media [m]	0,013
Deviazione standard [m]	0,011
RMSE [m]	0,017

Tabella 5.6: Statistiche delle distanze tra le nuvole

Come si può dedurre dai dati statistici, la nuvola fotogrammetrica è mediamente molto vicina alla nuvola LiDAR, come suggerisce un valore basso di 1,3 cm per la media. Il valore di RMSE pari a 1,7 cm indica una buona coerenza globale tra le due nuvole, pur evidenziando la presenza di alcuni scostamenti locali più pronunciati: guardando Figura 5.11, queste zone di maggior distanza sono riconoscibili nella parte alta del murales a sinistra, al livello del cornicione. Nel

complesso, i risultati suggeriscono che la fotogrammetria con Metashape fornisca una ricostruzione tridimensionale comparabile in termini metrici al LiDAR.

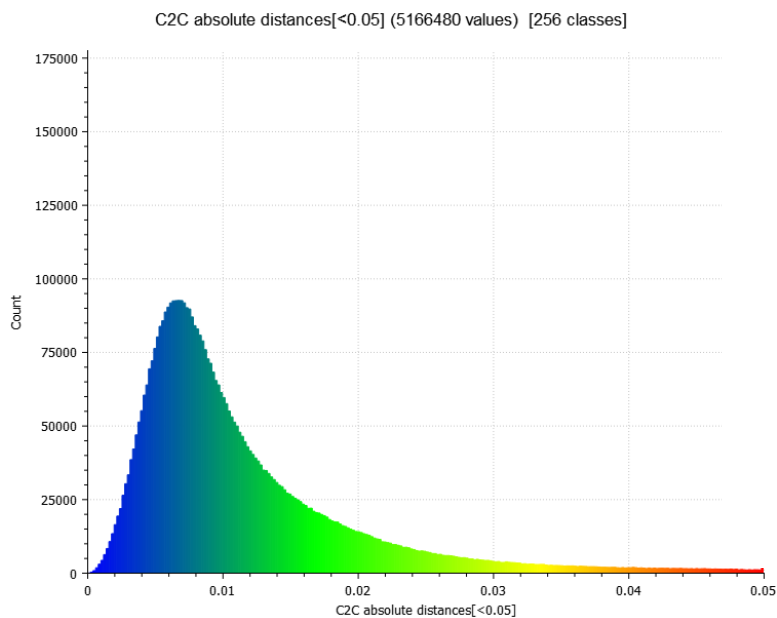


Figura 5.12: Istogramma della distribuzione delle distanze tra le due nuvole

L'istogramma di Figura 5.12 rappresenta la distribuzione delle differenze geometriche tra le due nuvole: l'asse delle ascisse indica l'intervallo di distanza, mentre l'asse delle ordinate indica il numero di punti che ricadono in ciascun intervallo. In questo modo, è possibile valutare la coerenza globale e la presenza di scostamenti significativi o outlier. La maggior parte dei punti ricade nel range di distanza 0-2 cm. Come già anticipato, le distanze sono state calcolate imponendo una soglia massima di 5 cm; la percentuale di punti che superano tale valore è pari al 3,4% del totale della nuvola confrontata.

5.4.3 Analisi statistica sulle distanze tra i GCP

In questo paragrafo vengono analizzate le differenze metriche tra l'ortofoto prodotta a partire dalle immagini della reflex, l'ortofoto derivante dalla fotogrammetria delle immagini dello scanner e l'ortofoto dalla nuvola di punti LiDAR; la fotogrammetria da reflex viene assunta come riferimento metrico, mentre le altre due ortofoto vengono valutate in termini di accuratezza e

coerenza geometrica. A tal fine, sono state determinate tutte le combinazioni di distanze euclidee tra i GCP sull'ortofoto ottenuta da fotogrammetria con camera reflex, calcolate a partire dalle coordinate tridimensionali date dalla stazione totale; gli stessi punti sono stati individuati manualmente sulle altre due ortofoto, ricavando le corrispondenti distanze euclidee piane e confrontandole con quelle di riferimento, mediante l'utilizzo del software QGIS. Le differenze tra le misure sono state sottoposte ad analisi statistica descrittiva al fine di quantificare scostamenti ed eventuali bias sistematici.

In Figura 5.13 sono riportate le quindici distanze tra i sei GCP rilevati dalla stazione totale. Per rendere le ortofoto tra loro confrontabili, sono state esportate con la stessa dimensione del pixel, ovvero 2,5 mm/px.

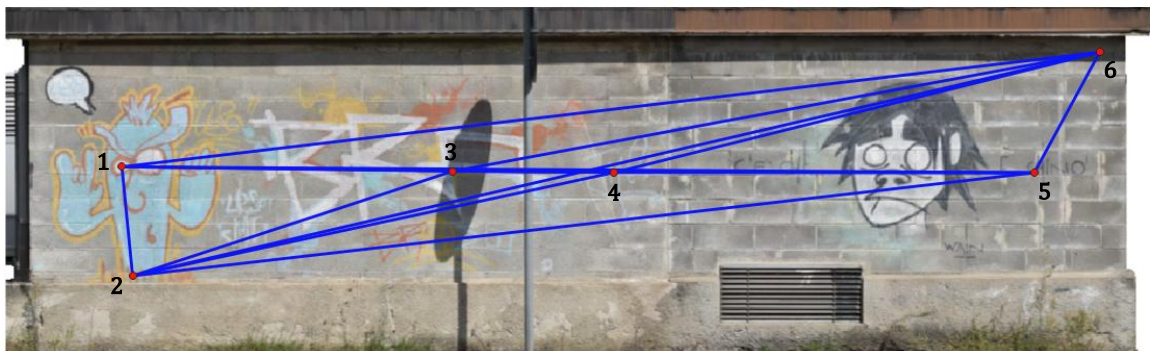


Figura 5.13: Distanze tra i GCP presi sull'ortofoto da fotogrammetria con fotocamera reflex

In Tabella 5.7 sono riportate le distanze euclidee in metri calcolate sulle tre ortofoto.

Segmento	Distanza reflex [m]	Distanza LiDAR [m]	Distanza camere [m]
1 – 2	0,897	0,892	0,890
1 – 3	2,704	2,700	2,698
1 – 4	4,028	4,021	4,020
1 – 5	7,460	7,478	7,476
1 – 6	8,048	8,071	8,072
2 – 3	2,755	2,747	2,733
2 – 4	4,034	4,022	4,009
2 – 5	7,424	7,436	7,424
2 – 6	8,118	8,136	8,127
3 – 4	1,325	1,321	1,322
3 – 5	4,756	4,777	4,778
3 – 6	5,379	5,405	5,410
4 – 5	3,432	3,456	3,456
4 – 6	4,084	4,115	4,119
5 – 6	1,120	1,129	1,136

Tabella 5.7: Distanze euclidee calcolate per tutte le ortofoto

Per ogni distanza omologa i-esima è stato calcolato l'errore di misura in metri:

$$e_i = d_i^{reflex} - d_i^{SLAM} \quad (5.7)$$

Assieme all'errore di misura, è stato calcolato l'errore relativo per ogni distanza i-esima:

$$\varepsilon_{rel_i}[\%] = \frac{e_i[m]}{d_i^{reflex}[m]} * 100 \quad (5.8)$$

È un dato derivato necessario in quanto, normalizzando l'errore rispetto alla distanza di riferimento, consente un confronto omogeneo tra distanze di diversa lunghezza.

I valori degli errori per ogni distanza sono riportati nei grafici sottostanti.

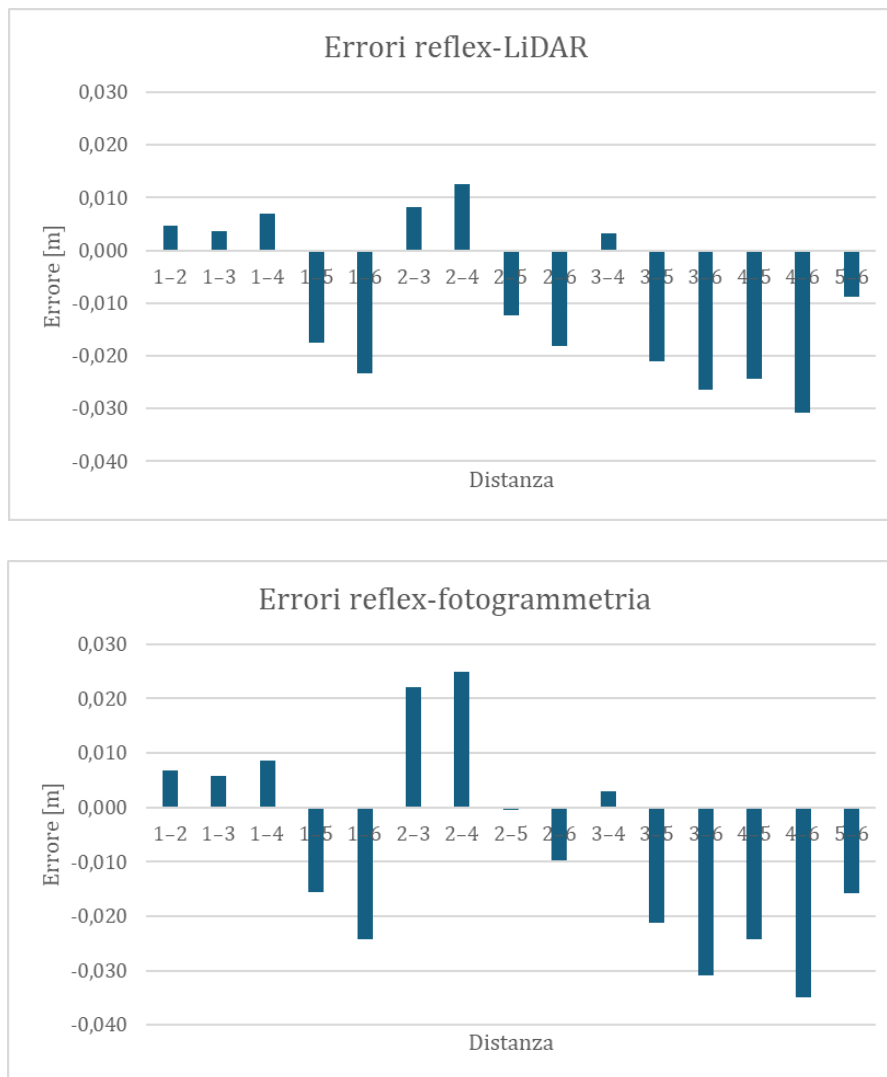
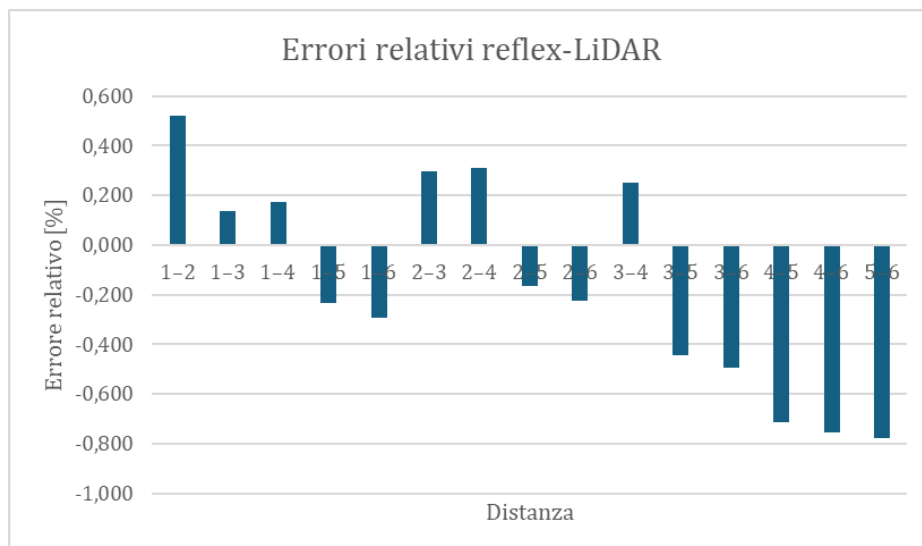


Figura 5.14: In alto, errori sulle distanze omologhe tra l'ortofoto da fotogrammetria reflex e l'ortofoto derivata dalla nuvola di punti LiDAR; in basso, errori sulle distanze omologhe tra l'ortofoto da fotogrammetria reflex e l'ortofoto derivata da fotogrammetria delle immagini dello scanner

Il primo grafico mostra gli scarti con segno tra le distanze misurate sull'ortofoto da fotogrammetria reflex e quelle estratte dall'ortofoto derivata dalla nuvola di punti LiDAR. Gli errori risultano prevalentemente negativi, indicando una generale sovrastima delle distanze da parte dell'ortofoto LiDAR rispetto al riferimento. L'ampiezza degli scarti varia in funzione della distanza considerata, con valori che raggiungono $\pm 2-3$ cm soprattutto per distanze più lunghe. La distribuzione non appare simmetrica attorno allo zero, suggerendo la presenza di un bias sistematico, verosimilmente legato alla risoluzione della nuvola di punti, al processo di interpolazione dell'ortofoto o agli effetti cumulativi dell'orientamento SLAM.

Il secondo grafico riporta gli errori tra le distanze misurate sull'ortofoto da reflex e quelle estratte dall'ortofoto generata a partire dalle immagini dello scanner. Anche in questo caso, si osservano scarti sia positivi sia negativi. Alcune distanze mostrano sovrastime marcate (soprattutto 3-6 e 4-6), mentre altre presentano sottostime più pronunciate (in corrispondenza della distanza 2-4, l'errore risulta pari a 0,013 m nel caso dell'ortofoto derivata da nuvola LiDAR, mentre aumenta a 0,025 m nell'ortofoto ottenuta dalle immagini dello scanner, evidenziando una sottostima più marcata in quest'ultimo caso). Tale dispersione può essere attribuita alla minore stabilità metrica dell'ortofoto derivata dalle immagini dello scanner.

