

ALMA MATER STUDIORUM · UNIVERSITÀ DI BOLOGNA

---

SCUOLA DI SCIENZE  
Corso di Laurea in Informatica

**Un Framework per la Visualizzazione  
Multi-livello  
di Studi di Inclusione Sociale tramite  
Rilevamento IoT e Network Analysis**

**Relatore:**  
Chiar.mo Prof.  
Saverio Giallorenzo  
**Correlatore:**  
Chiar.mo Prof.  
Angelo Trotta  
Chiar.mo Prof.  
Loris Vergolini  
Emanuele Sinagra

**Presentata da:**  
Diego Concetti

**Sessione I  
Anno Accademico 2023/2024**

# Introduzione

Il problema affrontato in questa tesi riguarda l'inclusione sociale. L'obiettivo è proporre un framework per la visualizzazione dei dati raccolti, al fine di comprendere meglio il fenomeno con il supporto di un esperto di dominio nell'ambito della sociologia. L'approccio mira a fornire strumenti visivi che facilitino l'analisi e l'interpretazione delle dinamiche sociali, promuovendo una comprensione più approfondita delle pratiche di inclusione e delle loro implicazioni.



# Indice

<b>Introduzione</b>	<b>i</b>
<b>1 Contesto</b>	<b>1</b>
1.1 Problema e motivazione . . . . .	1
1.1.1 Contatto e Interazione . . . . .	2
1.1.2 Introduzione ai grafi . . . . .	4
1.1.3 Dispositivi per la collezione dei dati . . . . .	7
1.1.4 Algoritmo per definire una interazione . . . . .	8
1.1.5 Caso di studio . . . . .	8
<b>2 Visualizzazione Temporale del Network</b>	<b>1</b>
2.1 Tecnologie Utilizzate . . . . .	1
2.2 Estrapolazione dei dati . . . . .	2
2.3 Data Visualization . . . . .	3
2.3.1 Metriche . . . . .	3
2.3.2 Visualizzazione Dinamica . . . . .	3
2.4 Come proseguire . . . . .	6
<b>3 Trilaterazione</b>	<b>1</b>
3.1 Contesto . . . . .	1
3.2 Estrapolazione del segnale RSSI dai dati grezzi . . . . .	3
3.2.1 Modello di propagazione . . . . .	4
3.3 Metodo . . . . .	5
3.4 Three Border Positioning . . . . .	7

---

3.4.1	Interpretazione Matematica . . . . .	7
3.4.2	Punto visto da tre ancore . . . . .	7
3.4.3	Punto visto da due ancore . . . . .	8
3.4.4	Punto visto da un ancora . . . . .	9
3.5	Risultato . . . . .	10
3.5.1	Validazione . . . . .	11
	<b>Conclusioni</b>	<b>13</b>
3.5.2	Limiti . . . . .	13
3.5.3	Sviluppi Futuri . . . . .	14
	<b>Bibliografia</b>	<b>14</b>

# Elenco delle figure

2.1	Page Rank . . . . .	3
2.2	Eigenvector Centrality . . . . .	4
2.3	Betweenness Centrality . . . . .	4
2.4	Visualizzazione dinamica della rete . . . . .	4
2.5	Selezione della Red Trace nella rete . . . . .	5
3.1	Punto visto da tre ancore . . . . .	8
3.2	Ambiguità con due ancore . . . . .	9
3.3	Ambiguità con una sola ancora . . . . .	10
3.4	Visualizzazione della stima della posizione dei nodi nello spazio	11
3.5	Visualizzazione temporale del Network insieme alla stima della posizione dei nodi nello spazio . . . . .	12



# Elenco delle tabelle

2.1	Esempio della struttura dei dati estratti . . . . .	2
3.1	Esempio della struttura dei dati estratti . . . . .	4
3.2	Tripletta di nodi considerata come un'ancora valida . . . . .	6





# Capitolo 1

## Contesto

In questo primo capitolo viene introdotto il contesto del lavoro svolto. Il presente progetto rappresenta un'integrazione e una continuazione del lavoro condotto da Emanuele Sinagra, il quale ha sviluppato un framework per misurare, comprendere e cercare di migliorare il fenomeno dell'inclusione sociale attraverso l'applicazione della Network Science.

### 1.1 Problema e motivazione

L'esclusione sociale nelle scuole frequentemente ha radici nelle differenze socio culturali. In effetti, uno svantaggio è costituito dalle differenze individuali in capitale culturale e economico. Una parte della responsabilità è dovuta, inoltre, al comportamento e temperamento dell'individuo e al livello di inclusione promosso dall'istituzione di cui si è membri. L'esclusione scolastica, in particolare, può manifestarsi tramite la mancanza di partecipazione accademica, come protesta verso comportamenti scorretti degli insegnanti. Come sottolinea Paul Cooper, ad essere maggiormente soggetti all'esclusione sono i membri del gruppo che si oppongono, i meno accondiscenti. Infatti, i soggetti più aggressivi vengono etichettati come tali dagli insegnanti e, spesso, per rassegnazione o ribellione, continuano ad assumere comportamenti

antisociali, come in una profezia che si autoavvera. Un ulteriore esempio è costituito dai membri che soffrono di varie tipologie di difficoltà di apprendimento, come DSA o ADHD, che, se non rimosse, alienano il soggetto. Il problema dell'esclusione deve essere affrontato precocemente, fornendo un ambiente inclusivo e di supporto dove tutti i bambini si sentano accolti e valorizzati[1]. Il problema della mancanza di inclusione nelle scuole primarie può, infatti, avere effetti duraturi sullo sviluppo fisico, sociale e psicologico dei bambini. Quando i bambini non si sentono inclusi nel loro ambiente scolastico, possono insorgere problemi come bassa autostima, ansia e depressione. Inoltre, l'esclusione dalle attività sociali e dai gruppi di pari può incidere negativamente sullo sviluppo sociale, emotivo e cognitivo; potenzialmente generando risultati accademici scarsi, limitate opportunità lavorative e difficoltà economiche e di avanzamento[7].

Il caso di studio di Sinagra è stato condotto in una classe di scuola elementare. Sono stati sviluppati dispositivi IoT per raccogliere informazioni utili a definire i contatti tra individui. Successivamente, è stato costruito un algoritmo per determinare se e come questi contatti potessero essere trasformati in interazioni significative. I dati sono stati raccolti per un periodo complessivo di due ore, elaborati e poi trasposti in un grafo per rappresentare la rete sociale costruita dai bambini. Questa rete è stata successivamente analizzata utilizzando delle metriche per la misurazione della centralità di un nodo, al fine di comprendere come e perché alcuni nodi risultassero più isolati rispetto ad altri.

