

TITOLO DA INSERIRE

FRANCESCO ARGENTIERI*

Università di Trento
francesco.argentieri@studenti.unitn.it

GIACOMO MAZZAGLIA†

Università di Trento
giacomo.mazzaglia@studenti.unitn.it

Sommario

In questo lavoro, consideriamo il problema di esplorare un ambiente sconosciuto con un team di robot. Come nell'esplorazione di robot singoli, l'obiettivo è di ridurre al minimo il tempo di esplorazione complessivo. Il problema chiave da risolvere nel contesto di robot multipli è quello di scegliere i punti di destinazione appropriati per i singoli robot in modo che possano esplorare contemporaneamente diverse regioni dell'ambiente. Presentiamo un approccio per il coordinamento di più robot, che tiene conto simultaneamente del costo di raggiungere un punto target e della sua utilità. Descriviamo inoltre come il nostro algoritmo può essere esteso a situazioni in cui il raggio di comunicazione dei robot è limitato. Per la stima delle posizioni dei robot è stato utilizzato il filtro particellare, assumendo una comunicazione con delle antenne WI-FI. I risultati dimostrano che la nostra tecnica distribuisce efficacemente i robot sull'ambiente e consente loro di compiere rapidamente la loro missione.

I. INTRODUZIONE

L'ESPLORAZIONE efficiente di ambienti sconosciuti è un problema fondamentale nella robotica mobile. L'estensione alla esplorazione di più robot pone diverse nuove sfide, tra cui: coordinamento di robot, integrazione delle informazioni raccolte dai robot in una mappa coerente; e comunicazione limitata. Il coordinamento di un sistema di più robot è la base per un'efficiente implementazione dell'esplorazione distribuita. Difficoltà maggiori nel campo del coordinamento vengono dalla conoscenza assunta dal robot sul comportamento degli altri robot. Se i robot conoscono le loro posizioni relative e condividono una mappa della zona che hanno esplorato finora, si può raggiungere un coordinamento efficace, guidando questi in zone inesplorate dell'ambiente. Questo può essere fatto assegnando ai robot il compito di raggiungere un punto di arrivo preso dalla frontiera fornita dalla scansione del LIDAR¹. [1] Per un assegna-

mento efficace è importante che i robot vadano a condividere i punti comuni all'interno delle loro frontiere che non cerchino di raggiungere lo stesso punto. Per la stima della posizione viene adottato un filtro particellare, i robot comunicando con delle antenne WI-FI riescono a conoscere con un dato errore la loro posizione ricoperta in quell'istante. Per il raggiungimento della zona target prefissata viene invece adottata la funzione potenziale. I robot contengono al loro interno memoria delle zone già esplorate e non, ipotizzando di conoscere in anticipo le dimensioni massime della mappa che andranno ad esplorare, quest'ultimi costruiscono attraverso l'integrazione di successive matrici di occupazione locale una matrice di occupazione globale che rappresenta la mappa dell'ambiente. Saranno successivamente presentati la modellazione del sistema e i successivi risultati ottenuti.

II. COMUNICAZIONE

All'interno del sistema realizzato i robot sono in comunicazione tramite rete WI-FI ideale

un impulso laser, ma è anche in grado di determinare la concentrazione di specie chimiche nell'atmosfera e nelle distese d'acqua.

*ID: 183892

†ID: 183382

¹LIDAR (acronimo dall'inglese Light Detection and Ranging o Laser Imaging Detection and Ranging) è una tecnica di telerilevamento che permette di determinare la distanza di un oggetto o di una superficie utilizzando

senza degradazione di segnale e conseguente perdita di informazione. Il primo tipo di comunicazione è quella disponibile tra robot che permette in un range limitato l'assegnazione e la coordinazione efficiente della destinazione per lo svolgimento della missione. La seconda tipologia di comunicazione riguarda la stima della posizione dei robot mediante *particle filter* per la localizzazione rispetto hotspot Wi-Fi intesi, in questo caso, come punti di riferimento virtuali. Generati casualmente o tramite input dell'utente all'interno della mappa.

III. MODELLO DEL SISTEMA

i. Modello cinematico

Il robot è basato sul modello dell'unicycle a trazione differenziale, la configurazione è completamente descritta da $\mathbf{q} = [x \ y \ \theta]^T$, dove (x, y) sono le coordinate cartesiane del punto di contatto con il suolo e θ è l'orientamento della ruota rispetto l'asse x . [2]. Il modello cinematico dell'unicycle è descritto dall'equazioni (1):

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \\ 0 \end{bmatrix} v + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \omega \quad (1)$$

Il robot ha le dimensioni riportate in tabella 1.