Di seguito sono riportati, invece, gli andamenti degli errori relativi.



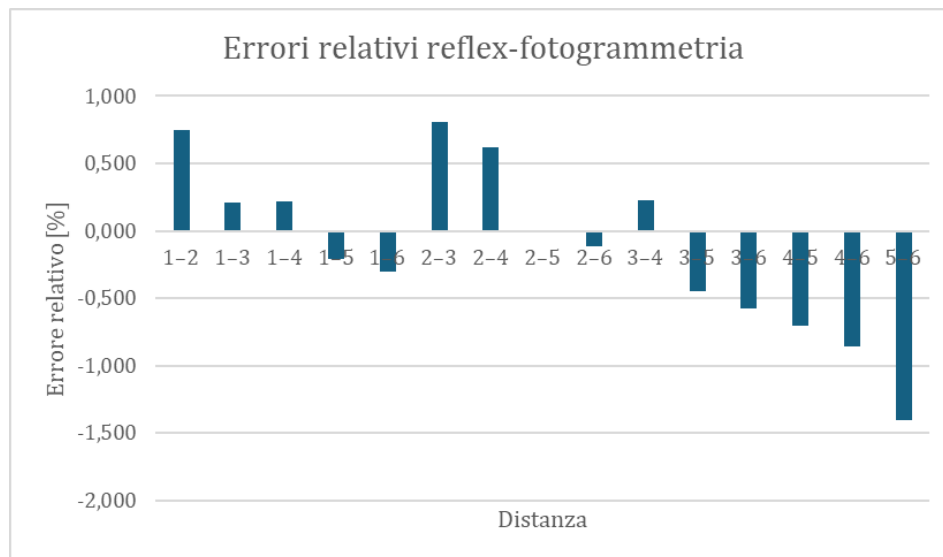


Figura 5.15: In alto, errori relativi in percentuale sulle distanze omologhe tra l'ortofoto da fotogrammetria reflex e l'ortofoto derivata dalla nuvola di punti LiDAR; in basso, errori relativi in percentuale sulle distanze omologhe tra l'ortofoto da fotogrammetria delle immagini dello scanner

Il grafico degli errori relativi tra le distanze misurate sull'ortofoto da reflex e quelle estratte dall'ortofoto derivata da nuvola di punti LiDAR mostra valori generalmente contenuti, dell'ordine di poche percentuali, tra -0,8% e 0,5%. Gli errori risultano prevalentemente negativi per le distanze maggiori (1-5, 1-6, 2-5, 2-6), indicando una leggera sovrastima relativa delle misure LiDAR rispetto al riferimento. Al contrario, per alcune distanze più ridotte (1-2, 1-3, 2-3, 3-4) si osservano errori positivi, riconducibili a lievi sottostime. Nel complesso, la distribuzione evidenzia una variabilità moderata e un comportamento relativamente coerente al variare della distanza.

Nel caso del confronto tra ortofoto da reflex e ortofoto derivata dalle immagini dello strumento SLAM, gli errori relativi presentano un'ampiezza maggiore e una distribuzione meno uniforme. Per alcune distanze (4-6, 5-6) si registrano valori negativi più marcati, con errori relativi che raggiungono percentuali superiori rispetto al caso LiDAR. Tale comportamento suggerisce una minore precisione geometrica dell'ortofoto generata dalle immagini dello SLAM.

Il confronto tra i due grafici evidenzia come l'ortofoto derivata da nuvola di punti LiDAR presenti errori relativi complessivamente più contenuti e omogenei rispetto a quelli ottenuti dall'ortofoto derivata dalle immagini dello scanner. Ciò conferma quanto osservato in termini

di errore di misura, mostrando come le prestazioni metriche della soluzione LiDAR risultino più consistenti rispetto a quelle basate esclusivamente su immagini dalle fotocamere dello SLAM.

Per riassumere quantitativamente la distribuzione degli errori e per descriverne le principali caratteristiche, sono state calcolate le principali statistiche: media, deviazione standard ed RMSE. In Tabella 5.8 ne sono riportati i valori.

	Media	Deviazione standard	RMSE
Errore reflex-LiDAR [m]	-0,010	0,015	0,017
Errore relativo reflex-LiDAR [%]	-0,2	0,4	0,4
Errore reflex-fotogrammetria [m]	-0,007	0,019	0,019
Errore relativo reflex-fotogrammetria [%]	-0,1	0,6	0,6

Tabella 5.8: Valori di media, deviazione standard e RMSE per gli errori visti

Le medie negative in tutti i casi indicano la presenza di una tendenza alla sovrastima delle distanze da parte delle ortofoto SLAM rispetto al riferimento da reflex, coerentemente con quanto osservato nei grafici degli errori con segno. L'errore medio nel confronto reflex-LiDAR, pari a -1 cm, evidenzia un bias leggermente più marcato rispetto al caso reflex- fotogrammetria (-0,7 cm), che però presenta una maggiore dispersione rispetto al valore medio (1,9 cm).

La deviazione standard risulta più contenuta per il confronto reflex-LiDAR rispetto alla comparazione reflex-fotogrammetria, e un analogo comportamento si osserva sugli errori relativi. Questo risultato è in linea con quanto mostrano i grafici: l'ortofoto derivata da nuvola LiDAR mostra una maggiore coerenza e precisione geometrica, mentre quella derivata dalle immagini dello scanner presenta una dispersione più elevata.

L'RMSE sintetizza bias e variabilità. Per il caso di confronto reflex-LiDAR ne deriva un valore minore rispetto al confronto reflex-fotogrammetria. Sebbene le differenze siano contenute, il valore leggermente inferiore nel caso LiDAR indica una precisione nelle misure complessivamente migliore, confermando quanto emerso sia dagli errori con segno sia da quelli relativi.

5.5 Conclusioni al caso studio

Concludendo lo studio, il murales si è rivelato un oggetto di studio iniziale adeguato, in virtù della sua semplicità geometrica, per indagare sia gli aspetti metrici sia quelli radiometrici della ricostruzione tridimensionale.

Le analisi statistiche condotte sui parametri di posizione mostrano RMSE pari a 2,7 cm, 1,7 cm e 0,9 cm rispettivamente nelle direzioni X, Y e Z. Il recente studio di Breggion, spesso citato in questo lavoro di tesi, evidenzia come l'accuratezza globale del sistema Stonex X120GO si attesti su un intervallo di 1-2 cm. Confrontando tale range con gli RMSE calcolati sui parametri di posizione, si osserva che i valori relativi alle componenti Y e Z rientrano pienamente nelle specifiche dichiarate, mentre X risulta leggermente superiore al limite massimo, con uno scostamento di pochi millimetri. Considerando inoltre il GSD delle immagini (2,45 mm/px), si nota che gli RMSE risultano prossimi a tale valore, soprattutto X e Y. Anche il peso dato in input al software fotogrammetrico ($\sigma_{X_0} = \sigma_{Y_0} = \sigma_{Z_0} = 0,01$ m) è risultato coerente con i valori ottenuti. Si può quindi concludere che vi è una buona stabilità globale della stima. Per quanto riguarda gli orientamenti, l'angolo φ risulta stimato con maggior precisione, mentre gli angoli ω e κ evidenziano una maggiore variabilità. Tali risultati suggeriscono che le criticità principali del sistema emergono nei punti di svolta o per variazioni improvvise di traiettoria, mentre lungo tratti lineari le stime risultano più robuste.

Il confronto geometrico tra la nuvola LiDAR e quella fotogrammetrica derivata dalle immagini dello scanner ha evidenziato una buona coerenza globale tra i due dataset, con valori di RMSE dell'ordine di 1-2 cm. Le differenze più marcate risultano localizzate nella parte superiore del murales e le zone prossime agli spigoli, confermando come la qualità della ricostruzione sia fortemente influenzata dalla geometria di presa e dalla copertura delle immagini. Nel complesso, tuttavia, la fotogrammetria da immagini dello scanner si dimostra in grado di produrre una ricostruzione tridimensionale comparabile, dal punto di vista metrico, a quella LiDAR.

L'analisi delle distanze tra i GCP misurate sulle ortofoto ha permesso di valutare in modo diretto l'accuratezza metrica delle diverse soluzioni rispetto al riferimento da camera reflex. I risultati mostrano come l'ortofoto derivata dalla nuvola LiDAR presenti errori medi, deviazioni standard

ed RMSE leggermente inferiori rispetto a quelli ottenuti dall'ortofoto generata dalle sole immagini dello scanner. In entrambi i casi, è emersa una lieve tendenza sistematica alla sovrastima delle distanze, più contenuta però nella soluzione LiDAR. L'ortofoto ottenuta dalla fotogrammetria delle immagini dello SLAM, pur fornendo risultati metricamente accettabili, evidenzia una maggiore dispersione degli errori, indicando una minore affidabilità per applicazioni che richiedano elevata precisione metrica.

In conclusione, il caso studio del murales ha dimostrato che lo Stonex X120GO analizzato rappresenta una soluzione efficace e capace di fornire risultati geometricamente e qualitativamente coerenti. I risultati mettono in evidenza come, dal punto di vista metrico, la componente LiDAR garantisca prestazioni più consistenti rispetto alla ricostruzione basata esclusivamente sulle immagini dello scanner. Questo primo caso studio costituisce quindi una base solida per i casi studio successivi, mirati a scenari geometricamente più complessi, fornendo indicazioni utili sui punti di forza e sulle criticità del sistema.

6. Caso studio di Piazza Cavour a Cusano Milanino

6.1 Introduzione al caso studio

Il secondo caso studio è stato condotto su elementi architettonici geometricamente più complessi di un murales, ovvero gli edifici affacciati sulla piazza Camillo Benso Conte di Cavour e su Via Cusani, nel comune di Cusano Milanino (MI).

Qui un ulteriore obiettivo è stato valutare, tramite la nuvola di punti e il modello tridimensionale, il comportamento dello strumento in prossimità dell'angolo di un edificio, e, con le ortofoto, la predisposizione dello SLAM alla fotogrammetria quando acquisisce più o meno immagini di elementi complessi dal punto di vista geometrico. L'elaborazione dei dati è stata effettuata considerando unicamente, come per il caso del murales, le immagini acquisite dalla camera 0.

Come per il caso studio sul murales, sono state eseguite le analisi statistiche allo scopo di confrontare i parametri di posizione e orientamento stimati dal dispositivo e dal software. È presente anche una valutazione Cloud-to-Cloud tra la nuvola di punti LiDAR e quella ottenuta mediante fotogrammetria delle immagini dello scanner, con lo scopo di analizzare le differenze locali e globali tra le nuvole.

Un eventuale confronto metrico con la reflex è risultato difficoltoso per la quantità considerevole di dati da acquisire in questa circostanza. Di conseguenza, sono state eseguite analisi comparative tra le ortofoto ottenute da due acquisizioni in loco: sono incluse valutazioni geometriche quantitative sugli elementi caratteristici delle ortofoto (bordi delle finestre, delle porte).

6.2 Modalità di acquisizione

In Figura 6.1 è presentato il percorso eseguito per le due acquisizioni con lo Stonex X120GO.

La prima si è svolta partendo dal punto 1, procedendo a una distanza di circa tre metri dagli edifici fino al punto 2; in seguito, il percorso è proseguito lungo Via Cusani fino al punto 3. Si è mantenuta la camera numero 0 rivolta verso la facciata degli edifici e lo strumento all'altezza del petto, analogamente al caso studio del murales, a una distanza di circa 3 metri dalle facciate per poter acquisire un alto numero di dettagli.

La seconda acquisizione si è svolta in prima fase in maniera analoga alla precedente; in seconda fase, dal punto 3 si è percorsa la medesima traiettoria a ritroso fino al punto 1, mantenendo sempre la camera 0 rivolta verso gli edifici e il dispositivo ad un'altezza maggiore dal suolo.

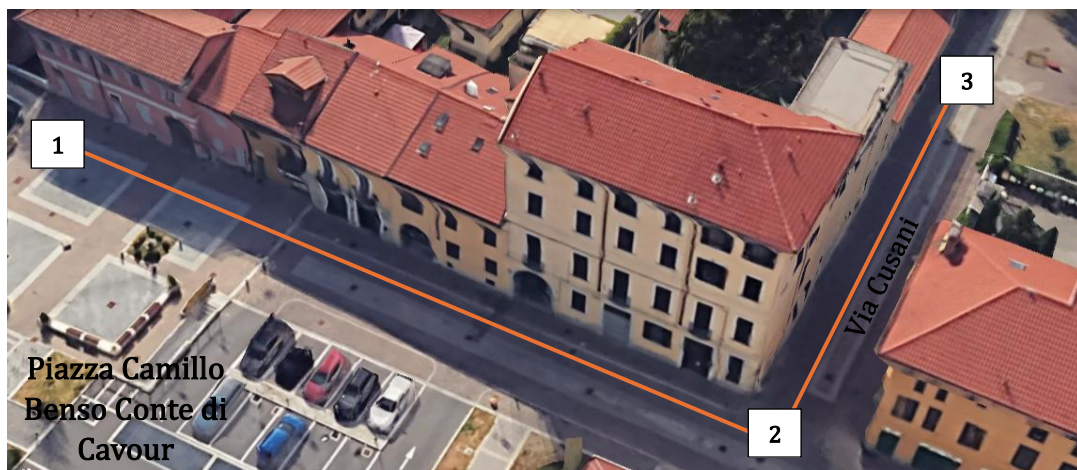


Figura 6.1: Percorso di Piazza Cavour con il dispositivo SLAM

Le procedure per ottenere i prodotti fotogrammetrici sono analoghe al caso studio del murales, seguendo i workflow puramente fotogrammetrico e quello ibrido LiDAR-fotogrammetria. Anche i parametri di orientamento interno della camera 0 sono i medesimi, trattandosi come detto di una calibrazione di fabbrica. Di seguito sono riportati, a titolo di esempio, i parametri esterni delle prime cinque immagini dal dataset della camera 0 per la prima acquisizione; il primo dataset è composto in totale da 114 immagini, mentre per la seconda acquisizione le immagini sono 249. Considerando una distanza di acquisizione di 3 m, ne deriva un valore di GSD pari a 2,94 mm/px e una percentuale di sovrapposizione tra le immagini del 79%.

