



**UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI ROMA  
TOR VERGATA**

**FACOLTÀ DI INGEGNERIA**

**CORSO DI LAUREA IN INGEGNERIA  
DELL'AUTOMAZIONE**

**A.A. 2008/2009**

**Tesi di Laurea**

Filtro di Kalman esteso per la localizzazione di un robot  
mobile in un ambiente dotato di sensori passivi RFID

**RELATORE**

Ing. Francesco Martinelli

**CANDIDATO**

Roberto Vollaro



*Alla mia famiglia,  
agli amici, quelli di sempre,  
ed a chi da poco è entrato nella mia vita  
contribuendo a renderla ancora migliore.*



# Indice

<b>Ringraziamenti</b>	<b>1</b>
<b>Introduzione</b>	<b>3</b>
<b>1 Introduzione al problema</b>	<b>5</b>
1.1 La localizzazione . . . . .	5
1.2 I sensori Radio Frequency IDentification (RFID) . . . . .	6
1.3 Il filtro di Kalman . . . . .	8
1.4 Dinamica del robot . . . . .	12
<b>2 Presentazione del metodo e concetti fondamentali</b>	<b>17</b>
2.1 Idea generale . . . . .	17
2.2 Identificazione RFID . . . . .	18
2.2.1 Definizione delle regioni . . . . .	19
2.2.2 Regioni e confini . . . . .	21
2.3 L'algoritmo di stima . . . . .	22
2.4 Aspetti implementativi . . . . .	26
<b>3 Risultati simulativi</b>	<b>31</b>
3.1 Caratterizzazione dell'ambiente simulativo . . . . .	31
3.2 Dati ottenuti dalle simulazioni . . . . .	33

---

3.2.1	Misure affette da disturbo . . . . .	38
3.3	Considerazioni sulla variazione dei parametri . . . . .	40
3.3.1	Discretizzazioni . . . . .	40
3.3.2	Numero di tags e raggio antenna . . . . .	48
3.3.3	Area media . . . . .	55
3.3.4	Confronto tra regioni standard e regioni RFID . . . . .	63
<b>4</b>	<b>Conclusioni e sviluppi futuri</b>	<b>65</b>
	<b>Elenco delle figure</b>	<b>67</b>
	<b>Bibliografia</b>	<b>68</b>

# Ringraziamenti

*Chi mi conosce è sicuramente al corrente della mia eccezionale dialettica e doti linguistiche seconde solo ai grandi premi nobel per la letteratura e alle tribù indigene dell'Amazzonia<sup>1</sup>. Certamente sa che risulterei più chiaro gesticolando o mimando i concetti in pieno stile folkloristico, ma vale la pena fare uno sforzo per ringraziare le persone che hanno contribuito al raggiungimento di questo obiettivo. Il primo ringraziamento va sicuramente all'Ing. Francesco Martinelli, per avermi seguito con una disponibilità fuori dal comune al conseguimento di questo lavoro che conclude un primo percorso di tre anni di studio. Un meritatissimo secondo posto va senza dubbio a Laura che, con immensa pazienza, è stata fondamentale per la stesura di questo lavoro (probabilmente questa tesi sarebbe scritta a penna o al massimo a macchina senza i suoi preziosi consigli). Ho sempre pensato che una persona venga arricchita dai lati migliori delle persone che incontra. Sulla base di questo, le persone che dovrebbero essere ringraziate sono veramente tante. Potrei citarle tutti, ma mi sono riproposto di conservare i ringraziamenti più sinceri per altro un paio d'anni quando (speriamo) porterò definitivamente a termine questo percorso. In ogni caso un ringraziamento speciale va alla mia famiglia per avermi sempre sostenuto, agli amici con cui ho sempre condiviso tutto e a tutte quelle persone che con piccoli o grandi gesti hanno contribuito a disegnare questo sorriso sulla faccia che ormai non va più via.*

---

<sup>1</sup>Senza alcuna offesa alle tribù indigene per cui provo sommo rispetto.



# Introduzione

Un robot mobile è una macchina capace di muoversi in un dato ambiente. Ogni robot mobile preposto allo svolgimento di un determinato compito, per conseguire correttamente e con precisione il suo obiettivo, ha la necessità di conoscere in ogni momento la propria posizione rispetto all'ambiente in cui si trova. I robot industriali che operano assumendo posizioni ben definite, identificano la propria posizione basandosi sui valori encoder dei motori; nel caso di robot mobili l'identificazione basata su encoder ed eventualmente su valori odometrici risulta molto imprecisa, con la necessità di integrare tali misure con valori riferiti a punti di riferimento noti (per esempio misure laser).

La seguente relazione tratta il problema della localizzazione di un robot mobile, che opera in un ambiente dotato di sensori passivi RFID. Il principale aspetto trattato è lo studio e l'implementazione di due varianti di un algoritmo di stima basato sulla fusione, tramite filtro di Kalman, di dati odometrici, ottenuti dalle misure encoder del robot, con misure sensoriali basate sui diversi segnali RFID rilevati. Nel caso studiato si considera come ambiente una stanza quadrata, sul soffitto della quale sono posizionati in modo uniforme un numero di RFID relativamente piccolo (dell'ordine della decina). Il robot, dotato di un'antenna per il rilevamento dei tags RFID, segue all'interno della stanza un percorso noto. L'obiettivo da conseguire è l'elaborazione di una stima del percorso del robot che approssimi con il minor errore possibile il

percorso reale. I dati utilizzati per effettuare tale stima, stime odometriche e dati relativi ai rilevamenti RFID, vengono modellati come variabili gaussiane riferite alla probabilità che il robot sia in una determinata posizione. Come si mostrerà in dettaglio nel capitolo 2, l'idea è quella di elaborare tramite il filtro di Kalman i dati a disposizione, ottenendo un valore di stima corrispondente alla fusione delle diverse variabili gaussiane indici della posizione del robot.

Dopo una descrizione dei principali argomenti e strumenti alla base del problema trattato, si procede con la definizione e spiegazione del metodo implementato. Nell'ultima parte vengono infine presentati i risultati simulativi e le relative considerazioni sul metodo in questione.

# Capitolo 1

## Analisi e definizione del problema e caratterizzazione degli elementi impiegati

*In questo capitolo viene definito il problema della localizzazione e presentati i principali elementi che compongono il caso di studio: sensori RIFD, filtro di Kalman, dinamica del robot.*

### 1.1 Il problema della localizzazione

Per robot mobili, la conoscenza della propria posizione è un'informazione indispensabile al fine di potersi correttamente collocare nell'ambiente di lavoro. Il caso considerato riguarda un problema di localizzazione globale, dove non si hanno informazioni sulla posizione iniziale del robot. Una stima sulla posizione può essere fornita dall'odometria: una tecnica di stima della posizione basata su sensori che, posti generalmente sulle ruote del robot, misurano lo spazio percorso e l'angolo di sterzo. Tale tecnica pur fornendo informazioni utili sul movimento del robot, risulta particolarmente sensibile ad errori sistematici, dovuti ad esempio a difetti della conformazione delle parti meccaniche, ed errori casuali, dovuti ad esempio alla mancata aderenza di una ruota. Com'è ovvio, poiché la stima odometrica calcola una posizione sulla

base delle precedenti, tali errori continueranno ad aumentare rendendo la stima molto imprecisa se non perfino inservibile allo scopo. Nasce a questo punto la necessità di correggere la stima odometrica con misure precise ed affidabili basate su dei punti di riferimento noti. Tali misure possono essere ottenute dall'utilizzo di sensori<sup>1</sup> che in riferimento all'ambiente, forniscono informazioni localmente precise, utili a correggere una precedente stima.

Il caso studiato applica la tecnologia RFID al problema della localizzazione. L'ambiente di lavoro del robot è equipaggiato con un certo numero di sensori RFID passivi posizionati sul soffitto. Quando il robot, dotato di un'apposita antenna per il rilevamento dei diversi RFID, si trova in prossimità di uno o più tags, rileva e riconosce i diversi segnali definendo, basandosi su una mappatura, un'insieme di possibili posizioni. Le informazioni raccolte dalle letture RFID possono poi essere utilizzate per correggere un'eventuale stima odometrica.

## 1.2 I sensori RFID

Con la sigla RFID (Radio Frequency IDentification ) si identifica una tecnologia che attraverso onde radio permette l'identificazione di oggetti o persone. La modalità di identificazione più comune è basata su sensori RFID (RFID tags) che vengono identificati univocamente e senza ambiguità da un reader preposto allo scopo. Un classico sistema RFID risulta quindi composto da un sensore, l'elemento identificante, e un reader in grado di leggere ed eventualmente scrivere sul sensore. A differenza del tipo di alimentazione è possibile dividere i sensori in tre categorie:

- Passivi: sono tag privi di alimentazione che sfruttano il campo magnetico generato dall'antenna del reader come fonte di energia. Proprio per la loro natura

---

<sup>1</sup>Laser, sonar, sensori di prossimità.

passiva hanno un raggio di comunicazione non molto elevato <sup>2</sup> e risultano particolarmente sensibili ai disturbi. Tuttavia la durata praticamente illimitata, la leggerezza, le dimensioni e l'economicità di questi sensori li rendono spesso preferibili.

- **Attivi:** sono dotati di batteria e apparato trasmittente, sono anche detti transponder in quanto hanno la capacità di trasmettere dati direttamente al reader. L'alimentazione indipendente permette un raggio di comunicazione di qualche chilometro e la possibilità di integrare ulteriori sensori come ad esempio di temperatura o pressione. Tuttavia la presenza della batteria limita molto la durata del sensore e non risulta facile stimarne il periodo di vita (comunque dell'ordine degli anni). Sono decisamente più costosi dei tags passivi.
- **Semi-passivi:** questa terza varietà di sensori, è dotata di una propria alimentazione, ma non possiede un apparato trasmissivo. Questo permette un raggio di comunicazione di un centinaio di metri.

