Approcci e tecnologie per l'analisi dei flussi pedonali nei nodi ad elevata frequentazione tramite Internet of Things e Intelligenza Artificiale

Approaches and technologies for analyzing pedestrian flows in high-traffic hubs using Internet of Things and Artificial Intelligence

Antonio Lugarà[(*)]
Arianna Vitrano[(**)]
Nicola Mazzocca[(***)]
Paolo Sannino[(****)]

(https://www.medra.org/servlet/view?lang=it&doi=10.57597/IF.10.2025.ART.2)

Sommario - L'aumento della domanda di trasporto sta generando nuove sfide nel campo della mobilità e si pone pertanto la necessità, in particolare nei nodi, di ottimizzare e controllare il flusso di passeggeri anche in termini di conformità a requisiti operazionali e di sicurezza.

Il presente lavoro analizza le metodologie e le tecnologie di IoT e AI per il monitoraggio dei flussi di persone, al fine anche di adeguare in tempo reale l'offerta di trasporto alla variabilità della domanda. L'articolo propone un confronto dettagliato tra la tecnologia Lidar e le Stereocamere utilizzando come *trial site* la mensa aziendale dello Stabilimento di Hitachi Rail a Napoli che ben rappresenta, in scala ridotta, le peculiarità di un nodo di trasporto ad alta frequentazione. L'analisi ha evidenziato come la tecnologia Lidar analizzata abbia tutte le potenzialità per futuri sviluppi in diversi settori applicativi, fra i quali trasporti, *smart mobility*, *smart cities* e *retail*.

1. Introduzione

L'evoluzione tecnologica nel settore ferroviario sta incidendo in maniera significativa sulla gestione, ottimizzazione e manutenzione dei sistemi di trasporto. L'utilizzo di tecnologie dell'informazione e della comunicazione (*Information and Communication Technologies - ICTS*) sta trasformando la mobilità urbana e interurbana contribuendo allo sviluppo delle *smart cities*, intese come realtà verticalmente integrate tramite le ICTS, in cui l'infrastruttura fisica, la struttura sociale e commerciale che generano la domanda di trasporto, sono mutuamente interconnesse al fine di ottimizzare i livelli di servizio della mobilità.

Summary *- The increase in transport demand is creating new challenges in the field of mobility and there is therefore a need, particularly at transport hubs, to optimize and control passenger flows, including compliance with operational and safety requirements.*

This paper analyses IoT and AI methodologies and technologies for monitoring people flows, in order to adapt the transport supply to demand variability in real time.

The article offers a detailed comparison between Lidar technology and Stereo Cameras, using the company canteen at Hitachi Rail's Naples factory as a trial site, which represents, on a small scale, the characteristics of a high-traffic transport hub. The analysis showed that the Lidar technology analyzed has great potential for future developments in various application sectors, including transport, smart mobility, smart cities and retail.

1. Introduction

Technological developments in the railway sector are having a significant impact on the management, optimization and maintenance of transport systems. The use of information and communication technologies (ICTs) is transforming urban and interurban mobility, contributing to the development of smart cities, defined as vertically integrated realities through ICTs, in which the physical infrastructure and the social and commercial structures that generate transport demand are mutually interconnected in order to optimize mobility service levels.

(*) Hitachi Digital Services.
(**) Ingegnere Informatico, libero professionista.
(***) Università di Napoli.
(****) Hitachi Rail.

(*) *Hitachi Digital Services.*
(**) *Computer engineering, freelancer.*
(***) *University of Naples.*
(****) *Hitachi Rail.*

L'integrazione tra ingegneria ferroviaria e *Information Technology* sta favorendo un approccio integrato alla soluzione dei problemi di trasporto che supera i paradigmi tradizionali dell'ingegneria. La disponibilità di sensori intelligenti, capacità di calcolo a basso costo e soluzioni avanzate sulla gestione e analisi dei big data, insieme all'impiego di tecniche di AI sta migliorando l'esercizio e la manutenzione degli impianti ferroviari. Questo innovativo framework basato sull'*Internet of Things* (IoT) non solo riduce i costi e aumenta l'affidabilità, ma ha anche significative implicazioni di business, aprendo nuove opportunità per l'intero settore ferroviario. In sintesi, l'integrazione delle tecnologie ICTS e dell'IoT nel settore ferroviario sta creando un sistema di trasporto più intelligente, efficiente e sicuro, rispondendo alle esigenze di mobilità della popolazione urbana, in costante crescita, migliorando la qualità degli spostamenti nelle città [1].

Negli ultimi anni, soprattutto nelle grandi città, è nato il concetto di "*Mobility-As-A-Service*" che descrive un nuovo modo di spostarsi in cui la mobilità viene intesa come servizio utilizzabile a seconda delle esigenze [2]. Questo nuovo paradigma per la mobilità offre numerosi vantaggi per la collettività, incoraggiando l'uso di mezzi di trasporto pubblici e condivisi. Tra i vantaggi più evidenti si citano la diminuzione delle emissioni e della congestione del traffico, ma anche l'efficienza del servizio e la relativa percezione, in termini di qualità e affidabilità, da parte dell'utenza.

Uno degli elementi essenziali per la progettazione dei sistemi di trasporto nell'ottica precedentemente esposta, è l'osservazione e l'analisi dei flussi di persone ed il loro tracciamento. I sistemi di tracciamento di persone nel settore dei trasporti hanno molte possibili applicazioni, come la gestione del sovraffollamento nelle stazioni, l'ottimizzazione delle frequenze dei servizi e la sicurezza degli utenti.

Per analizzare il comportamento dei flussi pedonali lungo le strade, in spazi aperti o all'interno di un edificio, la creazione di modelli e la simulazione dei flussi pedonali sono fondamentali. I modelli esistenti si distinguono solitamente per la scala di simulazione, che comprende la simulazione macroscopica, microscopica e mesoscopica. I modelli macroscopici analizzano il flusso pedonale nel complesso e possono essere utilizzati in situazioni in cui l'interazione umana non è studiata al livello del singolo individuo ma di gruppo. I modelli microscopici invece, analizzano i pedoni in modo molto dettagliato, distinguendo gli individui e le loro mutue interazioni. Infine, i modelli mesoscopici combinano aspetti macroscopici e microscopici offrendo una visione più aggregata, ma non troppo semplificata, del movimento degli individui.

I modelli pedonali classici, come i modelli di regressione, i modelli di interazione spaziale/massimizzazione dell'entropia, i modelli di Markov e i modelli di simulazione, appartengono al primo gruppo di modelli. Per la macrosimulazione sono stati proposti e testati anche approcci più formali basati su equazioni differenziali e su analogie con i fluidi, la cinetica dei gas e altri sistemi fisici di flusso [3].

The integration of railway engineering and information technology is promoting an integrated approach to solving transport problems that exceed traditional engineering paradigms. The availability of smart sensors, low-cost computing power and advanced solutions for big data management and analysis, combined with the use of AI techniques, is improving the operation and maintenance of railway systems. This innovative framework based on the Internet of Things (IoT) reduces costs and increases reliability, and also has significant business implications, opening up new opportunities for the entire railway sector. In summary, the integration of ICTS and IoT technologies in the railway sector is creating a smarter, more efficient and safer transport system, responding to the mobility needs of the ever-growing urban population and improving the quality of travel in cities [1].

In recent years, the concept of 'Mobility-As-A-Service' has emerged in large cities, describing a new way of getting around in which mobility is understood as a service that can be used according to users' needs [2]. This new mobility paradigm offers numerous advantages for the community, promoting the use of public and shared transport. Among the most obvious advantages are the reduction of emissions and traffic congestion, but also the efficiency of the service and its perception by users in terms of quality and reliability.

One of the essential elements for the design of transport systems, is the observation and analysis of people flows and their tracking. People tracking systems in the transport sector have many possible applications, such as managing overcrowding in stations, optimizing service frequencies and improving user safety. To analyze the behavior of pedestrian flows along roads, in open spaces or inside buildings, the creation of models and the simulation of pedestrian flows are essential. Existing models are usually described by their simulation scale, which includes macroscopic, microscopic and mesoscopic simulation. Macroscopic models analyze pedestrian flow as a whole and can be used in situations where human interaction is not studied at the individual level but at the group level. Microscopic models, on the other hand, analyze pedestrians in great detail, distinguishing individuals and their mutual interactions. Finally, mesoscopic models combine macroscopic and microscopic aspects, offering a more aggregated but not overly simplified view of the movement of individuals. Classic pedestrian models, such as regression models, spatial interaction/entropy maximization models, Markov models and simulation models, belong to the first group of models. For macrosimulation, more formal approaches based on differential equations and analogies with fluids, gas kinetics and other physical flow systems have also been proposed and tested [3]. Agent-based models and the "cellular automata" models are the most commonly used in microsimulation. Agent-based models represent the behavior of individual users of the system, called "agents", to analyze and predict the flow of people or vehicles through transport networks. For these models, a set of rules is defined that describe how these agents can interact with each other and with the environment. These rules are usually created based on the observed behavior of people in the real world. Examples of

I modelli basati su agenti e il modello 'automa cellulare' sono quelli più utilizzati invece nella microsimulazione. I modelli basati su agenti rappresentano il comportamento dei singoli utenti del sistema, chiamati "agenti", per analizzare e prevedere il flusso di persone o veicoli attraverso reti di trasporto. Per questi modelli vengono definite un insieme di regole che descrivono il modo in cui questi agenti possono interagire tra di loro e con l'ambiente. Queste regole solitamente vengono create a partire dai comportamenti osservati delle persone nel mondo reale. Esempi di simulatori usati per questo scopo sono *TRANSIMS*, *MATSim*, *SimMobility* e *Polaris* [4].

Il modello 'automa cellulare' invece, simula le varie modalità di flusso pedonale bidirezionale che a livello micro cattura in modo efficace i comportamenti dei pedoni, mentre a livello macro rappresenta un'attività più vicina alla realtà. In questo modello l'ambiente viene diviso in celle discrete in cui i pedoni possono muoversi occupando ad ogni passo simulativo una singola cella.

Tutti i modelli precedentemente citati, possono essere opportunamente combinati al fine di pianificare un sistema di trasporto mediante un approccio basato sui dati.

Oltre allo studio dei modelli dei flussi pedonali, un altro elemento essenziale per la definizione e progettazione di un sistema di trasporto, è lo studio dei modelli di offerta, di domanda e di assegnazione di domanda all'offerta della mobilità.

Attraverso i modelli di offerta (Fig. 1) è possibile rap-

simulators used for this purpose are TRANSIMS, MATSim, SimMobility and Polaris [4]. The "cellular automata" models, on the other hand, simulate the various modes of bidirectional pedestrian flows, which effectively captures pedestrian behavior at the micro level, while at the macro level it represents an activity closer to reality. In this model, the environment is divided into discrete cells in which pedestrians can move, occupying a single cell at each simulated step. All the models mentioned above can be appropriately combined in order to plan a transport system using a data-driven approach.

In addition to studying pedestrian flow models, another essential element in defining and designing a transport system is the study of supply, of demand, and of demand-supply allocation models for mobility. Supply models (Fig. 1) can be used to represent the topological and functional structure of the system and the transport services offered.

The graph, a discrete structure composed of nodes and arcs, defines the topology of the connections allowed between the elements of the transport system under consideration. The flow propagation model defines the link between arc flows and path flows. The arc performance model expresses, for each element (arc), the relationships between performance, physical and functional characteristics, and user flow. The path performance model defines the relationships between the performance of individual elements (arcs) and that of a complete journey (path) between each origin-destination pair.

The demand models (Fig. 2) predict the relevant aspects of transport demand based on the system of activities and the level of service provided by the transport system.

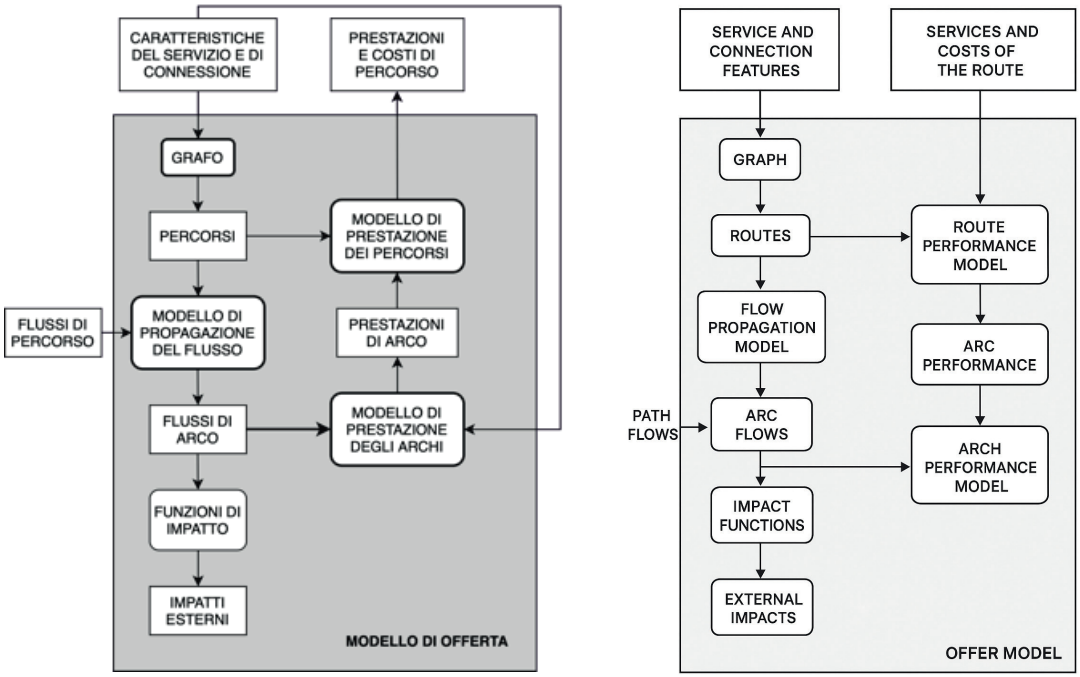


Figura 1 - Modello di offerta [5].
Figure 1 - Supply model [5].

presentare la struttura topologica e funzionale del sistema e i servizi di trasporto offerti.

Il grafo, struttura discreta composta da nodi e archi, definisce la topologia delle connessioni consentite tra gli elementi del sistema di trasporto in esame. Il modello di propagazione del flusso definisce il legame tra i flussi di arco e i flussi di percorso. Il modello di prestazione di arco esprime, per ogni elemento (arco), le relazioni tra prestazioni, caratteristiche fisiche e funzionali e flusso di utenti. Il modello di prestazione del percorso definisce le relazioni tra le prestazioni dei singoli elementi (archi) e quelle di uno spostamento completo (percorso) fra ciascuna coppia origine-destinazione.

I modelli di domanda (Fig. 2) prevedono gli aspetti rilevanti della domanda di trasporto in funzione del sistema delle attività e del livello di servizio fornito dal sistema di trasporto.