### 1.1.1 Contatto e Interazione

Innanzitutto, è importante definire cosa sia un'interazione sociale. Nel caso di studio in questione [7], è stata presa come riferimento la struttura descritta dalla gerarchia sociologica di Sztompka, denominata "gerarchia sociologica dei comportamenti sociali". Piotr Sztompka, sociologo polacco, ha sviluppato una gerarchia sociologica che delinea vari livelli di interazione e relazione sociale. Questa gerarchia è strutturata in modo tale da esaminare

le dinamiche delle azioni sociali e come esse si combinano per formare più complesse strutture di relazione. Secondo il modello di Sztompka, l'interazione sociale è la somma delle azioni sociali in un contesto di contatto sociale che dura nel tempo. Inizia con il contatto, ovvero il primo incontro faccia a faccia tra i soggetti che dura pochi secondi e può evolvere in un'interazione o concludersi come un breve contatto. Se i soggetti continuano a mantenere il contatto in modo continuativo per un periodo di tempo minimo, si parla di interazione.[8]

Nell'analisi condotta, viene inoltre definita la distanza ideale tra due individui per caratterizzare un'interazione, facendo riferimento allo studio dell'antropologo Edward T. Hall degli anni '60.[4] Hall teorizza come le persone utilizzano lo spazio durante le interazioni sociali in diverse culture. La sua ricerca ha identificato quattro tipi di distanze di interazione sociale: intima, personale, sociale e pubblica, che sono ancora ampiamente utilizzate oggi. La **distanza intima** è la più ravvicinata tra due individui, variando dal contatto fisico fino a circa 46 cm, ed è riservata ai familiari stretti, partner romantici e amici molto intimi. La **distanza personale** varia da circa 46 cm a 1,2 metri ed è la distanza alla quale le persone intrattengono conversazioni personali con familiari e amici o durante transazioni commerciali. La **distanza sociale** varia da 1,21 a 3,7 metri ed è la distanza alla quale le persone interagiscono in situazioni sociali, come feste, luoghi pubblici o lavoro. Infine, la **distanza pubblica** è la distanza più lontana, da 3,7 a 7,6 metri o più, ed è la distanza alla quale le persone interagiscono in pubblico, come in una sala conferenze, un teatro o un parco pubblico. Nella fase più vicina della distanza pubblica, i tipi di significati non verbali percepiti possono variare notevolmente.

Nell'indagine a cui facciamo riferimento, la distanza da considerare valida per definire un'interazione tra due individui è entro una distanza personale di 121 cm tra i campi visivi dei due soggetti.

### 1.1.2 Introduzione ai grafi

Per studiare le proprietà della rete sociale e le caratteristiche dei suoi elementi e delle loro relazioni, viene utilizzata la Social Network Analysis. Questo approccio ci permette di identificare la natura della rete stessa, evidenziando come gli elementi tendano a relazionarsi con altri elementi simili per grado e come identificare gli studenti critici, come quelli più isolati, i più popolari o quelli che fungono più frequentemente da ponte nelle relazioni. L'analisi proposta dal dottor Sinagra analizza in dettaglio la struttura delle reti sociali tra gli studenti, concentrandosi sulle seguenti questioni principali: come gli elementi tendano a connettersi con altri elementi con caratteristiche simili, quali sono gli studenti che occupano posizioni critiche all'interno della rete, e quali sono le metodologie più efficaci per misurare e migliorare l'inclusione all'interno di queste reti.

#### Definizione di grafo

Un grafo è una struttura matematica utilizzata per rappresentare una rete di elementi e le loro relazioni. Formalmente, un grafo  $G$  è definito come una coppia  $G = (V, E)$  dove:

- $V$  è un insieme di **vertici** o **nodi**, che rappresentano gli elementi della rete.
- $E$  è un insieme di **archi**, che rappresentano le relazioni tra i vertici.

Mentre un **grafo pesato** è un tipo di grafo in cui ad ogni arco è associato un valore numerico, chiamato **peso** o **costo**. Formalmente, un grafo pesato è definito come  $G = (V, E, W)$ , dove:

- $V$  è l'insieme dei vertici o nodi.
- $E$  è l'insieme degli archi o spigoli.
- $W : E \rightarrow \mathbb{R}$  è una funzione che assegna un peso reale a ciascun arco.

In questo contesto, i vertici possono rappresentare gli studenti, gli archi possono rappresentare le interazioni tra di essi, e i pesi possono essere associati alla frequenza delle interazioni avvenute.

### Misure di centralità

La centralità di un grafo si riferisce alla misura dell'importanza relativa dei suoi nodi all'interno della rete rappresentata dal grafo. Questa misura è utile per identificare i nodi chiave o influenti in base a diversi criteri.

La degree centrality è una delle misure più semplici di centralità. Essa quantifica l'importanza di un nodo contando il numero di collegamenti diretti che ha con altri nodi nel grafo. In sostanza, i nodi con una degree centrality più elevata sono quelli che hanno più connessioni con altri nodi. Tuttavia, questa misura non tiene conto del peso degli archi nel grafo, che può essere significativo in contesti dove le connessioni tra nodi hanno diversi livelli di importanza.

Per valutare l'importanza di un nodo non solo in base alla sua connettività, ma anche alla forza delle sue interazioni nel grafo ponderato, esiste una variante che considera la somma dei pesi di tutti gli archi che sono direttamente collegati a un nodo, questa prende il nome di Weighted Degree Centrality.[6]

### Betweenes Centrality

La betweenness centrality è una misura di centralità utilizzata nell'analisi delle reti e nella teoria dei grafi. Essa quantifica l'importanza di un nodo in base alla sua frequenza di apparizione nei percorsi più brevi tra altri nodi della rete. La betweenness centrality di un nodo misura quanto spesso quel nodo funge da "ponte" tra altre coppie di nodi nella rete.

Supponiamo di avere un grafo non diretto dove, tra ogni coppia di nodi, esiste al massimo un percorso più breve, allora la betweenness centrality  $x_i$  è data dall'espressione :

$$x_i = \sum_{st} n_{st}^i.$$

dove  $s$  è il nodo sorgente e  $t$  è la destinazione.

La betweenness centrality si distingue dalle altre misure di centralità poiché non valuta principalmente quanto un nodo sia ben connesso all'interno della rete. Piuttosto, misura quanto un nodo si trovi "tra" gli altri nodi della rete. Infatti, un nodo può avere una betweenness centrality elevata anche quando ha un grado di connessione basso, è collegato ad altri nodi con basso grado di connessione, e si trova, in media, a grande distanza dagli altri nodi. Questa caratteristica rende la betweenness centrality unica nel catturare l'importanza di nodi che fungono da ponti o intermediari nella rete, anche se non sono necessariamente i più connessi o centrali in termini tradizionali.[6]

### Eigenvector Centrality

La eigenvector centrality è una misura di centralità utilizzata nell'analisi delle reti che estende il concetto di centralità di grado, tenendo in considerazione l'importanza dei nodi vicini. In pratica, attribuisce a ciascun nodo un punteggio proporzionale alla somma delle centralità dei nodi con cui è direttamente connesso. Questo implica che un nodo è considerato centrale non solo in base al numero di connessioni dirette (come avviene nella Degree Centrality), ma anche in funzione della centralità dei nodi a cui è collegato. Di conseguenza, un nodo può raggiungere un'alta centralità sia avendo numerosi vicini con centralità modesta, sia avendo pochi vicini con alta centralità, o una combinazione di entrambi. Questo approccio riflette un'idea intuitiva: un individuo può essere influente sia avendo molti contatti, sia avendo pochi contatti, purché questi siano essi stessi influenti. In questo modo, l'eigenvector centrality fornisce una visione più completa e sfumata dell'importanza di un nodo all'interno della rete, valorizzando non solo la quantità delle connessioni, ma anche la qualità delle stesse.[6] Per un grafo pesato, la Eigenvector Centrality prende in considerazione i pesi degli archi e la centralità di un nodo  $x_i$  è data dall'espressione:

$$x_i = \frac{1}{\lambda} \sum_{j \in \mathcal{N}(i)} w_{ij} x_j$$

dove  $x_i$  è la centralità dell'autovettore del nodo  $i$ ,  $\lambda$  è il più grande autovalore della matrice di adiacenza pesata del grafo,  $w_{ij}$  è il peso dell'arco tra il nodo  $i$  e il nodo  $j$ , e  $\mathcal{N}(i)$  è l'insieme dei nodi vicini del nodo  $i$ .