6.3 Analisi e risultati

6.3.1 Analisi statistica su posizioni e orientamenti

Analogamente a quanto eseguito per il murale, in questo paragrafo vengono analizzati quantitativamente i risultati del confronto tra i parametri di posizione e di orientamento delle immagini, forniti come input al software, e quelli stimati da Metashape.

La prima analisi presentata si riferisce al caso della prima acquisizione. In Figura 6.2 è riportato l'andamento dei residui per gli angoli di rotazione.

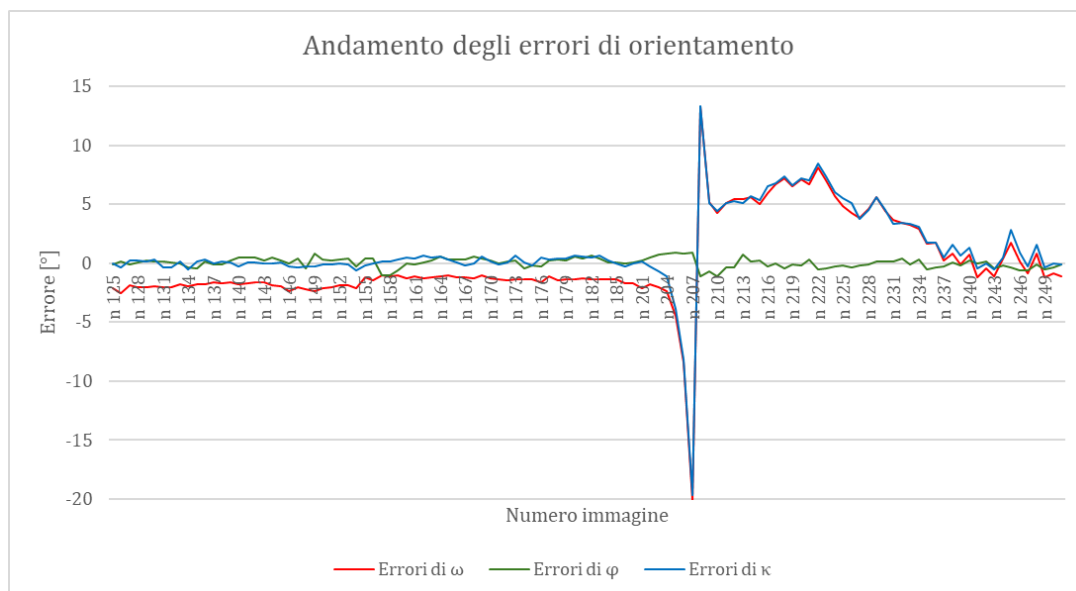


Figura 6.2: Grafico degli errori di orientamento per la prima acquisizione

Dal grafico, si può osservare un evento netto di discontinuità, rappresentato dal cambiamento di direzione avvenuto nel punto 2 (Figura 6.1). Nella prima fase, sino all'immagine 204, i residui per tutti gli angoli risultano contenuti in un range tra -3° e $+1^\circ$. A questo punto, avviene la discontinuità: i residui di ω e κ scendono a circa -20° , per poi risalire subito a un valore di circa 13° , mentre l'angolo ϕ resta quasi invariato. Questo è dovuto all'algoritmo di processamento SLAM o ad una sovrapposizione bassa delle immagini. Nella parte successiva (immagini 209-

234), ω e κ si stabilizzano tra $+4^\circ$ e $+8^\circ$, poi decrescono progressivamente, suggerendo un miglioramento della coerenza tra le due misure.

Come per il caso studio del murales, gli outlier sono stati individuati mediante un approccio basato sulla rimozione del 5% dei dati riordinati dal valore minore a quello maggiore in valore assoluto. Dall'Equazione 5.6 al capitolo riguardante il primo caso studio, risultano valori di m pari a $7,048^\circ$ per ω e a $7,267^\circ$ per κ .

Di seguito è riportato il grafico dei residui di posizione.

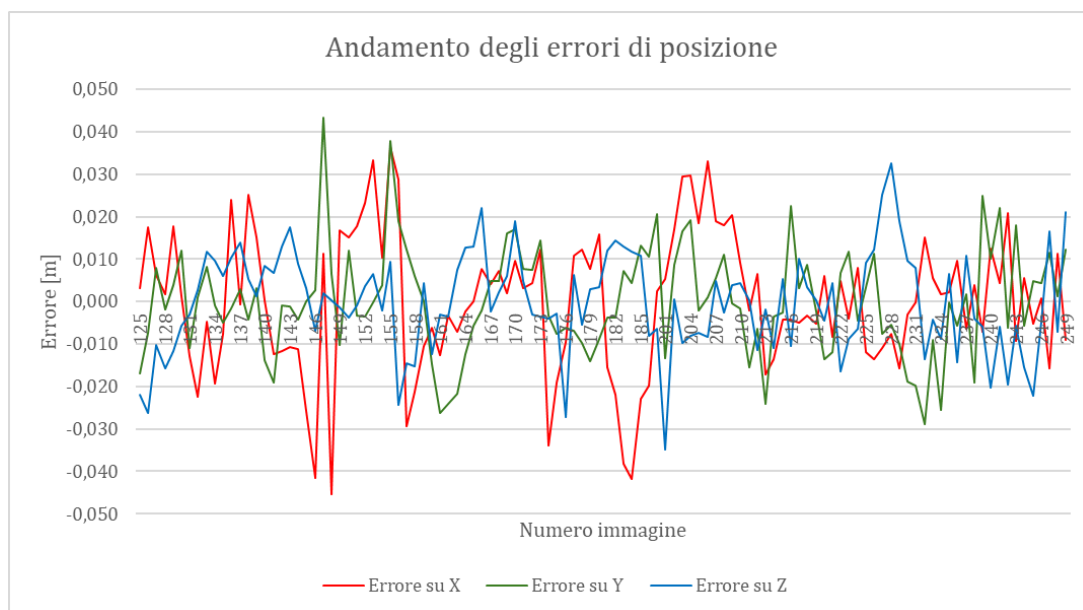


Figura 6.3: Andamento degli errori di posizione per la prima acquisizione

Come si può notare, gli scarti sulle coordinate X, Y e Z risultano generalmente limitati entro pochi centimetri (circa ± 5 cm), indicando una buona coerenza tra le posizioni stimate da Metashape e quelle derivate dallo scanner. Gli errori oscillano attorno allo zero per tutte e tre le componenti, senza mostrare uno spostamento sistematico positivo o negativo: questo suggerisce l'assenza di errori sistematici significativi nelle stime di posizione.

Parametro	Medie errori	Deviazioni standard errori	RMSE errori
X[m]	0,000	0,016	0,016
Y[m]	0,000	0,013	0,013
Z[m]	0,000	0,012	0,012
ω [°]	0,023	2,793	2,780
φ [°]	0,030	0,415	0,414
κ [°]	1,198	2,230	2,522

Tabella 6.1: Statistiche sui parametri esterni della camera 0 per la prima acquisizione

Le statistiche sono quindi state calcolate su tutte le immagini del dataset relativamente alle posizioni e all'angolo φ , mentre per gli angoli ω e κ il calcolo è stato effettuato previa rimozione degli outlier.

Analizzando le statistiche, si può notare come le medie degli errori sulle coordinate siano nulle: questo conferma l'assenza di bias sistematici nelle stime di posizione, come già dedotto dall'andamento del grafico di Figura 6.3. I valori di RMSE coincidono sostanzialmente con le deviazioni standard, indicando che la componente sistematica dell'errore è trascurabile e che l'errore è dominato da una componente casuale. Deviazioni standard e RMSE sono in linea con l'accuratezza globale dello scanner (1-2 cm); si può concludere che lo strumento fornisce stime di posizione accurate.

Per quanto riguarda invece gli angoli, dopo la rimozione degli outlier, ω non presenta un errore sistematico, però la dispersione è alta (circa $2,8^\circ$); questo si traduce in una stabilità angolare moderata nel tempo. L'angolo φ non presenta bias, ha una dispersione molto contenuta e un valore di RMSE basso; è infatti il parametro più robusto. κ presenta invece un bias moderato, come si evince dalla media maggiore rispetto alle altre, ma la dispersione rimane tuttavia elevata, indicando una variabilità dinamica della stima SLAM rispetto alla soluzione fotogrammetrica.

Passando all'analisi sulla seconda acquisizione degli edifici, il dataset comprende un totale di 249 immagini. Per quanto riguarda l'andamento dei residui degli angoli di orientamento, riportato in Figura 6.4, la struttura temporale degli errori è molto articolata. All'inizio l'andamento dei residui ha variazioni contenute per tutti gli angoli; i picchi di $-5,5^\circ$ e 5° degli angoli ω e κ identificano il cambio di direzione già visto nel grafico di Figura 6.2 per la prima acquisizione. Segue una fase di forte oscillazione dei residui di ω e κ , che hanno un andamento

quasi identico nella parte centrale, riferita alla fase di acquisizione in Via Cusani. Il secondo picco negativo osservato in corrispondenza dell'immagine 284 è riconducibile al secondo cambio di direzione eseguito nel punto 2 durante la fase di ritorno verso il punto 1 (con riferimento alla Figura 6.1). L'ultimo set di immagini (285-383) presenta un andamento per gli angoli ω e κ analogo a quello osservato nell'intervallo 110-175, ma decrescente, configurandosi come un comportamento speculare lungo la sequenza temporale. Il parametro φ si conferma invece il più stabile lungo l'intero dataset.

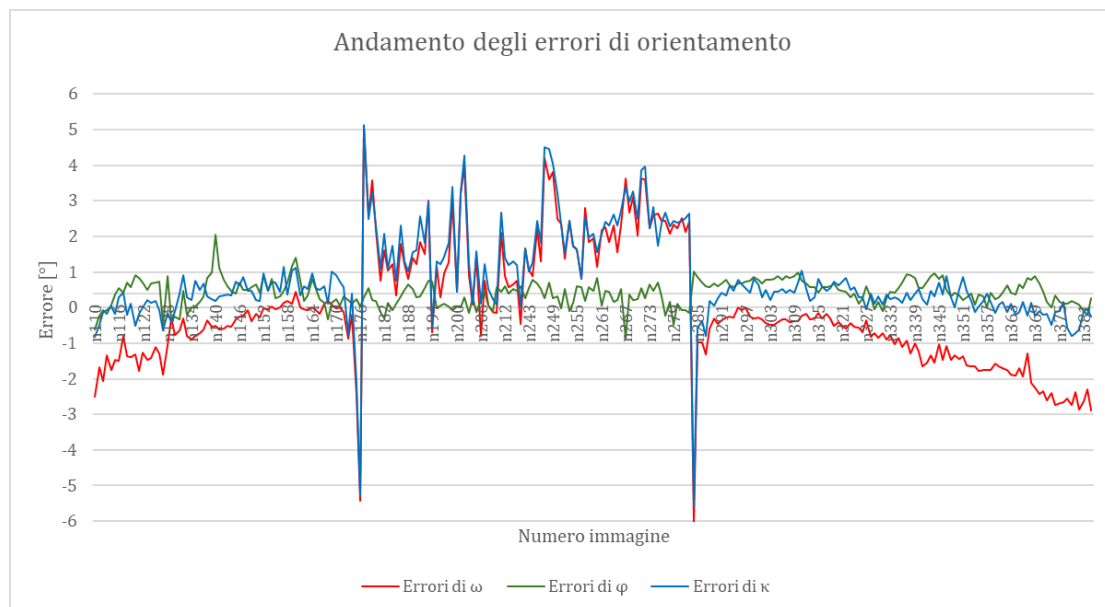


Figura 6.4: Grafico degli errori di orientamento per la seconda acquisizione

I percentili come soglia per la rimozione degli outlier per questa seconda acquisizione sono pari a $3,171^\circ$ per ω e $2,843^\circ$ per κ .

In Figura 6.4 è invece riportato il grafico dei residui di posizione. Come si può vedere, gli scarti sulle coordinate X, Y e Z risultano in linea di massima limitati entro pochi centimetri (circa ± 4 cm), indicando una buona coerenza tra le posizioni stimate da Metashape e quelle derivate dallo scanner. Gli errori oscillano attorno allo zero per tutte e tre le componenti, senza mostrare uno spostamento sistematico positivo o negativo: questo suggerisce l'assenza di errori sistematici significativi nelle stime di posizione, anche se sono presenti picchi di 7 o 8 cm, soprattutto per gli assi Y e Z nella prima fase di acquisizione (immagini 110-115).