TIPO DI SCELTA	Modelli di mobilità
	Modelli di viaggio
CONCATENAMENTO DELLE SCELTE	Modelli per la domanda di spostamenti (o trip-based)
	Modelli per la domanda di viaggi o sequenze di spostamenti (o trip-chaining)
	Modelli di partecipazione alle attività (o activity-based)
APPROCCIO	Modelli disaggregati
	Modelli aggregati
IPOTESI DI BASE	Modelli comportamentali
	Modelli descrittivi
TYPE OF CHOICE	*Mobility models*
	Travel models
CHAINING OF CHOICES	*Trip-based travel demand models*
	Models for trip demand or trip-chaining
	Activity-based participation models
APPROACH	*Disaggregated models*
	Aggregate models
BASIC HYPOTHESIS	*Behavioral models*
	Descriptive models

Figura 2 - Elementi di classificazione dei modelli di domanda.
Figure 2 - Classification elements of demand models.

È possibile classificare i modelli in funzione di specifiche caratteristiche. Il primo gruppo di modelli è legato al tipo di scelta. Il luogo di lavoro, la residenza, il possesso della patente di guida e/o dell'autovettura sono tipi di scelte. Queste ultime definiscono gli spostamenti individuali in modo indiretto, ma anche il contesto e le condizioni dello spostamento. Il secondo gruppo di modelli riguarda l'approccio adottato per la modellazione della domanda di viaggio, cioè per prevedere l'esito delle decisioni di scelta di viaggio e per rappresentare gli effetti reciproci delle diverse decisioni. I modelli di domanda di viaggio basati sugli spostamenti (*trip-based*) assumono che le scelte relative a ciascun viaggio origine-destinazione siano indipendenti da altri spostamenti all'interno dello stesso viaggio o da altri viaggi. I modelli di domanda di viaggio a catena (*trip-chaining*), invece, assumono che le scelte relative all'intero viaggio si influenzino reciprocamente. Ad esempio, le destinazioni intermedie saranno decise valutando le destinazioni precedenti e successive. Infine, i modelli di domanda basati sull'attività (*activity-based*) considerano la domanda di viaggio come derivante dalla necessità di svolgere attività in luoghi diversi. I modelli di questo tipo descrivono le relazioni tra i diversi spostamenti effettuati da una stessa persona nel corso della giornata prendendo in considerazione anche l'organizzazione familiare di chi effettua lo spostamento. Il terzo gruppo riguarda la distinzione tra modelli aggregati o disaggregati a seconda se le variabili coinvolte nella modellazione della domanda di viaggio si riferiscano ad un gruppo di utenti o al singolo utente. Infine, l'ultimo gruppo riguarda le ipotesi di base del model-

Models can be classified according to specific characteristics. The first group of models is related to the type of choice. The workplace, the place where one lives, having a driving license and/or a car are types of choices. The choices indirectly define individual travel, but also the context and conditions of travel. The second group of models concerns the approach adopted for modelling travel demand, i.e. for predicting the outcome of travel choice decisions and representing the reciprocal effects of different decisions. Trip-based travel demand models assume that choices relating to each origin-destination trip are independent of other trips within the same journey or of other journeys. Trip-chaining models, on the other hand, assume that choices relating to the entire trip influence each other. For example, intermediate destinations will be decided by evaluating previous and subsequent destinations. Finally, activity-based models consider travel demand as resulting from the need to carry out activities in different places. Models of this type describe the relationships between the different trips made by the same person during the day, also taking into account the family organization of the person making the trip. The third group concerns the distinction between aggregate or disaggregated models, depending on whether the variables involved in modelling travel demand refer to a group of users or to individual users. Finally, the last group concerns the basic assumptions of the model. Models are defined as behavioral if they derive from explicit considerations of user choice behavior and descriptive if the relationships between travel demand, supply and activity system variables are not influenced by user behavior.

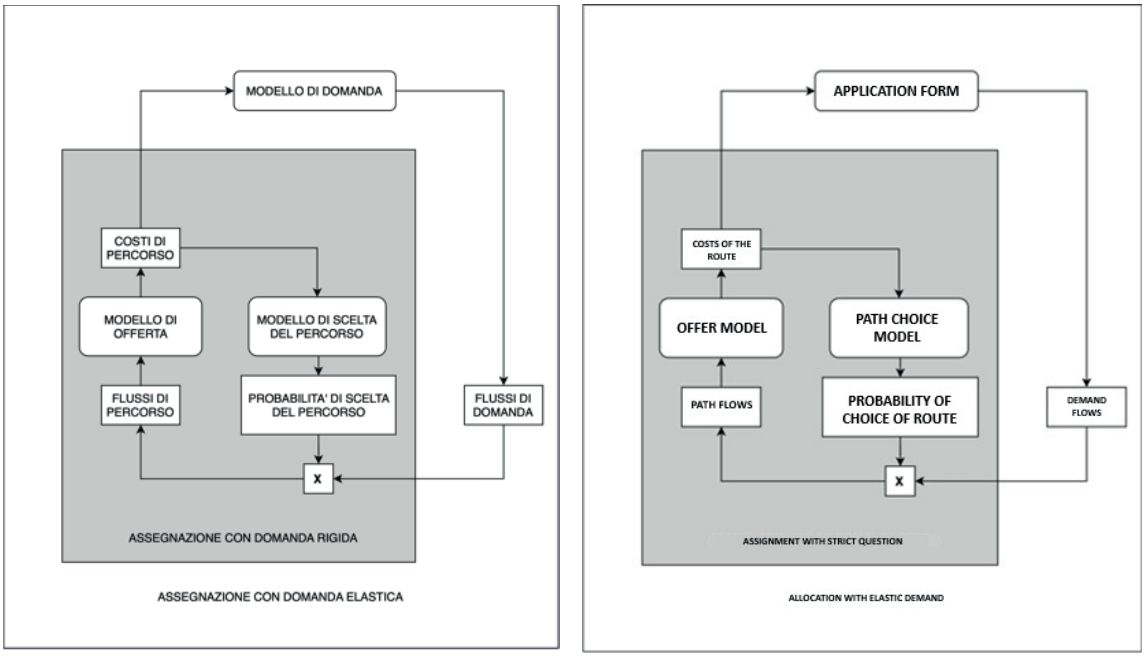


Figura 3 - Modello di assegnazione di domanda all'offerta [5].
Figure 3 - Supply-demand assignment model [5].

lo. I modelli sono definiti comportamentali se derivano da considerazioni esplicite sul comportamento di scelta degli utenti e descrittivi se le relazioni tra la domanda di viaggio, l'offerta e le variabili del sistema di attività non sono influenzate dal comportamento degli utilizzatori.

I modelli di assegnazione (Fig. 3) simulano l'interazione domanda/offerta. Permettono così di calcolare i flussi di utenti e le prestazioni per ogni elemento del sistema di offerta come risultato dei flussi di domanda Origine-Destinazione, dei comportamenti durante la scelta del percorso e delle reciproche interazioni tra domanda e offerta

È possibile calcolare sia il flusso di ogni arco che esprime il numero medio di unità in transito sul collegamento nel periodo di riferimento, sia il flusso di percorso che rappresenta il numero medio di utenti su un percorso in un determinato intervallo di tempo. Le relazioni fra flussi di arco e flussi di percorso possono essere espresse mediante la seguente formula:

$$f = \Delta \times h$$

dove h è il vettore dei flussi di percorso e Δ la matrice di incidenza che rappresenta la relazione tra archi e percorsi. Questa relazione è valida solo nel caso di stazionarietà e quindi solo quando la domanda e l'offerta sono costanti nel periodo di tempo scelto.

2. Tecnologie e applicazioni per l'analisi dei flussi pedonali

L'analisi degli spostamenti di oggetti e persone all'interno di aree altamente trafficate richiede l'utilizzo di

Assignment models (Fig. 3) simulate the interaction between demand and supply. They thus make it possible to calculate user flows and performance for each element of the supply system as a result of origin-destination demand flows, behavior during route choice and the mutual interactions between demand and supply.

It is possible to calculate both the flow of each arc and the path flow. The flow of each arc expresses the average number of units in transit on the link during the reference period, while the path flow represents the average number of users on a path in a given time interval.

The relationships between arc flows and path flows can be expressed using the following formula:

$$f = \Delta \times h$$

where h is the vector of path flows and Δ the incidence matrix representing the relationship between arcs and paths. This relationship is only valid in the case of stationarity and thus only when demand and supply are constant over the chosen time period.

2. *Technologies and applications for pedestrian flows analysis*

Tracking objects and people within highly congested areas requires the use of data acquisition technologies that mainly analyses images, e.g. video cameras, which are still an effective tool for tracking people. Lighting limitations, environmental problems and above all privacy issues have then led to the development of new IoT and AI technolo-

tecnologie di acquisizione dati che analizzino principalmente immagini, ad esempio le videocamere, che sono a tutt'oggi uno strumento efficace per il tracciamento delle persone. Limiti di illuminazione, problemi ambientali e soprattutto problemi di *privacy* hanno poi portato allo sviluppo di nuove tecnologie di IoT e AI. Sensori stereoscopici, sensori Radar e, più recentemente, sensori Lidar, hanno guadagnato importanza per la loro capacità di stimare accuratamente le equazioni orarie del moto di cose e persone, tracciandone le posizioni con precisione e senza raccogliere dati biometrici. Si cita, a titolo esemplificativo, l'efficacia del rilevamento di oggetti in 3D, tramite sensori Lidar, incentivato con l'avvento della guida autonoma [6]. Il principio di funzionamento dei sensori stereoscopici è simile a quello della visione umana, in quanto richiede l'elaborazione di due immagini catturate da prospettive differenti. Come riportato in Fig. 4, l'immagine di una persona 3D viene ricostruita attraverso due immagini 2D. Le informazioni relative alla profondità della scena osservata vengono ricavate attraverso un processo di elaborazione in grado di stabilire una corrispondenza tra ogni punto (pixel) dell'immagine di destra con un punto dell'immagine di sinistra.

Nello specifico in Fig. 5, la profondità Z dell'immagine può essere ricavata avendo definito x-x' come disparità, f come lunghezza focale e B come baseline ovvero la linea che passa per i due centri ottici O e O':

$$\frac{x-x\prime}{f} = \frac{B}{Z} \Longrightarrow Z = \frac{Bf}{x-x\prime}$$

Per determinare la profondità quindi è necessario associare un punto del piano immagine destro al suo punto corrispondente nel piano immagine sinistro e calcolare la differenza di posizione. Questa associazione è molto semplificata utilizzando gli epipoli (punti di intersezione della baseline con i piani immagine ovvero le proiezioni di ogni centro ottico sull'altra immagine) e le linee epipolari (intersezioni del piano epipolare con i due piani immagine). In Fig. 6 è riportato uno schema della corrispondenza delle immagini.

Fin qui la componente dei sensori di campo. Ma una volta installati e calibrati i sensori, la sfida principale di un algoritmo di tracciamento basato su visione stereo è quella di gestire in modo efficiente la mappa di profondità dell'intera scena calcolata dai sensori. La maggior parte di questi sistemi segmenta quest'ultima per individuare solo alcuni punti caratteristici della persona da tracciare eliminando problemi di illuminazione e di ombre eventualmente presenti. La metodologia appena esposta non è efficiente nel caso di occlusioni, da qui la necessità quindi di installare i sensori in modo da permettere una visione dall'alto rispetto all'area di analisi.

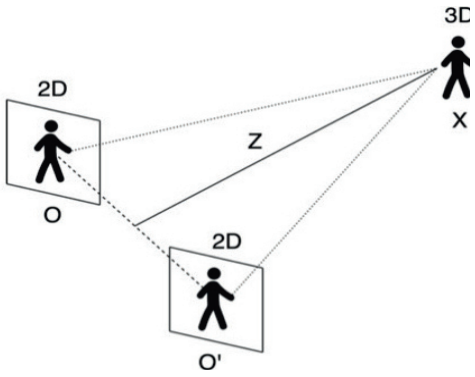


Figura 4 – Principio di funzionamento della Stereocamera.
Figure 4 –Principle of operation of the Stereo Cameras.

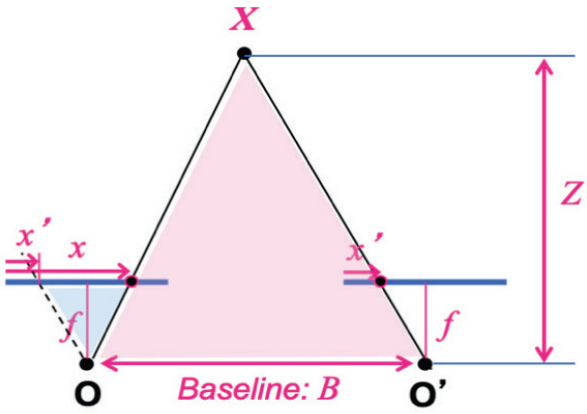


Figura 5 - Schema visione stereo [7].
Figure 5 - Stereo vision diagram [7].

gies. Stereoscopic sensors, Radar sensors and, more recently, Lidar sensors, have gained relevance for their ability to accurately estimate the equations of motion of things and people, tracking their positions with precision and without collecting biometric data. For example, the effectiveness of 3D object detection, using Lidar sensors, which has been promoted with the advent of autonomous driving [6].

The operating principle of stereoscopic sensors is similar to

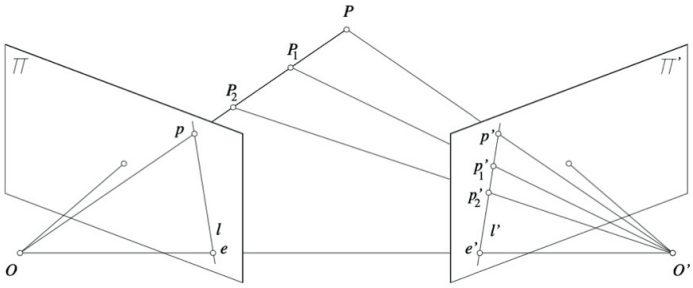


Figura 6 - Piani visione stereo [8].
Figure 6 - Stereo vision plans [8].

Una volta individuate le coordinate di riferimento, l'evoluzione delle coordinate nel tempo consentirà il tracciamento della persona all'interno dell'area.

È importante precisare che ogni Stereocamera copra un'area limitata. Nel caso di vaste aree è necessario utilizzare una rete di sensori per coprire l'intera zona di interesse. Particolare attenzione deve essere posta nell'effettuare il posizionamento di più Stereocamere all'interno dell'area al fine di evitare problemi nella fase di *stitching* dei sensori per la ricostruzione finale dell'intera scena, data dall'unione dei campi visivi delle singole Stereocamere.