Nel metodo implementato si adoperano tags passivi RFID, e il reader è costituito da un'antenna montata sul robot. La scelta dei tags passivi è dovuta alla realizzazione di un metodo a basso costo e di facile implementazione pratica. I tags RFID infatti consistono in etichette di dimensione ridotta che possono facilmente essere posizionate ovunque ed a differenza di etichette magnetiche e codici a barre, le letture avvengono senza che il tag debba trovarsi in un campo visivo.

La figura 1.1 mostra diverse tipologie di tags RFID passivi. È subito evidente la semplicità dell'hardware e le dimensioni ridotte pari a pochi centimetri di larghezza e pochi millimetri di spessore. Su un supporto flessibile si può facilmente riconoscere

---

<sup>2</sup>da pochi centimetri a dieci metri. Nel caso studiato si assume una massima distanza di 1 m.

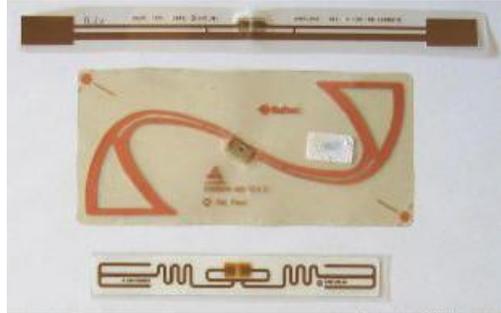


Figura 1.1: Diverse tipologie di RFID passivi. Il tag nel centro misura 5x11cm.

l'antenna (avvolgimento marrone) e la piccola memoria al centro in cui sono contenuti il codice identificativo e gli eventuali dati da trasmettere.

L'idea alla base del metodo è quella di sfruttare i tags RFID per partizionare l'ambiente di localizzazione in diverse zone, caratterizzate da diverse letture dei tags rilevati. Se si identifica una regione di spazio come una zona in cui si percepisce la stessa lettura di tags, è possibile associare ad ogni lettura rilevabile, una determinata regione dello spazio di lavoro. Questo concetto verrà meglio spiegato e approfondito nel capitolo 2.

### 1.3 Il filtro di Kalman

Il filtro di Kalman è un filtro ricorsivo che valuta lo stato di un sistema dinamico a partire da una serie di misure soggette a rumore. Per le sue caratteristiche, risulta ottimo per sistemi lineari soggetti a rumori e disturbi gaussiani. Tale metodo si basa su un insieme di equazioni che forniscono una soluzione ricorsiva che stima lo stato di un sistema minimizzando l'errore quadratico medio. In robotica vede un largo impiego soprattutto per la sua estensione al caso non lineare. Il caso studiato vede l'applicazione del filtro di Kalman per la stima dello stato di un processo a tempo discreto.

Sia  $x \in \mathfrak{R}^n$  lo stato da stimare, descritto dal sistema

$$x_k = Ax_{k-1} + Bu_{k-1} + w_{k-1} \quad (1.3.1)$$

con le misure definite come  $z \in \mathfrak{R}^m$  tale che

$$z_k = Hx_k + v_k \quad (1.3.2)$$

dove  $w_k$  e  $v_k$  sono i disturbi (rumore) che interferiscono rispettivamente con il processo e con le misurazioni,  $A$  e  $H$  matrici della dinamica e dell'uscita,  $B$  matrice di ingresso che relaziona lo stato con un eventuale ingresso  $u \in \mathfrak{R}^p$ .

Per quello che concerne i disturbi, si modellano i rumori come variabili aleatorie considerate indipendenti, gaussiane a media nulla, e con matrice di covarianza simmetrica e semidefinita positiva:

$$\begin{aligned} E[w_i] &= 0 & , & & E[v_i] &= 0 \\ E[w_i w_i'] &= Q \geq 0 & , & & E[v_i v_i'] &= R \geq 0 \\ E[w_i w_j'] &= 0, j \neq i & , & & E[v_i v_j'] &= 0, j \neq i \end{aligned} \quad (1.3.3)$$

La matrice di covarianza  $V$  definita come

$$V = \begin{bmatrix} Q & Z \\ Z & R \end{bmatrix}$$

dove

$$Q = \text{var}[w_i], \quad R = \text{var}[v_i], \quad Z = \text{cov}[w_i, v_i] = 0$$

sarà perciò

$$V = \begin{bmatrix} Q & 0 \\ 0 & R \end{bmatrix} \quad (1.3.4)$$

Definiamo ora  $\hat{x}_k^- \in \mathfrak{R}^n$  come stima a priori dello stato calcolata al tempo  $k$ . Tale stima è calcolata sugli istanti precedenti a  $k$ . Analogamente sarà  $\hat{x}_k \in \mathfrak{R}^n$  la stima a

posteriori al tempo  $k$ , basata cioè anche sulle misure  $z_k$ . È possibile a questo punto definire la stima di errore a priori e a posteriori, rispettivamente come

$$\begin{aligned} e_k^- &\equiv x_k - \hat{x}_k^- \\ e_k &\equiv x_k - \hat{x}_k \end{aligned} \quad (1.3.5)$$

con le relative matrici di covarianza

$$P_k^- = [e_k^- e_k^{-\prime}] \quad (1.3.6a)$$

$$P_k = [e_k e_k^{\prime}]. \quad (1.3.6b)$$

Per definire le equazioni alla base del filtro di kalman, si può in prima istanza definire un'equazione che calcoli la stima dello stato a posteriori  $\hat{x}_k$ , sulla base della stima a priori  $\hat{x}_k^-$  e un parametro di correzione pesato, pari alla differenza tra la misura sull'uscita  $z_k$  e una sua predizione  $H\hat{x}_k^-$ .

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H\hat{x}_k^-). \quad (1.3.7)$$

Il termine  $(z_k - H\hat{x}_k^-)$  noto come termine d'innovazione o residuale è indice di quanto la stima a priori si distacca da quella a posteriori al tempo  $k$ . Un residuale pari a zero indica una stima molto accurata. Il parametro  $K_k$  nella (1.3.7) è una matrice  $n \times m$  detto *guadagno di kalman*, che ha lo scopo di pesare il termine d'innovazione. Tale guadagno, identificato come valore che minimizza la covarianza dell'errore di stima a posteriori, può essere calcolato utilizzando la (1.3.7) per il calcolo di  $e_k$  dalla (1.3.5), e annullando la derivata di  $P_k$ , calcolata rispetto a  $K$ , con  $P_k$  ottenuta dalla (1.3.6b) con il valore  $e_k$  calcolato.

In formule *il guadagno di Kalman* è espresso come:

$$K_k = P_k^- H' (H P_k^- H' + R)^{-1}. \quad (1.3.8)$$

**Osservazione 1.3.1.** Dalla (1.3.8) si osserva che se  $R$ , la varianza del rumore sulle misure, tende a zero, il guadagno  $K$  diventerà più grande dando un maggior peso al termine d'innovazione nella (1.3.7). Se invece a tendere a zero è la varianza dell'errore di stima a priori  $P_k^-$ , il guadagno sarà più piccolo facendo pesare meno il residuale.

☑

Il filtro di Kalman opera la stima seguendo uno schema di controllo in retroazione: viene stimato lo stato del sistema a priori ad un determinato tempo  $k$  e si ottiene in retroazione una misura rumorosa. Possiamo quindi dividere le equazioni del filtro di Kalman in due categorie: equazioni di *predizione* ed equazioni di *stima*. Le prime calcolano una stima dello stato  $x_{k+1}$  sulla base delle misure fino al tempo  $k$ , e quindi a priori, le seconde fanno una correzione al tempo  $k + 1$  utilizzando  $z_{k+1}$ , e quindi a posteriori, del valore stimato in precedenza. Nella fase di *predizione* sono applicate le seguenti equazioni

$$\hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1}^- + Bu_{k-1} \quad (1.3.9)$$

$$P_k^- = AP_{k-1}^-A' + Q \quad (1.3.10)$$

dove la (1.3.9) è l'equazione dinamica definita inizialmente, e  $Q$  è la matrice di covarianza del rumore agente sul processo.

Nella fase di stima invece sono applicate le seguenti equazioni

$$K_k = P_k^- H' (H P_k^- H' + R)^{-1} \quad (1.3.11)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H\hat{x}_k^-) \quad (1.3.12)$$

$$P_k = (I - K_k H) P_k^- \quad (1.3.13)$$

dove si osserva come dopo aver calcolato il guadagno di Kalman ((1.3.11)), si corregge la stima basandosi sulle misure  $z_k$  ((1.3.12)) e si aggiorna infine la nuova matrice di covarianza della stima di errore  $P_k$  ((1.3.13)).