Tabella 1: Riepilogo dimensioni

dimensioni		
raggio ruote	[m]	0.07
interasse	[m]	0.30

Questo è equipaggiato con un sensore virtuale LIDAR, basato sul modello Hokuyo URG-04LX, collocato al centro della struttura in modo tale da evitare errori di offset, di seguito se ne riportano le caratteristiche, di cui adattate ad hoc per la simulazione. Come sensori propriocettivi presenta due encoder incrementali virtuali calettati sull'asse delle ruote, le caratteristiche di entrambi sono riportate in tabella 2. Una rappresentazione del robot è osservabile in figura 1.

Tabella 2: Specifiche sensori

specifiche lidar virtuale		
risoluzione angolare	[°]	0.36
angolo di scansione	[°]	180.00
massima distanza	[m]	4.00
minima distanza	[m]	0.02
risoluzione	[mm]	1.00
specifiche encoder virtuale		
risoluzione	$2 \cdot (\frac{\pi}{2600})$	

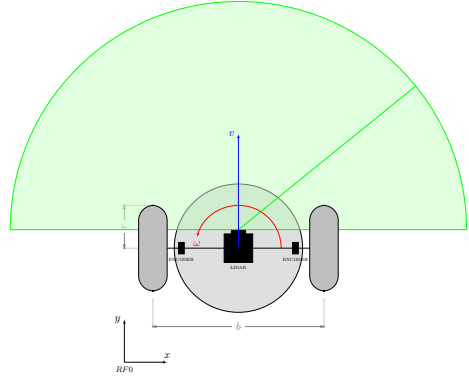


Figura 1: modello cinematico

ii. Modello del sensore ed Occupancy grid

Gli approcci basati sulle occupancy grid tendono a non tener conto della geometria dell'ambiente, ma ad assumere una visione più sensoriale. L'ambiente viene discretizzato tramite una griglia di celle quadrate; ogni cella $c(i; j)$ ha un numero associato ad essa corrispondente a una probabilità di occupazione $p_{occ}(i; j)$ e una probabilità di essere vuoto $p_{emp}(i; j)$.

Celle parzialmente occupate non verranno prese in considerazione.

iii. Occupancy grid locale

Per un determinato sensore di rilevamento della distanza, come uno scanner per linee laser, con portata massima R e mezza larghezza del raggio del sensore β , il modello può essere scomposto in un numero di settori etichettati I-IV [3], come illustrato nella Figura 2.

La regione I è la regione associata alla lettura effettiva del laser, la regione II rappresenta un'area vuota in cui nulla viene rilevato, la re-

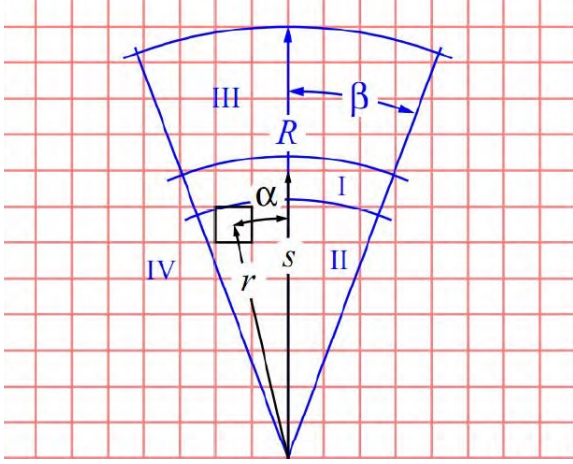


Figura 2: Schema delle scansione

gione III è l'area coperta dal raggio laser, ma rimane sconosciuta se occupata o meno a causa dell'occlusione, e la regione IV è al di fuori del campo di visibilità del LIDAR. Parametri rilevanti della cella evidenziata (contorno nero) includono: r che è la distanza dell'elemento di griglia dalla posizione del sensore; α l'angolo dell'elemento di griglia relativo al raggio centrale del sensore. Per una misurazione s che rientri nella regione I, la probabilità che la misura sia effettivamente dovuta alla presenza di un ostacolo in tale intervallo può essere calcolata dall'equazione (2):

$$P(s|Occupied) = \frac{\frac{R-r}{R} + \frac{\beta-\alpha}{\beta}\beta}{2} \cdot Max_{occupied} \quad (2)$$

dove $Max_{occupied}$, nell'eq.(2), è dovuto all'assunzione che una lettura di "Occupato" non è mai completamente affidabile.