La tecnologia Radar, *Radio Detection and Ranging*, si basa invece sull'uso di onde radio che vengono riflesse per rilevare la posizione e la velocità delle persone in un ambiente. Il calcolo di questi parametri avviene misurando il tempo impiegato tra la trasmissione del segnale e la sua ricezione. I Radar operano a frequenze comprese tra 30 e 300 gigahertz (GHz), che corrispondono a lunghezze d'onda comprese tra 1 e 10 millimetri: più alta è la frequenza, più corta è la lunghezza d'onda, e maggiore è la precisione del rilevamento. I sensori Radar a onde millimetriche che utilizzano onde di breve lunghezza, sono quelli più utilizzati per il tracciamento di persone, sia per la loro precisione sia perché le dimensioni dei componenti di un sistema Radar basato su onde millimetriche sono ridotte. Il principio di funzionamento di un sensore Radar è riportato nella Fig. 7.

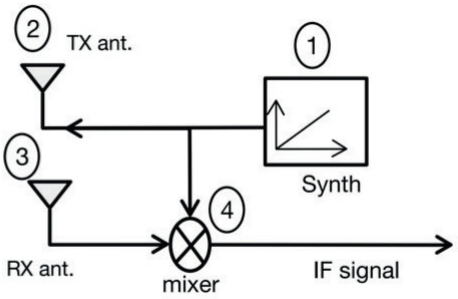


Figura 7 - Principio di funzionamento di un Radar [9].
Figure 7 - Principle of operation of a Radar [9].

Un generatore di segnale (1) invia il segnale al trasmettitore *Tx* e al *mixer*. Il segnale riflesso tramite il ricevitore *Rx* viene inviato al *mixer*. Quest'ultimo confronta i due segnali e calcola il tempo di ritardo τ. La distanza dell'oggetto rilevato d può essere ricavata con la seguente formula dove c è la velocità della luce:

$$\tau = \frac{2d}{c}$$

Per individuare la velocità di movimento dell'oggetto, il Radar trasmette per esempio due segnali a distanza *Tc*. I due segnali riflessi vengono elaborati digitalmente e si individua la differenza di fase. Da quest'ultima si ricava tramite la seguente formula la velocità v:

$$v = \frac{\lambda \Delta \Phi}{4\pi T_c}$$

dove λ è lunghezza d'onda, $\Delta\Phi$ è la differenza di fase e T_c è l'intervallo fra i due segnali. E' possibile contemporaneamente ricavare l'angolo di posizionamento dell'oggetto. Attraverso l'elaborazione dei parametri prima individuati viene generata una nuvola di punti 3D. Gli algoritmi di tracciamento seguono l'evoluzione della nuvola di punti nel tempo. Anche i sensori Radar, così come i sensori basati su camera stereoscopica, vengono impiegati per il trac-

that of human vision, in that it requires the processing of two images captured from different perspectives. As shown in Fig. 4, the image of a 3D person is reconstructed from two 2D images.

The depth information of the observed scene is obtained through a processing technique that can establish a correspondence between each point (pixel) of the right image with a point of the left image.

Specifically in Fig. 5, the depth Z of the image can be derived by defining x-x " as the disparity, f as the focal length and B as the Baseline, i.e. the line passing through the two optical centers O and O":

$$\frac{x-x'}{f} = \frac{B}{Z} \Longrightarrow Z = \frac{Bf}{x-x'}$$

To calculate depth, therefore, it is necessary to associate a point in the right image plane with its corresponding point in the left image plane and calculate the difference in position. This association is greatly simplified by using epipoles (points of intersection of the baseline with the image planes, i.e. the projections of each optical center onto the other image) and epipolar lines (intersections of the epipolar plane with the two image planes). A diagram of the image correspondence is shown in Fig. 6.

Until now, it has been described field sensor components. But once the sensors are installed and calibrated, the main challenge of a stereo vision-based tracking algorithm is to efficiently manage the depth map of the entire scene calculated by the sensors. Most of these systems segment the depth map to detect only a few characteristic points of the person to be tracked by eliminating lighting and shadow problems that may be present. The methodology described is not efficient in the case of occlusions, hence the need to install the sensors in such a way as to allow a view from above the analysis area. Once the reference coordinates have been identified, the evolution of the coordinates over time will allow the tracking of the person within the area. It is important to point out that each Stereo camera covers a limited area. In the case of large areas, it is necessary to use a network of sensors to cover the entire area of interest. Attention must be paid to the positioning of several cameras within the area in order to avoid problems during the stitching phase of the sensors for the final reconstruction of the entire scene that is given by the union of the visual fields

ciamento di persone attraverso l'installazione di una rete di sensori nell'area di interesse.

Il Lidar (*Light Detection and Ranging),* altra tecnologia fondamentale nell'ambito del tracciamento delle persone, sta rivoluzionando il modo di monitorare e analizzare i flussi di persone all'interno di spazi chiusi o aperti. Questa tecnologia consente di ottenere informazioni tridimensionali ad alta risoluzione sulle posizioni e sui i movimenti delle persone.

Il principio di funzionamento del Lidar si basa sull'utilizzo di impulsi emessi da un laser. Questi impulsi vengono riflessi dalle persone o dagli oggetti e tornano al *detector* (Fig. 8).

Il tempo impiegato da ogni impulso per tornare al sensore è una informazione importante che consente il calcolo del cosiddetto ToF (*Time of Flight*). Questa tecnica sfrutta la velocità costante della luce per determinare la distanza tra il sensore Lidar e l'oggetto. Il calcolo consiste nel moltiplicare il tempo di volo per la velocità della luce e dividendo il risultato per due, poiché il raggio luminoso compie un percorso andata e di ritorno:

$$distance = \frac{Speed of light \times ToF}{2}$$

Il Lidar scansiona l'area di interesse rilevando tutti gli oggetti e le persone per creare una nuvola di punti. Si riporta uno schema della tecnologia Lidar di base (Fig. 9).

In Fig. 9 sono rappresentate diverse sottocomponenti architetturali, nello specifico:

- Laser: solitamente questi sistemi per applicazioni emettono luce con lunghezza d'onda compresa fra 905 e 1550 nm (classe 1 standard). Questa tipologia di laser è conveniente da un punto di vista economico, ma questo range di lunghezze d'onda se superato rappresenterebbe un rischio per la vista umana nel caso che le traiettorie dei raggi si trovassero in direzione degli occhi.
- Scanner e ottica: gli specchi e le ottiche consentono di orientare il fascio laser al fine di scansionare tutta la zona di interesse.
- Ricevitore: l'elettronica del ricevitore può essere costituita da un fotodiodo o da un fotomoltiplicatore, entrambi in grado di rilevare segnali luminosi, come quelli riflessi da un impulso laser in un sistema Lidar.

Esistono sistemi Lidar che scansio-

of each individual camera. Radar technology, Radio Detection and Ranging, on the other hand, is based on the use of radio waves that are reflected to detect the position and speed of people in an environment. These parameters are calculated by measuring the time taken between the transmission of the signal and its reception. Radars operate at frequencies between 30 and 300 gigahertz (GHz), which correspond to wavelengths between 1 and 10 millimeters: the higher the frequency, the shorter the wavelength, and the greater is the accuracy of detection. Millimeter-wave radar sensors, which use short wavelengths, are the most used for tracking people, both because of their accuracy and because the size of the components of a millimeter-wave-based radar system is small. The operating principle of a radar sensor is shown in Fig. 7.

A signal generator (1) sends the signal to the Tx transmitter and mixer. The signal reflected by the receiver Rx is sent to the mixer. The mixer compares the two signals and calculates the delay time τ. The distance of the detected object d can be derived using the following formula where c is the speed of light:

$$\tau = \frac{2d}{c}$$

To detect the speed of movement of the object, the radar transmits for example two signals at a distance Tc. The two

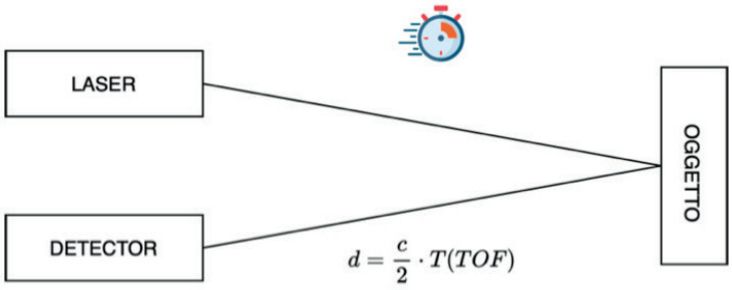


Figura 8 – Semplificazione del principio di funzionamento del Lidar.
Figure 8 –Simplification of the operating principle of Lidar.

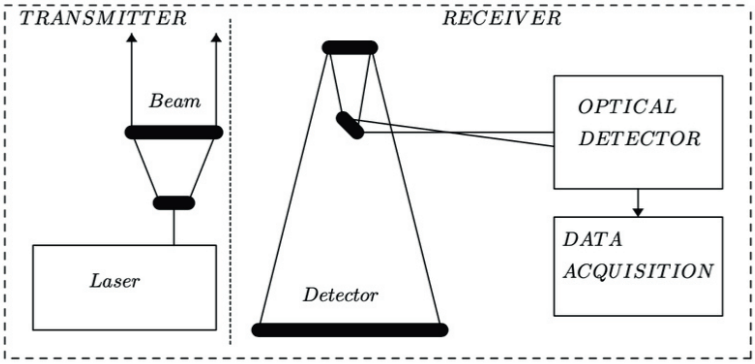


Figura 9 – Dettagli disaggregati sul principio di funzionamento di un Lidar [10].
Figure 9 –Detailed breakdown of how a Lidar works [10].

nano l'immagine, come descritto precedentemente, o anche a immagine fissa che catturano l'oggetto nel suo complesso. Per il tracciamento delle persone, più sensori Lidar dovranno essere posizionati correttamente in una rete di sensori e si dovrà decidere l'orientamento di ciascuno di essi. In questo modo si garantisce che tutti i dati provenienti da ogni sensore siano espressi nello stesso sistema di riferimento e che quest'ultimo abbia un'origine delle coordinate spaziali unica.

Tra le diverse soluzioni presentate, la prima differenza da un punto di vista tecnologico è che le Stereocamere sono sensori passivi, mentre i Radar e Lidar sono sensori attivi in quanto dotati di un trasmettitore di segnali. Le condizioni ambientali di funzionamento costituiscono un ulteriore elemento di valutazione. In particolare, le Stereocamere risentono della luce ambientale e, in caso di posizionamento all'aperto, delle condizioni metereologiche. Di contro la tecnologia Radar e la tecnologia Lidar sono influenzate dalle condizioni ambientali a seconda della lunghezza d'onda. Inoltre, queste due tecnologie possono lavorare in ambienti completamente privi di luce.

Un altro fattore da considerare è la precisione dei sensori. Per loro natura e per l'utilizzo del laser i sensori Lidar sono molto più precisi, in quanto la divergenza del raggio laser è di un ordine di grandezza inferiore rispetto quella del Radar (Fig. 10).

Ulteriori fattori da considerare sono i costi del singolo componente e quelli complessivi dei sistemi che si vanno a progettare. Un'analisi esaustiva imporrebbe il calcolo del *Life Cycle Costing* (LCC), avendo contezza del costo complessivo e globale per l'intero ciclo di vita della soluzione implementata. In Fig. 11 e in Tab. 1 vengono confrontate le diverse tecnologie precedentemente esposte. È evidente che la tecnologia Lidar, peraltro ancora non completamente sviluppata, presenti un numero elevato di vantaggi rispetto alle altre tecnologie.

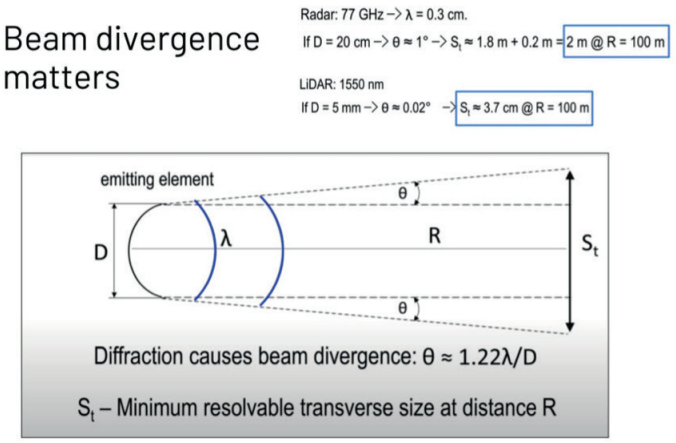


Figura 10 – *Beam divergence* [11].
Figure 10 – *Beam divergence* [11].

reflected signals are digitally processed and the phase difference is identified. The speed is derived from phase difference using the following formula:

$$v = \frac{\lambda \Delta \Phi}{4\pi T_c}$$

where λ is wavelength, ∇Φ is the phase difference and T_c is the interval between the two signals.

At the same time, it is possible to derive the positioning angle of the object. Through the processing of the parameters previously identified, a 3D point cloud is generated. The tracking algorithms follow the evolution of the point cloud over time. Radar sensors, as well as Stereoscopic camera-based sensors, are also used for tracking people through the installation of a sensor network in the area of interest.

Lidar (Light Detection and Ranging), another key technology in the field of people tracking, is revolutionizing the way of monitoring and analyzing the flow of people within indoor or outdoor spaces.

This technology makes it possible to obtain high-resolution three-dimensional information on people's positions and movements.

The operating principle of Lidar is based on the use of pulses emitted by a laser. These pulses are reflected by people or objects and return to the detector (Fig. 8).

The time required for each pulse to return to the sensor is an important piece of information that enables the calculation of the so-called ToF (Time of Flight). This technique uses the constant speed of light to determine the distance between the Lidar sensor and the object.

The calculation consists of multiplying the time of flight by the speed of light and dividing the result by 2, as the light beam makes a round trip:

$$distance = \frac{Speed of light \times ToF}{2}$$

The Lidar scan the area of interest, detecting all objects and people to create points cloud. A diagram of the basic Lidar technology is shown in Fig. 9.

Several architectural sub-components are shown in Fig. 9, specifically:

- *Lasers: usually, these application systems emit light with a wavelength range between 905 and 1550 nm (class 1 standard). This type of laser is cost-effective, but this wavelength range if exceeded would pose a risk to human eyesight if the beam trajectories will be in the direction of the eyes.*
- *Scanners and optics: mirrors and optics enable the laser beam to be directed in order to scan the entire area of interest.*

I sensori precedentemente descritti sono utilizzati in sistemi complessi per l'analisi dei flussi di persone. Un'architettura tipica di riferimento per questi sistemi delinea le componenti software e i flussi di dati, sviluppati per soddisfare funzioni e requisiti specifici. In genere l'intero sistema può essere suddiviso in differenti sottosistemi come riportato in Fig. 12.