## Page Rank

La misura di centralità conosciuta come PageRank è stata sviluppata dalla società di ricerca web Google, e costituisce una parte centrale della loro tecnologia di classificazione delle pagine web per le ricerche su internet. Il PageRank stima l'importanza delle pagine web, permettendo al motore di ricerca di elencare prima le pagine più rilevanti. [6]

In NetworkX, la formula del PageRank utilizzata è una variante della formula originale sviluppata da Google. La versione standard della formula del PageRank è:

$$PR(i) = \frac{1-d}{N} + d \sum_{j \in M(i)} \frac{PR(j)}{L(j)}$$

dove  $PR(i)$  è il PageRank del nodo  $i$ ,  $d$  è il fattore di damping (attenuazione), solitamente impostato a 0,85,  $N$  è il numero totale di nodi nella rete,  $M(i)$  è l'insieme dei nodi che puntano a  $i$  (i nodi predecessori di  $i$ ), e  $L(j)$  è il numero di link in uscita dal nodo  $j$ . (cita) La misura del PageRank può essere applicata alle reti sociali per identificare gli individui più influenti all'interno di una comunità ad esempio gli utenti con un alto PageRank sono quelli che ricevono molti collegamenti da altri utenti importanti.[2]

### 1.1.3 Dispositivi per la collezione dei dati

Per la raccolta dei dati grezzi, successivamente elaborati, sono stati utilizzati dispositivi IoT. Nello specifico, sono state impiegate schede ESP32 dotate della tecnologia BLE (Bluetooth Low Energy). Questi dispositivi sono stati scelti per la loro facilità di programmazione, il basso costo e la capacità di memorizzare informazioni aggiuntive oltre al segnale Bluetooth. Inoltre, le schede ESP32 sono facili da ricaricare e consumano poca energia.



### 1.1.4 Algoritmo per definire una interazione

Come accenato nel capitolo 1.1.1 per la definizione di contatto sociale e interazione, ora verrà introdotto l'algoritmo utilizzato nella ricerca di riferimento per definire una interazione tra due individui.

Le interazioni sociali vengono identificate attraverso contatti prolungati che soddisfano criteri specifici, inclusi il posizionamento faccia a faccia e una distanza massima. La relazione sociale è considerata come la somma di queste interazioni, escludendo i contatti rapidi che non evolvono in rapporti entro un limite di tempo definito nel contesto dello studio. Il dispositivo e la potenza del segnale assicurano che questi criteri siano rispettati,

Per raggiungere questo obiettivo, sono state introdotte diverse variabili globali. Senza approfondire i dettagli dell'algoritmo, in sintesi: la frequenza di rilevamento dei contatti è regolata da una variabile `TIME_INTERVAL`. Un elemento chiave dell'algoritmo è la definizione del lasso di tempo necessario affinché un contatto possa essere classificato come interazione sociale, controllato dalla variabile `START_TIMEFRAME`. All'interno di questo intervallo, per considerare l'evoluzione da contatto a interazione, devono verificarsi molteplici contatti ravvicinati, con un limite temporale tra l'uno e l'altro definito dalla variabile `START_TIMEOUT`.

Una volta che l'interazione è stata riconosciuta come tale, la sua conclusione viene determinata dal superamento di un intervallo di tempo prestabilito, regolato dalla variabile `END_TIMEOUT`. [7]

### 1.1.5 Caso di studio

Il caso di studio è stato condotto in una classe di terza elementare composta da 16 studenti. L'inizio dell'esperimento prevede la spiegazione delle fasi principali agli studenti: l'illustrazione del comportamento da seguire durante l'attività, l'estrazione e l'utilizzo corretto del dispositivo, e la fase di rimozione dei dispositivi. Durante tutto l'esperimento è stato vietato agli studenti correre, saltare o scambiarsi i dispositivi tra di loro.

Gli studenti hanno avuto a disposizione varie attività come puzzle, matite colorate e carte, per impegnarsi liberamente, e sono stati autorizzati a muoversi liberamente all'interno della classe. Un singolo studente alla volta ha estratto un dispositivo da un'urna, assistito dal personale per indossarlo correttamente e regolare l'altezza per tutti. Durante l'esperimento, il docente e l'assistente hanno monitorato la situazione dall'area principale per garantire il rispetto delle regole senza influenzare il comportamento degli studenti.

Infine, l'esperimento si è concluso con la chiamata di ogni studente per la rimozione e lo spegnimento dei dispositivi utilizzati.[7]

Tuttavia, l'analisi è stata condotta alla fine dell'esperimento, dopo aver completato la raccolta di tutti i dati. In questo modo si ha una panoramica dell'interazione degli studenti solo al termine delle due ore di sperimentazione. Lo scopo del seguente studio è di arricchire l'analisi appena presentata per ottenere una visione completa dell'interazione degli studenti durante l'intero periodo dell'esperimento, utilizzando anche tecniche di trilaterazione per stimare la loro posizione all'interno della classe.



## Capitolo 2

# Visualizzazione Temporale del Network

Come descritto nel capitolo 1.1.5, l'obiettivo di questa fase del lavoro era ottenere una visualizzazione temporale del network. Nella tesi [7], è presente una sola visualizzazione del network, quella al termine del caso di studio, in particolare dopo circa due ore di registrazione dei dati dei dispositivi. Per avere un'idea più chiara di come gli individui avessero interagito tra loro, si è deciso di frammentare i dati, ottenendo informazioni lungo tutto l'arco delle due ore dell'esperimento. Successivamente, utilizzando la libreria Plotly, è stato costruito un grafico del network che mostra l'evoluzione minuto per minuto fino alla fine dell'esperimento.

### 2.1 Tecnologie Utilizzate

Per la realizzazione di ogni tipo di visualizzazione e rielaborazione dei dati è stato utilizzato il linguaggio Python, insieme alle librerie NetworkX e Plotly. NetworkX è una libreria versatile per la creazione, manipolazione e analisi di strutture di grafo complesse, ampiamente utilizzata nello studio delle reti.[3] Plotly, invece, è una libreria open-source per la creazione di grafici interattivi e dashboard, molto utilizzata nei settori della data scien-

Source	Target	Count
16	6	3

Tabella 2.1: Esempio della struttura dei dati estratti

ce e visualizzazione dei dati. Grazie alla sua vasta gamma di strumenti e funzionalità, Plotly ha semplificato l'interpretazione e la presentazione delle informazioni, rendendola ideale per questo lavoro[5].

Inoltre, sono state impiegate altre librerie come Pandas e Numpy per la gestione e la manipolazione dei dati. Queste librerie, combinate, hanno permesso di creare visualizzazioni dettagliate e accurate dei dati raccolti.

## 2.2 Estrapolazione dei dati

Il conduttore dell'analisi[7] ha fornito il codice originale utilizzato per trasformare i dati grezzi registrati dai dispositivi in una struttura dati adatta alla creazione di un grafo. Questo codice consiste in un'applicazione scritta in C# che, leggendo i dati binari dei dispositivi e utilizzando l'algoritmo, descritto nel capitolo 1.1.4, per la definizione di una interazione, genera un file CSV. Questo file viene poi utilizzato per la realizzazione di un grafo tramite il software Gephi.

Poiché i dispositivi registravano, oltre al loro ID, anche il segnale RSSI e il timestamp, è stato utilizzato quest'ultimo dato per creare una funzione che fungesse da filtro per i dati. In sostanza, una volta letti i dati grezzi dai dispositivi e caricati in memoria, questa funzione è stata utilizzata per dividerli in base al timestamp. Il criterio di filtraggio adottato è stato quello di un intervallo temporale di un minuto. In questo modo, è stato possibile frammentare i dati originali in 120 dataset distinti.

Strutturati nella seguente maniera:

Come mostrato nella Tabella 2.1, la colonna "Source" contiene l'ID del dispositivo che funge da sorgente e che ha registrato una serie di interazioni. Queste interazioni sono rappresentate dal numero riportato nella colonna

”Count”, mentre la colonna ”Target” riporta l’ID del dispositivo con cui la sorgente ha interagito.