**Osservazione 1.3.2.** La varianza dell'errore di misura  $R$  può essere calcolata prima di far partire l'algoritmo di Kalman, in quanto tali disturbi possono essere generalmente calcolati e definiti off-line. Lo stesso ragionamento risulta più complesso per il rumore sul processo che definisce la varianza  $Q$ , in quanto spesso non risulta possibile osservare direttamente il processo. Come si osserva dalle equazioni di predizione e di stima, nel caso di  $R$  e  $Q$  costanti, il guadagno di kalman e la matrice di covarianza dell'errore di stima  $P_k$  si stabilizzano e restano costanti.  $\square$

## 1.4 Definizione e descrizione della dinamica del robot

Per dinamica di un robot si intende l'insieme di relazioni ed equazioni che descrivono l'evoluzione della sua posizione nel tempo. Nel caso in esame si considera un robot mobile con tre gradi di libertà. Assimilando l'ambiente di lavoro ad un piano cartesiano è possibile definire il movimento di traslazione lungo gli assi  $x$  e  $y$  e la rotazione attorno all'asse  $z$ . Il robot si muove dunque in un ambiente bidimensionale descritto dalla coppia di coordinate  $(x, y)$  e con un orientamento  $\theta$ . Assumendo quindi che la posizione del robot sia definita univocamente da un tripla di coordinate  $(x, y, \theta)$ , un primo modello che ne descrive la dinamica è dato da:

$$\begin{aligned} x_{t+1} &= x_t + \delta\rho_t \cos(\theta_t) \\ y_{t+1} &= y_t + \delta\rho_t \sin(\theta_t) \\ \theta_{t+1} &= \theta_t + \delta\theta_t \end{aligned} \quad (1.4.1)$$

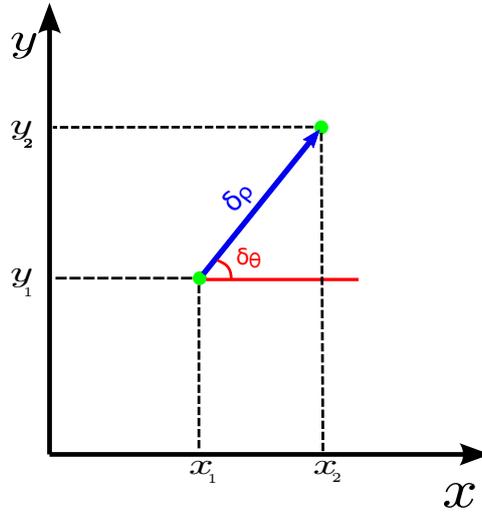


Figura 1.2: Rappresentazione di uno spostamento base del robot.

dove  $\delta\rho_t$  e  $\delta\theta_t$  sono rispettivamente lo spostamento e la rotazione del robot nell'istante di tempo campionato  $\delta t$ , in accordo con la specifica dinamica del robot (vedi figura 1.2). Le simulazioni effettuate sono basate sull'ipotesi di avere un robot con una dinamica differenziale, in quanto robot costruiti con questo tipo di dinamica oltre ad essere più comuni, eliminano il problema dello sterzo, eseguendo le rotazioni con un moto inverso di una ruota rispetto ad un'altra. Risulta quindi necessario definire i parametri  $\delta\rho_t$  e  $\delta\theta_t$  in relazione allo spostamento delle singole ruote,  $\delta L$  per la ruota sinistra e  $\delta R$  per quella destra.

Con un ragionamento geometrico è possibile ricavare in modo semplice tali relazioni:

Dalla figura 1.3 è immediato definire gli spostamenti come:

$$\begin{aligned}\delta\rho &= (L + \frac{d}{2})\delta\theta \\ \delta L &= L\delta\theta \\ \delta R &= (L + d)\delta\theta.\end{aligned}\tag{1.4.2}$$

Dividendo per 2 la somma di  $\delta R$  e  $\delta L$ , e per  $d$  la loro differenza si ottengono le relazioni desiderate:

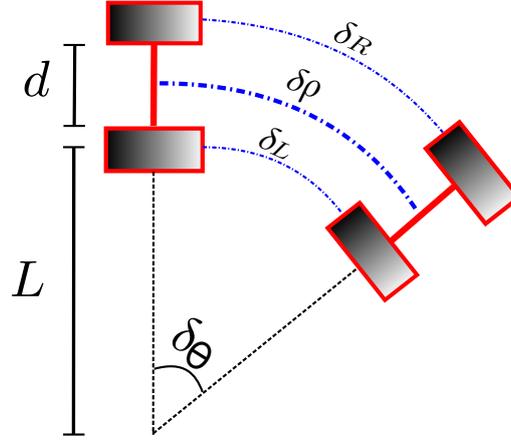


Figura 1.3: Relazione tra i movimenti delle singole ruote e lo spostamento totale del robot.

$$\frac{\delta R + \delta L}{2} = \frac{L\delta\theta + L\delta\theta + d\delta\theta}{2} = (L + \frac{d}{2})\delta\theta = \delta\rho \quad (1.4.3a)$$

$$\frac{\delta R - \delta L}{d} = \frac{L\delta\theta - L\delta\theta + d\delta\theta}{d} = \delta\theta. \quad (1.4.3b)$$

Ricavando  $\delta R$  dalla (1.4.3a) e sostituendola nella (1.4.3b) è possibile ricavare gli spostamenti delle singole ruote eliminando la dipendenza dal parametro  $L$ :

$$\begin{aligned} \frac{\delta R + \delta L}{2} &= \delta\rho \\ \delta R &= 2\delta\rho - \delta L \\ \delta L &= \delta\rho - \frac{d}{2}\delta\theta \\ \delta R &= \delta\rho + \frac{d}{2}\delta\theta. \end{aligned} \quad (1.4.4)$$

Per ottenere delle stime odometriche, i motori devono essere dotati di encoder che memorizzano lo spostamento delle singole ruote. Introducendo quindi i valori di spostamento memorizzati dagli encoder e i relativi errori odometrici dovuti a errori sistematici o casuali, si possono in ultima istanza definire gli spostamenti delle ruote come segue:

$$\begin{aligned}\delta R &= \delta R^e + \eta_{R,t} \\ \delta L &= \delta L^e + \eta_{L,t}\end{aligned}$$

Dove  $\delta R^e$  e  $\delta L^e$  sono le distanze misurate dagli encoder mentre  $\eta_{R,t}$  e  $\eta_{L,t}$  rappresentano i disturbi. I disturbi sono modellati come variabili gaussiane a media nulla, dove la varianza cresce linearmente all'aumentare della distanza percorsa

$$\begin{aligned}\eta_{R,t} &\approx N(0, K_R \delta R_t^e) \\ \eta_{L,t} &\approx N(0, K_L \delta L_t^e)\end{aligned}$$

con  $K_R$  e  $K_L$  costanti positive.

Sostituendo infine nella (1.4.1) gli elementi calcolati, otteniamo un modello che ben approssima la dinamica del robot:

$$\begin{aligned}x_{t+1} &= x_t + \frac{(\delta R^e + \eta_{R,t}) + (\delta L^e + \eta_{L,t})}{2} \cos(\theta_t) \\ y_{t+1} &= y_t + \frac{(\delta R^e + \eta_{R,t}) + (\delta L^e + \eta_{L,t})}{2} \sin(\theta_t) \\ \theta_{t+1} &= \theta_t + \frac{(\delta R^e + \eta_{R,t}) - (\delta L^e + \eta_{L,t})}{d}.\end{aligned}\tag{1.4.5}$$



# Capitolo 2

## Presentazione del metodo e dell'algoritmo di stima

*Questo capitolo raccoglie gli aspetti fondamentali del lavoro svolto. Viene infatti descritto l'algoritmo di stima e le relative operazioni necessarie al suo funzionamento come l'interpretazione delle letture RFID o la discretizzazione dello spazio di lavoro.*

### 2.1 Idea generale

Il problema considerato riguarda la localizzazione globale di un robot mobile in un ambiente noto. L'ambiente in questione è equipaggiato con tags RFID passivi che il robot è in grado di individuare quando arriva in prossimità di essi. Lavorando con gli RFID si possono seguire due approcci: utilizzare un'antenna che rileva solo la presenza di uno o più tags, oppure usare lettori più sofisticati che basandosi sul tempo di risposta forniscono informazioni sulla distanza del tag. Nel caso che si va a definire si è utilizzato il primo approccio che, anche se meno preciso del secondo, presenta notevoli vantaggi economici. Uno degli approcci più comuni lavorando con RFID passivi, è quello di coprire con un gran numero di tags l'ambiente di lavoro e tramite semplici regole geometriche ricavare la posizione del robot. Anche se funzionale, un tale modo di operare implica l'uso di un gran numero di tags, e l'accuratezza della

stima ottenuta dipenderà esclusivamente da tale numero. Un numero troppo piccolo di sensori fornirebbe una stima totalmente imprecisa e inadeguata.

L'idea alla base del metodo è quella di utilizzare un numero piccolo di tags con un raggio d'azione tendenzialmente basso (circa un metro) e fondere le misurazioni ottenute, con quelle relative ad altri sensori (ad esempio l'odometria). Sappiamo che partendo da una posizione nota, sfruttando il filtro di Kalman si possono ottenere algoritmi che stimano bene la posizione del robot. Per affrontare un problema di localizzazione globale, dove cioè la posizione iniziale non è nota, può essere allora utile fondere una stima ottenibile da un approccio basato sul filtro di Kalman, con l'identificazione di una determinata regione dello spazio di lavoro mediante RFID.

## **2.2 Identificazione delle regioni tramite letture RFID**

Come già introdotto, oltre all'odometria il robot è dotato di un'antenna che gli permette di rilevare i tags RFID che si trovano in prossimità di esso. Il primo aspetto fondamentale, lavorando con la tecnologia RFID, è quello di stabilire la modalità di interpretazione delle letture che verranno rilevate dal robot. A causa del rumore altamente non gaussiano cui le letture RFID sono esposte, risulta complicato poter risalire con certezza all'esatta posizione del robot da una lettura di tags. Un possibile approccio, discusso anche in [2], consiste nel considerare i dati ottenuti dalle letture RFID come misure quantizzate e rumorose dell'effettiva posizione del robot. Dal punto di vista matematico un modello rappresentativo di tale concetto, può essere ottenuto approssimando l'incertezza dovuta alla quantizzazione con un rumore di tipo gaussiano. Questa tecnica risulta efficace se l'incertezza di quantizzazione risulta piccola in confronto al rumore che interessa le misure non quantizzate. Per ottenere un modello utilizzabile per la simulazione, cominciamo con il definire il concetto di lettura di tags.