Tra le varie componenti architetturali, si citano:

- *Data Acquisition Subsystem:* utilizza un numero di-
- *Receiver: the receiver electronics may consist of a photodiode or a photomultiplier, both capable of detecting light signals, such as those reflected by a laser pulse in a Lidar system.*

There are Lidar systems that scan the image, as described previously, or even fixed-image systems that capture the object as a whole. For people tracking, several Lidar sensors must be positioned correctly in a sensor network and the orientation of each must be identified. This ensures that all data from each sensor are expressed in the same reference system with a single origin of the spatial coordinates.

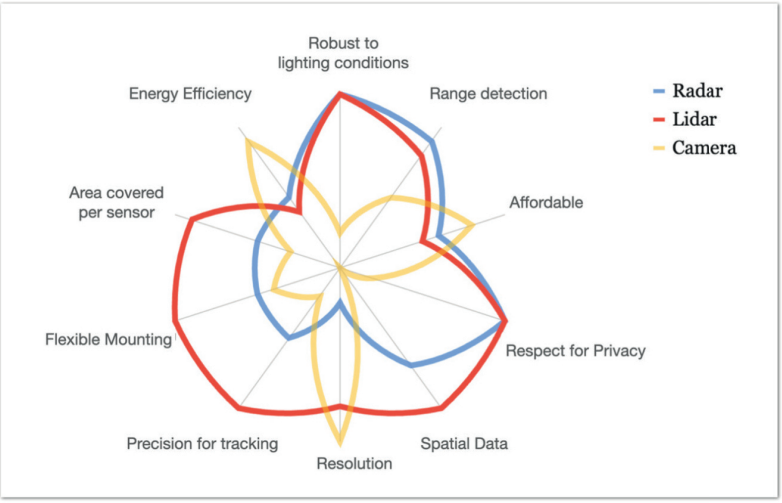


Figura 11 - Confronto quali-quantitativo tra le diverse tecnologie [11].
Figure 11 - Qualitative and quantitative comparison between different technologies [11].

Tabella 1 – *Table 1*

Confronto tra le diverse tecnologie
Comparison between different technologies

Sensore	Radar mmWave	Stereoscopico	Lidar
Tipo	Attivo	Passivo	Attivo
Rispetto della privacy	Alto	Alto	Alto
Costo	Medio	Medio	Alto
Resistente alle condizioni di illuminazione	Alto	Basso	Alto
Montaggio flessibile	Medio	Basso	Alto
Precisione	Medio	Alto	Alto

Sensor	mmWave Radar	Stereoscopic	Lidar
Type	Active	Passive	Active
Respect for privacy	High	High	High
Cost	Medium	Medium	High
Robust to lighting conditions	High	Low	High
Flexible mounting	Medium	Low	High
Precision	Medium	High	High

Among the different solutions presented, the first difference from a technological point of view is that Stereo cameras are passive sensors, whereas Radar and Lidar are active sensors as they are equipped with a signal transmitter. The environmental conditions of operation constitute a further element of evaluation. In particular, Stereo cameras are affected by ambient light and, in the case of outdoor positioning, by weather conditions. In contrast, Radar and Lidar technology are affected by environmental conditions depending on their wavelength. Furthermore, these two technologies can work in completely light-free environments.

Another factor to consider is the accuracy of the sensors. Due to their nature and the use of lasers, Lidar sensors are much more accurate, as the divergence of the laser beam is an order of magnitude smaller than that of Radar. (Fig. 10)

Additional criteria to consider are the costs of the individual components and the overall costs of the systems being designed. An exhaustive analysis would require the calculation of Life Cycle Costing (LCC) to become aware of the overall and global cost for the entire life cycle of the implemented solution.

In Fig. 11 and Tab. 1, the different technologies presented above are compared. It is evident that Lidar technology, which is not yet fully developed, has a large number of advantages over other technologies.

The sensors previously described are used in complex systems for analyzing the flows of people. A typical reference architecture for these systems defines the software components and data flows, developed to meet specific functions and

verso di sensori a seconda della tecnologia utilizzata per il tracciamento. Tipicamente è necessario, per una determinata area da controllare, un numero più alto di Stereocamere rispetto ai sensori Lidar o ai sensori Radar. Questo perché ogni singola Stereocamera copre un'area più piccola rispetto alle altre tecnologie.

- *Processing Subsystem:* viene utilizzato per l'elaborazione generale dei dati come il filtraggio e la loro trasformazione e infine per elaborare i dati relativi al tracciamento di persone.
- *Service Subsystem:* vengono implementate diverse funzionalità che possono essere esposte tramite API. Tra queste funzionalità, ad esempio, rientrano le informazioni relative al conteggio delle persone nell'area di interesse, ai tempi di attesa nelle varie code e all'occupazione di zone o sottozone nello specifico sempre nell'area di studio.

Sono anche presenti sottosistemi ortogonali rispetto a quelli citati precedentemente che realizzano moduli di utilità:

requirements. Typically, the entire system can be divided into different subsystems as shown in Fig. 12.

Within the set of the architectural components, there are the following mail elements:

- *Data Acquisition Subsystem: uses a different number of sensors depending on the technology used for tracking. Typically, a higher number of Stereo Cameras is required for a given area to be monitored with respect to Lidar or Radar sensors. Each individual Stereo camera covers a smaller area than other technologies.*
- *Processing Subsystem: this is used for general data processing such as filtering and transformation and finally for processing people-tracking data.*
- *Service Subsystem: various functionalities that can be exposed via APIs are implemented. These functionalities include, for example, information relating to the counting of people in the area of interest, waiting times in the various queues and the occupation of zones or sub-zones in the study area.*

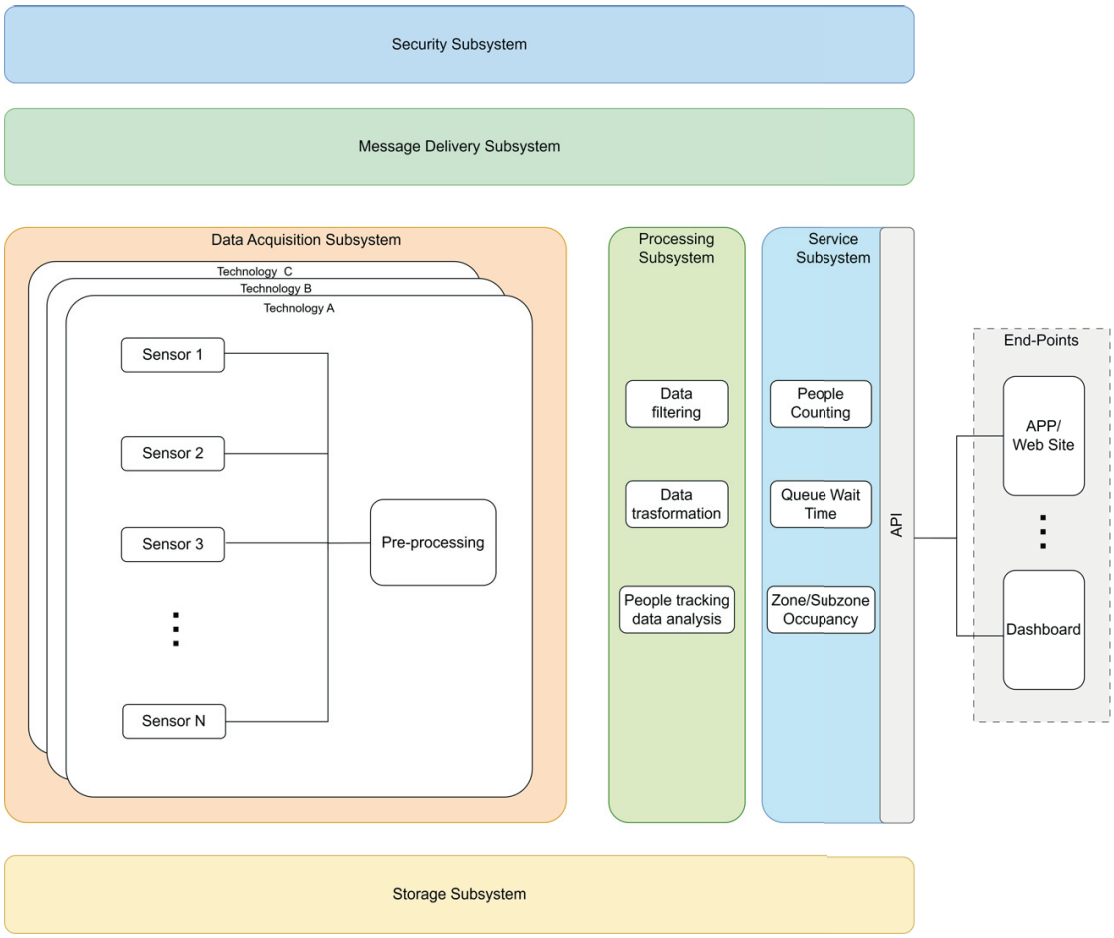


Figura 12 - Architettura di alto livello di un sistema di tracciamento.
Figure 12 - High-level architecture of a tracking system.

- *Message Delivery Subsystem:* è responsabile della comunicazione tra i vari sottosistemi. La comunicazione tra i produttori di dati e i consumatori di dati avviene in maniera indiretta, tramite il *broker* secondo uno schema *publish-subscribe*. Quando si utilizza un *broker*, i produttori di dati (*publishers*) non inviano messaggi direttamente ai consumatori di dati, bensì pubblicano messaggi al *broker*. Il *broker* organizza quindi questi messaggi in argomenti o contenuti appropriati, prima di inoltrarli ai consumatori di dati (*subscribers*) interessati a specifici argomenti o contenuti. Questo modello di progettazione offre vantaggi significativi in termini di disaccoppiamento di entità e tempo. Gli editori e i sottoscrittori non hanno legami diretti, consentendo una comunicazione asincrona. Questo permette che la produzione e il consumo avvengano in tempi diversi, senza sincronizzazione diretta.
- *Storage Subsystem*: esistono diversi casi d'uso che richiedono la persistenza dei dati in un sistema di tracciamento. Ad esempio, in un sistema di trasporto ferroviario il gestore del sistema può consultare dati in *near real-time* o dati storici (tempi di attesa medi, occupazione di una determinata area al trascorrere del tempo, etc.).
- *Security Subsystem:* assicura che il sistema sia salvaguardato da minacce sia esterne che interne, al fine di mantenere l'integrità e la riservatezza dei dati. Di seguito sono elencate le tipiche caratteristiche di sicurezza che un sistema di mobilità dovrebbe garantire:
  - Riservatezza: i dati e i servizi devono essere accessibili soltanto ad utenti autorizzati.
  - Integrità: i dati non devono essere modificati o cancellati impropriamente da utenti non autorizzati. Ad esempio, dati falsi sul numero di persone presenti all'interno di una stazione potrebbero alterare erroneamente la programmazione dei veicoli, causando disservizi e/o extra costi.
  - Disponibilità: è la proprietà che assicura che i dati e i servizi siano sempre accessibili agli utenti autorizzati su loro richiesta. Gli attacchi, come i *denial-of-service* (DoS), rappresentano rischi critici per questi tipi di sistemi, causando una temporanea indisponibilità del servizio.
  - Privacy: è una componente molto importante in quanto comporta la gestione di informazioni sulla mobilità urbana, come i movimenti e le abitudini dei cittadini. Questo aspetto deve garantire il rispetto delle normative di riferimento quali, ad esempio, il GDPR *(General Data Protection Regulation)* [12][13].

L'architettura, inoltre, prevede la presenza di diversi *End-Points* per i vari utenti previsti.

Questo tipo di architettura può trovare applicazione nel campo dei trasporti, ad esempio in una rete metropolitana, dove gli *stakeholder* sono l'utente-gestore del sistema che vuole ottimizzare il sistema di trasporto ad e i pas-

There are also orthogonal subsystems with respect to those mentioned above; those implement utility modules, such as:

- *Message Delivery Subsystem: this is responsible for communication between the various subsystems. Communication between data producers and data consumers takes place indirectly, through the broker according to a publish-subscribe scheme. When using a broker, the data producers (publishers) do not send messages directly to the data consumers, but publish messages to the broker. The broker organizes these messages into appropriate topics or content, before forwarding them to data consumers (subscribers) interested in specific topics or content. This design model offers significant advantages in terms of entity and time decoupling. Publishers and subscribers have no direct links, allowing for asynchronous communication. This allows production and consumption to occur at different times, without direct synchronization.*
- *Storage Subsystem: there are several use cases that require the persistence of data in a tracking system. For example, in a rail transport system, the system operator may consult near real-time or historical data (i.e. average waiting times, occupancy of a certain area, etc.).*
- *Security Subsystem: ensures that the system is safeguarded against both external and internal threats in order to maintain data integrity and confidentiality. The typical security features that a mobility system should guarantee are listed below:*
  - *Confidentiality: data and services should only be accessible to authorized users.*
  - *Integrity: data must not be improperly modified or deleted by unauthorized users. For example, false data on the number of people in a station could falsely alter vehicle scheduling, causing disruptions in service and/or extra costs.*
  - *Availability: this is the peculiarity that ensures that data and services are always accessible to authorized users upon their request. Attacks, such as denial-of-service (DoS), represent critical risks for these types of systems, causing temporary unavailability of the service.*
  - *Privacy: this is a very important component_as it involves the management of information on urban mobility, such as people's tracking and habits. This aspect must guarantee compliance with reference regulations such as, for example, the GDPR (General Data Protection Regulation) [12][13].*

The architecture also provides the presence of different End-Points for the various users. This type of architecture may find application in the field of transport, for example in a metro network, where the stakeholders are the manager of the system who tries to optimize the transport system, and the passengers (the community) interested in knowing the waiting times for a transport service [14].

seggeri (la collettività) interessati a conoscere i tempi di attesa di un servizio di trasporto [14].

3. Applicazione al contesto reale della mensa aziendale di Hitachi Rail a Napoli: tecnologie abilitanti e strumenti analitici per la costruzione, la calibrazione e la validazione dei modelli

Una sperimentazione significativa delle tecnologie di tracciamento per i flussi di persone è stata effettuata dagli autori all'interno della mensa aziendale di Hitachi Rail a Napoli, attraverso l'utilizzo di soluzioni basate su IoT e AI. Per testare le suddette tecnologie la mensa è stata attrezzata come fosse un *trial site* assimilabile ad un *hub* intermodale in scala ridotta per quanto concerne le densità e le frequenze di passaggio degli utenti. L'area è di circa 1200 con frequenza media giornaliera di circa 1400 utenti e picchi pari a 450 utenti nelle ore di punta. In un contesto come questo l'analisi dei flussi di persone è utile, oltre che per gli obiettivi analitici indicati, anche per poter migliorare la fruizione del servizio nella sua interezza, con un focus sulla catena di approvvigionamento della mensa aziendale e il sistema di *food delivery*. Il *trial site* rappresenta quindi un utile strumento per testare, in scala ridotta, le tecnologie di IoT e AI da applicare nel campo della mobilità.