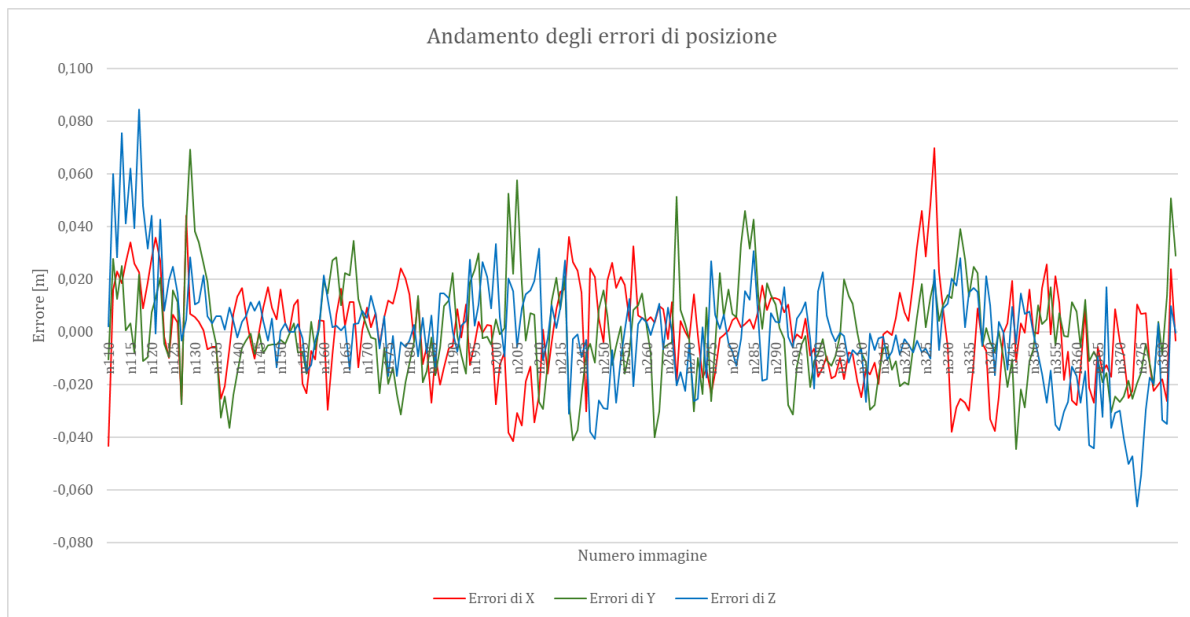


Figura 6.5: Andamento degli errori di posizione per la seconda acquisizione

Le statistiche sui parametri di posizione e orientamento esterno sono state calcolate, come per i casi precedenti, previa rimozione degli outlier. Tutti e tre i parametri di posizione hanno media degli errori praticamente nulla, come già riscontrato nei casi precedenti, quindi non è presente alcun bias sistematico. Deviazioni standard e RMSE sono in linea con l'accuratezza globale dello scanner (1-2 cm); si può concludere anche in questo caso che lo strumento fornisce stime di posizione accurate.

Per quanto riguarda invece gli angoli, dopo la rimozione degli outlier ω non mostra un errore sistematico: il valore di deviazione standard di $1,413^\circ$ è influenzato dall'andamento dei residui nel tratto 2-3 del percorso di acquisizione (Figura 6.1). L'angolo φ è il parametro più stabile anche dal punto di vista delle statistiche, mentre κ risulta un po' meno variabile di ω .

Parametro	Medie errori	Deviazioni standard errori	RMSE errori
X[m]	0,000	0,018	0,018
Y[m]	0,000	0,019	0,019
Z[m]	0,000	0,020	0,020
ω [°]	-0,556	1,413	1,515
φ [°]	0,010	0,363	0,362
κ [°]	0,295	0,899	0,945

Tabella 6.2: Statistiche sui parametri esterni della camera 0 per la seconda acquisizione

6.3.2 Analisi della distanza tra le nuvole da SLAM

Nel presente paragrafo viene effettuato un confronto tra la nuvola di punti generata dal sensore LiDAR e quella ottenuta mediante elaborazione fotogrammetrica delle immagini acquisite dalle fotocamere dello scanner. Come già spiegato per il caso del murales, l'analisi consente di valutare le differenze geometriche locali tra le due nuvole, quantificando gli scostamenti in termini di distanza assoluta tra i punti.

In questa sezione viene presentato esclusivamente il confronto Cloud-to-Cloud relativo alle nuvole di punti della prima acquisizione. In Figura 6.6 viene rappresentata la nuvola derivante dalle immagini dello scanner, in scala di colori in base al campo scalare delle distanze; su di essa sono state calcolate le distanze assolute, assumendo come riferimento la nuvola derivante dal LiDAR. La distanza massima considerata nel calcolo è di 30 cm, oltre la quale il software satura i punti al valore massimo del campo scalare.

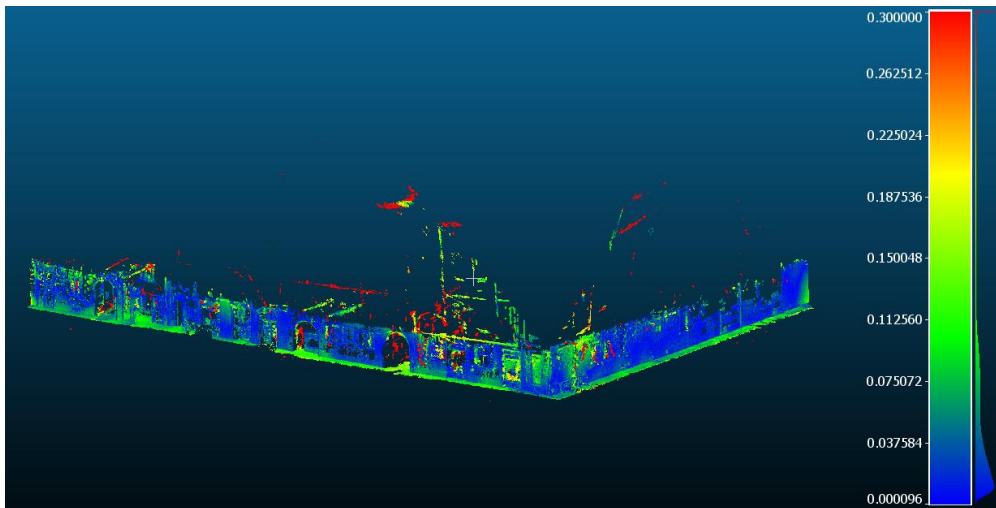


Figura 6.6: Nuvola derivante dal processo fotogrammetrico delle immagini dello scanner; in scala di colori in base al campo scalare delle distanze dalla nuvola LiDAR

Come si può notare, le facciate degli edifici nella parte bassa mostrano prevalentemente valori bassi di distanza, sintomo di una buona coerenza geometrica tra nuvola fotogrammetrica e nuvola LiDAR: questo indica che l'allineamento tra le due nuvole è globalmente corretto. Gli scarti aumentano, assumendo un colore tra il verde e il giallo, in prossimità di spigoli e aperture (finestre, porte): questo comportamento è coerente con differenze di densità e regolarità tra nuvola LiDAR e nuvola fotogrammetrica e con una maggiore sensibilità della fotogrammetria agli errori di ricostruzione locale. Le aree rosse, invece, sono concentrate principalmente sulle porzioni alte degli edifici, non visibili nelle immagini avendo svolto l'acquisizione a una distanza ridotta dalle facciate a vantaggio di un maggior numero di dettagli.

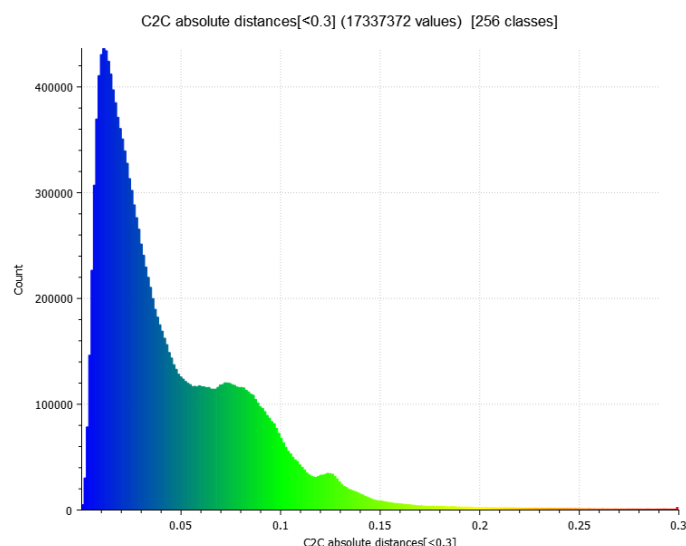


Figura 6.7: Istogramma della distribuzione delle distanze tra le due nuvole

L'istogramma delle distanze riporta le distanze assolute in metri sull'asse delle ascisse, mentre sull'asse delle ordinate è indicato il numero di punti (frequenza) che presentano una determinata distanza. Il numero di punti analizzati è di circa 17,3 milioni, a fronte di 256 classi. Come già anticipato, le distanze sono state calcolate imponendo una soglia massima di 30 cm; la percentuale di punti che superano tale valore è pari all'1,3% del totale della nuvola confrontata. Analizzando l'istogramma, si nota una distribuzione fortemente asimmetrica, con un picco marcato per valori bassi di distanza concentrato circa tra 1 e 4 cm, e una coda lunga verso destra fino a 0.30 m. Si osserva poi una regione intermedia della distribuzione tra 0,05 m e 0,12 m, coerente con le zone giallo-verdi viste nella mappa.

Le statistiche calcolate sull'insieme delle distanze punto-punto delle nuvole analizzate sono riportate in Tabella 6.3 e includono media, deviazione standard e RMSE.

Statistica	Valore
Media [m]	0,050
Deviazione standard [m]	0,049
RMSE [m]	0,070

Tabella 6.3: Statistiche delle distanze tra le nuvole

La distanza media pari a 5 cm indica che, mediamente, i punti della nuvola fotogrammetrica derivata dalle immagini dello scanner si discostano dalla nuvola LiDAR di riferimento di pochi centimetri. Questo valore è coerente con il picco principale dell'istogramma e indicativo di una buona coerenza geometrica complessiva tra i due dataset. La deviazione standard, dello stesso ordine di grandezza della media, evidenzia una variabilità non trascurabile degli scarti: questo perché gli errori non sono uniformi nello spazio, dato che coesistono ampie aree con scarti ridotti e zone localizzate con scarti più elevati.

6.3.3 Analisi della rettilinearità dei bordi sulle ortofoto

È stato eseguito un confronto metrico tra le ortofoto derivanti dalla nuvola LiDAR della prima acquisizione e quelle dalla nuvola della seconda acquisizione, considerando elementi delle facciate caratterizzati da geometrie regolari (porte, portoni e finestre). Utilizzando il software QGIS, i bordi di tali elementi sono stati ricalcati mediante una linea e confrontati con una linea rettilinea di riferimento. La distanza ortogonale tra le due linee - rappresentante l'errore geometrico relativo, cioè indicatori quantitativi della deviazione dalla rettilinearità - è stata calcolata in corrispondenza di punti equidistanti. Questa valutazione consente di stimare la stabilità geometrica delle ortofoto LiDAR al variare della lunghezza del percorso di acquisizione e del numero di immagini.



Figura 6.8: Dettaglio delle ortofoto LiDAR relative a una porzione di facciata degli edifici della piazza; sopra, derivante dalla prima acquisizione; sotto, derivante dal secondo rilievo

Sono state prese alcune comparazioni. A titolo di esempio, viene riportata la verifica della rettilinearità del portale in pietra del negozio “Anni Luce”, di cui è riportato il dettaglio dell’analisi in Figura 6.9. La distanza ortogonale (in verde) tra la linea rettilinea (in rosso) e il bordo del portale (in blu) è stata calcolata in corrispondenza di punti equidistanti 2 cm. Il punto iniziale della misura è stato fissato nell’angolo inferiore, assunto come origine comune del riferimento rettilineo e della linea che percorre il bordo del portale.



Figura 6.9: A sinistra, distanze dalla linea di riferimento del portale per l’ortofoto dalla prima acquisizione; a destra, la stessa dalla seconda acquisizione

Sono state riportate su un grafico le distanze ottenute in entrambe le casistiche: presentano segno positivo quando la linea che percorre il bordo è a destra del riferimento, segno negativo quando è a sinistra del riferimento. Per la casistica dell’ortofoto dalla prima acquisizione, si nota un andamento che cresce partendo dall’angolo inferiore del portale fino all’angolo superiore. La crescita della distanza/errore raggiunge un massimo di 1,25 cm ad un’altezza di 2,82 m dal punto di inizio di misura, suggerendo un discostamento non troppo ampio.