Trovandosi in un ambiente munito di diversi sensori, il robot può rilevare la presenza di uno o più tags. Possiamo dunque considerare un lettura, come una stringa composta dai tags rilevati dal robot ad un certo istante:  $r_{RFID_i} = (tag_{i,1}, \dots, tag_{i,n})$ . Dati quindi un numero di tags pari ad  $N$ , di cui conosciamo anche l'esatta posizione in riferimento all'ambiente, per ogni possibile stringa rilevabile possiamo calcolare la probabilità che tale stringa possa essere vista da una determinata posizione  $x_r$ :  $prob(r_{RFID}|x_r)$ . Un aspetto interessante affrontato in [2], e riscontrato in dati sperimentali (vedi [1]), è la distribuzione di tali valori probabilistici. Più che una disposizione di tipo gaussiano i dati si dispongono in modo uniforme. Assumendo quindi una distribuzione uniforme è possibile definire una *regione*  $R_{r_{RFID}}$  composta da tutte le posizioni  $x_r$  assunte dal robot, dalle quali si percepisce la medesima stringa  $r_{RFID}$ .

$$prob(r_{RFID}|x_{r,i}) = 1 \text{ se } x_{r,i} \in R_{r_{RFID}} \quad (2.2.1)$$

Nel caso di letture affette da rumore si può definire un certo valore di tolleranza  $\epsilon$  e considerare:

$$prob(r_{RFID}|x_{r,i}) \in (\epsilon, 1] \text{ se } x_{r,i} \in R_{r_{RFID}}. \quad (2.2.2)$$

### 2.2.1 Definizione e modellazione delle regioni identificabili

Come descritto in precedenza, per una corretta modellazione delle regioni, è utile approssimare l'errore di quantizzazione come un rumore gaussiano agente come disturbo sulle letture RFID, e quindi sull'esatto valore della posizione del robot. Lavorando con variabili gaussiane, per ogni stringa  $r_{RFID}$  identificata<sup>1</sup>, possiamo calcolare valore medio e covarianza corrispondenti alla posizione del robot all'interno della regione identificata dalla singola stringa.

---

<sup>1</sup>per  $N$  tags si ha un valore molto minore dell'upper bound  $2^N$

Considerando una discretizzazione sufficientemente accurata dell'ambiente di lavoro del robot, possiamo definire il valore medio  $m_{r_{RFID}}$  e la relativa covarianza  $P_{r_{RFID}}$  come segue:

$$m_{r_{RFID}} = \frac{1}{|R_{r_{RFID}}|} \sum_{x_{r,i} \in R_{r_{RFID}}} x_{r,i} \quad (2.2.3a)$$

$$P_{r_{RFID}} = \frac{1}{|R_{r_{RFID}}|} \sum_{x_{r,i} \in R_{r_{RFID}}} [x_{r,i} - m_{r_{RFID}}][x_{r,i} - m_{r_{RFID}}]^T \quad (2.2.3b)$$

Si può osservare che per come è definito il valore medio, esso corrisponde al centro di massa della regione considerata.

Nel caso di misurazioni affette da rumore, la (2.2.3a) e la (2.2.3b) possono essere calcolate come:

$$m_{r_{RFID}} = \frac{1}{|R_{r_{RFID}}|} \sum_{x_{r,i} \in R_{r_{RFID}}} x_{r,i} \text{prob}(x_{r,i}|r_{RFID}) \quad (2.2.4a)$$

$$P_{r_{RFID}} = \frac{1}{|R_{r_{RFID}}|} \sum_{x_{r,i} \in R_{r_{RFID}}} [x_{r,i} - m_{r_{RFID}}][x_{r,i} - m_{r_{RFID}}]^T \text{prob}(x_{r,i}|r_{RFID}). \quad (2.2.4b)$$

Il valore  $\text{prob}(x_{r,i}|r_{RFID})$  può essere derivato dalla probabilità già calcolata in (2.2.2) secondo la legge di Bayes

$$\text{prob}(x_{r,i}|r_{RFID}) = \eta \text{prob}(r_{RFID}|x_{r,i}) \quad (2.2.5)$$

dove  $\eta$  è un fattore di normalizzazione.

La figura 2.1(a) rappresenta uno spazio di lavoro simulato in ambiente Matlab, in cui sono evidenziati in verde la regione corrispondente ad una determinata stringa  $r_{RFID}$ , in blu il relativo centro di massa e covarianza, in rosso la posizione dei tags

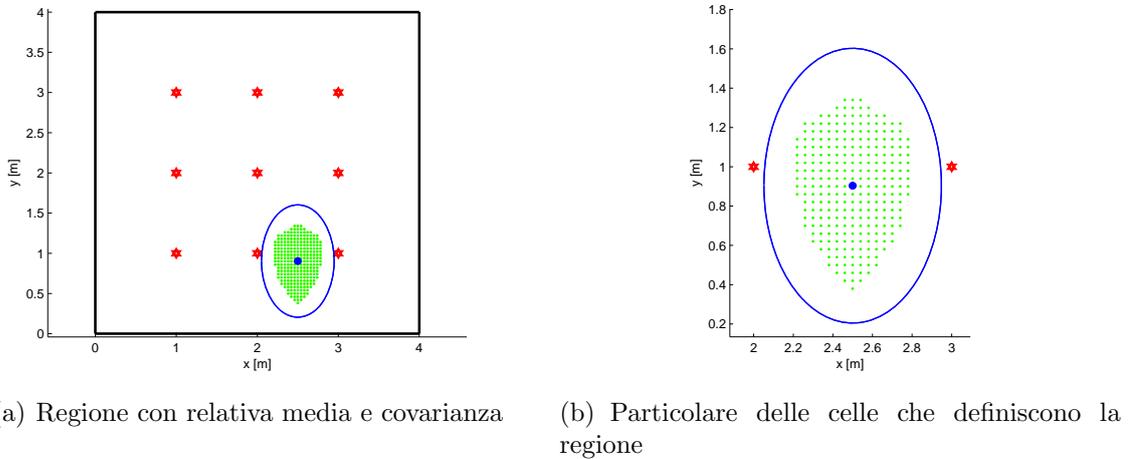


Figura 2.1: Esempio di regione identificata da una determinata stringa  $r_{RFID}$ .

RFID. La figura 2.1(b) ottenuta da un ingrandimento locale della 2.1(a) mostra la discretizzazione dell'insieme delle posizioni del robot appartenenti alla regione.

**Osservazione 2.2.1.** In ambiente simulativo la discretizzazione dell'insieme delle possibili posizioni che il robot può assumere, è ottenuta suddividendo lo spazio di lavoro in un numero sufficientemente grande di celle. Ogni cella è identificata da una coppia di coordinate  $(x, y)$  che ne indica il centro. Se le celle sono in numero sufficiente e di conseguenza sufficientemente piccole, è lecito considerare ogni cella come una posizione che il robot può assumere.  $\square$

## 2.2.2 Regioni e confini

Un' idea che discende direttamente dal metodo di creazione e identificazione delle regioni, è quella che prevede di considerare le variazioni di segnale percepito. Anziché basarsi sulla singola stringa  $r_{RFID}$  che identifica una certa regione, si prendono in considerazione le letture RFID nell'istante in cui si osserva una differenza tra la stringa  $r_{RFID}$  letta e quella rilevata in precedenza. Tale caso si verifica quando il robot passa da una posizione appartenente ad una regione  $R_{r_{RFID},i}$  ad un'altra ap-

partenente ad una regione  $R_{rRFID,j}$  dove  $i \neq j$ . Sulla base di tali eventi è possibile considerare invece che le intere regioni, i *confini* che separano una regione dall'altra. Analogamente a quanto detto sulle regioni, è possibile definire i confini come un insieme di celle che rispettano alcuni vincoli. Per ogni possibile variazione di regione  $(R_{rRFID,i}, R_{rRFID,j})$  con  $i \neq j$ , una cella  $c_i \in R_{rRFID,i}$  apparterrà al confine  $R_{i,j}$ , se esiste un cella  $c_j \in R_{rRFID,j}$  per cui la distanza tra  $c_i$  e  $c_j$  risulta minore di un certo valore  $\delta$ . I confini  $R_{i,j}$  saranno solitamente più piccoli delle regioni  $R_{rRFID,i}$  e  $R_{rRFID,j}$ , motivo per il quale si presume sia possibile ottenere un metodo di localizzazione più veloce e computazionalmente meno costoso<sup>2</sup>. Lo svantaggio nel considerare i confini risulta però evidente se si considera che il rilevamento di una variazione di lettura è certamente più soggetto ad un errore dovuto a disturbo, rispetto al rilevamento della presenza del robot in una determinata regione.

Una volta definiti i confini e quindi identificate le celle che li compongono, applicando la (2.2.3a) e la (2.2.3b) come fatto per le regioni, si calcola il valore medio e la relativa covarianza dei confini. In figura 2.2 sono mostrate due regioni adiacenti e il relativo confine che le separa.

## 2.3 Definizione del metodo proposto

Definiti i principali aspetti relativi allo spazio di lavoro, si può passare alla descrizione del metodo di stima della posizione alla base di questo studio. Il metodo proposto risolve il problema della localizzazione di un robot mobile in un ambiente noto dotato di sensori passivi RFID. Come già definito nella sezione 1.1, i soli sensori odometrici non permettono una stima accurata della posizione del robot istante per istante in

---

<sup>2</sup>A differenza di quanto si possa pensare, nel capitolo 3 si vedrà che questo non risulta sempre vero.