Le analisi e i risultati dei dati ottenuti dal sistema Lidar relativamente al tracciamento delle persone all'interno della mensa sono stati costantemente confrontati con i dati provenienti dai sensori Stereoscopici. I dati provenienti dal sistema di Stereocamere costituiscono un valido riferimento per l'analisi dell'accuratezza dei Lidar, giacché in una precedente sperimentazione per il sistema è stata verificata un'accuratezza del 98%. La sperimentazione effettuata *illo tempore* su questi sensori per rilevarne l'accuratezza si è svolta attraverso una campagna di test sul campo confrontando i valori ottenuti dai sensori con il numero reale delle persone coinvolte nella sperimentazione. Tipicamente un sensore Stereoscopico copre un'area rettangolare che varia in base all'altezza di installazione. Nel caso di studio tutti i sensori sono stati installati a soffitto. Nel caso specifico della mensa con area di interesse di circa 1200 e con un'altezza di circa 4.15 m sono stati installati 35 sensori Stereoscopici. Si è passati successivamente alla loro configurazione definendo l'altezza media di una persona, le coordinate di riferimento per il tracciamento della persona (coordinate rispetto alla testa o rispetto ai piedi) e l'area di interesse che nel caso in esame è l'intera superficie della mensa. Infine, come ultimo passo sono state definite le modalità di *stitching* dei sensori necessarie per garantire il corretto tracciamento delle persone all'interno dell'area in funzione delle traiettorie coperte durante gli spostamenti.

I dati riportati per il sistema Lidar fanno riferimento a diversi set di dati ottenuti con differenti versioni del software di elaborazione dei dati grezzi provenienti dai sensori.

3. Application to the real-world context of the Hitachi Rail company canteen in Naples: enabling technologies and analytical tools for model construction, calibration, and validation

Significant experimentation of people flow tracking technologies was carried out by the authors in Hitachi Rail's factory canteen in Naples, using IoT and AI-based solutions. In order to test the above-mentioned technologies, the canteen was equipped as a trial site reproducing in a small-scale an intermodal hub in terms of densities and frequencies of users flows. The area is about 1200 sqm with an average daily frequency of about 1.400 users and up to 450 users at peak hours. In this context, the analysis of the flow of people is useful for the analytical objectives indicated, and also to improve the use of the service in its whole, with a focus on the supply chain of the factory canteen and the food delivery system. The trial site represents a useful tool for testing, on a small scale, IoT and AI technologies to be applied in the field of mobility.

The analysis and results of the data obtained from the Lidar system regarding the tracking of people inside the canteen were constantly compared with the data coming from the Stereoscopic sensors. The data from the Stereoscopic system constitutes a valid reference for analyzing the accuracy of the Lidar system, since in a previous experiment for the system an accuracy of 98% was verified. The experimentation carried out illo tempore on these sensors to detect their accuracy took place through a field test campaign comparing the values obtained from the sensors with the actual number of people involved in the experimentation. Typically, a stereoscopic sensor covers a rectangular area that varies according to the height of installation. In the case study 35 Stereoscopic sensors were installed on the ceiling. The canteen has an area of interest of approximately 1200 and a height of approximately 4,15 m. The next step was to configure the sensors by defining the average height of a person, the reference coordinates for tracking the person (coordinates with respect to the head or with respect to the feet) and set the entire canteen as the area of interest. Finally, as a last step, we defined the sensor stitching methods necessary to ensure the correct tracking of people within the area according to the trajectories covered during movement.

The data shown for the Lidar system refer to different data sets obtained with different versions of the software used to process the raw data from the sensors.

The system architecture consists of four subsystems as reported in Fig. 13:

- *Hardware: consisting of Lidar sensors together with a Server necessary for processing the collected data in order to produce initial information on the number of people identified inside the canteen.*
- *Backend: to support different use cases involving both real-time and historical data, a NoSQL database and a relational database are used. In addition, the collected data is processed through an extraction, transformation*

L'architettura del sistema è costituita da quattro sottosistemi (vedasi Fig. 13):

- *Hardware*: composto dai sensori Lidar insieme ad un *Server* necessario per l'elaborazione dei dati raccolti al fine di produrre una prima informazione sul numero di persone individuate all'interno della mensa.
- *Backend*: per supportare diversi casi d'uso, che coinvolgono sia dati in tempo reale che dati storici, vengono utilizzati un database NoSQL e un database relazionale. Inoltre, i dati raccolti sono elaborati attraverso un processo di estrazione, trasformazione e caricamento (ETL) che viene utilizzato nella maggior parte delle operazioni di spostamento dei dati.
- *Data Science*: elabora i dati per fornire metriche in tempo reale al *Frontend*. Le componenti di *Data Science* si dividono in due categorie: *Table Occupancy* e *Region Occupancy*. Il primo modulo si occupa di determinare il numero di persone presenti ad ogni tavolo della mensa, mentre il secondo modulo si occupa di conteggiare le persone per ogni area della mensa.
- *Browser Clients e API Clients*: le funzionalità implementate dal sistema vengono esposte pubblicamente per mezzo di API che utilizzano formati standard, come REST.

Nel caso di studio sono stati installati nove sensori Lidar e il posizionamento è avvenuto per via sperimentale sul campo. In Fig. 14 è possibile osservare il posizionamento dei sensori Lidar e le relative nuvole di punti, ognuna identificata da un colore differente. Nello specifico i Li-

and loading (ETL) process that is used in most data movement operations.

- *Data Science: processes the data to provide real-time metrics to the Frontend. The Data Science components are divided into two categories: Table Occupancy and Region Occupancy. The first module determines the number of people present at each table in the canteen, while the second module counts the number of people in each area of the canteen*
- *Browser Clients and API Clients: the functionalities implemented by the system are publicly exposed through APIs that use standard formats, such as REST.*

In the case study, nine Lidar sensors were installed and positioned experimentally in the field.

Fig. 14 shows the positioning of the Lidar sensors and the corresponding point clouds, each identified by a different color. Specifically, the Lidar sensors are positioned on the ceiling along the horizontal walls of the canteen.

Both systems, Lidar and Stereocamere, record the presence of people inside the canteen over a 24-hour period with a granularity defined at 5 minutes. Fig. 15 shows the trend in the number of people for both systems.

The presence of people is highly concentrated during the canteen's opening hours. For the purpose of analyzing people flows within an intermodal hub with high pedestrian traffic, the time slot 11:45 a.m. to 2:45 p.m. was chosen, as this is when the highest number of people is recorded. Throughout the testing period, it has been started by analyzing the raw

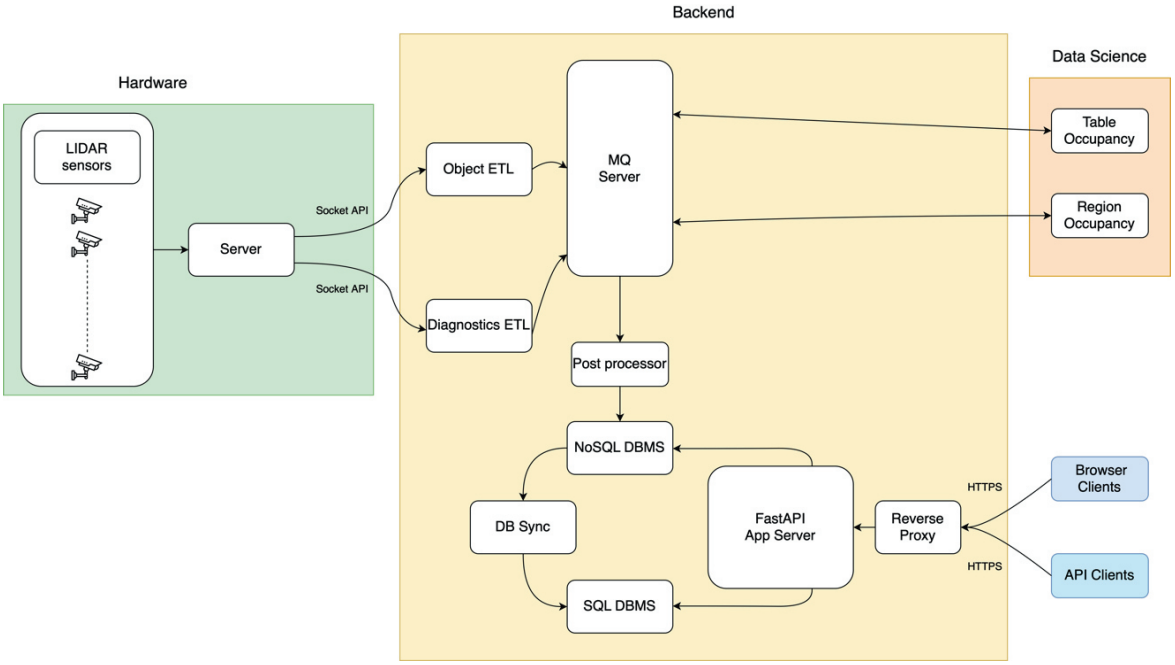


Figura 13 – Architettura di un sistema di tracking Lidar.
Figure 13 – *Architecture of Lidar-based tracking system.*

dar sono posizionati al soffitto lungo le pareti orizzontali della mensa.

Entrambi i sistemi, Lidar e Stereocamere, registrano la presenza di persone all'interno della mensa nell'arco delle 24 ore con granularità definita a 5 minuti. In Fig. 15 è riportato l'andamento del numero di persone tracciate da entrambi i sistemi.

Si noti come la presenza di persone sia concentrata nella fascia oraria di apertura della mensa. Al fine di ricondursi al caso di interesse dell'analisi di flussi di persone all'interno di un hub intermodale con elevata frequenza di traffico pedonale, è stata scelta la fascia oraria 11:45 - 14:45 durante la quale si registra la maggior affluenza di persone. Durante tutto il periodo della sperimentazione si è partiti dall'analisi dei dati grezzi ottenuti dai sensori, per poi analizzare i dati post-processati da due versioni differenti del software di elaborazione. Sia per i dati grezzi che per quelli delle due successive versioni del software sono state considerate campagne di raccolta dati di 20 giorni.

L'algoritmo del sistema Lidar prevede il settaggio di alcuni parametri che sono riferibili alla configurazione del sistema e al suo utilizzo in base al contesto applicativo ed altri parametri che sono riferibili al funzionamento del sistema. Per la configurazione ed il *tuning* dei parametri si è agito su alcune metriche specifiche del sistema Lidar implementato:

- Il *Cluster Filter,* definisce la sensibilità del sistema nel rilevare persone ed oggetti agendo sulle dimensioni minima e massima del cluster.
- L'*Object Classifier,* determina la classificazione degli oggetti tracciati (persone, veicoli o oggetti sconosciuti). Fra i parametri di interesse si sono definiti per una persona l'altezza minima, il minimo numero di punti per la classificazione, la larghezza e la lunghezza, la

data obtained from the sensors, and then analyzed the data post-processed by two different versions of the processing software. For both the raw data and the data from the two consecutive versions of the software, 20-day data collection campaigns were considered.

The Lidar system algorithm requires the setting of certain parameters relating to the configuration of the system and its use based on the application context, as well as other parameters relating to the operation of the system. For the configuration and tuning of the parameters, it has been adjusted certain specific parameters of the implemented Lidar system:

- *the Cluster Filter, defines the sensitivity of the system in detecting people and objects by acting on the minimum and maximum dimensions of the cluster.*
- *The Object Classifier, determines the classification of tracked objects (people, vehicles or unknown objects). Among the parameters of interest, the minimum height, minimum number of points for classification, width and length, speed and minimum detection distance of a person were defined.*
- *The Object Splitter, on the other hand, is a parameter useful for identifying people walking close together.*

The tuning of these parameters, together with post-processing operations/modifications and analysis of the collected data, guided the release of consecutive versions that led to an improvement in the accuracy of the system. To compare the Lidar system with the Stereo camera system, it was decided to use the accuracy of the system as a reference parameter. The accuracy is defined as a complement of the relative error in percentage terms, assuming the value obtained from the Stereo Cameras as the true value.

The raw data is the result of a classification process based on parameterization techniques described in the Li-

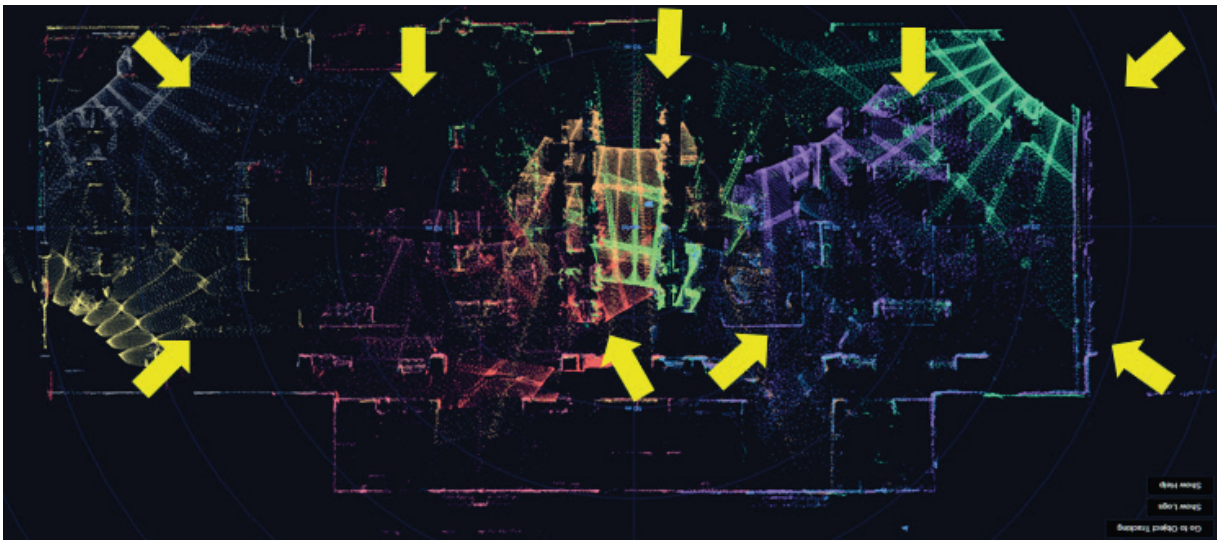


Figura 14 - Posizionamento dei sensori Lidar e relative nuvole di punti.
Figure 14 - Positioning of Lidar sensors and related point clouds.