iv. Occupancy grid globale

Ogni robot è dotato di memoria dove viene salvata la mappatura globale dell'intero ambiente. Questa, è definita occupancy grid globale, ed è ricostruita mediante rototraslazione e sovrapposizione delle occupancy grid locali fornite in diversi istanti dal robot. Alla fine della simulazione le varie occupancy grid globali di ogni robot vengono fuse in un'unica mappa. Un problema per i metodi basati sulla griglia di occupazione è l'utilizzo della memoria eccessivo, infatti diventa oneroso per la ricostruzione

di mappe 3D. Un secondo problema è legato all'allineamento della griglia, assunto ideale, in quanto è probabile che le celle: coprano aree difficili da raggiungere e zone parzialmente piene dove non è possibile catturare le acute discontinuità ai bordi degli oggetti.

IV. SOLUZIONE PROPOSTA

si è così realizzato un ambiente virtuale 2D atto a ricostruire la pianta di un edificio come, ad esempio, uffici, capannoni, aule. Allo scopo è stata usata una generazione procedurale. Il vantaggio più evidente dei livelli generati proceduralmente è la loro varietà che portano ad ogni esecuzione, un ambiente diverso dal precedente. Ciò significa che i robot non possono apprendere le posizioni di oggetti e questo permette di testare l'affidabilità in casi sempre differenti. Un altro vantaggio comune a tutte le implementazioni della generazione procedurale è il tempo che si risparmia nello sviluppo. Tra gli svantaggi, si ricorda, che la generazione procedurale di per sé non è in alcun modo casuale. L'assenza di controllo è una mancanza comune della generazione procedurale in generale, ma forse non è più prevalente rispetto alla generazione di ambienti. Dato che, di solito gli ambienti sono realizzati a mano da designer. Lasciare questo lavoro a un algoritmo si traduce in una significativa perdita di controllo. Un'altra considerazione che deve essere presa in considerazione è la potenza di calcolo che è richiesta, nel nostro caso, si ha solo una matrice 2D di piccole dimensioni che deve essere generata. Tuttavia, mappe di più larga scala, avranno un costo computazionale che diventa più significativo e deve essere preso in considerazione.[4]

i. Binary Space Partitioning

Il partizionamento dello spazio binario è un processo generico di divisione ricorsiva di una scena in due finché il partizionamento soddisfa uno o più requisiti. Può essere visto come una generalizzazione di altre strutture ad albero spaziale, uno in cui gli iperpiani che suddividono lo spazio possono avere qualsiasi

si orientamento, piuttosto che essere allineati con gli assi delle coordinate.[5] L'albero k - d è un albero binario in cui ogni nodo è un punto k -dimensionale. Ogni nodo non foglia può essere pensato come generare implicitamente un iperpiano scisso che divide lo spazio in due parti, note come semispazi. I punti a sinistra di questo iperpiano sono rappresentati dal sotto-albero sinistro di quel nodo e i punti a destra dell'iperpiano sono rappresentati dal sotto-albero destro. La direzione dell'iperpiano viene scelta nel modo seguente: ogni nodo dell'albero è associato a una delle dimensioni k , con l'iperpiano perpendicolare all'asse di quella dimensione.[6]

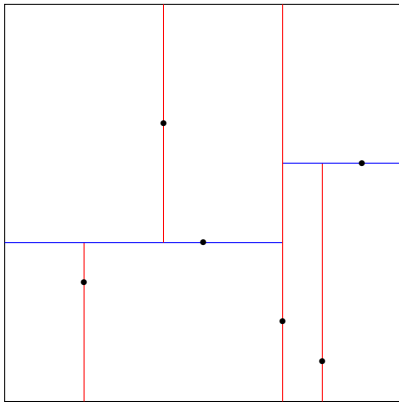


Figura 3: decomposizione per il set di punti.

ii. Esecuzione

Una volta generato lo scenario la simulazione inizia con il posizionamento di uno o più robot all'interno della mappa come condizione iniziale e assegnato un obiettivo da raggiungere. Questi non conoscono l'ambiente in cui si trovano e quindi tentano di raggiungere l'obiettivo nella maniera più rapida impostando un traiettoria rettilinea determinata come norma tra due punti. La pianificazione della traiettoria viene modificata in base alle rilevazioni effettuate dal LIDAR in tal modo essi evitano l'ostacolo perché repulsi.