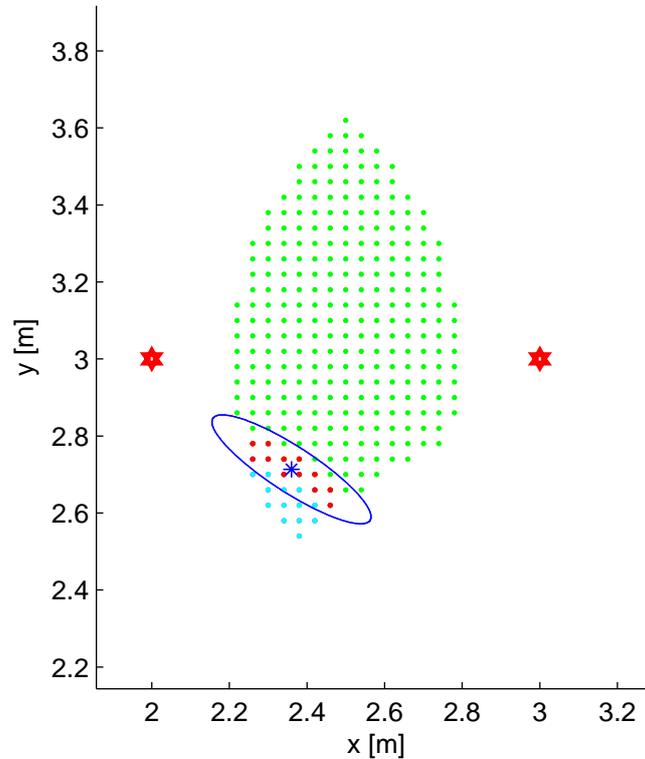


Figura 2.2: Esempio di confine (in rosso) tra due regioni (celeste e verde) con relativa media e covarianza.

quanto all'aumentare della distanza percorsa la stima odometrica tende a diventare imprecisa e inutile (vedi sezione 3.1). Dalla necessità di fondere tale stima con quella ottenuta da misurazioni effettuate su punti di riferimento noti, nasce l'idea di sfruttare le misure di posizione ricavate dalle letture RFID per correggere e rendere più accurata una precedente stima. Tale fusione sensoriale è ottenuta sfruttando il filtro di Kalman.

Modellando la posizione del robot come una variabile gaussiana  $x_{r,t} \approx N(m_t, P_t)$ , l'algoritmo alla base del metodo corregge ad ogni passo, attraverso le equazioni del filtro di Kalman, la media e la covarianza di tale variabile. Partendo da una prima stima della posizione, basandosi sulle misure ottenute dalle letture RFID rilevate a quel de-

terminato passo, l'algoritmo opera una correzione sulla stima iniziale, calcolando una nuova media e covarianza che definiscono una nuova stima della posizione del robot.

- **ALGORITMO:** Ad un dato tempo  $t$ , si assuma che venga rilevata una stringa  $r_{RFID}$ , e che l'attuale posizione del robot stimata sia definita da  $x_{r,t} \approx N(m_t, P_t)$ . La stima finale ottenuta dall'integrazione delle misure RFID con la stima iniziale è data da  $x_{r,t}^+ \approx N(m_t^+, P_t^+)$ , dove i nuovi valori di media e covarianza sono ottenuti da:

$$\begin{aligned} m_t^+ &= m_t + K_t(m_{r_{RFID},t} - m_t) \\ P_t^+ &= (I - K_t)P_t \end{aligned} \quad (2.3.1)$$

dove  $K_t = P_t H (H P_t H' + P_{r_{RFID},t})^{-1}$  è il guadagno di kalman definito nella (1.3.8) con matrice di disturbo sulle misure  $R = P_{r_{RFID},t}$ .

Dalla (2.3.1) si può osservare come le osservazioni precedenti sulle misurazioni RFID permettono di sfruttare queste ultime come misure del filtro di kalman. Confrontando la prima equazione con la (1.3.12) si osserva come  $z_k = m_{r_{RFID},t}$  che è a sua volta definita come  $m_{r_{RFID},t} = x_{r,t} + \eta_t$  con  $\eta_t \approx N(0, P_{r_{RFID},t})$ . Ovvero una misura di posizione  $x_{r,t}$  più un errore di quantizzazione modellato come una variabile gaussiana a media nulla e matrice di covarianza pari a  $P_{r_{RFID},t}$ .

La figura 2.3 mostra il modo di operare dell'algoritmo. In rosso è rappresentata la stima iniziale della posizione con relativo centro e covarianza, in giallo la regione identificata dalla lettura RFID percepita dalla reale posizione del robot. Attraverso le equazioni del filtro di kalman, l'algoritmo fonde la stima iniziale (in rosso) con quella relativa alla regione identificata (rappresentata in blu). La nuova stima ottenuta (in verde) corrisponde alla stima corretta che meglio approssima la reale posizione del robot. I valori rappresentati, come già spiegato nella definizione dell'algoritmo,

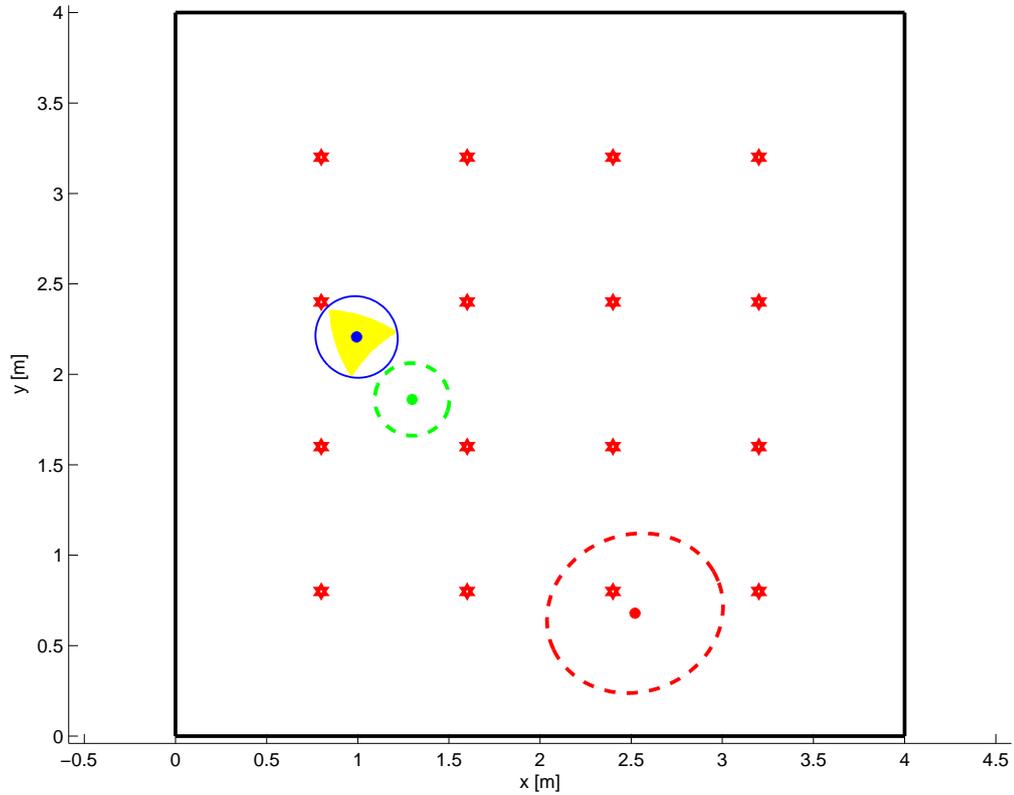


Figura 2.3: Esempio di stima eseguita dall'algoritmo.

sono stati ottenuti considerando media e covarianza delle singole stime. La stima in rosso, indice di una stima iniziale, è definita come  $N(m_t, P_t)$ , dove  $m_t$  e  $P_t$  corrispondono ai termini delle equazioni di predizione di Kalman. La stima in blu definita come  $N(m_{r_{RFID,t}}, P_{r_{RFID,t}})$  è calcolata sulla base del centro e covarianza della regione considerata, e il valore finale di posizione ottenuto, in verde, è modellato come una variabile gaussiana  $N(m_t^+, P_t^+)$  con media e covarianza pari ai valori calcolati dalle equazioni di stima di Kalman.