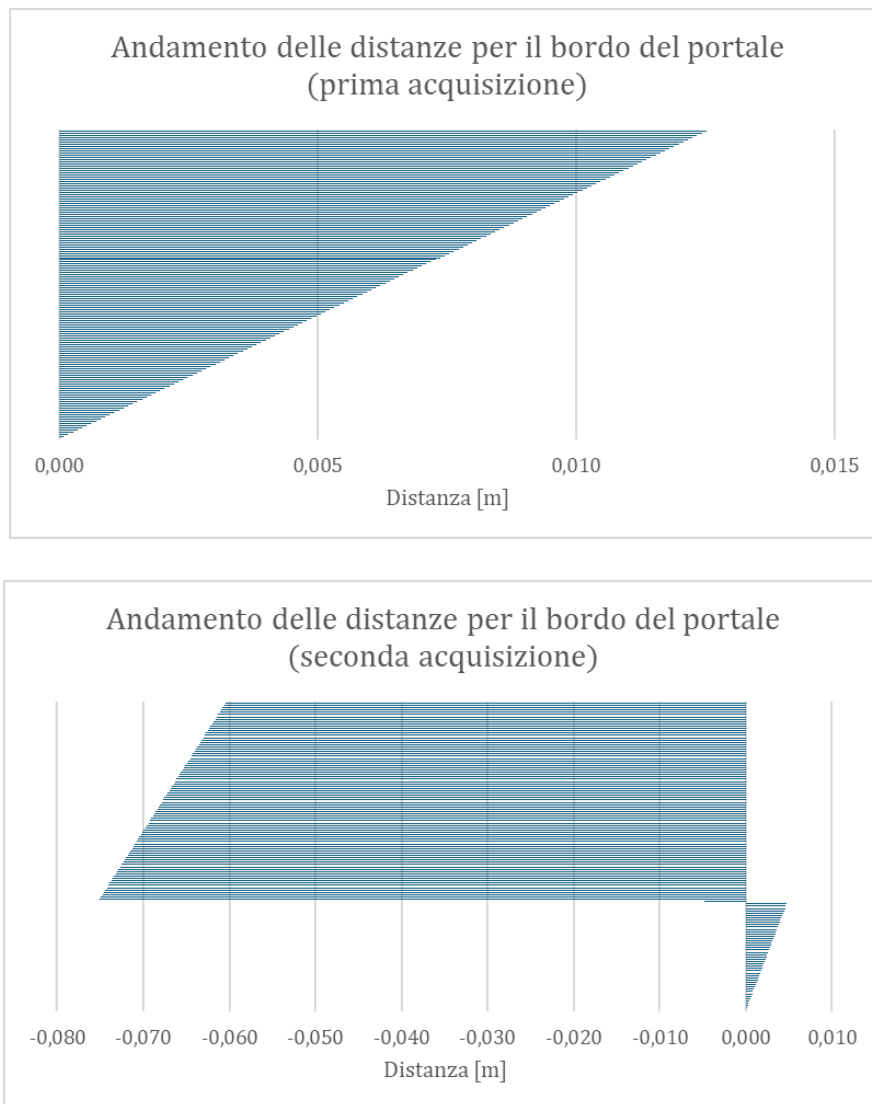


Figura 6.10: Andamento delle distanze dalla linea di riferimento lungo il bordo del portale per la prima acquisizione (in alto) e per la seconda (in basso)

Diverso è l'andamento per il caso dell'ortofoto derivante dalla seconda acquisizione, che presenta, come si vede dall'immagine di Figura 6.9 e dal grafico in basso di Figura 6.10, una ricostruzione peggiore: il portale subisce una discontinuità ad una certa altezza, passando da un valore positivo di distanza di 0,47 cm ad uno negativo di -7,5 cm.

	Portale ortofoto prima acquisizione	Portale ortofoto seconda acquisizione
Scostamento medio [m]	0,006	-0,043
Deviazione standard [m]	0,004	0,034
RMSE [m]	0,007	0,054

Tabella 6.4: Statistiche sulle distanze per il portale

Le statistiche confermano le osservazioni qualitative effettuate sulle ortofoto. Il percorso della prima acquisizione ha uno scostamento molto ridotto, in media di 6 mm verso destra, mentre la seconda acquisizione presenta un'inclinazione sistematica più evidente. La deviazione standard misura la dispersione delle distanze, quindi la regolarità della verticalità: nel percorso della seconda acquisizione, la superficie è meno stabile. Il valore basso di RMSE del primo rilievo indica scostamenti molto contenuti, a differenza della seconda acquisizione, in cui vi è presenza di deviazioni significative.

È stato calcolato anche l'angolo di inclinazione del bordo del portale:

$$\alpha = \arctan\left(\frac{\Delta x}{\Delta y}\right) \quad (6.1)$$

dove Δx è una distanza a piacere misurata e Δy è l'altezza sulla verticale a cui è stata presa tale misura. I valori ricavati per le due ortofoto sono di $0,25^\circ$ per la prima acquisizione e di $0,30^\circ$ per la seconda, traducibili in una misura più precisa da parte del percorso più breve.

6.4 Conclusioni al caso studio

Questo secondo caso studio ha permesso di estendere le valutazioni svolte nel caso del murales a un contesto urbano caratterizzato da una geometria più complessa e articolata. L'analisi si è concentrata sia sul comportamento del sistema SLAM in presenza di elementi architettonici tridimensionali e discontinuità geometriche, sia sull'influenza delle modalità di acquisizione sulla qualità geometrica dei prodotti finali. In particolare, il confronto tra due percorsi di

acquisizione differenti ha consentito di valutare l'impatto della lunghezza del tracciato e del numero di immagini sulla ricostruzione.

L'analisi statistica dei parametri di posizione e orientamento ha evidenziato come, anche in un contesto più complesso rispetto al murales, lo scanner fornisca stime di posizione complessivamente affidabili: i valori di RMSE pari a 1,6 cm, 1,3 cm e 1,2 cm rispettivamente per X, Y e Z rientrano nel range di accuratezza globale di 1-2 cm dichiarato per il dispositivo, e sono prossimi al valore di GSD per questo caso studio (2,94 mm/px). Al contrario, la stima degli angoli di orientamento ω e κ risulta maggiormente critica: in entrambi i casi, emerge la presenza di errori sistematici e di una dispersione non trascurabile, accentuata in corrispondenza dei cambi di direzione del percorso. Questo comportamento conferma quanto già osservato nel primo caso studio e suggerisce che la componente angolare del sistema SLAM sia più sensibile alle variazioni cinematiche e geometriche del rilievo rispetto alla componente posizionale.

Il confronto tra la nuvola di punti LiDAR e quella ottenuta dalla fotogrammetria delle immagini dello scanner ha mostrato una buona coerenza geometrica globale, con distanze medie dell'ordine di pochi centimetri. Tuttavia, a differenza del caso del murales, la distribuzione degli scarti risulta più eterogenea, con differenze locali più marcate in prossimità di spigoli, aperture e porzioni alte degli edifici. Queste aree critiche sono riconducibili sia alla maggiore complessità geometrica delle superfici sia alle limitazioni della configurazione di acquisizione, che ha privilegiato la ripresa delle facciate inferiori a scapito delle parti più elevate.

Un ulteriore elemento di valutazione è stato fornito dall'analisi sulla rettilinearità degli elementi architettonici nelle ortofoto LiDAR, che ha consentito un confronto diretto tra le due acquisizioni effettuate. I risultati mostrano come il percorso più breve e lineare (prima acquisizione) produca ortofoto geometricamente migliori, con scostamenti dalla linea di riferimento più contenuti e valori di RMSE dell'ordine di pochi millimetri (7 mm). Al contrario, la seconda acquisizione evidenzia deviazioni più marcate e una perdita di coerenza geometrica, con discontinuità lungo i bordi degli elementi analizzati. Questo risultato suggerisce che un numero maggiore di immagini che ritrae un oggetto complesso da tanti punti di vista differenti influisca negativamente sulla qualità metrica finale di elementi architettonici complessi.

Concludendo, il caso studio di Piazza Cavour conferma che lo Stonex X120GO sia in grado di fornire ricostruzioni tridimensionali coerenti anche in contesti urbani complessi, mantenendo una buona affidabilità nelle stime di posizione. Tuttavia, emergono limiti più evidenti nella

geometria dei prodotti derivati, soprattutto per le parti degli edifici che hanno una minore copertura fotografica. Questo secondo caso studio fornisce un quadro più ampio delle prestazioni e delle criticità del dispositivo in scenari di tipo urbano.

7. Caso studio di Via Arno a Cusano Milanino

7.1 Introduzione al caso studio

Il terzo caso studio è stato condotto in Via Arno, una strada residenziale situata in prossimità di Piazza Cavour, nel comune di Cusano Milanino. Si tratta di una via di larghezza variabile tra 5 e 7 metri, con edifici prevalentemente residenziali affacciati direttamente sulla strada e con una presenza limitata di traffico veicolare. Questo contesto è stato selezionato come scenario di prova rappresentativo di un ambiente urbano di dimensioni contenute, idoneo alla valutazione della qualità dei prodotti fotogrammetrici ottenibili mediante nuvola LiDAR e l'impiego simultaneo di tutte e tre le fotocamere del dispositivo SLAM. La particolarità di questo caso studio risiede nell'utilizzo delle immagini prodotte da tutte e tre le fotocamere dello strumento SLAM come input al software fotogrammetrico.

Come per i casi studio precedenti, sono state eseguite le analisi statistiche di confronto tra i parametri di posizione e orientamento rilevati dal dispositivo e quelli stimati dal software di fotogrammetria.

È stata condotta un'analisi geometrica quantitativa della rettilinearità di alcuni elementi geometrici presenti sugli edifici (bordi delle porte, delle finestre), tracciando una direzione rettilinea di riferimento sulle ortofoto e confrontandola con l'andamento dei bordi stessi. Tale analisi è stata eseguita sia sulle ortofoto derivate dai dati LiDAR sia su quelle ottenute dalla fotogrammetria delle immagini dello scanner, allo scopo di confrontarne le prestazioni e valutare quale prodotto restituisca una rappresentazione più accurata della realtà.

7.2 Modalità di acquisizione

La scansione effettuata con X120GO è stata realizzata seguendo il percorso lineare riportato in Figura 7.1. Partendo dal punto 1, si è proceduto in linea retta lungo la strada per una distanza di circa 90 metri fino al punto 2. Da qui, è stata effettuata un'inversione di direzione,

ripercorrendo il medesimo tracciato in senso opposto fino al punto di partenza. Lo scanner è stato mantenuto in posizione frontale, con la camera 2 orientata nella direzione di avanzamento (riferimento a Figura 3.8 al paragrafo 3.5). Sempre in figura, è visibile il sistema di riferimento locale dello strumento.



Figura 7.1: Percorso lineare in Via Arno con il dispositivo SLAM

In Metashape è stato creato un unico chunk, all'interno del quale sono stati gestiti i dati acquisiti dalle tre fotocamere. Le immagini sono state importate distinguendo le diverse camere, ciascuna associata al proprio set di parametri di calibrazione. Tali parametri (distanza focale in millimetri e in pixel) sono stati inseriti manualmente nel pannello per la calibrazione della camera e assegnati alle rispettive immagini, consentendo al software di trattare correttamente le tre camere come sensori distinti all'interno dello stesso processo fotogrammetrico.

Successivamente, l'ottimizzazione dei parametri esterni delle camere è stata eseguita considerando congiuntamente le acquisizioni delle tre camere, permettendo la stima della posizione e dell'orientamento di ciascuna immagine all'interno di un unico sistema di riferimento.

Il procedimento successivo è poi lo stesso impiegato per i casi studio precedenti, seguendo i flussi di lavoro puramente fotogrammetrico e quello ibrido. Di seguito sono riportate porzioni delle nuvole di punti derivanti dai due workflow.



Figura 7.2: Porzione di nuvola di punti degli edifici del lato sinistro della strada derivanti da LiDAR colorata con Metashape (sopra) e da fotogrammetria (sotto)

Per quanto riguarda la nuvola derivante dal LiDAR, la geometria degli edifici è leggibile e continua, con facciate lineari e i punti distribuiti uniformemente; il rumore è contenuto e localizzato soprattutto su spigoli sottili. La nuvola fotogrammetrica risulta invece molto frammentata, con vuoti di punti e quindi di colore, anche nella parte centrale degli edifici.

7.3 Analisi e risultati

7.3.1 Analisi statistiche su posizioni e orientamenti

Analogamente a quanto eseguito per gli altri casi studio, in questo paragrafo vengono analizzati quantitativamente i risultati del confronto tra i parametri di posizione e di orientamento osservati dallo SLAM e quelli stimati da Metashape. Il dataset è costituito da 416 immagini.

In Figura 7.3 è riportato l'andamento dei residui di orientamento (con riferimento a Figura 7.1 per l'orientamento degli assi).