iii. Allocazione destinazioni ed Utility

L'obiettivo di un processo di esplorazione è quello di coprire l'intero ambiente nel minor

tempo possibile. Pertanto, è essenziale che i robot tengono traccia di quali aree dell'ambiente sono già state esplorate. Inoltre, i robot devono costruire una mappa globale per pianificare i loro percorsi e coordinare le loro azioni. Quando esploriamo un ambiente sconosciuto, siamo particolarmente interessati alle "celle di frontiera". Con cella di frontiera, denotiamo ciascuna cella già esplorata che è un vicino immediato di un cella sconosciuta, inesplorata. Se indirizziamo un robot a una tale cella, ci si può aspettare che ottenga informazioni sull'area inesplorata quando arriva alla sua posizione di destinazione. Il fatto che una mappa in generale contiene diverse aree inesplorate solleva il problema di come assegnare in modo efficiente l'assegnazione delle destinazioni a più robot. Se sono coinvolti più robot, vogliamo evitare che molti di loro si spostino nella stessa posizione. Per affrontare questi problemi e determinare i luoghi di destinazione appropriati per i singoli robot, il nostro sistema utilizza il seguente approccio: consideriamo contemporaneamente il costo del raggiungimento di una cella di frontiera e l'utilità di questa. Per ogni robot, il costo per raggiungere la cella è proporzionale alla distanza tra se stesso e quest'ultima, d'altra parte l'utilità di una cella di frontiera dipende invece dal numero di robot che si stanno spostando in quella direzione o in posizioni limitrofe.[7] Di seguito vengono riportate le equazioni implementate:

$$U(t_n|t_1, \dots, t_{n-1}) = U_{t_n} - \sum_{i=1}^{n-1} P(\|t_n - t_i\|) \quad (3)$$

$$P(d) = \begin{cases} 1 - \frac{d}{\text{maxrange}} & \text{se } d < \text{maxrange} \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases} \quad (4)$$

$$(i, t) = \text{argmax}_{i^t, t^t} (U_{t^t} - \beta V_{t^t}^{i^t}) \quad (5)$$

La prime due equazioni (3–4), calcolano l'utilità per il robot n -esimo mentre l'ultima equazione rappresenta il caso esteso all'integrazione di più robot che comunichino tra loro. *Maxrange* rappresenta la massima visibilità fornita dal

lidar, d rappresenta la distanza dei target assegnati ai vari robot, U la funzione di utility e V la funzione di costo quest'ultima tiene conto della distanza di ogni robot dal suo target. Le i e t , nell'eq.(5), forniscono per ogni robot il suo target i -esimo ottimale. Il modo in cui questi target da parte di ogni robot vengono raggiunti è lasciato alla funzione potenziale che verrà descritta in seguito.

iv. Pianificazione

La pianificazione del percorso per i robot è uno dei criteri importanti da prendere in considerazione per migliorare il livello di autonomia del robot. Nella pianificazione del percorso, la sicurezza è un problema importante che dovrebbe essere preso in considerazione al fine di garantire che un robot raggiunga la posizione target senza collisioni con gli ostacoli circostanti. Inoltre, ci sono aspetti importanti che devono essere affrontati nella pianificazione del percorso; tempo computazionale, percorso ottimale e completezza. Uno dei metodi più diffusi per la pianificazione dei percorsi è il metodo *Campi Potenziali Artificiali*. Il metodo del potenziale è in grado di superare uno scenario sconosciuto, tenendo conto della realtà dell'ambiente corrente e del movimento del robot. Due tipi di forze sono coinvolte nel metodo del campo potenziale; forza attrattiva generata da obiettivi e forza repulsiva generata da ostacoli, di conseguenza, il robot deve riprogrammare un nuovo percorso[8]. Utilizzando informazioni parziali sullo spazio di lavoro raccolte attraverso i sensori quindi le informazioni sensoriali sono integrate in una mappa secondo un paradigma *sense—plan—move*. Oppure utilizzare le informazioni sensoriali impiegate per pianificare moti secondo un paradigma *stimulus—response* (navigazione reattiva). Il robot è considerato come un punto sotto l'influenza dei campi prodotti da obiettivi e ostacoli nello spazio di ricerca. Le forze repulsive sono generate da ostacoli mentre la forza attrattiva è generata dagli obiettivi. La forza risultante (la somma di tutte le forze) dei campi sul robot viene utilizzato per determinare la direzione del movimento e la velocità di

spostamento evitando collisioni[9]. Tuttavia esistono svantaggi quali: **a)** situazione di stallo dovuta ai minimi locali; **b)** oscillazione in presenza di ostacoli; **c)** nessun passaggio tra ostacoli ravvicinati; **d)** oscillazioni in passaggi stretti[10]. Il robot viene considerato come punto $\mathbf{q} = (x \ y)^T$, in un piano cartesiano, attratto (potenziale U_{att}) dal punto obiettivo \mathbf{q}_g e respinto (potenziale U_{rep}) dagli ostacoli.