**Osservazione 2.3.1.** È utile osservare come nella definizione dell'algoritmo non c'è un riferimento specifico alla tipologia di suddivisione dello spazio di lavoro considerata. Ai fini della correttezza dell'algoritmo considerare le regioni o i confini è del tutto

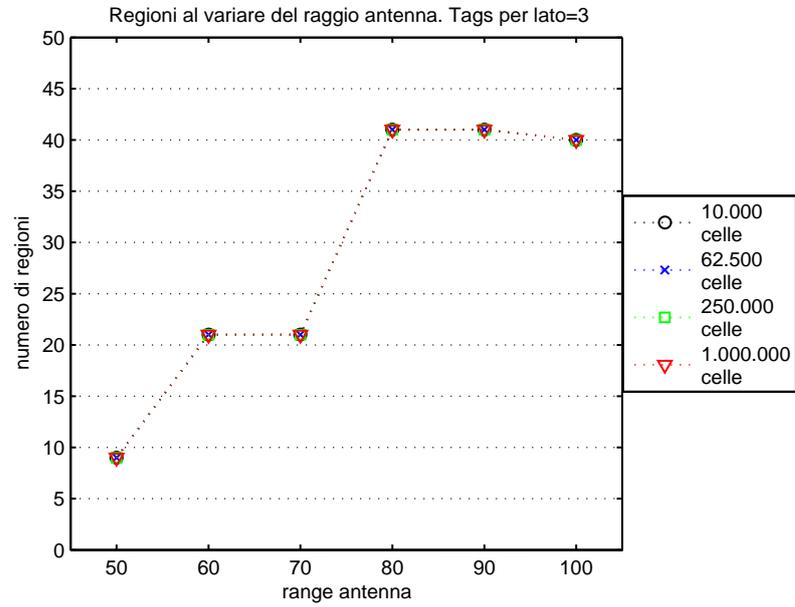
equivalente. Dal punto di vista dell'implementazione, la scelta di considerare le regioni o i confini in cui l'ambiente può essere suddiviso, porta alla definizione di due varianti dell'algoritmo proposto. La versione in cui le stime si basano sulle regioni identificate dalle letture RFID è chiamato *met1noBord*, la versione in cui le stime si basano sui confini tra le regioni è chiamato *met1Bord*. Scopo di questo lavoro è anche quello di valutare e confrontare le due tipologie di algoritmo come si mostrerà in dettaglio nel capitolo 3. ☑

## 2.4 Considerazioni sull'implementazione di alcuni aspetti proposti

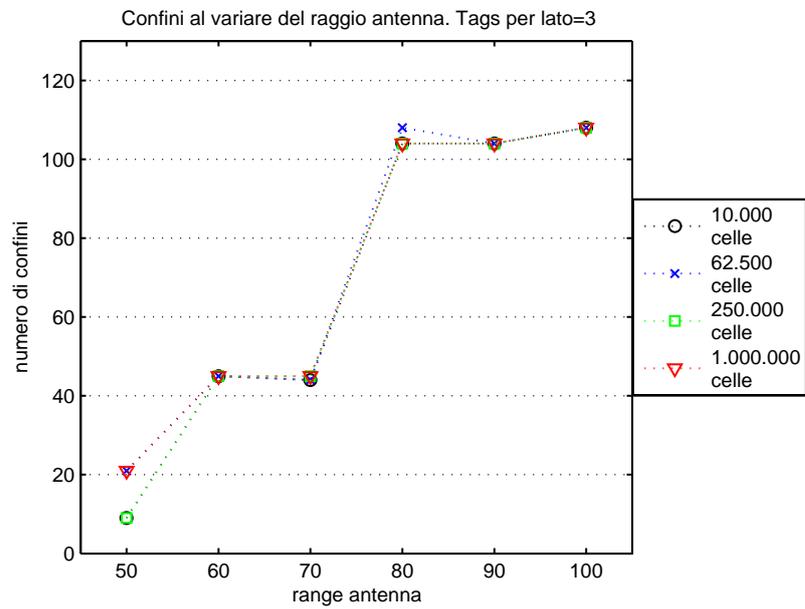
Può risultare utile fare qualche considerazione sull'aspetto implementativo riguardante lo spazio di lavoro. Per rendere operativo il metodo proposto è necessario effettuare una discretizzazione dello spazio di lavoro che possa ben approssimare l'insieme delle posizioni che il robot può assumere. Come già detto nell'osservazione 2.2.1, scegliendo un numero di celle sufficientemente grande in cui suddividere l'ambiente, è possibile assumere ogni singola cella come una posizione coperta dal robot. Identificando ogni cella con un coppia di coordinate  $(x, y)$  si può facilmente sfruttare la discretizzazione ottenuta per definire le regioni e i confini, dove le relative medie e covarianze sono calcolate sui valori di posizione assegnati ad ogni cella. È importante notare che tutte le operazioni di definizione dell'ambiente di lavoro non influiscono sul tempo di stima dell'algoritmo. Essendo l'ambiente e la posizione dei tags noti e costanti, le operazioni di inizializzazione pur se complesse dal punto di vista computazionale, possono essere calcolate off-line e memorizzate come dati utilizzabili nella fase di stima.

Un altro aspetto da considerare è la creazione delle regioni. Come stabilito nella sezione 2.2.1 si associa una regione ad ogni possibile lettura di tags  $r_{RFID}$ . Dal pun-

to di vista computazionale, definito un numero di  $N$  tags nella stanza, le possibili letture rilevabili sono in numero molto minore dell'upper bound  $2^N$ . Questo perchè stabilendo la potenza dell'antenna e la densità dei tags nell'ambiente, il numero di tags rilevabili contemporaneamente è di 3 o 4 al massimo. Da tali valori si osserva che il valore massimo di regioni ottenibili è pari ad  $\sum_{k=1}^{\alpha} C_{N,k}$  dove  $C_{N,k} = \binom{N}{k}$  e  $\alpha$  pari al massimo numero di tags rilevabili contemporaneamente. Tale valore va comunque considerato come un upper bound difficilmente raggiungibile in quanto, nella maggior parte dei casi, vengono rilevati solo tags vicini invece di tutte le combinazioni riferite a  $k$ . Le figure 2.4,2.5,2.6 rappresentano il numero di regioni e confini rilevati al variare del numero di tags per lato e della potenza dell'antenna (valore espresso in cm), sotto l'ipotesi di una disposizione uniforme dei tags su un quadrato ( $N = (\text{numero di tags per lato})^2$ ). La discretizzazione utilizzata è di 1.000.000 di celle per una stanza di dimensione  $4m \times 4m$ .

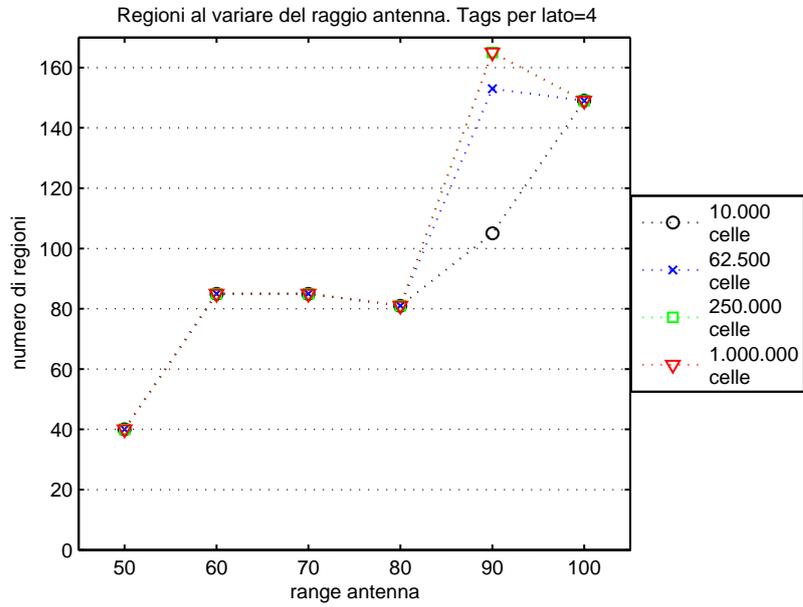


(a) Numero di regioni.

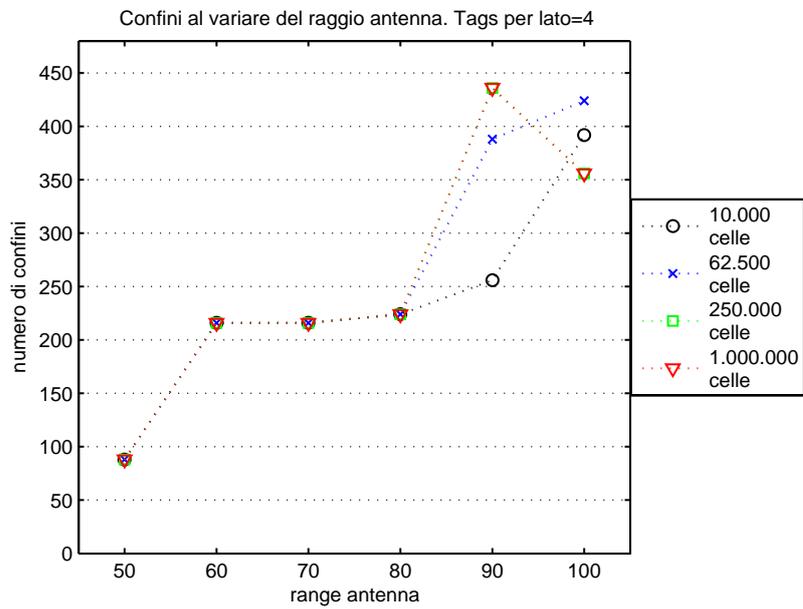


(b) Numero di confini.

Figura 2.4: Numero di regioni e confini per un valore di 3 tags per lato al variare del raggio antenna.

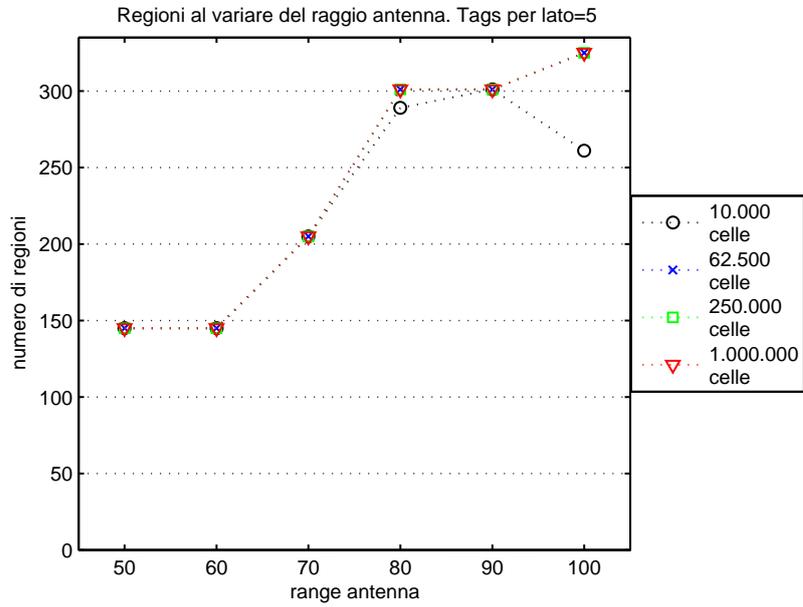


(a) Numero di regioni.