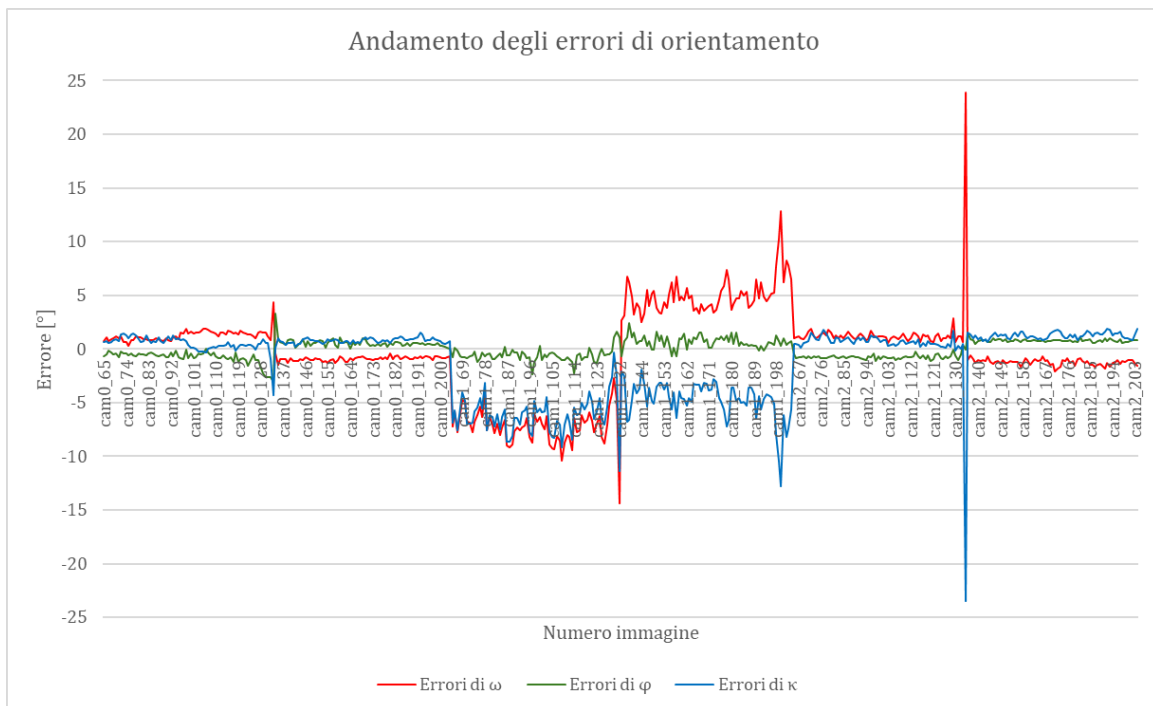
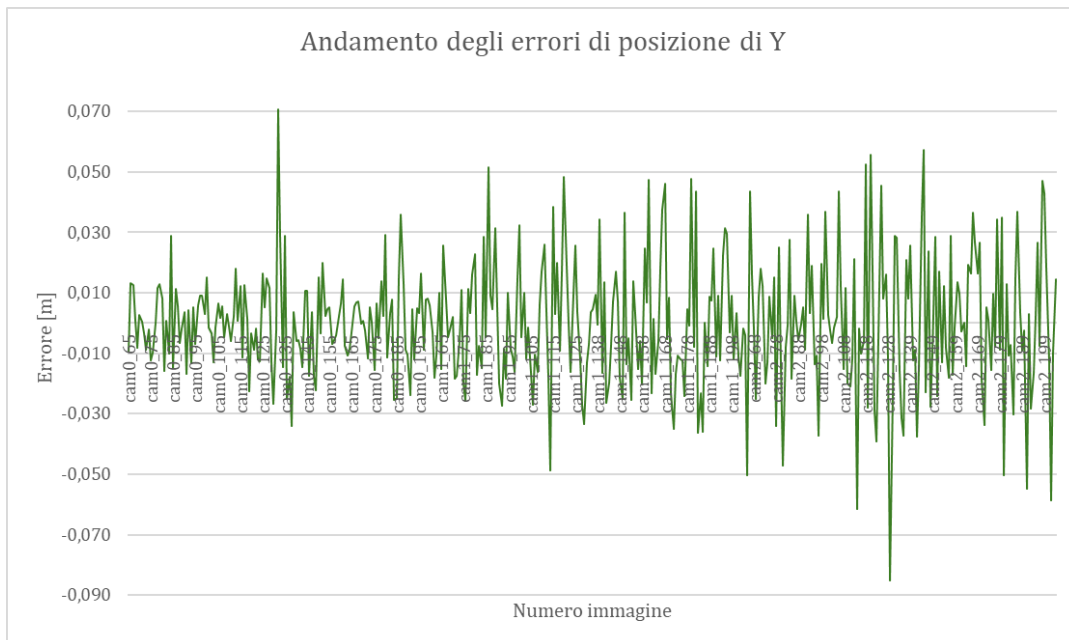
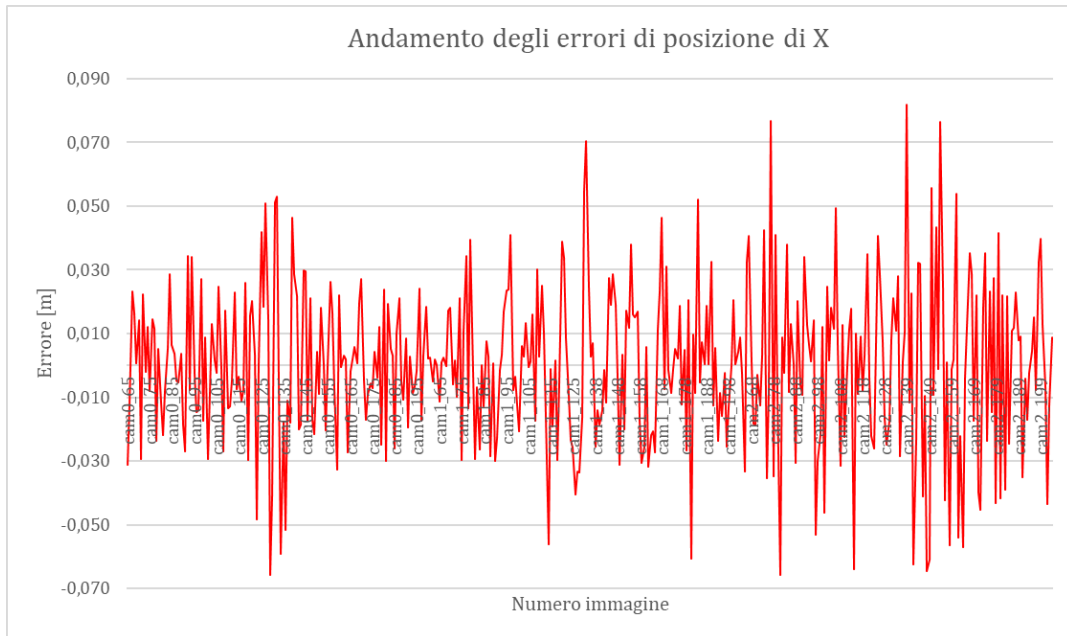


Figura 7.3: Grafico degli errori di orientamento

Osservando il grafico, sono presenti alcuni picchi di oscillazione, dovuti all'inversione del verso di percorrenza nel punto 2 di Figura 7.1, riferiti alle immagini 132-135 del dataset. Operando un confronto tra le fotocamere, la numero 0 presenta residui contenuti, ad eccezione del picco che si manifesta, per tutti e tre gli angoli, al momento dell'inversione; tale picco risulta comunque inferiore rispetto a quello delle altre camere, con un range di circa $\pm 4,5$. La camera 1 risulta la più critica per gli angoli ω e κ : prima del picco associato all'inversione, i valori sono compresi indicativamente tra -10° e -4° ; successivamente all'inversione, l'andamento si dispone in modo speculare rispetto all'asse delle ascisse del grafico. Infine, la camera 2 ha un andamento dei residui contenuto, simile a quanto emerso per la numero 0, ma il picco relativo all'immagine

135 per gli angoli ω e κ è molto pronunciato. Per la rimozione degli outlier presenti nei dataset degli angoli ω e κ , i valori dei 95° percentili calcolati sui valori assoluti dei residui sono rispettivamente di 8,034° e 7,233°.



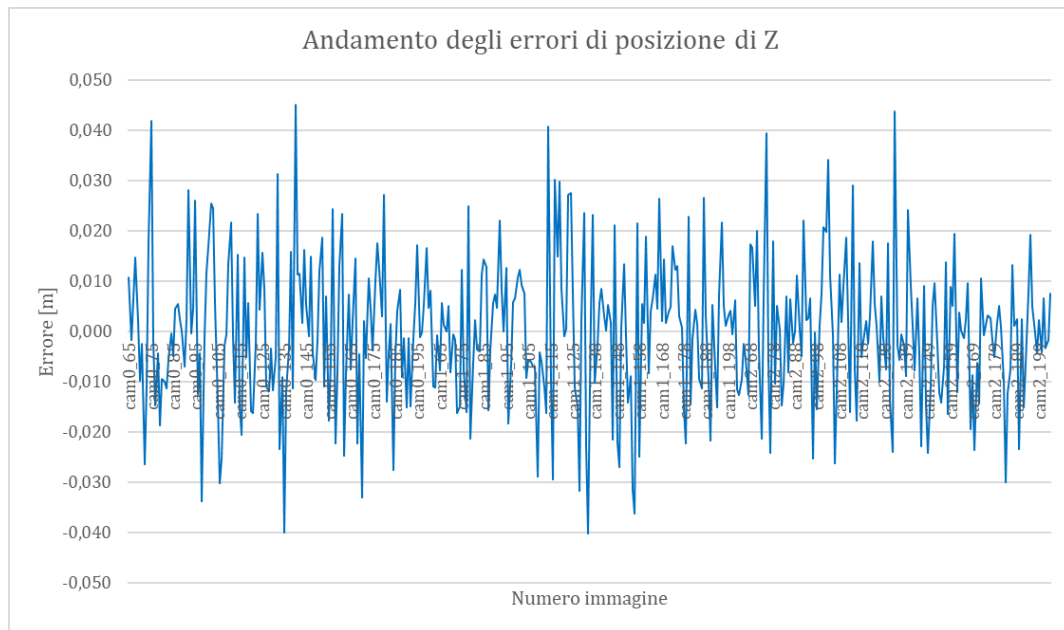


Figura 7.4: In ordine dall'alto, andamento degli errori di posizione di X, Y e Z

I residui sulle posizioni non mostrano particolari differenze dagli altri casi studio: l'ordine di grandezza è tipicamente di $\pm 1-3$ cm, con qualche picco fino a 8 cm per X, senza differenze nette tra camere come nel caso angolare. Gli errori appaiono randomici, senza una sistematicità.

Nelle statistiche calcolate, la media nulla per tutti gli assi denota assenza di bias sistematico; deviazione standard ed RMSE indicano che l'errore è dominato dalla dispersione casuale, e rientrano nel range di 1-2 cm dichiarato di accuratezza dello strumento. Z è il più stabile, con valori di deviazione standard e RMSE minori rispetto agli altri due. L'angolo ω presenta una media quasi nulla, ma anche una dispersione alta, influenzata dall'andamento dei residui della camera 1. φ è l'angolo più stabile, mentre κ ha una minor dispersione di ω , come si evince anche dal grafico dei residui di orientamento di Figura 7.3.

Parametro	Medie errori	Deviazioni standard errori	RMSE errori
X[m]	0,000	0,025	0,025
Y[m]	0,000	0,020	0,020
Z[m]	0,000	0,014	0,014
ω [°]	-0,002	3,282	3,278
φ [°]	-0,011	0,832	0,831
κ [°]	-0,882	2,751	2,885

Tabella 7.1: Statistiche sui parametri esterni delle camere

7.3.2 Analisi della rettilinearità dei bordi sulle ortofoto

Come per il caso studio di Piazza Cavour, è stata condotta un'analisi geometrica quantitativa della rettilinearità di alcuni elementi geometrici presenti sugli edifici (bordi delle porte, delle finestre), tracciando una direzione rettilinea di riferimento sulle ortofoto e confrontandola con l'andamento dei bordi stessi. A differenza del caso studio precedente, però, l'obiettivo è operare un confronto dal punto di vista metrico tra le ortofoto derivanti dal processo puramente fotogrammetrico e le ortofoto dal workflow ibrido LiDAR-fotogrammetrico.





Figura 7.5: Dettaglio delle ortofoto relative a una porzione di facciata degli edifici della via; sopra, derivante dalla nuvola LiDAR; sotto, derivante dalla fotogrammetria delle immagini dello scanner

Sono state rilevate diverse misure, su cui sono state calcolate le statistiche fin qui citate: media, deviazione standard e RMSE. Di seguito ne sono riportate due a titolo di esempio, campionate sugli edifici sia del lato sinistro sia di quello destro della strada. A prima vista, osservando i dettagli delle ortofoto riportate in Figura 7.5 ed esportate da Metashape con una dimensione di 4 mm/px, si possono notare sostanziali differenze. Nell'ortofoto sopra, le superfici delle pareti appaiono più uniformi; finestre, inferriate, porte e spigoli sono meglio definiti e le linee verticali di pilastri e spigoli risultano più dritte, con colori più omogenei. L'ortofoto rappresentata sotto invece presenta più rumore, dovuto al fatto che le fotocamere dello scanner hanno acquisito in maniera ottimale la porzione centrale delle facciate, la parte alta degli edifici con minore accuratezza. Ciò è dovuto alla distanza del percorso dello scanner dagli edifici, di circa 3 m, che ha ripreso la zona alta con angoli di incidenza sfavorevoli e solo nella parte superiore delle immagini.

Un esempio è riportato in Figura 7.6, che analizza lo scostamento del bordo della porta arancione (in blu) visibile nell'ortofoto dalla linea rettilinea di riferimento (in rosso). Le distanze sono caratterizzate da linee verdi.



Figura 7.6: A sinistra, distanze dalla linea di riferimento della porta per l'ortofoto dalla nuvola di punti LiDAR; a destra, la stessa dalla nuvola di punti fotogrammetrica

Sono state riportate su un grafico le distanze ottenute in entrambe le casistiche, prese a una distanza di 2 cm l'una dall'altra. Nel grafico sopra, lo scostamento dalla linea di riferimento mostra un andamento regolare e progressivo a farfalla lungo il bordo della porta, con valori varianti in un intervallo contenuto (circa $\pm 2-2,5$ cm). Questo è indice di una buona capacità del LiDAR di descrivere superfici verticali, anche in presenza di variazioni locali, con il bordo della porta che risulta lievemente inclinato/deformato.

Diverso invece è il discorso per l'ortofoto derivante dal procedimento puramente fotogrammetrico. Lo scostamento presenta una forte dispersione dei valori, con oscillazioni irregolari attorno alla verticale di riferimento e un intervallo delle distanze più ampio rispetto al caso del LiDAR. Vi sono salti e discontinuità, senza un andamento interpretabile, che suggeriscono una maggiore rumorosità rispetto all'ortofoto da procedimento ibrido LiDAR-fotogrammetria.