$$U(q) = U_{\text{att}}(q) + U_{\text{rep}}(q) \quad (6)$$

dove $U(q)$ potenziale artificiale; $U_{\text{att}}(q)$ campo attrattivo; $U_{\text{rep}}(q)$ campo repulsivo. La pianificazione avviene in modo incrementale: ad ogni configurazione \mathbf{q} , la forza artificiale viene generata come nell'equazione (7):

$$\begin{aligned} F(q) &= -\nabla U(q) \\ &= -\nabla U_{\text{att}}(q) - U_{\text{rep}}(q) \\ F(q) &= F_{\text{att}}(q) + F_{\text{rep}}(q) \end{aligned} \quad (7)$$

dove $F(q)$: forza artificiale; $F_{\text{att}}(q)$: forza attrattiva; $F_{\text{rep}}(q)$: forza repulsiva. Il campo potenziale U_{att} tra robot e obiettivo viene descritto da (8) per trascinare il robot nell'area obiettivo.

$$\begin{aligned} U_{\text{att}}(q) &= \frac{1}{2} k_a (q - q_d)^2 \\ &= \frac{1}{2} k_a \rho_{\text{goal}}^2(q) \end{aligned} \quad (8)$$

dove k_a : coefficiente positivo per APF²; q : posizione corrente del robot; q_d : posizione corrente dell'obiettivo. $\rho_{\text{goal}}(q) = \|q - q_d\|$ è una distanza euclidea dalla posizione del robot alla posizione dell'obiettivo. La forza attrattiva del robot è calcolata come gradiente negativo del potenziale campo[11]:

$$\begin{aligned} F_{\text{att}}(q) &= -\frac{1}{2} k_a \rho_{\text{goal}}^2(q) \\ F_{\text{att}}(q) &= -k_a (q - q_d) \end{aligned} \quad (9)$$

$F_{\text{att}}(q)$, nell'eq. (9), è un vettore diretto verso q_d con intensità linearmente proporzionale alla distanza da q a q_d . Può essere scritto nelle sue componenti:

$$\begin{aligned} F_{\text{att}} - x(q) &= -k_a (x - x_d) \\ F_{\text{att}} - y(q) &= -k_a (y - y_d) \end{aligned} \quad (10)$$

²Artificial Potential Field

Le equazioni (10) sono la forza attrattiva nelle direzioni x e y . Nella funzione potenziale, il robot deve essere respinto dagli ostacoli, ma se lontano da questi, il movimento non risente della loro influenza. La funzione potenziale di repulsione (11) è:

$$U_{\text{rep}}(q) = \begin{cases} \frac{1}{2}k_b(\frac{1}{d(q)} - \frac{1}{d_0})^2 & \text{se } d(q) \leq d_0 \\ 0 & \text{se } d(q) > d_0 \end{cases} \quad (11)$$

v. Algoritmi di stima

Il sistema robotico preso in esame presenta degli errori all'ingresso degli encoder, tale errore porta il sistema a manifestare nel lungo periodo il noto comportamento di *drift*. Nasce allora il problema di correggere e stimare la posizione in base ad un dato modello. Stimando la posizione del robot utilizzando la ricostruzione odometrica si ottiene un risultato affetto da incertezza crescente all'aumentare dello spostamento. È necessario quindi correggere tale stima attraverso il particle filter[12] analizzato di seguito. Ciò su cui ci appoggeremo per avere una stima della posizione assunta dal robot, saranno dei sensori esterni ad esso, nel nostro caso delle antenne wi-fi virtualmente simulate nel nostro codice.

v.1 Filtro Particellare

L'algoritmo di localizzazione PF procede come segue figura 5.: si inizializzano n particelle in una mappa. Ogni particella è un vettore di stato 3 per 1 del veicolo ed ad ognuna di queste si applica il modello descritto dal sistema (1): e se ne aggiunge un rumore al vettore di controllo $u = [v \ \omega]^T$. Successivamente per ogni particella si prevede la possibile misurazione ottenibile e si confronta con l'osservazione realmente effettuata dalla antenna wi-fi, tale confronto porterà al calcolo dell'innovazione o di ciò che definiremo peso della particella. Si selezionano le particelle che meglio spiegano l'osservazione, un modo per farlo è quello di costruire una pdf che descriva i campioni e i loro pesi, e poi rilesionare un nuovo set di

particelle da questa pdf. La stima della posizione del robot fornita dal filtro è la media di questo nuovo ricampionamento. Il punto cruciale è che non richiede alcuna ipotesi di linearizzazione (non ci sono jacobiani coinvolti) e non ci sono ipotesi Gaussiane. È particolarmente adatto ai problemi con piccoli spazi di stato mentre in caso di vettori di stato grandi diventa computazionalmente pesante.