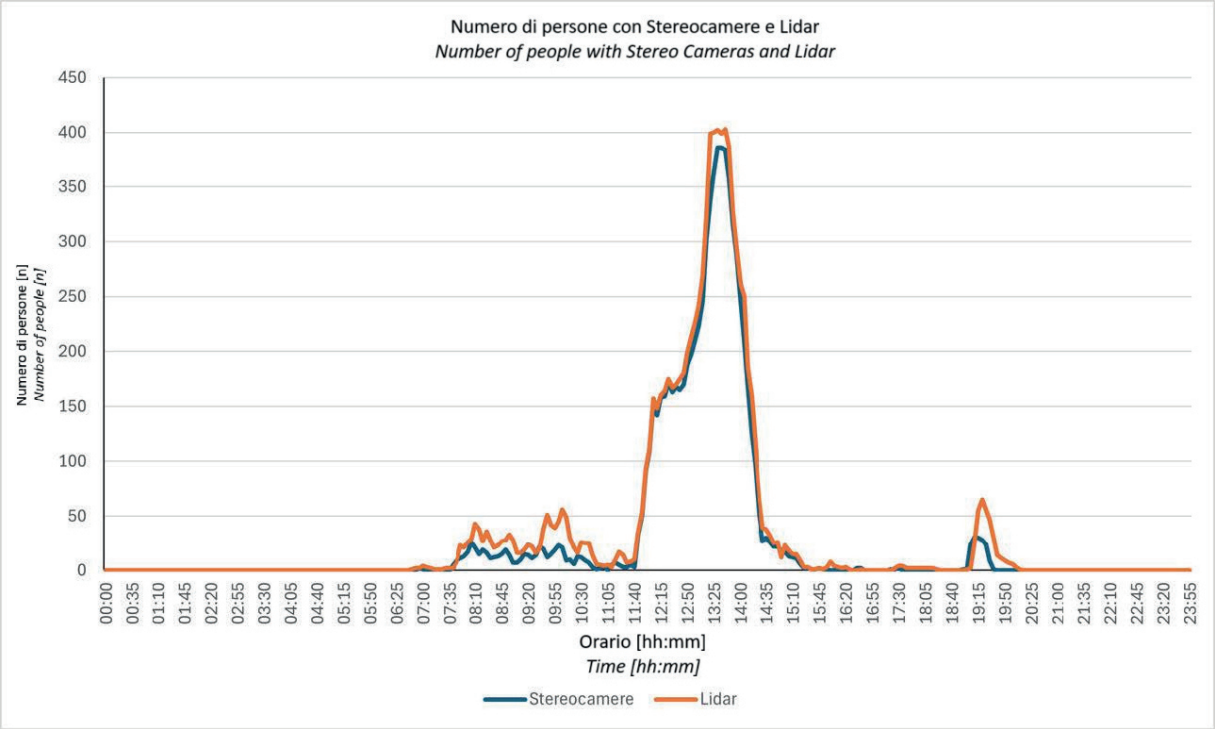


Figura 15 - Numero persone tracciate al trascorrere del tempo.
Figure 15 - Number of people tracked over time.

velocità e la distanza minima di rilevamento della persona.

- L'*Object Splitter*, invece, è un parametro utile per identificare le persone che camminano vicine.

Il *tuning* di questi parametri congiuntamente alle operazioni/modifiche di *post-processing* e alle analisi sui dati raccolti hanno guidato il rilascio delle versioni successive che hanno portato ad un miglioramento dell'accuratezza del sistema per ciascuna iterazione successiva. Per confrontare il sistema Lidar rispetto al sistema delle Stereocamere si è deciso di utilizzare come parametro di riferimento l'accuratezza del sistema. Quest'ultima è definita come la complementare dell'errore relativo in termini percentuali, assumendo il valore ottenuto dalle Stereocamere come valore vero.

I dati grezzi sono il risultato di un processo di classificazione basato su tecniche di parametrizzazione descritte dal manuale del sistema Lidar e dipendente dalle condizioni ambientali. Il valore di accuratezza medio dei dati grezzi rispetto alle Stereocamere, calcolato nella fascia oraria 11:45 - 14:45 e per 20 giorni, è pari al: 62,8%. In Fig. 16 sono riportati i valori di accuratezza per 740 campioni rilevati.

Oltre al valore medio di accuratezza, relativamente basso, si nota anche un ampio *spread* di valori delle misure effettuate ed in particolar modo a bassi valori di numero

dar system manual and dependent on environmental conditions. The average accuracy value of the raw data compared to the Stereo Cameras, calculated in the 11:45 - 14:45 time slot and for 20 days, is equal to: 62.8%. Fig. 16 shows the accuracy values for 740 samples collected.

In addition to the relatively low average accuracy value, there is also a wide spread of measurement values, particularly at low numbers of people present. It has also been observed that the Lidar system tends to overestimate the number of people. Fig. 17 shows the trend for an i-th day from which this overestimation can be inferred. This analysis suggested examining in detail and classifying the differences between the two trends in order to better evaluate the improvements in consecutive versions.

Fig. 18, on the other hand, shows the differences between Lidar and Stereo Cameras broken down by range. 79% of the values are overestimated, specifically 49% in the range [0;+50] and 30% in the range [+50; +100]. In addition, there are 37 samples outside the ranges with a difference of more than 100 counts.

With the first release, it has been adjusted several parameters including those relating to the Unknown Object variable, representing all those objects that the software was not able to classify as objects or persons, and on the id variable which, representing the i-th user in the study area, must remain unique and unchangeable throughout the entire person

persone presenti. E' stato notato inoltre che il sistema Lidar tenda a sovrastimare il numero delle persone. In Fig. 17 è riportato l'andamento di un *i-esimo* giorno da cui si desume tale sovrastima. Quest'analisi ha suggerito di esaminare in dettaglio e classificare le differenze tra i due andamenti per poter meglio valutare i miglioramenti delle versioni successive.

In Fig. 18, invece, sono riportate le differenze tra Lidar e Stereocamere suddivise per fasce. Il 79% dei valori presenta una sovrastima, precisamente il 49% nella fascia [0;+50] ed il 30% nella fascia [+50; +100]. Inoltre, ci sono 37 campioni fuori fasce con una differenza di oltre 100 conteggi.

Con la prima *release* si è intervenuti su diversi parametri tra i quali quelli relativi alla variabile *Unknown Object*, rappresentante tutti quegli oggetti che il software non è stato in grado di classificare come oggetti o persone, e sulla variabile *id* che, rappresentando l'*i-esimo* utente nell'area di studio, deve restare univoca e immutabile durante l'intero processo di tracciamento della persona. Nelle Fig. 19 e 20 si riportano le immagini della pianta della mensa rilevate rispettivamente con i sensori Stereoscopici e con i sensori Lidar. In Fig. 19, i punti verdi rappresentano le persone identificate e tracciate, mentre quelli di altri colori indicano oggetti ancora non classificati dai sensori Stereoscopici. In Fig. 20, le nuvole di punti verdi si riferiscono a persone identificate e tracciate, mentre quelle bianche si riferiscono ad oggetti ancora non classificati dai sensori Lidar (nuvole di punti bianchi).

tracking process. Figs. 19 and 20 show images of the canteen floor plan taken with the Stereoscopic and Lidar sensors, respectively. In Fig. 19, the green dots represent identified and tracked persons, while those in other colors indicate objects not yet classified by the Stereoscopic sensors. In Fig. 20, the green point clouds refer to persons identified and tracked, while the white point clouds refer to objects still unclassified by the Lidar sensors (white point clouds).

In order to increase accuracy, some of the previously mentioned tuning parameters of the system were modified, in particular the number of points (Classify Minimum Number of Points). Based on the Classification, Position and Velocity values, the parameters and attributes of the algorithm were modified in order to reduce false positives.

With this first release, an improvement in average accuracy of 30% was achieved compared to the accuracy of the raw data, resulting in an overall value of 81,6%. Again, an overestimation of the number of people by the Lidar sensors is observed, as shown in the classification in Fig. 21.

In Fig. 21, an improvement in the system can already be seen from the first evolutionary iteration. The differences in over- and underestimation in the extreme ranges of the graph have reduced in percentage terms in favor of a greater concentration in the intermediate ranges of the graph. This indicates an increase in the accuracy of the system. In addition, the values outside the ranges have reduced from 37 in the initial scenario with the raw data (Fig. 18) to 19 following the first iteration.

In the second version, the false-positive reduction algo-

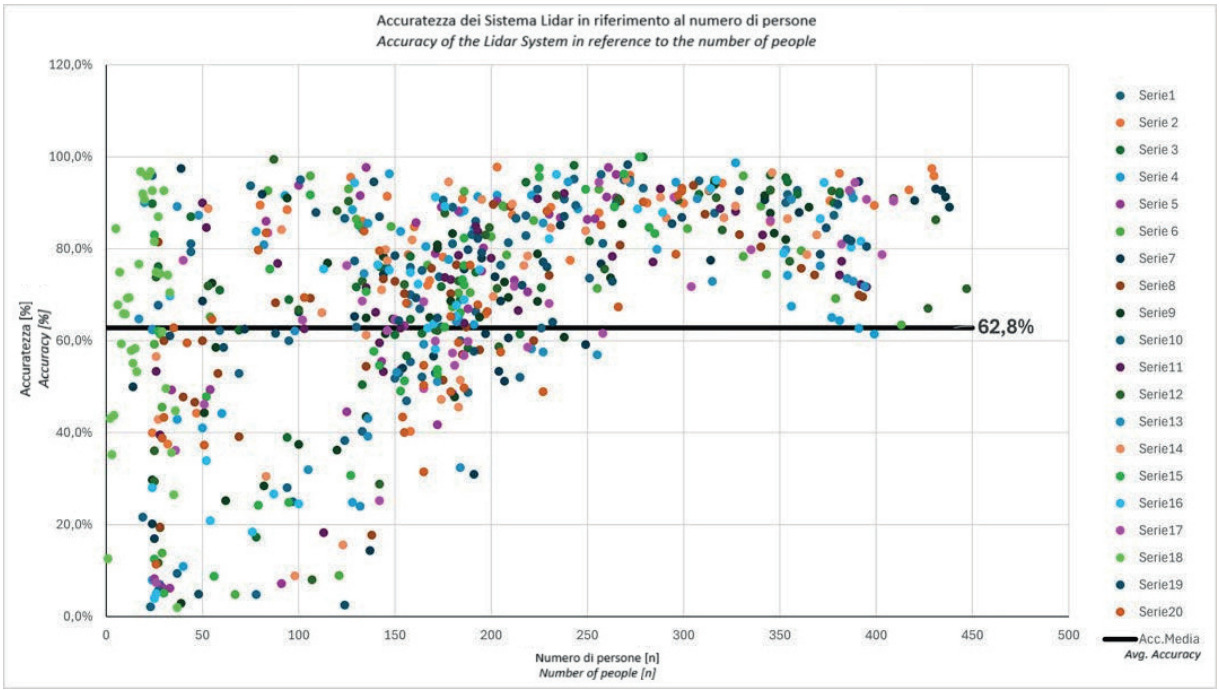


Figura 16 - Accuratezza del Sistema Lidar - dati grezzi.
Figure 16 - Lidar System Accuracy - Raw Data.



Figura 17 - Rilievo – Dati grezzi.
Figure 17 - Data sampled – Raw data.

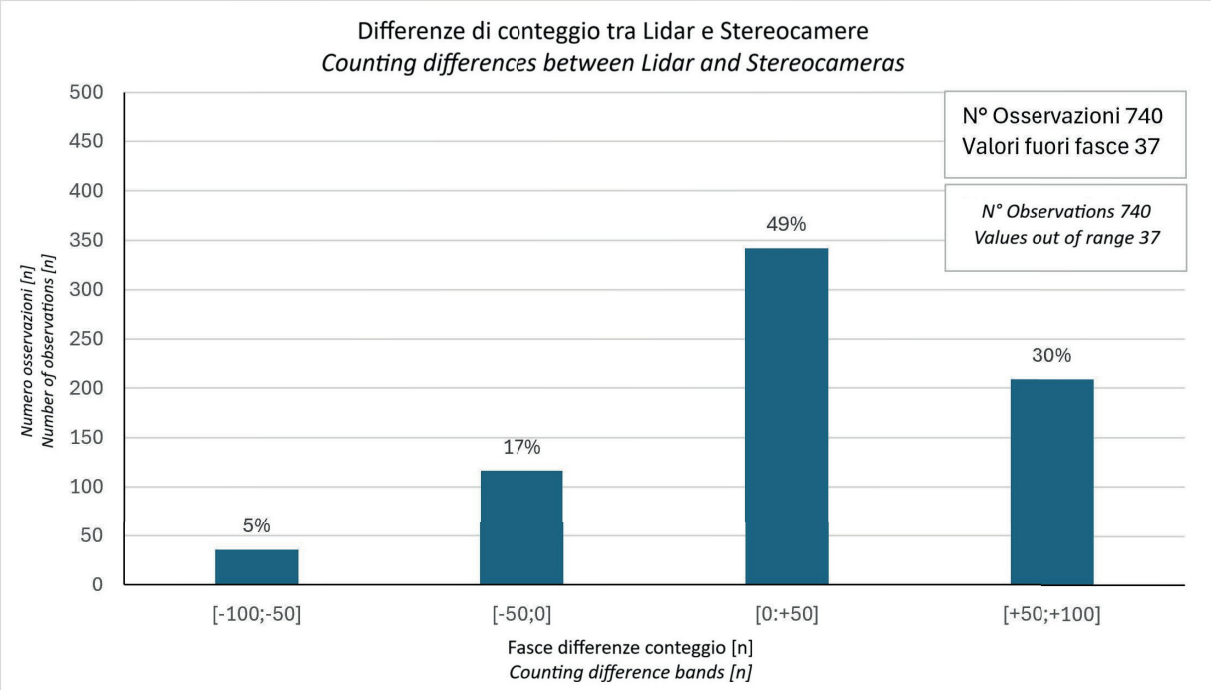


Figura 18 – Differenze nei dati grezzi.
Figure 18 – Raw data differences.

Al fine di aumentare l'accuratezza, si è agito anche su alcuni tra i parametri di *tuning* del sistema precedentemente indicati, ed in particolare sul numero di punti (*Classify Minimum Number of Points*). Sulla base dei valori *Classification*, *Position* e *Velocity* si è agito sui parametri e sugli attributi dell'algoritmo al fine di ridurre i falsi positivi.

Con questa prima *release* si è ottenuto un miglioramento dell'accuratezza media del 30% rispetto all'accuratezza dei dati grezzi ottenendo un valore complessivo pari a 81,6%. Anche in questo caso si osserva una sovrastima del numero delle persone da parte dei sensori Lidar come riportato nella classificazione in Fig. 21.

Come è possibile osservare in Fig. 21, già dalla prima iterazione evolutiva si nota un miglioramento del sistema. Le differenze di sovrastima e sottostima nelle fasce estreme del grafico si sono percentualmente ridotte a favore di una maggiore concentrazione nelle fasce intermedie del grafico. Questo indica un aumento dell'accuratezza del sistema. Inoltre, i valori fuori dalle fasce in esame si sono ridotti, a seguito della prima iterazione, da 37 nello scenario iniziale con i dati grezzi (Fig. 18) fino a 19.