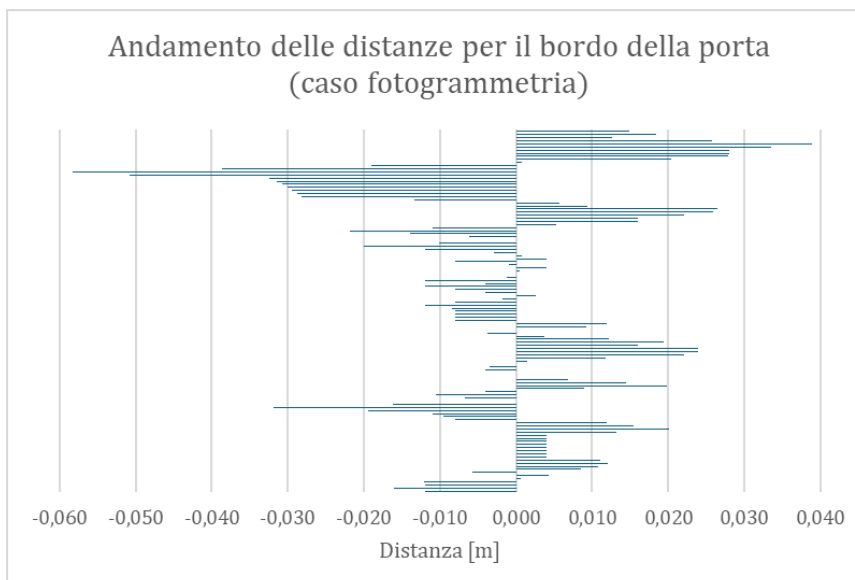
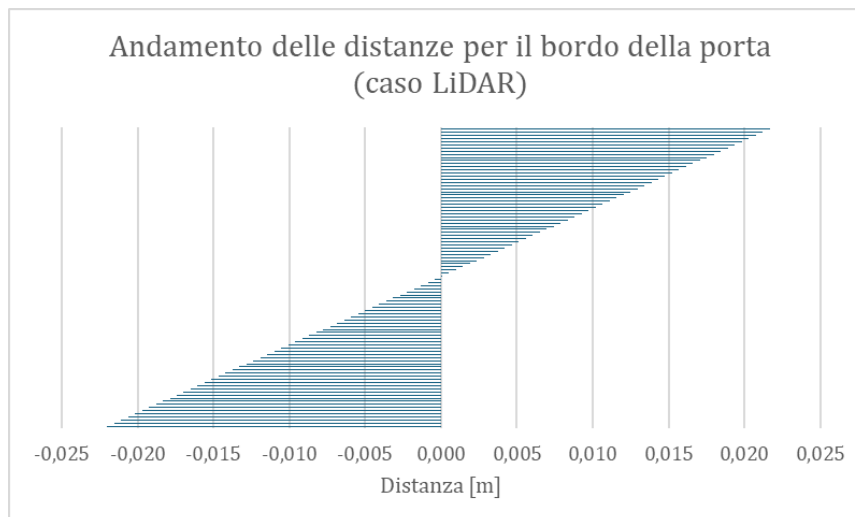


Figura 7.7: Andamento delle distanze dalla linea di riferimento rettilinea lungo il bordo della porta per il caso LiDAR (in alto) e per la fotogrammetria (in basso)

I valori delle statistiche ricalcano questi comportamenti molto diversi nelle due ortofoto. I valori massimi di distanza confermano che la fotogrammetria presenta scostamenti massimi quasi tripli rispetto al LiDAR. Sia la media sia la mediana hanno valore nullo per entrambi i casi: gli scostamenti sono bilanciati attorno alla linea rossa di riferimento. La deviazione standard più elevata nel caso fotogrammetrico evidenzia una maggiore dispersione dei dati rispetto al valore di riferimento, coerente con l'andamento irregolare osservato nel grafico di Figura 7.7.

	Porta ortofoto da LiDAR	Porta ortofoto da fotogrammetria
Minimo [m] (sui valori assoluti)	0,000	0,000
Massimo [m] (sui valori assoluti)	0,022	0,058
Mediana [m]	0,000	0,000
Scostamento medio [m]	0,000	0,000
Deviazione standard [m]	0,013	0,017
RMSE [m]	0,013	0,017

Tabella 7.2: Statistiche sulle distanze per la porta

Un comportamento simile può essere visionato anche per le ortofoto degli edifici sul lato destro della strada. Viene preso a titolo di esempio il bordo di una persiana di un edificio prossimo al punto 2 del percorso di Figura 7.1.



Figura 7.8: A sinistra, distanze dalla linea di riferimento della persiana per l'ortofoto dalla nuvola di punti LiDAR; a destra, la stessa dalla nuvola di punti fotogrammetrica

Le statistiche relative allo scostamento del bordo della persiana dalla linea rettilinea rossa mostrano differenze marcate tra l'ortofoto derivata da LiDAR e quella ottenuta tramite fotogrammetria, sia in termini di dispersione sia di errore sistematico. Nel caso LiDAR, lo scostamento massimo assoluto risulta contenuto, mentre la fotogrammetria presenta un errore massimo tre volte superiore, confermando una minore precisione nella ricostruzione fotogrammetrica come riscontrato nel caso della porta. Anche la deviazione standard nel caso fotogrammetrico è tre volte maggiore, evidenziando una forte dispersione dei dati. L'RMSE conferma quanto osservato, ovvero che nel caso LiDAR l'errore complessivo è ridotto.

	Persiana ortofoto da LiDAR	Persiana ortofoto da fotogrammetria
Minimo [m] (sui valori assoluti)	0,000	0,004
Massimo [m] (sui valori assoluti)	0,006	0,020
Mediana [m]	0,002	-0,008
Scostamento medio [m]	0,002	-0,005
Deviazione standard [m]	0,004	0,013
RMSE [m]	0,004	0,014

Tabella 7.3: Statistiche sulle distanze per la finestra

In definitiva, nei casi analizzati, l'ortofoto derivata da LiDAR fornisce una rappresentazione del bordo della porta e della persiana più stabili, regolari e accurate, con scostamenti limitati rispetto al caso fotogrammetrico.

7.4 Conclusioni al caso studio

L'ultimo caso studio ha consentito di approfondire ulteriormente il confronto tra i prodotti derivanti da nuvola di punti LiDAR e quelli ottenuti tramite fotogrammetria dalle immagini dello

scanner, in un contesto urbano residenziale caratterizzato da spazi ridotti, facciate continue e distanze di acquisizione relativamente contenute. Rispetto ai casi studio precedenti, questo scenario si è rivelato particolarmente significativo per valutare i prodotti dei due flussi di lavoro introducendo l'utilizzo delle immagini da tutte e tre le fotocamere.

L'analisi statistica dei parametri di posizione e orientamento conferma, anche in questo terzo caso studio, la buona affidabilità delle stime posizionali fornite dal sistema. Gli errori sulle coordinate risultano contenuti nell'ordine di pochi centimetri, con valori di RMSE pari a 2,5 cm per X, 2,0 cm per Y e 1,4 cm per Z, in linea con l'accuratezza dichiarata dello strumento e con i pesi dati in input al software fotogrammetrico ($\sigma_{x_0} = \sigma_{y_0} = \sigma_{z_0} = 0,01$ m), e privi di evidenti componenti sistematiche. La stima degli orientamenti evidenzia una maggiore criticità, in particolare per gli angoli ω e κ , che presentano una dispersione più marcata (RMSE rispettivamente di circa 3,3° e 2,9°) e risentono in modo evidente dell'inversione del verso di percorrenza. L'angolo ϕ , al contrario, si mantiene più stabile, con una variabilità sensibilmente inferiore.

Dal punto di vista della qualità delle nuvole di punti, il confronto visivo ha mostrato differenze marcate tra i due prodotti. Queste ultime emergono in maniera evidente nell'analisi quantitativa degli ortomosaici. Le ortofoto derivate dalla nuvola LiDAR mostrano bordi più regolari, con un andamento degli scostamenti progressivo e interpretabile, caratterizzato da variazioni contenute attorno alla direzione di riferimento. Al contrario, quelle ottenute dalla fotogrammetria presentano un comportamento fortemente irregolare, con oscillazioni marcate e discontinuità locali che si riflettono in una maggiore dispersione dei valori misurati.

Le statistiche calcolate confermano quanto osservato qualitativamente: in tutti gli esempi analizzati, gli scostamenti massimi, la deviazione standard e l'RMSE risultano sistematicamente inferiori nel caso LiDAR rispetto al caso fotogrammetrico. Sebbene le medie e le mediane risultino prossime allo zero in entrambe le metodologie, indicando l'assenza di un errore sistematico marcato, la maggiore variabilità dei dati fotogrammetrici evidenzia una minore stabilità geometrica del prodotto finale.

Il caso studio di Via Arno conferma e rafforza le evidenze emerse nei casi precedenti, mostrando come, in contesti urbani di piccola scala e con condizioni di acquisizione complesse, il LiDAR garantisca una rappresentazione geometrica più affidabile e accurata rispetto alla fotogrammetria basata sulle immagini.

8. Conclusioni

L'obiettivo dichiarato della tesi era la valutazione della possibilità di ottenere mesh e ortofoto geometricamente corrette a partire dai dati acquisiti dallo Stonex X120GO, analizzando potenzialità e limiti dello strumento se utilizzato per procedimenti fotogrammetrici. L'interesse verso questa tematica nasce dalla crescente diffusione dei sistemi SLAM nel campo del rilievo tridimensionale e dalla necessità di comprendere se, oltre alla produzione di nuvole di punti, tali sistemi possano fornire modelli fotogrammetrici tridimensionali e bidimensionali affidabili e facilmente interpretabili.

Dal punto di vista operativo, il lavoro si è concentrato sulla definizione e sull'applicazione di due differenti workflow di elaborazione, finalizzati alla generazione di mesh e ortofoto a partire sia dalla nuvola di punti LiDAR, sia dalle immagini acquisite dalle camere dello scanner; le elaborazioni sono state condotte utilizzando un software di post-processing e uno di tipo fotogrammetrico. Un ruolo centrale è stato rivestito, per uno dei casi studio, dal confronto con dati di riferimento ottenuti mediante fotogrammetria da fotocamera reflex, considerati rappresentativi della geometria reale degli oggetti analizzati.

L'analisi è stata sviluppata attraverso tre casi di studio, caratterizzati da geometrie e contesti differenti: un murales, una piazza urbana e una strada residenziale. Questa scelta ha permesso di testare il sistema SLAM in condizioni operative diversificate, passando da superfici relativamente semplici e planari a contesti urbani più complessi, con discontinuità geometriche e cambi di direzione.

I risultati ottenuti mostrano come X120GO sia in grado di fornire stime di posizione complessivamente affidabili in tutti i casi studio portati, con errori contenuti generalmente entro pochi centimetri e privi di marcati bias sistematici. Le maggiori criticità emergono nella stima degli orientamenti delle camere, in particolare per gli angoli ω e κ , che risultano più sensibili alle variazioni di direzione nel percorso di acquisizione.

Per quanto riguarda la generazione delle ortofoto, le analisi metriche hanno evidenziato differenze significative tra i prodotti ottenuti dai due differenti workflow, sia analizzando le

distanze tra GCP nelle ortofoto del primo caso studio, sia nell'analisi di rettilinearità attuata per il terzo caso studio.

Nell'analisi delle distanze per il caso studio del murales, le ortofoto derivate dalla nuvola di punti LiDAR mostrano una maggiore stabilità geometrica, con scostamenti più contenuti dai dati di riferimento rispetto alle ortofoto ottenute mediante fotogrammetria a partire dalle immagini delle camere: si sono ottenute una media e una deviazione standard rispettivamente pari a -1 cm e 1,5 cm per il confronto reflex-LiDAR, mentre valori rispettivamente di -0,7 cm e 1,9 cm per il caso reflex-fotogrammetria (riferimento a Tabella 5.8).

Nella verifica della rettilinearità del caso studio di Via Arno, i prodotti derivanti dal workflow ibrido risultano caratterizzati da bordi più regolari (Figura 7.6 e Figura 7.8) e da un andamento degli errori più interpretabile, mentre le ortofoto ottenute dal workflow puramente fotogrammetrico evidenziano una maggiore dispersione degli errori e una minore regolarità geometrica. Questa conclusione è particolarmente evidente nell'analisi sulla persiana della finestra in Figura 7.8. Con riferimento alla Tabella 7.3, si sono ottenute medie pari a 2 mm per l'ortofoto da nuvola LiDAR e a -5 mm per l'ortofoto da processo puramente fotogrammetrico, ma una diversa dispersione degli errori si nota dai valori di deviazione standard: 4 mm nell'ortofoto da nuvola LiDAR e 1,3 cm nell'ortofoto derivante dalle immagini. Queste criticità presenti nelle ortofoto derivanti dal processo puramente fotogrammetrico risultano quindi particolarmente evidenti in contesti urbani complessi e in situazioni in cui la copertura fotografica è minore, confermando come la qualità delle ortofoto dipenda in modo significativo dalla geometria di acquisizione.

Nel complesso, i risultati suggeriscono che l'utilizzo delle camere dello Stonex X120GO per la produzione di modelli 2D e 3D geometricamente corretti debba essere valutato con cautela. Se da un lato tali prodotti possono rappresentare un'interessante integrazione alla tradizionale nuvola di punti, dall'altro lato presentano limiti che ne riducono l'affidabilità per applicazioni che richiedano un'elevata precisione metrica. In questo senso, le ortofoto derivate dalla nuvola LiDAR appaiono, allo stato attuale, più robuste e affidabili.

Un aspetto rilevante emerso dal lavoro riguarda il potenziale ruolo delle ortofoto SLAM come prodotto di supporto alla restituzione 2D. In tali contesti, le ortofoto possono costituire un valido complemento alla nuvola di punti, facilitando la lettura del dato e la comunicazione delle informazioni spaziali anche a utenti non specialisti.

Alla luce di quanto emerso, vi sono alcuni possibili sviluppi futuri del lavoro.