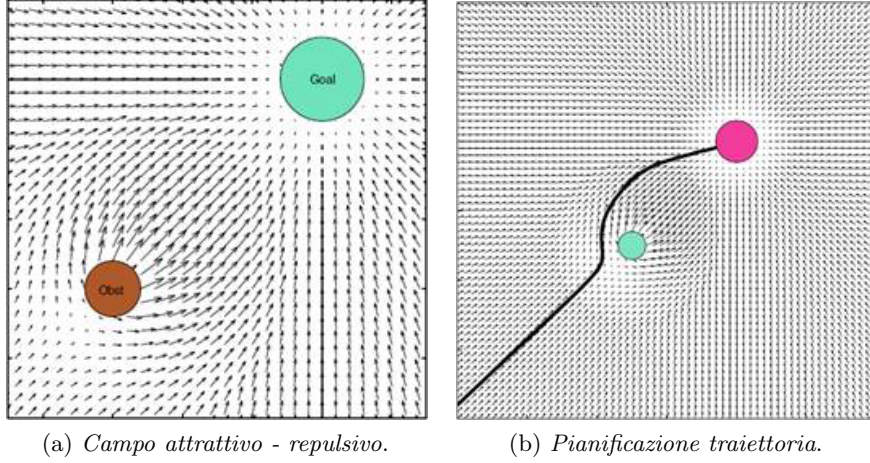


Figura 4: Potenziali artificiali

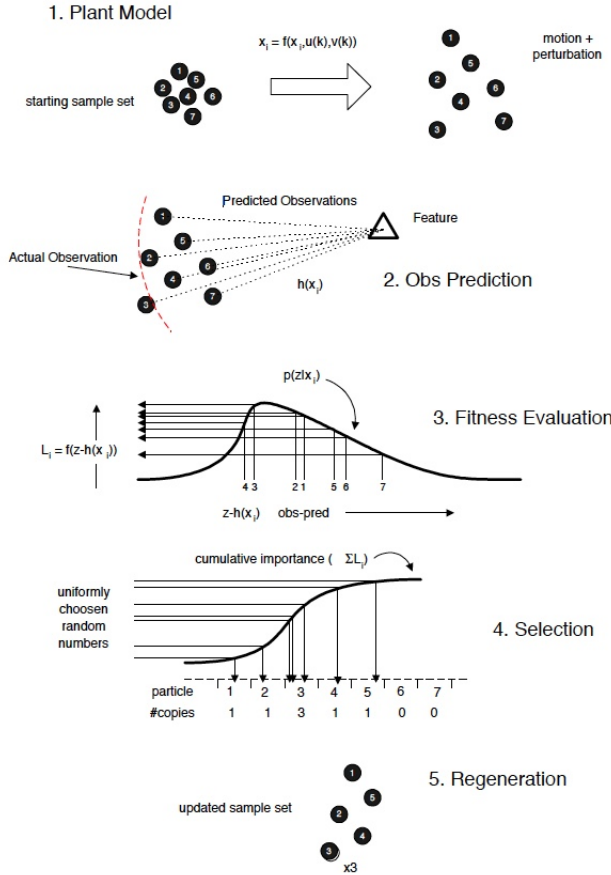


Figura 5: Filtro Particellare

V. IMPLEMENTAZIONE

Per la creazione delle matrici di occupazione locali vengono utilizzate le misure fornite dal lidar, tali misure vengono riproiettate nel

sistema di riferimento del robot e registrate all'interno di una matrice utilizzando come peso per ogni misura l'equazione fornita da (2). Queste verranno integrate in una matrice globale che sarà aggiornata ogni secondo. Il passaggio da matrice locale a matrice globale avviene rototraslando rispetto la posizione stimata del robot fornita dal particle filter e registrata all'interno del robot. La matrice globale del robot si assume essere già dimensionata in base alla mappa da esplorare.