Nella seconda versione si è agito migliorando l'algoritmo di riduzione dei falsi positivi attraverso un *tuning* più sofisticato ed un ulteriore affinamento degli algoritmi di tracciamento di persone ottenendo un ulteriore miglioramento del 7% rispetto alla prima versione del sistema. Pertanto, il valore di accuratezza con questa successiva *release* è risul-

rithm was improved through more sophisticated tuning and further refinement of the people-tracking algorithms, resulting in a further improvement of 7% compared to the first version of the system. Therefore, the accuracy value with this later release was 87,1%. The following figure shows the accuracy trend with a clear improvement over the raw data (Fig. 22).

Also in this case, the counting differences between the two systems were analyzed and reported in Fig. 23.

The 95% of the difference values are concentrated in the [0;50] range. The overestimation of Lidar compared to stereoscopic sensors is confirmed, but to a lesser extent. In the extreme ranges, they are reduced to 0% and 1%, and the values outside the range are equal to 0.

The tuning operations carried out on the Lidar system, together with the post-processing of the data, have led to a significant improvement in the accuracy of the Lidar system compared to the stereo camera system taken as a reference. Tab. 1 shows a comparison of the accuracy levels in percentage terms.

Another indication of the improvement of the system in the latest version compared to the previous ones comes from a comparison of Fig. 16 and Fig. 22, which show that, following algorithm tuning and post-processing, there has been a drastic reduction in observations (points on the graph) at low values for the number of people present in the canteen, which are indicators of low system accuracy. The observa-

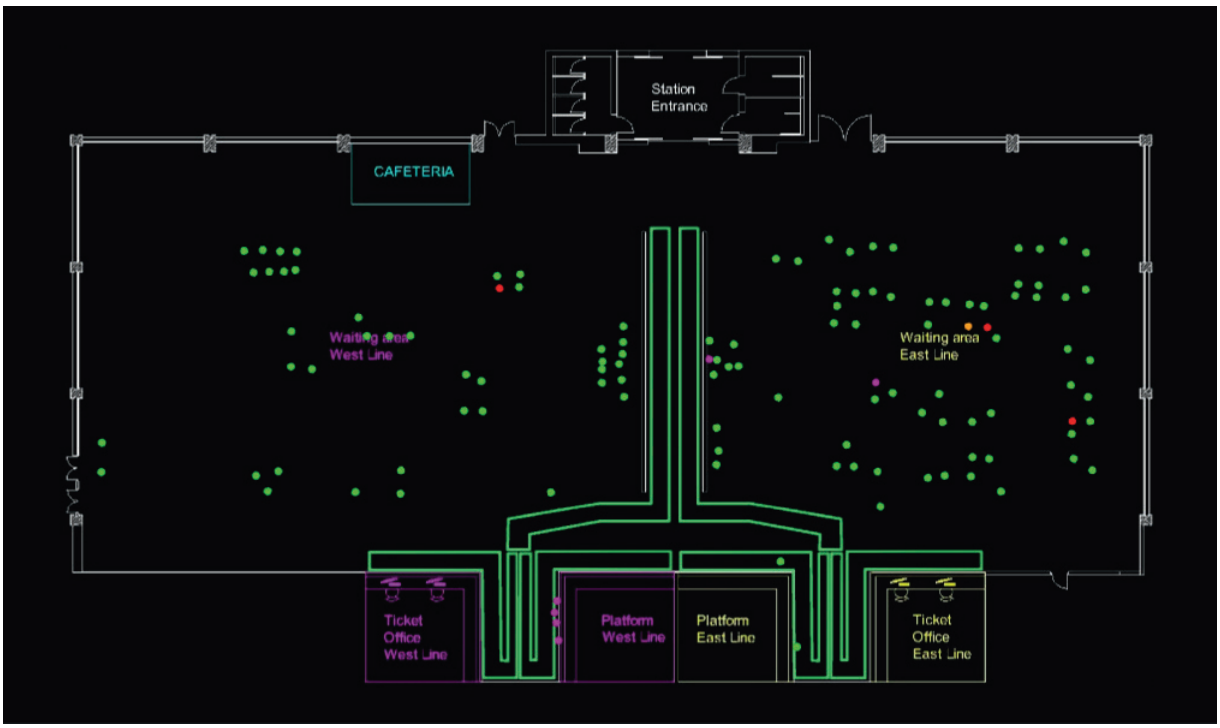


Figura 19 – Tracking con Stereocamere – Screenshot.
Figure 19 – Tracking people using Stereo Cameras – Screenshot.

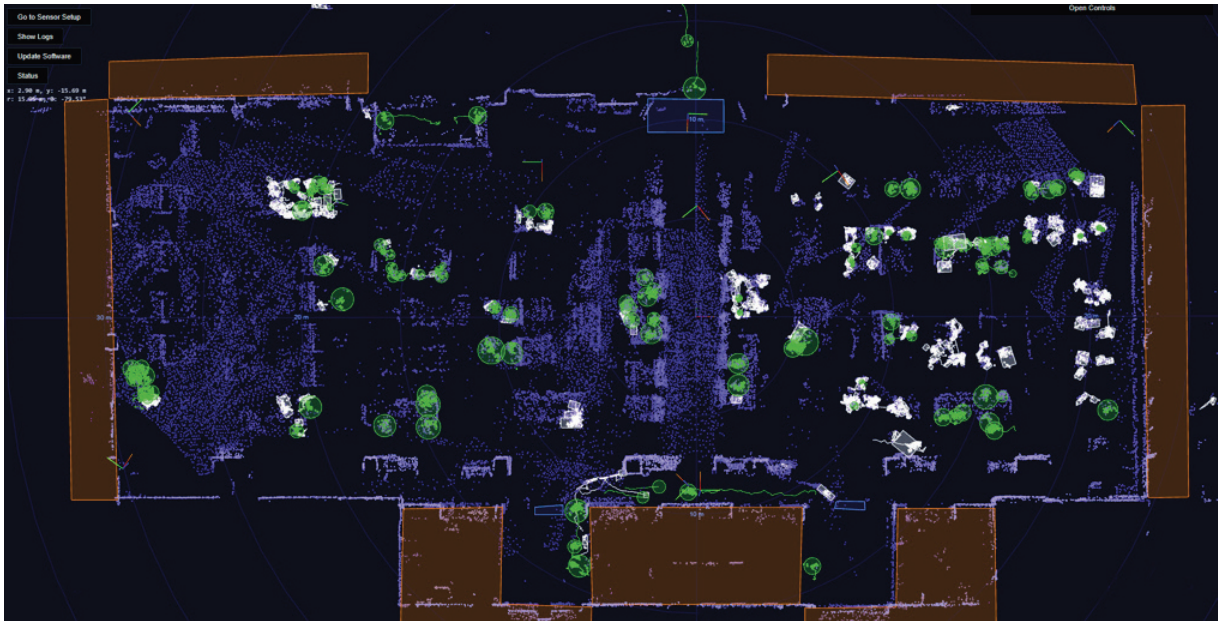


Figura 20 – Tracking con sensori Lidar – Screenshot.
Figure 20 – Tracking people using Lidar sensors – Screenshot.

tato pari a 87,1%. Nella seguente figura si mostra l'andamento dell'accuratezza con un netto miglioramento rispetto ai dati grezzi come mostrato in Fig. 22.

Anche in questo caso sono state analizzate le differenze di conteggio tra i due sistemi (Fig. 23).

Il 95% dei valori delle differenze è concentrato nella fascia [0;50]. Viene confermata la sovrastima dei Lidar rispetto ai sensori Stereoscopici sebbene in misura inferiore. Nelle fasce estreme si riducono allo 0% e all'1% ed inoltre i valori fuori fascia risultano pari a zero.

Le operazioni di *tuning* effettuate sul sistema Lidar insieme alle elaborazioni di *post-processing* sui dati hanno determinato un notevole miglioramento dell'accuratezza del sistema Lidar rispetto al sistema delle Stereocamere assunto come riferimento. In Tab. 1 è riportato un confronto tra i livelli di accuratezza in termini percentuali.

Un altro indice del miglioramento del sistema nell'ultima versione rispetto alle precedenti nasce dal confronto di Fig. 16 e Fig. 22 dalle quali è possibile notare, a seguito delle operazioni di *tuning* dell'algoritmo e di *post-processing*, una drastica riduzione delle osservazioni (punti del grafico) presenti a bassi valori di numero di persone soggiornanti all'interno della mensa, che sono indicatori di un basso valore di accuratezza del sistema. Le osservazioni

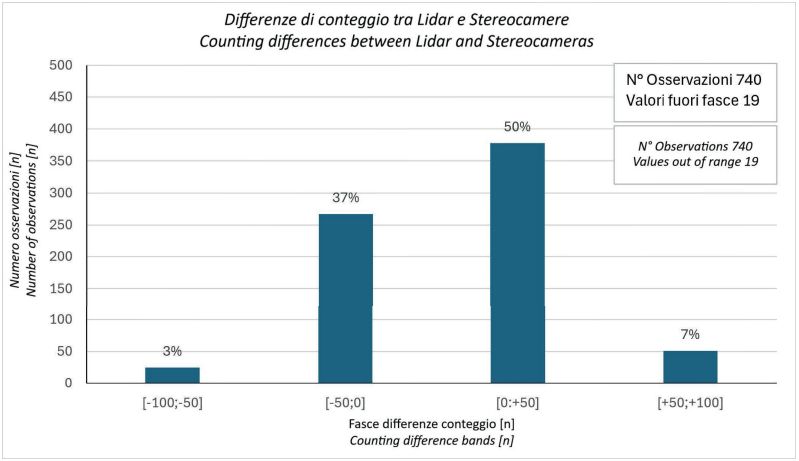


Figura 21 - Differenze nelle rilevazioni con diverse tecnologie, iterazione 1.
Figure 21 - Data sampling differences with different technologies.

tions are also significantly concentrated around the average accuracy value of the latest version. This result is derived from the reduction of false positives, the removal of Unknown objects and the mitigation of environmental factors. An important element of improvement in the various versions can be seen by comparing the differences in people counting between Lidar and Stereo camera. Fig. 24 compares the data for the three different versions of the software tested. There is a significant reduction in the overestimation of Lidar sensors compared to stereoscopic sensors in counting the number of people present in the canteen.

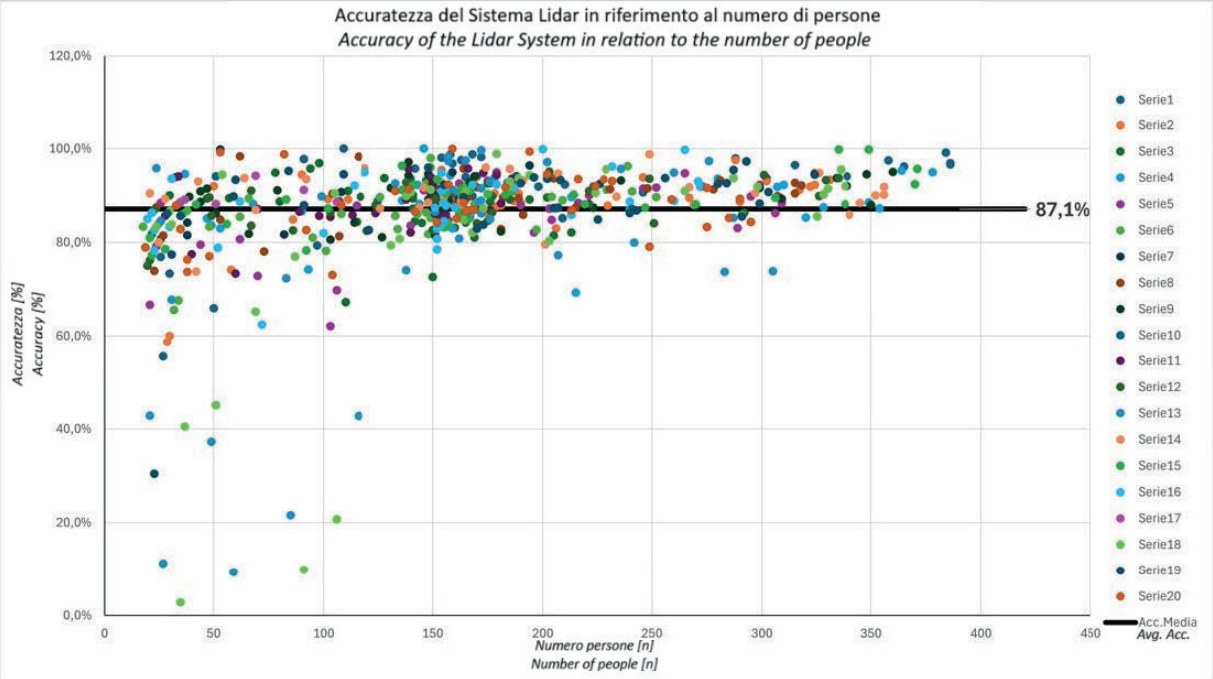


Figura 22 - Accuratezza del Sistema Lidar - Seconda iterazione evolutiva.
Figure 22 - Lidar System Accuracy - Second Evolutionary Iteration.