I moderni strumenti SLAM integrano sempre più frequentemente camere sferiche, finalizzate all'acquisizione di immagini panoramiche, come lo Stonex X200GO, ma anche lo stesso X120GO. Tuttavia, gli attuali software di elaborazione fotogrammetrica mostrano criticità nella gestione di queste tipologie di immagini per la generazione di nuvole di punti e la produzione di ortofoto metricamente affidabili. Ne deriva l'opportunità di trovare approcci alternativi per la generazione di ortofoto a partire da camere sferiche, sviluppando workflow dedicati che prevedano, ad esempio, la conversione delle immagini panoramiche in proiezioni prospettiche multiple. Ciò significa, partendo da un'unica immagine panoramica sferica, suddividere virtualmente la sfera in più viste parziali e proiettare ciascuna porzione su un piano come se fosse stata acquisita da una normale camera prospettica con un certo campo visivo.

Una possibile soluzione sarebbe quella di integrare le immagini panoramiche nel processo fotogrammetrico, insieme alle immagini RGB. Mentre per la ricostruzione primaria si può fare affidamento sulle seconde, le prime possono essere sfruttate solo per migliorare la texturizzazione della mesh. Un vantaggio che potrebbe apportare sarebbe che non si introducono errori geometrici.

Un ulteriore sviluppo della ricerca potrebbe riguardare un miglioramento dell'algoritmo di ricostruzione della mesh. Attualmente, la mesh che si ottiene è generata automaticamente dal software a partire dalla nuvola di punti LiDAR; il problema è che tale nuvola può avere rumore, densità non uniforme ed essere influenzata dal fenomeno di deriva cumulativa. A differenza degli approcci generici comunemente adottati, un metodo ad hoc potrebbe tenere conto di queste caratteristiche dei dati. Si potrebbe associare ad ogni punto della nuvola un indice di affidabilità da sfruttare durante la ricostruzione tridimensionale; questo permetterebbe di ridurre l'influenza delle zone affette da deriva e/o rumore e di ottenere superfici più stabili.

Il lavoro svolto ha evidenziato un limite in particolare, ovvero l'impossibilità di utilizzare direttamente i parametri di orientamento esterno forniti dal software di post-processamento dei dati GOpst: i residui su ω e κ derivano da una discrepanza nelle convenzioni da chiarire. Uno sviluppo futuro è ricercare questa differenza di convenzione assieme ai costruttori dello strumento e capire come risolverla, al fine di riuscire a sfruttare direttamente i parametri forniti da GOpst senza dover ricorrere ad una correzione.

Bibliografia

Agisoft LLC. (2024). *Agisoft Metashape user manual: Professional edition (Version 2.1)*

Agisoft LLC. (n.d.). *Agisoft Metashape*. <https://www.agisoft.com> (Data di accesso: 5 settembre 2025)

Arkitektur On Web. (2024). Tecniche di rilievo 3D per edifici tra interno ed esterno: La nuova frontiera della strumentazione dinamica digitale [Video]. Arkitektur On Web. <https://www.arkitekturonweb.com/it/-/videos/stonex/tecniche-di-rilievo-3d-per-edifici-tra-interno-ed-esterno.-la-nuova-frontiera-della-strumentazione-dinamica-digitale-1edizione-versione-integrale> (Data di accesso: 7 gennaio 2026)

Bern, M., & Plassmann, P. (1999). Mesh generation. In J.-R. Sack & J. Urrutia (Eds.), *Handbook of computational geometry* (pp. 291-331). Elsevier.

Berner, P. (2008). *Orientation, rotation, velocity and acceleration, and the SRM* (Versione 2.0). SEDRIS.

Besl, P. J., & McKay, N. D. (1992). A method for registration of 3-D shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(2), 239-256.

Breggion, E. (2024). *Sviluppo di un mobile mapping system low-cost semi-autonomo per il rilievo speditivo di beni architettonici* (Tesi di dottorato, Università degli Studi di Trieste & Università degli Studi di Udine).

Brown, D. C. (1971). Close-range camera calibration. *Photogrammetric Engineering*, 37, 855-866.

Clemens, J., Reineking, T., & Kluth, T. (2016). An evidential approach to SLAM, path planning, and active exploration. *International Journal of Approximate Reasoning*, 80, 505-528.

CloudCompare. (2024). *CloudCompare user manual (Version 2.6.1)*

Conti, A., Pagliaricci, G., Bonora, V., & Tucci, G. (2024). *A comparison between terrestrial laser scanning and hand-held mobile mapping for the documentation of built heritage*. *International*

Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XLVIII-2/W4, 141-147.

D'Amelio, S., & Lo Brutto, M. (2007, 27-29 giugno). *Valutazione delle procedure di calibrazione di camere digitali non metriche per il rilievo dei beni architettonici*. In *Atti del Convegno Nazionale SIFET* (Arezzo, Italia).

Di Pietra, V., Grasso, N., Piras, M., & Dabove, P. (2020). Characterization of a mobile mapping system for seamless navigation. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XLIII-B1-2020*, 227-234.

Di Stefano, F., Piccinini, F., Rahali, A., Pierdicca, R., & Malinverni, E. S. (2021). *Applicazione e validazione nell'uso di un mobile 3D scan LiDAR*. Università Politecnica delle Marche.

Elhashash, M., Albanwan, H., & Qin, R. (2022). *A review of mobile mapping systems: From sensors to applications*. *Sensors*, 22(11), 4262.

Fan, Z., Zhang, L., Wang, X., Shen, Y., & Deng, F. (2025). *LiDAR, IMU, and camera fusion for simultaneous localization and mapping: A systematic review*. *Artificial Intelligence Review*, 58, Article 174.

GreenValley International. (n.d.). *LiBackpack DGC50H Backpack Laser Scanning*. GreenValley International. <https://www.greenvalleyintl.com/LiBackpackDGC50H/> (Data di accesso: 10 febbraio 2026)

Keitaanniemi, A., Rönholm, P., Kukko, A., & Vaaja, M. T. (2023). Drift analysis and sectional post-processing of indoor simultaneous localization and mapping (SLAM)-based laser scanning data. *Automation in Construction*, 146, 104700.

Kostrzewa, A., Płatek-Żak, A., Banat, P., & Wilk, Ł. (2025). *Open-source vs. commercial photogrammetry: Comparing accuracy and efficiency of OpenDroneMap and Agisoft Metashape*. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XLVIII-1/W4*, 65-72.

Kraus, K., with contributions by Jansa, J., & Kager, H. (1997). *Photogrammetry: Volume 2. Advanced methods and applications* (4th ed.). Diimmmler. ISBN 3-427-78694-3.

LaValle, S. M. (2006). *Planning algorithms*. Cambridge University Press.

- Leica Geosystems. (n.d.). *Leica BLK2GO - Laser scanner portatile*. <https://leica-geosystems.com/products/laser-scanners/scanners/leica-blk2go> (Data di accesso: 9 febbraio 2026)
- Luhmann, T., Robson, S., Kyle, S., & Boehm, J. (2014). *Close-Range Photogrammetry and 3D Imaging* (2nd ed.). De Gruyter.
- Ma, J., Zhuo, S., Qiu, L., Gao, Y., Wu, Y., Zhong, M., Bai, R., Sun, M., & Chiang, P. Y. (2024). *A review of ToF-based LiDAR*. *Journal of Semiconductors*, 45(10), 101201.
- Masuda, T., Sakaue, K., & Yokoya, N. (1996). Registration and integration of multiple range images for 3-D model construction. In *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (pp. 879-885). IEEE.
- Migliaccio, F., & Carrion, D. (2019). *Sistemi informativi territoriali: Principi e applicazioni* (2^a ed.). UTET.
- Nikon Corporation. (2016). *Nikon D5600: Technical specifications*.
- Ponti, C. (2022). *SLAM-to-BIM con Stonex X120GO*. *GEOmedia*, (4), 12-15.
- Smistad, E., Falch, T. L., Bozorgi, M., Elster, A. C., & Lindseth, F. (2015). *Medical image segmentation on GPUs: A comprehensive review*. *Medical Image Analysis*, 20, 1-18.
- Stonex S.r.l. (n.d.). *X200GO SLAM laser scanner*. Stonex. <https://stonex.it/product/x200go-slam-laser-scanner/> (Data di accesso: 9 febbraio 2026)
- Stonex Srl. (2024, June). *X70GO & X120GO Accessories*. Stonex. <https://stonex.it/new-products/x70go-x120go-accessories/> (Data di accesso: 10 febbraio 2026)
- Triggs, B., McLauchlan, P., Hartley, R., & Fitzgibbon, A. (2000). *Bundle adjustment - A modern synthesis*. In B. Triggs, A. Zisserman, & R. Szeliski (Eds.), *Vision algorithms: Theory and practice* (pp. 298-372). Springer.
- Yaniv, Z. (2001). *Rigid registration: The iterative closest point algorithm*. School of Engineering and Computer Science, The Hebrew University of Jerusalem.
- Yue, X., Zhang, Y., Chen, J., Chen, J., Zhou, X., & He, M. (2024). LiDAR-based SLAM for robotic mapping: State of the art and new frontiers. *Industrial Robot*, 51(2), 196-205.

Appendice

```
function convertYPRtoOPK(inputFile, outputFile)
% Converte gli angoli yaw pitch roll (Z-Y-X) in Omega Phi Kappa (X-Y-Z)
% INPUT: inputFile è un file di testo con colonne: nomefoto, timestep, X, Y, Z, yaw,
% pitch, roll
% OUTPUT: outputFile è un file dove salvare i risultati con colonne: nomefoto, timestep,
% X, Y, Z, omega, phi, kappa

% Apertura dati

fid = fopen(inputFile, 'r');

% Verifica della corretta apertura del file
if fid == -1
    error('Impossibile aprire il file di input: %s', inputFile);
end

% Lettura delle colonne:
% nome immagine, timestep, coordinate X Y Z, yaw pitch roll (in gradi)
C = textscan(fid, '%s %f %f %f %f %f %f %f', ...
    'Delimiter', ' ', 'MultipleDelimsAsOne', true);
fclose(fid);

nomefoto = C{1};
timestep = C{2};
X = C{3};
Y = C{4};
Z = C{5};
% Conversione degli angoli da gradi a radianti
% (necessaria per l'utilizzo delle funzioni trigonometriche in Matlab)
yaw = deg2rad(C{6});
pitch = deg2rad(C{7});
roll = deg2rad(C{8});

n = length(yaw);
omega = zeros(n,1);
phi = zeros(n,1);
kappa = zeros(n,1);

% Conversione per ogni immagine
for i = 1:n
    % Costruzione della matrice di rotazione attorno all'asse Z (yaw)
    Rz = [cos(yaw(i)) -sin(yaw(i)) 0;
          sin(yaw(i)) cos(yaw(i)) 0;
          0 0 1];
    % Costruzione della matrice di rotazione attorno all'asse Y (pitch)
    Ry = [cos(pitch(i)) 0 sin(pitch(i));
          0 1 0;
          -sin(pitch(i)) 0 cos(pitch(i))];
    % Costruzione della matrice di rotazione attorno all'asse X (roll)
    Rx = [1 0 0;
          0 cos(roll(i)) -sin(roll(i));
          0 sin(roll(i)) cos(roll(i))];

    % Composizione delle rotazioni secondo la sequenza Z-Y-X
```

```

R_ypr = Rz * Ry * Rx;

% Estrazione degli angoli omega, phi, kappa dalla matrice di rotazione
omega(i) = atan2(-R_ypr(2,3), R_ypr(3,3));
phi(i) = atan2(R_ypr(1,3), sqrt((R_ypr(2,3))^2 + (R_ypr(3,3))^2));
kappa(i) = atan2(-R_ypr(1,2), R_ypr(1,1));
end

% Riconversione degli angoli da radianti a gradi
omega = rad2deg(omega);
phi = rad2deg(phi);
kappa = rad2deg(kappa);

% Scrittura su file
fid_out = fopen(outputFile, 'w');
if fid_out == -1
    error('Impossibile creare il file di output: %s', outputFile);
end
for i = 1:n
    fprintf(fid_out, '%s\t%.6f\t%.6f\t%.6f\t%.6f\t%.6f\t%.6f\t%.6f\n', ...
        nomefoto{i}, timestep(i), X(i), Y(i), Z(i), omega(i), phi(i), kappa(i));
end
fclose(fid_out);

fprintf('Conversione completata. File salvato come "%s".\n', outputFile);
end

```

Codice Matlab della funzione per la conversione degli angoli yaw, pitch, roll in angoli ω , φ , κ

```

convertYPRtoOPK('camera_pos.txt', ...
    'camera_pos_derivatidaypr.txt');

```

Chiamata alla funzione convertYPRtoOPK

Ringraziamenti

Dedico questo lavoro di tesi ai miei genitori, ai miei nonni e a tutta la mia famiglia, che mi sono sempre stati vicini in questo percorso di studi e mi hanno supportato durante questi anni.

Desidero ringraziare inoltre il prof. Rossi, Federica, Alessandro e Chiara, che mi hanno guidato e assistito in questo percorso di tesi con pazienza e dedizione, e con i quali ho avuto il piacere di collaborare.

Desidero esprimere un sentito ringraziamento a Stonex Srl, per avermi dato l'opportunità di svolgere il mio lavoro di tesi presso la loro realtà aziendale, e a tutti i colleghi che ho conosciuto.

Ringrazio tutte le persone che ho conosciuto all'università negli anni ad ambientale, con cui ho superato i diversi ostacoli degli esami.

Un grande ringraziamento è rivolto ai miei amici, vecchi e nuovi, ma specialmente grazie a: Ludo, Tommi, Piglia, Marcao, Jack, Diegao, Tia e Fra, a cui auguro tutto il meglio possibile in questi anni a venire, sperando di passare altri bei momenti assieme.

Infine, dedico questa tesi alla mia fidanzata, Lucry, che in questi tre anni insieme ha reso ogni mia giornata migliore strappandomi sempre un sorriso.