Il robot durante la sua esplorazione è programmato per affiancare il primo muro visibile e percorrerlo, nel caso in cui durante questa operazione si dovessero presentare zone già visitate, esso cercherà di raggiungere punti non ancora esplorati all'interno della stanza, questa operazione viene condotta registrando le zone già esplorate dal robot all'interno di una seconda matrice assunta anch'essa di una dimensione tale da permettere di contenere la stanza con la risoluzione voluta.

Il robot quando risulterà essere nel raggio di comunicazione con altri robot avvierà il meccanismo di Utility, in base al quale sarà assegnato ad ogni robot comunicante un nuovo target da raggiungere che massimizzi l'utilità, calcolata con la equazione (5). Per evitare la ricomunicazione tra robot è stato inserito un delay che deve trascorrere tra una comunicazione e l'altra prima che i 2 robot possano ricomunicare tra loro. La comunicazione come già

detto risulta essere ideale senza degradazione di segnale.

Durante la comunicazione i robot condivideranno la mappa contenente le zone già visitate in modo da non permettere il passaggio in zone già viste da altri robot.

VI. RISULTATI

In questa sezione valuteremo le performance del nostro algoritmo. Per condurre questa analisi abbiamo generato inanzitutto una mappa utilizzando il nostro generatore di mappe, la mappa utilizzata per la nostra analisi è riportata in figura 7.

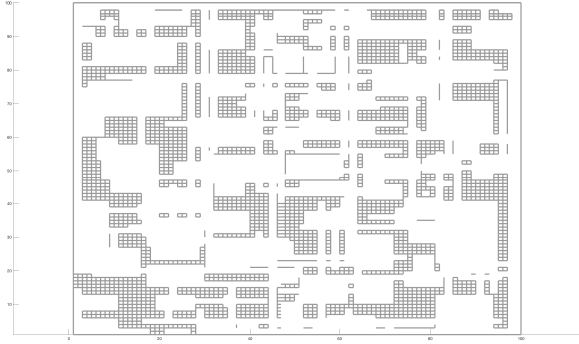


Figura 6: esempio di scenario procedurale 40×40

Per la valutazione delle performance abbiamo deciso di individuare delle metriche che permettano la valutazione del nostro sistema. L'obiettivo di tale analisi è trovare il numero di robot e tempo di simulazione minimo che permetta di assicurare delle date performance. La funzione di costo utilizzata è la seguente (12):

$$Total_{Cost} = \alpha * N + \beta * T + \gamma * D - \delta * M \quad (12)$$

$Total_{Cost}$ rappresenta la nostra funzione che vogliamo minimizzare per il numero di robot N e per il tempo di simulazione T . D e M rappresentano invece la distanza totale percorsa dai singoli robot (D), in modo da avere anche una valutazione dei consumi richiesti, e la percentuale di mappa esplorata (M). I coefficienti moltiplicativi ($\alpha, \beta, \gamma, \delta$) rappresentano i pesi per la nostra valutazione. (es. se per noi è molto

importante avere bassi consumi si darà maggior peso al coefficiente γ). Tra i vari termini che compongono la funzione una crescita dei parametri N, T, D verrà considerato un evento negativo in quanto legato a dei costi (costo nell'adozione di più robot, costo in termini di efficienza energetica o necessità legate ad avere nel minor tempo possibile dei risultati soddisfacenti) tutti questi termini premoltiplicati per il loro peso che ne definisce la loro importanza relativa aumentano la funzione di costo e per questo sono preceduti da un segno "+", mentre l'esplorazione percentuale della mappa è un dato che vogliamo che sia più alto possibile ed è per questo che prima del suo peso relativo δ è anticipato da un segno "-". Abbiamo dunque eseguito il nostro algoritmo e ottenuto dei risultati nel caso dell'esplorazione della mappa compiuta da un singolo robot fino ad un massimo di 5, inoltre oltre a variare il numero di robot presenti con il compito di esplorare l'ambiente sconosciuto si è fatto incrementare il tempo a disposizione dei robot per condurre l'analisi, questo tempo (nella equazione (12): rappresentato come T) varierà da un minimo di 400 ad un massimo di 1400 secondi con incrementi di 200 secondi tra una iterazione e la successiva. Riassumendo si otterrà una tabella di valori della funzione di costo ($Total_{Cost}$) al variare del numero di robot da 1 a 5 con incrementi di 1 e del tempo simulativo da 400 a 1400 secondi con incrementi di 200. Una volta ottenuti i risultati viene lanciato un'algoritmo che restituisce data una matrice in ingresso il valore dell'indice della riga e colonna dove è presente l'elemento a valore minore nella matrice ($minmat$). I valori ottimali ottenuti sono rappresentati nella tabella 3. È qui rappresentato un grafico che interpola i valori puntuali di $Total_{Cost}$ in una sferica in uno spazio 3D.