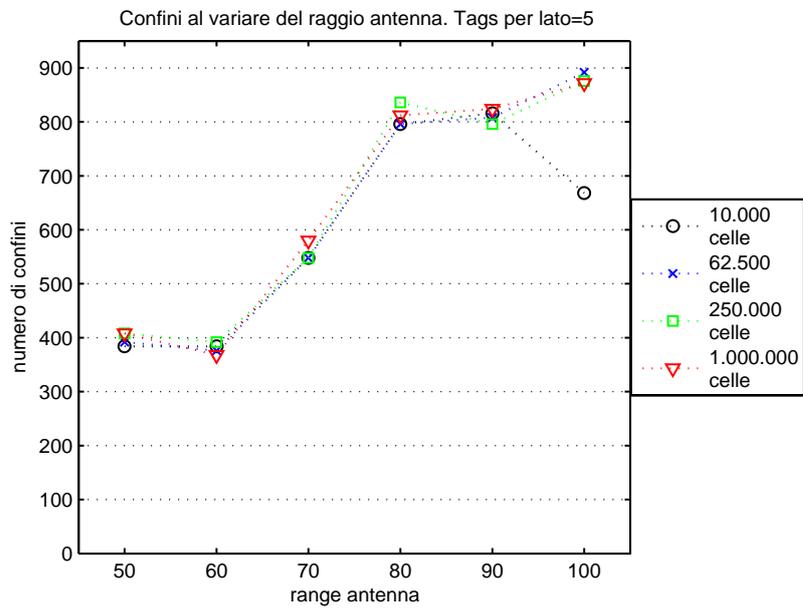


(b) Numero di confini.

Figura 2.5: Numero di regioni e confini per un valore di 4 tags per lato al variare del raggio antenna.



(a) Numero di regioni.



(b) Numero di confini.

Figura 2.6: Numero di regioni e confini per un valore di 5 tags per lato al variare del raggio antenna.

# Capitolo 3

## Presentazione dei risultati simulativi

*Nel capitolo sono presentati e commentati i risultati ottenuti dalle simulazioni in ambiente Matlab del metodo proposto. Viene anche presentata un'analisi sulla variazione prestazionale dell'algoritmo al variare dei parametri.*

### 3.1 Caratterizzazione dell'ambiente simulativo

In questo capitolo sono raccolti i dati ottenuti dalle simulazioni in ambiente Matlab dell'algoritmo presentato. Basandosi sull'errore di stima commesso, è possibile paragonare le due tipologie di algoritmo e valutare l'influenza dei parametri che definiscono l'ambiente. In prima istanza occorre definire il tipo di ambiente utilizzato per la simulazione. Si considera il caso in cui il robot segue un percorso all'interno di una stanza di dimensioni  $4m \times 4m$ , equipaggiata con 16 tags disposti uniformemente sul soffitto formando un quadrato composto da 4 tags per lato. L'antenna utilizzata ha una potenza che permette di rilevare tags fino ad una distanza di 90 cm. Considerando una discretizzazione di 1.000.000 di celle di dimensione  $0.16cm^2$  ( $0.4cm \times 0.4cm$ ), si identificano 165 *regioni* e 436 *confini*.

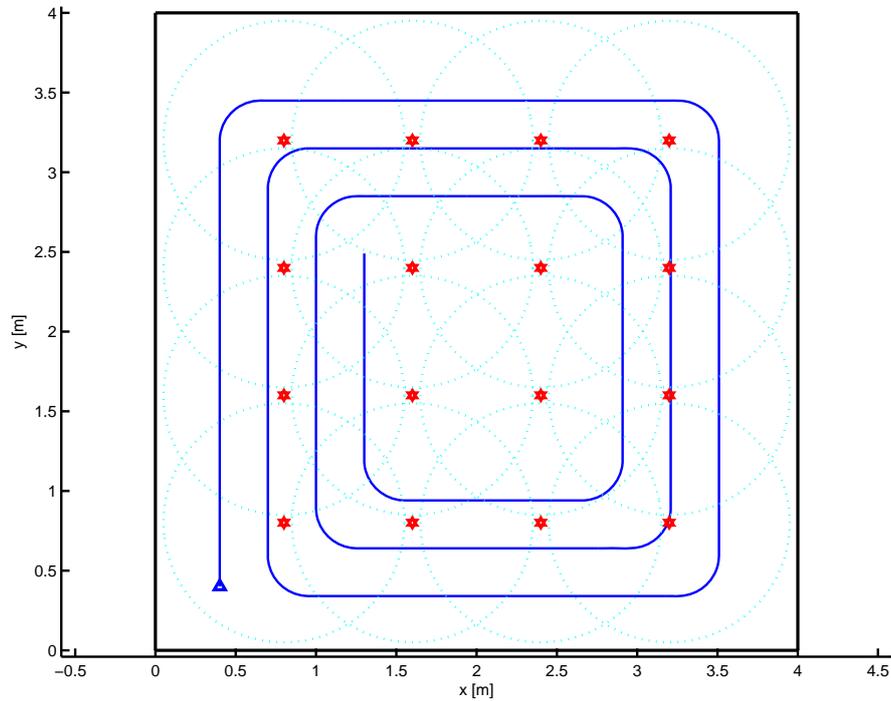


Figura 3.1: Simulazione dell'ambiente e del percorso del robot.

In figura 3.1 si mostra l'ambiente di lavoro ottenuto dalla simulazione. All'interno dell'ambiente delimitato da linee nere, la linea continua in blu rappresenta il percorso reale seguito dal robot (il triangolo rappresenta la posizione iniziale), in rosso sono evidenziati i tags con il relativo raggio di comunicazione (circonferenza tratteggiata). In realtà il raggio di comunicazione è una caratteristica dell'antenna montata sul robot, ma una tale assunzione non comporta alcuna differenza con il caso reale. Inoltre per fini simulativi il percorso del robot viene discretizzato in passi. Nel caso considerato il percorso totale è portato a termine in  $nPassi = 3000$  passi, in ognuno dei quali il robot percorre una distanza di  $0.01m$ .

Per valutare la prestazione dell'algoritmo si considera ad ogni passo la distanza tra posizione stimata  $(x(t), y(t))$  e reale  $\hat{x}(t), \hat{y}(t)$ , corrispondente ad un errore di stima

totale pari ad:

$$J = \frac{1}{nPassi} \sum_{t=1}^{nPassi} \sqrt{[x(t) - \hat{x}(t)]^2 + [y(t) - \hat{y}(t)]^2}. \quad (3.1.1)$$

Prima di passare ai risultati ottenuti dall'algoritmo è utile osservare la stima di errore data dalla sola odometria: solo in questo caso si considera nota la posizione iniziale. Impostando le costanti di errore odometrico pari ad  $K_L = K_R = 10^{-7}$ , si ottiene un errore di stima pari a  $J_{stimaOdometrica} \approx 45.5cm$  (errore destinato a crescere all'aumentare della lunghezza del percorso). Osservando in figura 3.2 il risultato ottenuto dalla simulazione, è evidente la necessità di correggere la stima odometrica integrandola con misure sensoriali.

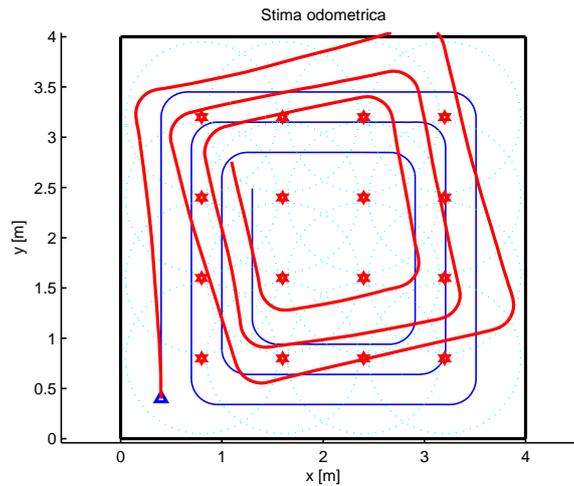


Figura 3.2: Risultato di stima della posizione ottenuto dalla sola odometria.  $J \approx 45.5cm$ .

## 3.2 Dati ottenuti dalle simulazioni

Definiti i parametri che definiscono l'ambiente, è possibile procedere con la simulazione del metodo di stima. L'algoritmo è stato testato nelle sue due varianti *met1noBord* e *met1Bord*. In riferimento all'errore di stima commesso dall'algoritmo, oltre all'errore

di stima totale  $J_{tot}$  definito prima, si considera l'errore di stima  $J_{Reg}$  relativo all'errore totale regolarizzato sui valori stimati negli ultimi  $nPassi/2$ .