## 2.3 Data Visualization

In questa fase della ricerca, abbiamo caricato e processato i dataset salvati precedentemente utilizzando la libreria Pandas. Successivamente, i dati sono stati convertiti da file CSV in strutture di tipo grafo con l’ausilio della libreria NetworkX. Questa conversione ha permesso di analizzare le reti utilizzando le funzioni appositamente implementate per la visualizzazione grafica delle reti stesse e per l’esplorazione delle metriche introdotte nel Capitolo 1.1.2

### 2.3.1 Metriche

Per ogni metrica introdotta nel capitolo 1.1.2 è stata generato un plot tramite la libreria plotly. è stato generato un’anmazione per ogni minuto scandito dai dataset per mostrare come nel tempo queste metriche cambiano nel tempo.

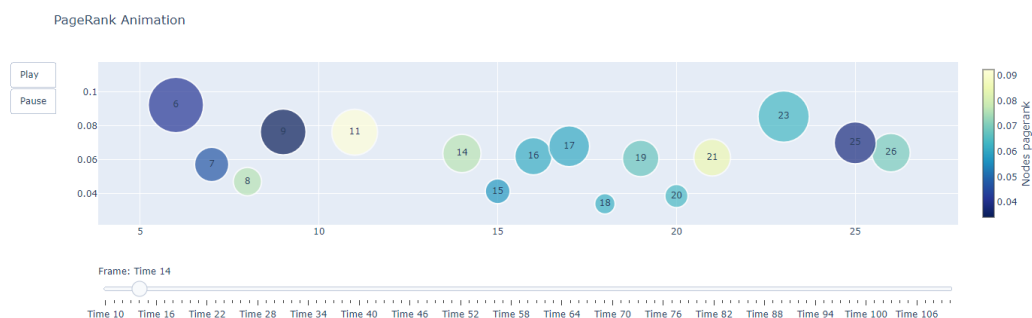


Figura 2.1: Page Rank

### 2.3.2 Visualizzazione Dinamica

La libreria Plotly offre la capacità di creare animazioni che illustrano l’evoluzione nel tempo o altre dimensioni dei dati. Per ogni dataset convertito

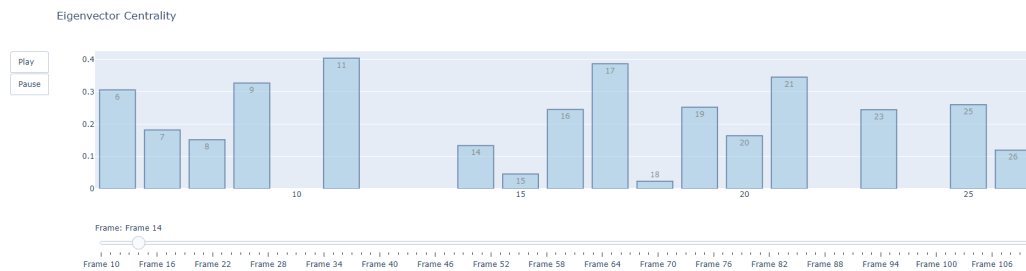


Figura 2.2: Eigenvector Centrality

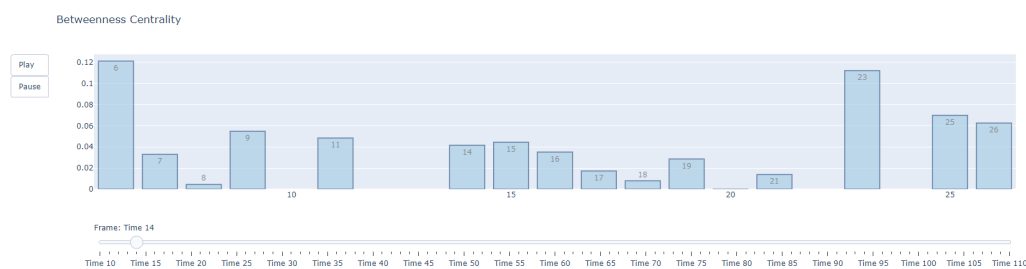


Figura 2.3: Betweenness Centrality

in grafo, sono state create tre tracce distintive, come descritto nella Figura 2.4. Ogni grafo è stato poi inserito come un frame all'interno di una lista, preparando così l'animazione. Inoltre, è stato implementato uno slider che consente di navigare manualmente attraverso i vari momenti rappresentati. Questo approccio non solo facilita la visualizzazione dinamica delle relazioni nei dati, ma permette anche un'analisi interattiva delle loro evoluzioni nel tempo, migliorando la comprensione delle dinamiche sottostanti. Le tracce

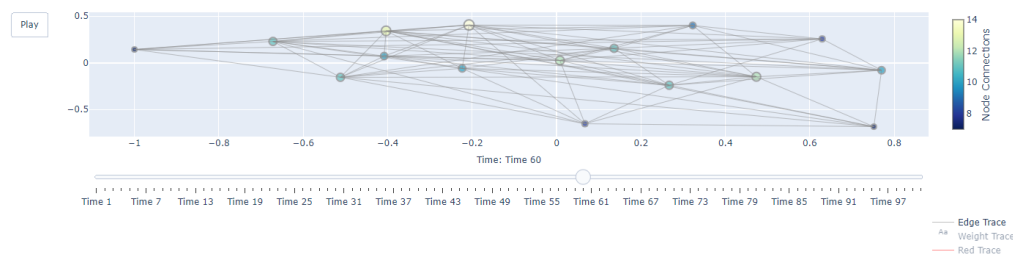


Figura 2.4: Visualizzazione dinamica della rete

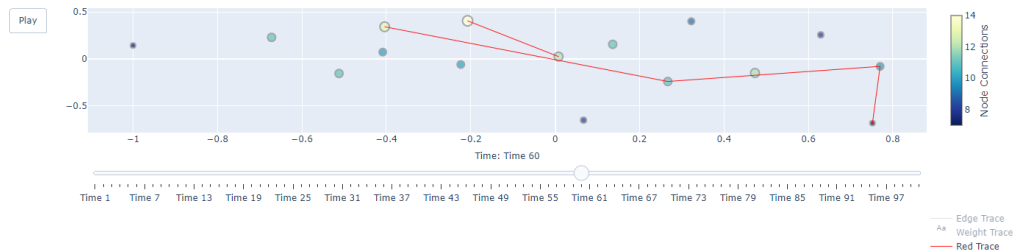


Figura 2.5: Selezione della Red Trace nella rete

descritte in Figura 2.4, che fanno parte della visualizzazione, sono interattive e modificabili: cliccando su di esse è possibile nasconderle o visualizzarle a piacimento. In particolare, queste tracce rappresentano diversi aspetti del grafo. La **Edge Trace** mostra semplicemente gli archi tra i nodi, evidenziando le connessioni all'interno della rete. La **Weight Trace** rappresenta il numero di interazioni tra un nodo e un altro, corrispondente al valore "Count" riportato nella Tabella 2.1. La **Red Trace** evidenzia gli archi che, in un determinato momento temporale, rappresentano nuove interazioni rispetto al tempo precedente, indicando anche le variazioni nei valori della weight trace tra diverse istanze temporali. Questa funzionalità permette di visualizzare aggiornamenti e cambiamenti nelle interazioni tra i nodi, migliorando la comprensione delle dinamiche evolutive della rete. (forse da scrivere meglio, mettere altra immagine delle tracce) Come illustrato in Figura 2.5, l'esempio mostra l'utilizzo della sola Red Trace per rappresentare le interazioni avvenute in un determinato istante temporale (al minuto 60). Per realizzare questo tipo di visualizzazione, sono state implementate due funzioni chiave. La prima funzione calcola la differenza tra due grafi, G1 e G2, creando un nuovo grafo, G\_diff, che contiene esclusivamente gli archi presenti in G1 ma non in G2. La seconda funzione si focalizza sugli archi con pesi diversi nei due grafi G1 e G2. Essa crea un nuovo grafo, G\_diff\_weights, che include sia tutti gli archi presenti in G1 ma non in G2, sia gli archi che, pur essendo presenti in entrambi i grafi, hanno pesi differenti. Come detto in precedenza, i pesi corrispondono al valore "Count" riportateo nell Tabella 2.1



. In questo modo è possibile evidenziare le differenze strutturali e ponderali tra due stati di una rete.