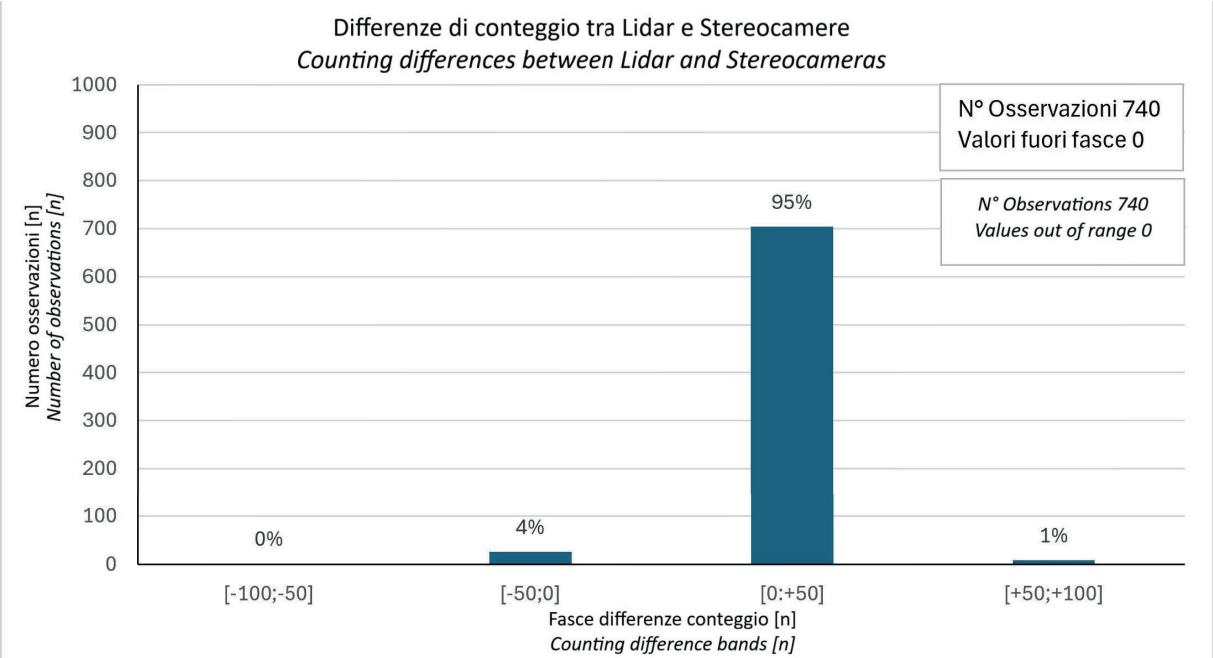


Figura 23 – Differenze ottenute nella terza iterazione evolutiva.
Figure 23 – Differences obtained in the third evolutionary iteration.

si concentrano inoltre, in maniera significativa, attorno al valore medio dell'accuratezza dell'ultima versione. Questo

Furthermore, an aspect not shown in the figure is that most of the values in the [0;50] range, which constitute 94%

risultato è dovuto principalmente alla riduzione dei falsi positivi, alla rimozione degli oggetti *Unknown* e alla mitigazione dei fattori ambientali. Un indicatore importante del miglioramento avvenuto nelle varie versioni si ricava dal confronto delle differenze di conteggio di persone fra Lidar e le Stereocamere. Nella Fig. 24 si confrontano i dati relativi alle tre diverse versioni del software sperimentate. Emerge una riduzione significativa della sovrastima dei sensori Lidar rispetto ai sensori Stereoscopici nel conteggio del numero di persone presenti all'interno della mensa. Inoltre, un aspetto non riportato in figura, è che la maggior parte dei valori contenuti nella fascia [0;50] che costituiscono il 94% dei è valori è in realtà maggiormente concentrata nella fascia [0;25] che giustifica il miglioramento dell'accuratezza riportato in Tab. 2.

L'analisi costi-benefici della soluzione Lidar progettata è stata svolta ponendo a 100 il costo basato su tecnologia camera stereoscopica 3D. Di seguito in Tab. 3 riferita ai costi del sistema Lidar confrontando ogni singola voce con il sistema Stereoscopico. Sono stati considerati i costi dei singoli sensori che nel caso del sistema stereoscopico sono 35, mentre nel caso del sistema Lidar sono 9.

Dalla Tab. 3 si evince che la soluzione Lidar può permettere un risparmio globale del 15% rispetto alla soluzione con le Stereocamere, nonostante il maggior costo dei sensori Lidar. Infatti, questi ultimi hanno un costo unitario che è circa cinque volte superiore a quello dei sensori Stereoscopici.

Tabella 2 – *Table 2*
Risultati percentuali per ogni singola iterazione
Percentage results for each single iteration

TABELLA RIASSUNTIVA VERSIONI LIDAR			
Dati	Grezzi	1° versione	2° versione
Accuratezza	62,8%	81,6%	87,1%
Incremento		+30%	+7%

LIDAR VERSION SUMMARY TABLE			
Data	Rough	1° version	2° version
Accuracy	62,8%	81,6%	87,1%
Increase		+30%	+7%

of the values, are actually more concentrated in the [0;25] range, which explains the improvement in accuracy shown in Tab. 2.

The cost-benefit analysis of the designed Lidar solution was carried out by setting the cost based on 3D Stereoscopic Camera technology at 100. Tab. 3 below shows the costs of the Lidar system, comparing each individual item with the stereoscopic system. The costs of the sensors in the case of the stereoscopic system are 35, while in the case of the Lidar system are 9.

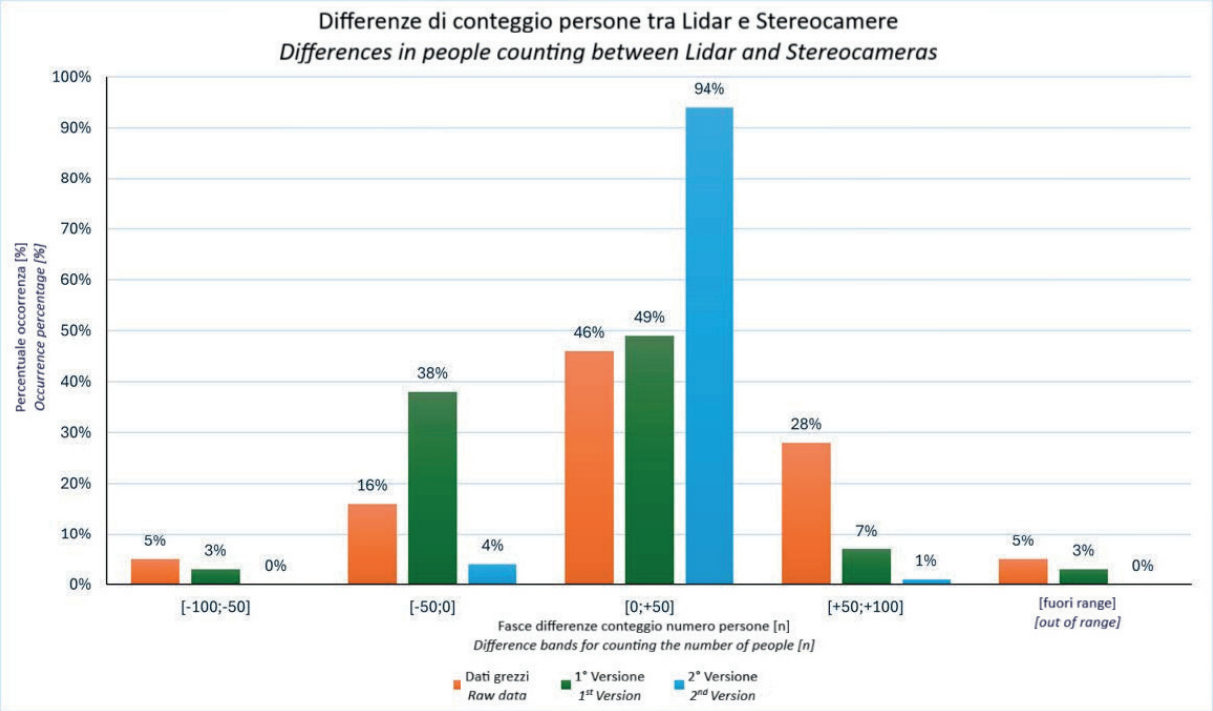


Figura 24 - Differenze dei conteggi espresse in termini percentuali.
Figure 24 - Differences in counts expressed in percentage terms.

Nella Tab. 4 sono stati individuati alcuni parametri di confronto qualitativo delle due soluzioni ed è stata effettuata una valutazione del tipo Basso-Medio-Alto. Da questa analisi risulta che la soluzione con i sensori Lidar è superiore a quelle delle Stereocamere. In particolare, è superiore per la robustezza rispetto ai fattori ambientali e per la più semplice e versatile facilità di installazione. La migliore robustezza ai fattori ambientali permette l'installazione in luoghi poco illuminati. La versatilità di installazione consiste nel poter installare i sensori Lidar non necessariamente a soffitto come invece occorre fare con i sensori Stereoscopici.

4 . Conclusioni

L'analisi condotta ha messo in evidenza le caratteristiche e le potenzialità delle diverse tecnologie di IoT e AI per il monitoraggio dei flussi di persone. In particolare, è stato effettuato un confronto tra la tecnologia Lidar e la tecnologia delle Stereocamere, analizzando i dati sperimentalmente raccolti in un *trial site*. Lo studio ha indicato che l'accuratezza della soluzione Lidar ad oggi raggiunga picchi dell'ordine dell'87,1%, e ha messo in evidenza la possibilità di incremento di questo valore con un miglioramento delle tecniche di *post-processing*. Considerato che la tecnologia Lidar attualmente sia in forte sviluppo, così come lo sono le sue applicazioni, una su tutte quella nel settore della guida autonoma. L'analisi costi-benefici ha confermato la potenzialità della soluzione Lidar da un punto di vista tecnico ed anche economico, valutata sul ciclo di vita complessivo della soluzione.

La tecnologia Lidar analizzata ha tutte le potenzialità per futuri sviluppi in diversi settori applicativi, fra i quali trasporti, *smart mobility*, e *retail*. Ad oggi si prospettano

Tab. 3 shows that the Lidar solution can achieve an overall saving of 15% compared to the Stereoscopic Camera solution, despite the higher cost of the Lidar sensors. In fact, the latter have a unit cost that is about 5 times higher than that of the stereoscopic sensors.

Tab. 4 identifies some parameters for comparing the quality of the two solutions and provides a low-medium-high rating. This analysis shows that the solution using Lidar sensors is superior to that using Stereo Cameras. In particular, it is superior in terms of reliability with respect to environmental factors and simpler and more versatile installation. Its greater robustness in relation to environmental factors allows it to be installed in low-light locations. Its installation versatility means that Lidar sensors do not necessarily have to be installed on the ceiling, unlike stereoscopic sensors.

4. Conclusion

The analysis carried out the characteristics and potential of the various IoT and AI technologies for monitoring people flows. In particular, a comparison was made between Lidar and Stereo Camera technology, analyzing data collected experimentally at a trial site. The study indicated that the accuracy of the Lidar solution currently reaches peaks of around 87,1% and highlighted the possibility of increasing this value with improved post-processing techniques. Lidar technology is currently undergoing rapid development, boosted by new applications in the field of autonomous driving. The cost-benefit analysis confirmed the potential of the Lidar solution from a technical and economic point of view, evaluated over the overall life cycle of the solution.

The Lidar technology analyzed has all the potential for future developments in various application sectors, including

Tabella 3 - *Table 3*

Analisi comparata dei costi
Comparative cost analysis

CONFRONTO DELLE SINGOLE VOCI D'IMPIANTO POSTO = 100 IL VALORE DEL SISTEMA BASATO SU TECNOLOGIA 3D STEREOCAMERA				*COMPARISON OF INDIVIDUAL SYSTEM ITEMS PLACE = 100 THE VALUE OF THE SYSTEM BASED ON 3D TECHNOLOGY STEREOCAMERA*			
COMPUTO METRICO		N° 35 Stereocamere	N° 9 Lidar	*METRIC CALCULATION*		*N°35 Stereocameras*	*N°9 Lidar*
Articolo	U.M.	% Costo	% Costo	*Article*	*U.M.*	*% Cost*	*% Cost*
Sensore	cad	60%	70%	*Sensor*	*cad*	*60%*	*70%*
Kit Montaggio	kit cad	5%	1%	*Assembly Kit*	*kit each*	*5%*	*1%*
Montaggio	h	10%	2%	*Assembly*	*h*	*10%*	*2%*
Configurazione	h	10%	5%	*Configuration*	*h*	*10%*	*5%*
Test singolo sensore	h	10%	2%	*Single sensor test*	*h*	*10%*	*2%*
Test soluzione completa	h	5%	5%	*Complete solution test*	*h*	*5%*	*5%*
Totale		**100%**	**85%**	***Total***		***100%***	***85%***
SAVING		15%		***SAVING***		*15%*	

Tabella 4 – *Table 4*

Analisi comparata dei benefici
Comparative analysis of benefits

ANALISI BENEFICI			BENEFIT ANALYSIS		
	SENSORI STEREOSCOPICI	SENSORI LIDAR		STEREOSCOPIC SENSORS	LIDAR SENSORS
Accuratezza Soluzione	Alto	Medio-Alto	*Accuracy Solution*	*High*	*Medium-High*
Facilità computazionale	Alto	Basso	*Computational ease*	*High*	*Low*
Robustezza fattori ambientali	Basso	Alto	*Robustness environmental factors*	*Low*	*High*
Facilità installazione	Basso	Alto	*Easy installation*	*Low*	*High*
Area di copertura del sensore	Basso	Alto	*Sensor coverage area*	*Low*	*High*
AI ACT e GDPR compliance	Alto	Alto	*AI ACT e GDPR compliance*	*High*	*High*

due linee possibili di sviluppi futuri a breve termine. Uno relativo al "*sensor fusion approach*", che consiste nell'integrare in un'unica piattaforma le diverse tecnologie e diversi sensori per l'analisi della mobilità al fine di superare i limiti intrinseci delle attuali tecnologie, e quello dello sviluppo di dispositivi Lidar a più alta definizione.

transport, smart mobility and retail. To date, there are two possible lines of short-term future development. The first is the "sensor fusion approach", which consists of integrating different technologies and sensors for mobility analysis into a single platform, and the second is the development of higher-definition Lidar devices.

BIBLIOGRAFIA – *REFERENCES*

[1] Lugarà A. (2018), *"La manutenzione predittiva ferroviaria ed il ruolo abilitante dell'"Internet of Things"",* Ingegneria Ferroviaria, 05/2018.

[2] Cascetta E., Henke I., Di Bartolomeo M.I. (2021), *"La settima rivoluzione dei trasporti. Le innovazioni in corso e i possibili scenari futuri"*, Ingegneria Ferroviaria, 06/2021.

[3] Zhou Y. (2008), *"Agent-based Modeling and Simulation for Pedestrian Movement Behaviors in Space: a review of applications and GIS issues",* Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering, 2008.

[4] Nguyen J., Powers S.T., Urquhart N., Farrenkopf T., Guckert M. (2021), *"An overview of agent-based traffic simulators"*, Transportation Research Interdisciplinary Perspectives, 2021.

[5] Cascetta E. (2009), *"Transportation Systems Analysis: Models and Applications"*. Springer, 2009.

[6] Vitrano A. (2024), *"Metodologie e tecnologie abilitanti per l'analisi della mobilità di persone",* tesi di laurea magistrale. Napoli: Università degli Studi di Napoli Federico II, 2024.

[7] Pedersini F. (2021), Slide stereo vision prese dal corso di visione artificiale, 2021/022.

[8] Ponce J., Forsyth D.A. (2012), *"Computer Vision: A Modern Approach"*. Pearson College Div, 2012 2° edition.

[9] Iovescu C, Rao S. (2017), *"The fundamentals of millimeter wave sensors"*. Texas Instruments. 2017 May:1-8.

[10] Giarola V. (2017), *"Advanced lidar system - design of a lidar platform",* 2017-2018.

[11] Vincent K. (2023), *"An in-depth comparison of lidar, cameras, and radars' technology",* July 2023.

[12] GDPR. Guida all'applicazione del regolamento europeo in materia di protezione dei dati personali, vedi sito garante per la protezione dei dati personali, 2023.

[13] GDPR. Regolamento generale sulla protezione dei dati, vedi sito garante per la protezione dei dati personali, aggiornato alle rettifiche del 23 Maggio 2018.

[14] Mazzocca N., Sannino P., Rocco di Torrepadula F., Di Martino S., (2023), *"A reference architecture for data-driven intelligent public transportation systems"*, IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023.