Tabella 3: Risultati ottenuti

dimensioni		
numero ottimo di robot	[#]	3
tempo ottimo di simulazione	[s]	1000

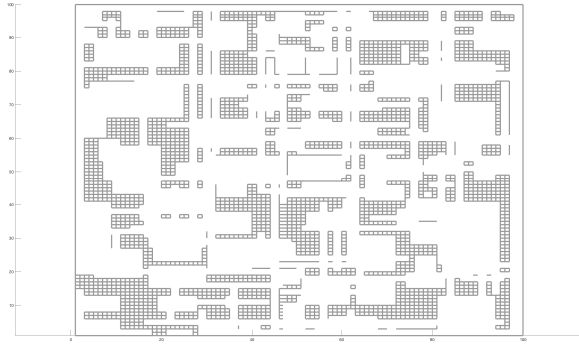


Figura 7: esempio di scenario procedurale 100×100

VII. CONCLUSIONI

E' stato qui presentato un modo efficiente di condurre un'esplorazione coordinata di un ambiente. Possibile passo in avanti per la suddetta applicazione sarebbe la sua implementazione e simulazione fisica in modo da condurre uno studio più approfondito sulle possibili problematiche riscontrate. Migliorie software che possono essere condotte sono sicuramente una migliore rappresentazione fisica della comunicazione robot-robot robot-ancora wi fi tramite gli ultimi protocolli esistenti, lo studio più approfondito su un tipo di stima distribuita delle posizioni dei robot invece che individuale come attualmente risulta adottando algoritmi di least-square o di kalman distribuito. Altro limite attuale dell'applicazione è il non riconoscimento di zone inaccessibili, ciò comporta nel caso di zone inaccessibili molto estese una gran probabilità di assegnazione di un target appartenente a tale zona per il robot.

RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI

- [1] B. Yamauchi, "Frontier-based exploration using multiple robots," in *Proceedings of the second international conference on Autonomous agents*. ACM, 1998, pp. 47–53.
- [2] B. Siciliano, *Robotica. Modellistica, pianificazione e controllo*, ser. Collana di istruzione scientifica. Serie di automatica. McGraw-Hill Companies, 2008. [Online]. Available: <https://books.google.it/books?id=HdaVPQAACAAJ>
- [3] M. B. Ardhaoui, "Implementation of autonomous navigation and mapping using a laser line scanner on a tactical unmanned aerial vehicle," 2011.
- [4] D. Green, *Procedural Content Generation for C++ Game Development*. Packt Publishing, 2016. [Online]. Available: <https://books.google.it/books?id=EQYcDAAAQBAJ>
- [5] W. contributors, "Binary space partitioning — wikipedia, the free encyclopedia," 2018, [Online; accessed 14-March-2018]. [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Binary_space_partitioning&oldid=828843135
- [6] —, "K-d tree — wikipedia, the free encyclopedia," 2018, [Online; accessed 14-March-2018]. [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=K-d_tree&oldid=829846868
- [7] W. Burgard, M. Moors, C. Stachniss, and F. E. Schneider, "Coordinated multi-robot exploration," *IEEE Transactions on robotics*, vol. 21, no. 3, pp. 376–386, 2005.
- [8] C. K. M. C. K. A. N. H. Sabudin E. N, Omar. R, "Potential field methods and their inherent approaches for path planning," *ARPJN Journal of Engineering and Applied Sciences*, vol. 11, no. 18, SEPTEMBER 2016.
- [9] X. Xu, C. Li, and Y. Zhao, "Air traffic rerouting planning based on the improved artificial potential field model," in *2010 Chinese Control and Decision Conference*, May 2010, pp. 1444–1449.
- [10] Y. Koren and J. Borenstein, "Potential field methods and their inherent limitations for mobile robot navigation," in *Proceedings. 1991 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Apr 1991, pp. 1398–1404 vol.2.
- [11] G. Li, A. Yamashita, H. Asama, and Y. Tamura, "An efficient improved artificial potential field based regression search method for robot path planning," in *2012 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*, Aug 2012, pp. 1227–1232.
- [12] N. P. M., *C4B-Mobile Robotics*, 2003.