## 2.4 Come proseguire

A questo punto del progetto, è stata effettuata una scelta sul metodo da adottare per il proseguimento del lavoro. L'idea iniziale prevedeva l'utilizzo di Prophet, uno strumento di previsione sviluppato da Facebook per facilitare la creazione di modelli di serie temporali in modo semplice e intuitivo. Prophet è progettato per gestire dati con caratteristiche tipiche delle serie temporali, come stagionalità multipla, effetti festivi e dati mancanti. Basandosi su un modello additivo che combina componenti di trend, stagionalità e festività, Prophet si dimostra particolarmente efficace per prevedere dati con pattern non lineari e discontinuità.[9]

L'obiettivo previsto per l'uso di Prophet era di cercare di prevedere, a partire da una serie temporale, quale sarebbe stata la prossima interazione tra due individui. Tuttavia, il test effettuato non ha prodotto risultati soddisfacenti, poiché i dati a nostra disposizione non erano adatti all'utilizzo di questo modello. Di conseguenza, si è optato per un approccio differente: mediante l'uso del segnale registrato dai dispositivi e la tecnica della trilaterazione, si è cercato di stimare la posizione degli individui all'interno della stanza. Questo metodo ha permesso di tracciare i loro spostamenti nel tempo, fornendo un'informazione aggiuntiva preziosa sottoponibile all'analisi sociologica.

# Capitolo 3

## Trilaterazione

La trilaterazione è un metodo di localizzazione che sfrutta le proprietà geometriche dei triangoli per determinare le coordinate di un punto in uno spazio bidimensionale o tridimensionale. Questo metodo si basa sulla conoscenza delle distanze tra il punto da localizzare e tre punti di riferimento con coordinate note.

La scelta e l'obiettivo dell'utilizzo di questa tecnica in questo progetto è di ottenere, oltre a una vista temporale delle connessioni che si formano nel network, anche una rappresentazione visiva e approssimativa di come, nel tempo, i nodi, ovvero gli individui, si spostano nello spazio, basandosi sulla natura del segnale RSSI raccolto dai dispositivi durante l'esperimento .

### 3.1 Contesto

Il metodo per l'implementazione della trilaterazione non è univoco, esistono diversi approcci per realizzarlo. Prima di scegliere quale metodo fosse più appropriato per lo sviluppo è stato necessario condurre un'analisi delle risorse a disposizione. In questo caso specifico, si disponeva unicamente del valore del segnale RSSI tra i vari dispositivi (o nodi), senza alcun tipo di altro dispositivo che facesse da ancora.

Nell'ambito della trilaterazione, un'ancora o punto di riferimento è un di-

positivo fisso e noto che viene utilizzato per determinare la posizione di un altro dispositivo (o nodo) mobile. Le ancore sono essenziali perché fungono da punti di riferimento stabili con coordinate conosciute, permettendo di calcolare le distanze tra questi e il nodo mobile mediante misure come l'intensità del segnale RSSI. Il Received Signal Strength Indicator è un valore che indica la potenza del segnale radio ricevuto da un dispositivo, generalmente misurato in decibel milliwatt (dBm). Questo valore rappresenta la qualità del segnale radio e varia in funzione della distanza tra il trasmettitore e il ricevitore, nonché degli ostacoli presenti nell'ambiente che possono attenuare il segnale ed è utilizzato per creare una stima della distanza tra i nodi, in generale la potenza del segnale decresce con l'aumentare della distanza: più debole è il segnale ricevuto, maggiore è la distanza tra i dispositivi.

Per comprendere meglio la trilaterazione, il suo funzionamento e le modalità di implementazione, ho fatto riferimento al paper intitolato "Bluetooth Positioning Using RSSI and Triangulation Methods".[10] Questo studio si focalizza sul posizionamento Bluetooth, implementando vari metodi di localizzazione indoor. Il paper confronta e valuta l'efficacia di diverse tecniche, classificando quelle più performanti.

Tra i metodi proposti, quello più adatto alle risorse disponibili è il "Three-Border Positioning", un algoritmo di trilaterazione basato sulla distanza. In questo metodo, si utilizzano le coordinate di tre nodi di riferimento (A, B, C) e si misurano le distanze  $(d_1, d_2, d_3)$  tra il dispositivo mobile e ciascun nodo. Queste distanze permettono di formulare tre equazioni basate sulle coordinate dei nodi di riferimento. Risolvendo questo sistema di equazioni, si ottiene la posizione stimata del dispositivo mobile.

Per la realizzazione della mappatura, sono stati affrontati dei passaggi chiave:

- Estrapolazione del segnale RSSI dai dati grezzi: insieme ai dati estratti in precedenza è stato necessario estrarre anche il segnale RSSI.
- Applicazione di un modello di propagazione: convertire i valori di segnale in distanze approssimative per ottenere una metrica di distanza basata sull'intensità del segnale registrato.

- Costruzione di un algoritmo per determinare i punti di riferimento (o ancore): data l'assenza di punti di riferimento fisici, è stato necessario sviluppare un algoritmo in grado di determinare tre "ancore" fittizie utilizzando i dati già disponibili. Queste ancore fittizie servono come punti di riferimento per la trilaterazione.
- Calcolo delle distanze: utilizzando le stime ottenute dal modello di propagazione è possibile calcolare le distanze tra il dispositivo da localizzare e ciascuna delle ancore.
- Applicazione dell'algoritmo di trilaterazione: con le ancore fittizie identificate, è stato applicato l'algoritmo di trilaterazione per mappare la posizione dei nodi. Inoltre c'è stata attenzione per gestire i casi in un nodo è visibile solo a due ancore e alla gestione dei nodi isolati.
- Revisioni finali

## 3.2 Estrapolazione del segnale RSSI dai dati grezzi

È stato necessario modificare ulteriormente il codice fornitomi. Come spiegato in precedenza, nella memoria dei dispositivi vengono salvati l'ID del dispositivo, il timestamp e il segnale RSSI. Oltre a quanto già descritto nell'algoritmo presentato nel Capitolo 1.1.1, il segnale RSSI passa preliminarmente attraverso un processo di digitalizzazione. Pertanto, al momento della lettura dei dati grezzi, è stata salvata una seconda copia del segnale. Questo ha permesso di ottenere sia un segnale digitalizzato, necessario per l'algoritmo, sia un segnale grezzo da elaborare successivamente.

In questo modo, durante la finestra temporale di analisi, in cui vengono registrati i contatti che formano una possibile interazione, vengono salvati tutti i segnali RSSI. Alla registrazione di un'interazione tra due dispositivi, viene

Source	Target	Count	RSSI
16	6	5	-57

Tabella 3.1: Esempio della struttura dei dati estratti

calcolata la media di tutti i segnali grezzi dei contatti, ottenendo così un risultato come il seguente:

Come descritto nella Tabella 3.1, nella colonna "Source" viene indicato l'ID del dispositivo sorgente che ha avuto un'interazione, mentre nella colonna "Target" viene riportato l'ID del dispositivo con cui ha interagito. La colonna "Count" rappresenta il numero di interazioni registrate tra i dispositivi, e la colonna "RSSI" mostra il segnale medio del dispositivo sorgente verso il dispositivo target.

### 3.2.1 Modello di propagazione

Un modello di propagazione è uno strumento matematico utilizzato per descrivere come i segnali radio si diffondono nello spazio. In particolare, questi modelli sono cruciali per stimare la distanza tra un trasmettitore e un ricevitore basandosi sulla potenza del segnale ricevuto (RSSI - Received Signal Strength Indicator). Essi tengono conto di vari fattori come l'attenuazione del segnale dovuta alla distanza, agli ostacoli fisici, e alle riflessioni del segnale.

Per la realizzazione del progetto è stato adottato lo stesso modello di propagazione descritto nel paper. [10] Il modello utilizzato è rappresentato dalla seguente formula:

$$RSSI = -(10 \cdot n \cdot \log_{10}(d) + A)$$

In questa formula,  $n$  è una costante di trasmissione del segnale,  $d$  rappresenta la distanza tra il dispositivo trasmittente e quello ricevente, e  $A$  è l'energia assoluta del segnale rappresentata in dBm a una distanza di 1 metro dal trasmettitore.

La distanza  $d$  tra il dispositivo trasmittente e quello ricevente può essere calcolata con la seguente formula:  $d = 10^{\frac{Rssi_{tx} - rssi}{10 \cdot n}}$ , dove  $Rssi_{tx}$  è la potenza del segnale trasmesso assoluto (A),  $rssi$  è la potenza del segnale ricevuto, e  $n$  è la costante di trasmissione del segnale, è stato scelto il valore 2 perchè tipico per ambienti indoor senza ostacoli significativi.

È stato utilizzato il valore di -58 dBm come potenza del segnale RSSI, considerando che un dispositivo che registra un segnale di -58 dBm si trova a una distanza di 1 unità dall'altro dispositivo. Questo riferimento ha permesso di estrapolare dai dati raccolti una metrica di distanza per ogni interazione tra i dispositivi, fornendo una base per il calcolo delle distanze necessarie alla trilaterazione e, di conseguenza, per la determinazione delle posizioni relative dei nodi all'interno dello spazio di monitoraggio.

### 3.3 Metodo

Nel contesto della trilaterazione, un'**ancora** è un punto di riferimento con una posizione conosciuta. I punti di riferimento, o ancore, trasmettono segnali che vengono ricevuti da un dispositivo di cui si desidera determinare la posizione. In assenza di ancore predefinite, è stato necessario selezionarle tra i dati registrati e assegnare loro una posizione fittizia per mappare tutti gli altri punti.

Dopo aver estratto i dati come descritto nel paragrafo 3.2, è stato applicato a tutti i dati il modello di propagazione del segnale per trasformare il segnale RSSI in una distanza relativa, ottenendo così una misura di distanza tra i dispositivi. I dati risultanti appaiono quindi nella seguente struttura:

Per individuare tutte le possibili ancore in un dataset, il processo ha richiesto diverse fasi. Il primo passo consiste nel trovare tutte le coppie di nodi che hanno connessioni bidirezionali nel dataset. Ogni riga del dataset viene esaminata e viene verificato se esiste una corrispondente coppia inversa (cioè se esiste una connessione da A a B, esiste anche una da B ad A). Successivamente, vengono estratti tutti i nodi unici presenti nel dataset. Questi nodi

Source	Target	Rssi	Distance
17	21	-49	0.354813
21	17	-49	0.354813
17	23	-45	0.223872
23	17	-45	0.223872
21	23	-58	1.000000
23	21	-58	1.000000

Tabella 3.2: Tripletta di nodi considerata come un'ancora valida

rappresentano tutti i potenziali punti di riferimento o ancore nel sistema di localizzazione. Infine, il viene effettuato un ciclo attraverso tutte le possibili combinazioni di tre nodi unici estratti. Per ogni tripletta di nodi, verifica se ogni coppia di nodi nella tripletta è bidirezionalmente connessa secondo quanto determinato nel primo passaggio. Se una tripletta soddisfa questa condizione, viene considerata come un insieme di ancore valide per il sistema di trilaterazione, un esempio è descritto nella tabella 3.2.

Una volta ottenuta la lista di tutte le possibili triplette di ancore valide, è stato calcolato il numero di nodi unici nella colonna `target` per ciascun nodo sorgente nella tripletta. Successivamente, la lista di triplette è stata ordinata in base al totale calcolato in ordine decrescente. Il conteggio rappresenta quanti nodi destinazione unici sono direttamente connessi a ciascun nodo sorgente, fornendo così un'indicazione della copertura della rete dai punti di riferimento.

Tuttavia, nel caso in cui un nuovo nodo non fosse visibile da tutte e tre le ancore ma solo da due o una, sono state implementate strategie alternative per mitigare questa limitazione. Queste soluzioni alternative sono state progettate per mantenere la stima della posizione del nodo il più precisa possibile, nonostante la mancanza di visibilità completa da parte di tutte le ancore.

## 3.4 Three Border Positioning

L'algoritmo **Three Border Positioning**[10] è una tecnica di localizzazione basata sulla triangolazione che utilizza la distanza tra un dispositivo mobile e tre punti di riferimento noti per determinare la posizione del dispositivo. Questo metodo si basa sull'idea che, conoscendo la distanza esatta tra il dispositivo e ciascun punto di riferimento, è possibile stabilire la posizione esatta del dispositivo all'interno di un'area di interesse

### 3.4.1 Interpretazione Matematica

Un punto  $(x, y)$  nel piano cartesiano giace su un cerchio di raggio  $r$  centrato in  $(c_x, c_y)$  se e solo se soddisfa l'equazione:

$$(x - c_x)^2 + (y - c_y)^2 = r^2$$

Con lo stesso ragionamento, per determinare le coordinate di un punto  $P$  nel piano conoscendo le distanze dai punti di riferimento  $A(x_1, y_1), B(x_2, y_2)$ , e  $C(x_3, y_3)$  denotate rispettivamente come  $d_1, d_2, d_3$ , si ottiene il seguente sistema di equazioni:

$$\begin{cases} (x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 = d_1^2 \\ (x - x_2)^2 + (y - y_2)^2 = d_2^2 \\ (x - x_3)^2 + (y - y_3)^2 = d_3^2 \end{cases}$$

Risolvendo questo sistema di equazioni si ottengono le coordinate  $(x, y)$  del punto  $P$ .

### 3.4.2 Punto visto da tre ancore

In uno scenario ideale come descritto nella Figura 3, la presenza di tre ancore rende possibile una mappatura accurata del target. Quando il target è visibile da tre ancore, la trilaterazione offre la capacità di calcolare in



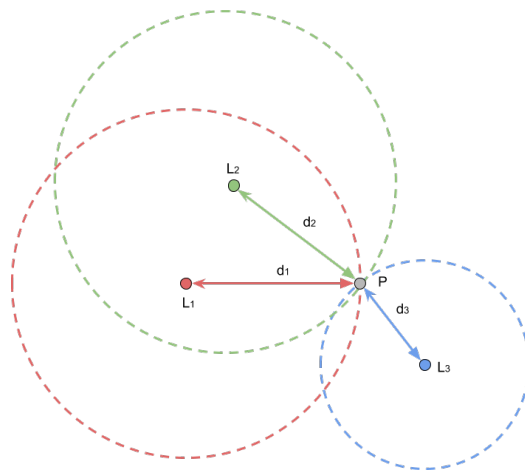


Figura 3.1: Punto visto da tre ancore

modo univoco la sua posizione nello spazio tridimensionale. Ciascuna ancora misura la distanza tra sé e il target, rappresentata come un raggio che corrisponde a una sfera con centro nell'ancora e raggio uguale alla distanza misurata tra l'ancora e il target. La posizione del target è quindi determinata dall'intersezione di queste tre sfere.

### 3.4.3 Punto visto da due ancore

Quando il target è visibile da sole due ancore come in Figura 3.2, la risoluzione delle equazioni corrispondenti porta a una situazione in cui il punto può essere posizionato in due luoghi distinti. Con solo due ancore, i cerchi definiti dalle distanze del segnale RSSI si intersecano in due punti diversi, creando un'ambiguità nella determinazione della posizione. Senza il terzo cerchio, non è possibile stabilire quale dei due punti di intersezione rappresenta la posizione corretta del target. Questa ambiguità di posizione, derivante dall'intersezione di due cerchi, comporta due possibili soluzioni per la localizzazione del target, rendendo impossibile determinarne la posizione esatta senza ulteriori informazioni.

Per ovviare a questo problema, è stato deciso di calcolare la distanza euclidea tra le due possibili posizioni e tutti gli altri punti già mappati. La posizione

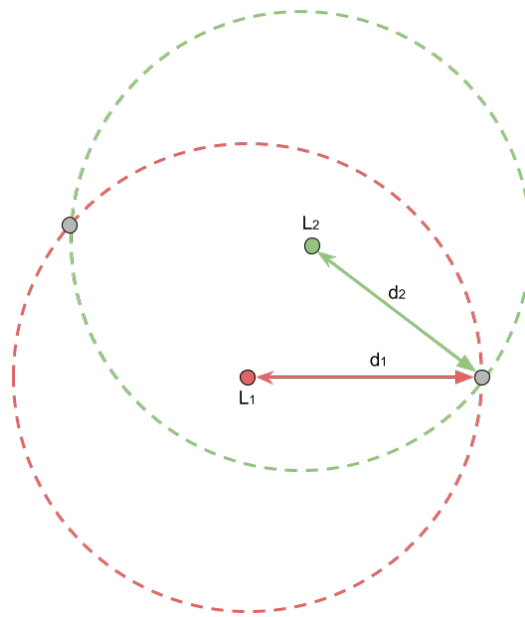


Figura 3.2: Ambiguità con due ancore

più vicina agli altri punti precedentemente mappati sarà quella selezionata e mappata. La scelta di prendere il punto più vicino è basata sull'ipotesi che le persone coinvolte nell'esperimento tendano a formare dei gruppi, rendendo più probabile che il target si trovi vicino ad altri nodi già localizzati.

#### 3.4.4 Punto visto da un ancora

Quando il target è visibile da una sola ancora come in Figura 3.3, non è possibile determinare una posizione univoca. Con una sola ancora, si ottiene un cerchio centrato sull'ancora con un raggio pari alla distanza stimata dal segnale RSSI. Questo scenario presenta delle problematiche significative. Un cerchio rappresenta tutte le posizioni possibili che il target potrebbe occupare a una distanza costante dall'ancora, il che implica un numero infinito di possibili posizioni lungo la circonferenza del cerchio. Senza ulteriori punti di riferimento, non è possibile restringere l'ambiguità della posizione del target. La mancanza di altre ancore rende impossibile determinare punti di intersezione con altri cerchi, che potrebbero altrimenti ridurre le possibilità a una o

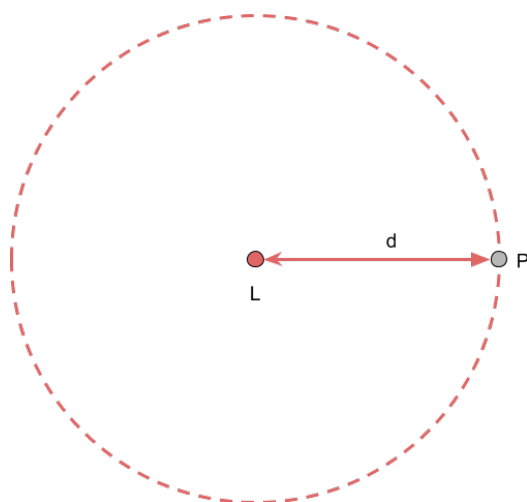


Figura 3.3: Ambiguità con una sola ancora

due posizioni. Di conseguenza, con una sola ancora, non si può stabilire una posizione precisa del target.

Per ovviare a questo problema e ottenere una stima della posizione del target, è stato adottato un metodo che prevede la suddivisione della circonferenza in un esadecagono regolare. Successivamente, per ciascuna delle possibili posizioni all'interno di questo esadecagono, è stata calcolata la distanza euclidea rispetto agli altri punti mappati. In particolare, è stato scelto di considerare la distanza massima tra una delle posizioni dell'esadecagono e gli altri punti mappati. È importante notare che la scelta di utilizzare la distanza massima è stata effettuata in modo arbitrario, data l'incertezza insita in questo scenario.

### 3.5 Risultato

Il metodo è stato applicato a una serie di 110 dataset che rappresentano i dati dal decimo al centovesimo minuto, con uno step di un minuto. È stato inoltre effettuato un test per visualizzare i dati dal primo al decimo minuto, ma in questo intervallo temporale i dati disponibili non erano sufficienti per ottenere una visualizzazione accurata, risultando in grafici con

forti fluttuazioni. Utilizzando la libreria Plotly, è stato generato un grafico interattivo che consente di visualizzare questi dati attraverso uno slider. Questa rappresentazione offre una visione approssimativa di come le persone si siano spostate nel corso del tempo e nello spazio.

La legenda dei colori mostrata in Figura 3.4 rappresenta le diverse modalità

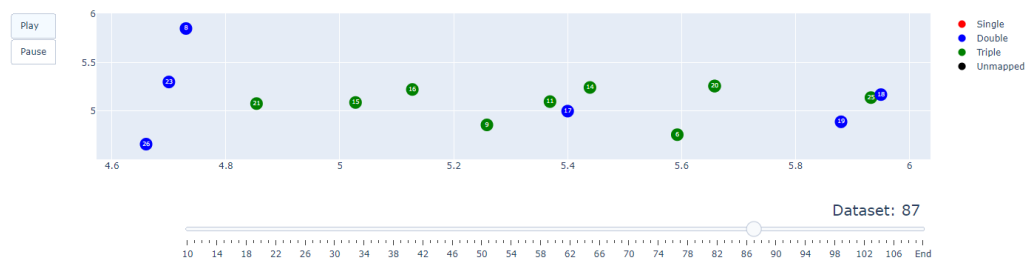


Figura 3.4: Visualizzazione della stima della posizione dei nodi nello spazio

con cui il punto è stato mappato: il colore rosso indica che il punto è stato rilevato da una sola ancora, il colore blu indica che è stato rilevato da due ancore, e il colore verde indica che è stato rilevato da tre ancore.

Con il passare del tempo, si può osservare come il grafico diventa più preciso. Questo miglioramento è dovuto all'aumento dei dati raccolti durante la registrazione, il che consente di ottenere una mappatura delle posizioni sempre più accurata. Dopo aver ottenuto le coordinate per ogni minuto, è stato possibile combinare questi dati con la visualizzazione temporale del network descritta nel Capitolo 2. Questo ha permesso di creare un grafico interattivo che mostra, nel corso del tempo, come si siano formate le interazioni e fornisce una stima della posizione delle persone in ciascun istante temporale. La rappresentazione mostrata in Figura 3.5 consente di analizzare l'evoluzione delle interazioni e dei movimenti delle persone nel tempo.

### 3.5.1 Validazione

Il flusso di lavoro è stato monitorato anche da un esperto di dominio, il Professore Loris Vergolini del Dipartimento di Scienze Politiche e Sociali.

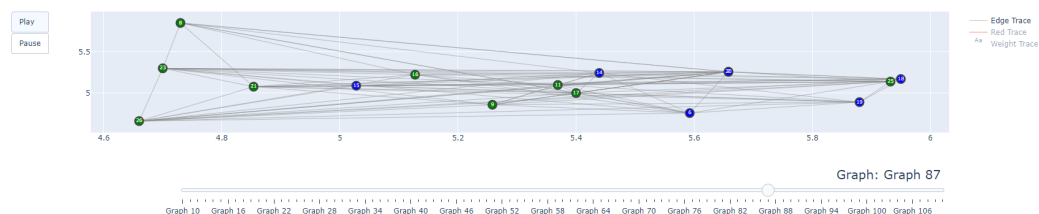


Figura 3.5: Visualizzazione temporale del Network insieme alla stima della posizione dei nodi nello spazio

Uno degli obiettivi di questa visualizzazione è stato rendere il concetto di grafo e rete sociale più accessibile, sia dal punto di vista matematico che informatico, anche a persone non esperte nel campo.

Il professore ha riconosciuto l'importanza di una visualizzazione di questo tipo per migliorare la comprensione del fenomeno. Il suo punto di vista è stato utile per come affinare questo lavoro, suggerendo di arricchire la struttura grafica con le metriche di centralità descritte nel Capitolo 1.1.2. Inoltre, ha proposto di includere dettagli sulle attività svolte durante periodi temporali specifici, come descritto nel Capitolo 1.1.5. Ad esempio, sarebbe stato utile sapere quale attività stessero svolgendo i bambini in un determinato momento, come la risoluzione di puzzle, l'uso di matite colorate o il gioco con carte da gioco, insieme alla loro posizione.

# Conclusioni e Sviluppi futuri

Il lavoro svolto in questa tesi ha portato allo sviluppo di un framework per la visualizzazione dei dati di interazione sociale. Le visualizzazioni temporali del network create hanno reso più comprensibili le dinamiche sociali nel contesto studiato. Utilizzando librerie come Pandas, NetworkX e Plotly, è stato possibile rappresentare graficamente l'evoluzione delle interazioni nel tempo, rendendo concetti complessi più accessibili anche a chi non ha conoscenze tecniche specifiche.

L'impiego del segnale RSSI (Received Signal Strength Indicator) per stimare la posizione dei nodi si è rivelato efficace per il tipo di analisi effettuata. La suddivisione dei dati in intervalli temporali di un minuto ha garantito una granularità sufficiente per studiare le interazioni in dettaglio.

La collaborazione con un esperto di dominio ha ulteriormente arricchito il progetto, fornendo suggerimenti preziosi per migliorare sia la visualizzazione che l'interpretazione dei dati. Questo approccio interdisciplinare ha assicurato che le visualizzazioni fossero non solo tecnicamente accurate, ma anche rilevanti e utili dal punto di vista sociologico.

## 3.5.2 Limiti

Purtroppo, il lavoro svolto ha evidenziato alcuni limiti, che si è cercato di affrontare nel miglior modo possibile. In particolare, nel capitolo dedicato alla trilaterazione, il principale ostacolo è stato l'assenza di dispositivi fissi che potessero fungere da punti di riferimento per i dispositivi utilizzati nell'esperimento. La mancanza ha impedito una mappatura accurata delle

posizioni degli individui, costringendo l'affidamento a stime approssimative. Un altro limite è stato rappresentato dalla durata dell'esperimento: se fosse durato più di due ore, o si fossero condotte diverse sessioni, avremmo potuto ottenere un quadro più completo della situazione. Nonostante ciò, queste riflessioni offrono preziosi spunti per eventuali ripetizioni future dell'esperimento, tenendo conto delle esperienze acquisite in questo lavoro.

### 3.5.3 Sviluppi Futuri

Il lavoro di questa tesi offre diverse prospettive per futuri sviluppi e applicazioni in altri ambiti di ricerca. Dal punto di vista delle scienze sociali, i dispositivi utilizzati potrebbero rivelarsi estremamente utili nello studio della formazione delle reti sociali anche in ambienti diversi, come nel contesto lavorativo, urbano e sportivo. Con una finestra di osservazione più ampia, sarebbe possibile monitorare l'evoluzione delle relazioni nel tempo e verificare se i nodi centrali restano invariati o cambiano.

Inoltre, nonostante i limiti emersi, la capacità di mappare la posizione degli alunni all'interno della classe rappresenta un aspetto molto interessante. Questa funzionalità potrebbe permettere di identificare con maggiore precisione i soggetti più isolati o marginalizzati, fornendo preziosi dati per interventi mirati a migliorare l'inclusione e l'integrazione sociale.

Questi spunti non solo ampliano le potenzialità del framework sviluppato, ma aprono nuove strade per la ricerca interdisciplinare, combinando l'analisi delle reti sociali con studi sociologici e pedagogici per ottenere una comprensione più approfondita delle dinamiche sociali in diversi contesti.

# Bibliografia

- [1] Paul Cooper, Carmel Borg, and Peter Mayo. School exclusion, educational engagement and social equity. *Counterpoints*, 276:87–98, 2007.
- [2] David F Gleich. Pagerank beyond the web. *SIAM Review.*, 57(3), 2015-01.
- [3] Aric Hagberg, Pieter Swart, and Daniel S Chult. Exploring network structure, dynamics, and function using networkx. Technical report, Los Alamos National Lab.(LANL), Los Alamos, NM (United States), 2008.
- [4] Edward T. Hall. *The HiddenDimension*. Anchor Books, 1966.
- [5] Plotly Technologies Inc. Collaborative data science, 2015.
- [6] Mark Newman. 158Measures and metrics. In *Networks*. Oxford University Press, 07 2018.
- [7] Emanuele Sinagra. *A Framework for Measuring and Improving Social Inclusion with Network Science*. PhD thesis.
- [8] Piotr Sztompka. *Socjologia*. 2002.
- [9] Letham B. Taylor SJ. Forecasting at scale. *PeerJ Preprints*, 2017.
- [10] Yapeng Wang, Xu Yang, Yutian Zhao, Yue Liu, and Laurie Cuthbert. Bluetooth positioning using rssi and triangulation methods. In *2013*



*IEEE 10th Consumer Communications and Networking Conference (CCNC)*, pages 837–842, 2013.

# Ringraziamenti

Al termine di questo splendido percorso accademico, vorrei ringraziare tutte le persone che mi sono state vicine e hanno reso possibile la mia crescita. Un sentito ringraziamento va al relatore di questa tesi, Saverio Giallorenzo, per la sua disponibilità e competenza. Ringrazio i miei genitori per avermi supportato durante tutta la mia carriera universitaria. Un ringraziamento speciale e doveroso va ai miei amici, che con la loro presenza, allegria e sostegno, hanno reso questi anni indimenticabili e mi hanno aiutato a superare ogni difficoltà.

Inoltre, colgo l'occasione per ringraziare un modello di mutande slip bianco uomo, il mio coinquilino nonché spero futuro compagno di vita Giacomo, Alessia Fregnasi, Via Guerrazzi, i fratelli registi Marco Manetti e Antonio Manetti per la loro disponibilità, letteralmente Claudia, il pasticcino Sandro, una tenda, Dj Tonno, Fra ed i suoi polli e

Maybe The Real Treasure Was the Friends We Made Along the Way

Last but not least, I want to thank me. I want to thank me for believing in me. I want to thank me for doing all this hard work. I want to thank me for having no days off. I want to thank me for never quitting. I want to thank me for always being a giver and trying to give more than I receive. I want to thank me for trying to do more right than wrong. I want to thank me for just being me at all time.

– Snoop Dog