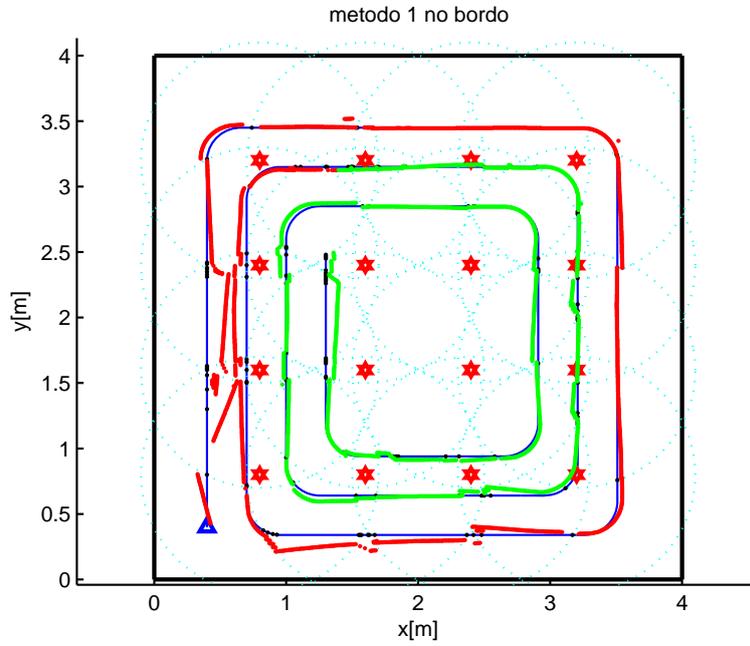


Figura 3.3: Simulazione met1noBord  $J_{tot} = 6.854cm, J_{Reg} = 2.754cm$ .

In figura 3.3 e 3.4 sono rappresentati i risultati delle simulazioni del *met1noBord* e *met1Bord* assumendo l'assenza di disturbo. In rosso è rappresentata la stima dei primi  $nPassi/2$ , in verde la stima dei rimanenti passi, su cui inoltre è basato l'indice di errore  $J_{Reg}$ . È importante specificare che la posizione iniziale del robot non è nota. L'algoritmo assume una posizione iniziale casuale ed effettua una prima lettura di RFID. Se viene identificata una regione, l'algoritmo assume come posizione iniziale il centro della regione e aggiorna la matrice di covarianza ponendola uguale alla covarianza della regione identificata. Se in un primo rilevamento l'algoritmo non percepisce alcuna stringa, la posizione iniziale resta quella stabilita inizialmente e l'algoritmo inizia il ciclo ricorsivo di stima. Come si vede chiaramente, in entrambe le tipologie, il maggior contributo d'errore è dato dalla fase iniziale di stima. Questo è

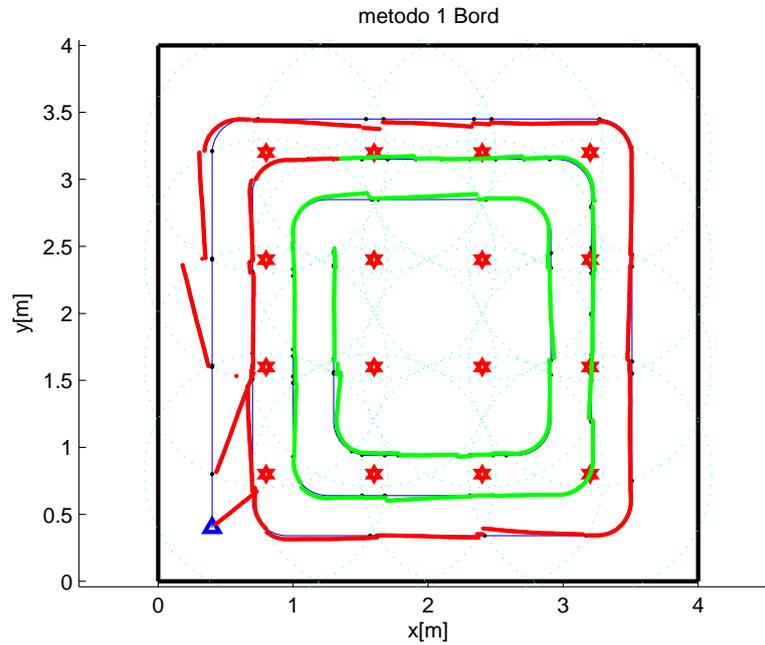


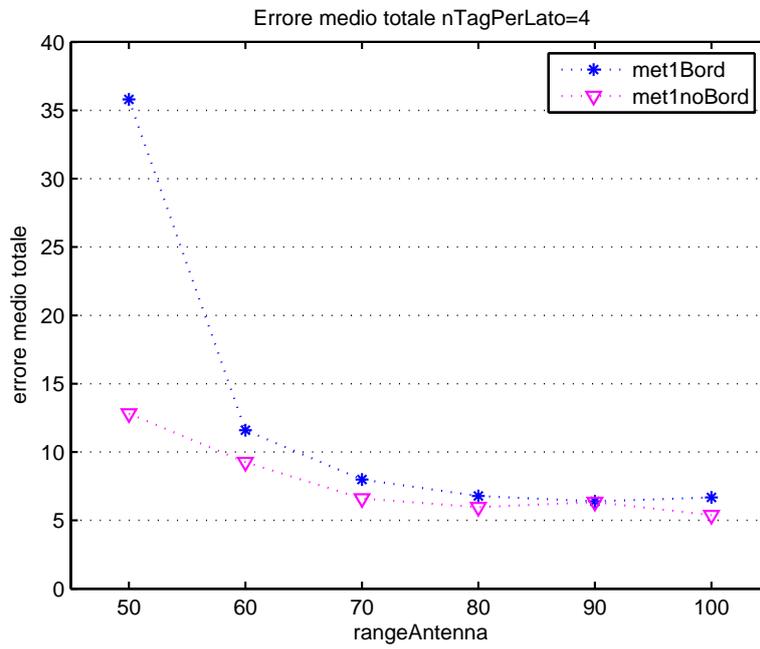
Figura 3.4: Simulazione met1Bord  $J_{tot} = 2.959cm, J_{Reg} = 1.545cm$ .

facilmente comprensibile in quanto nei passi iniziali, anche se viene identificata una regione di partenza, l'incertezza sulla posizione descritta dalla matrice di covarianza è comunque grande. In particolare si può osservare che l'incertezza maggiore si ha sull'orientamento  $\theta$ , che non subendo l'influenza della correzione sensoriale in modo diretto, dipende dall'accuratezza della stima odometrica. Per questo motivo, come si riscontra nelle immagini, pur se inizialmente la posizione rispetto ad  $(x, y)$  è molto accurata, l'orientamento considerato induce in un errore di stima più consistente che viene corretto passo dopo passo.

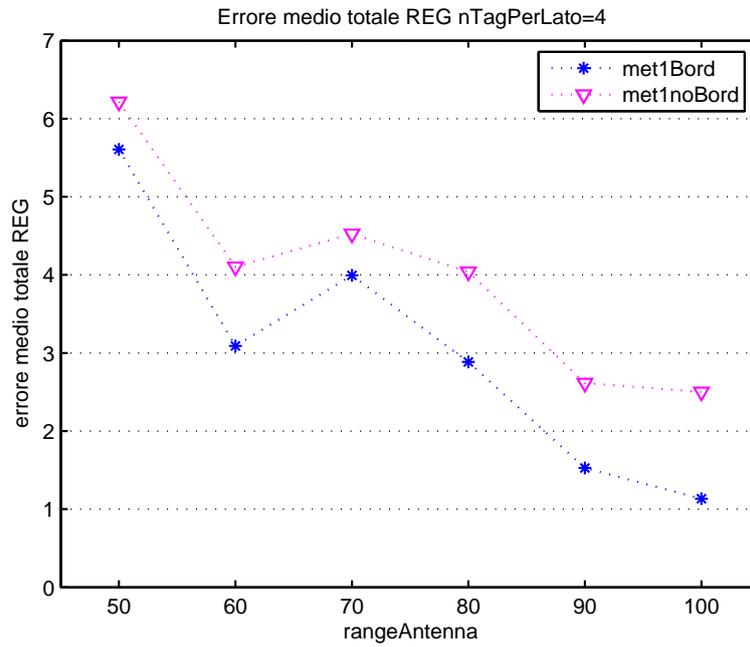
Confrontando le due tipologie del metodo si osserva una migliore prestazione se si usa una correzione basata sul riconoscimento dei confini. Tale osservazione conferma quanto detto già nella sezione 2.2.2. Un riconoscimento basato sui confini, identificando una parte d'ambiente più piccola rispetto ad una zona identificata da una regione, permette di calcolare una stima più precisa e quindi di poter effettuare anche

un numero di stime minore. L'algoritmo corregge una stima solo nel caso in cui la regione identificata dalla posizione reale del robot differisce da quella identificata dalla posizione stimata. Essendo in genere le regioni più estese dei confini, la covarianza sarà più grande richiedendo un numero di correzioni maggiori e quindi un maggior numero di stime. Nel caso specifico a cui le figure fanno riferimento, il numero di stime effettuato è stato di 174 per il *met1noBord* e 95 per il *met1Bord* (in figura rappresentate da puntini neri). Va osservato che nel caso di regioni molto vaste, anche quando a seguito di una correzione, la posizione reale e quella stimata identificano la stessa regione, potrebbe comunque esserci un errore significativo dovuto al fatto che poiché la regione rilevata da entrambe le posizioni è la stessa, pur essendoci molta distanza tra il valore stimato e quello reale, non si verificano nuove correzioni. Tuttavia non è comunque conveniente correggere ad *ogni passo* la stima con le misure riferite alla regione rilevata, a causa della correlazioni presenti nell'innovazione dei vari passi.

Com'è evidente la qualità della stima dipenderà molto dal numero di regioni e confini: più l'ambiente sarà caratterizzato da regioni e confini di dimensioni ridotte e più accurati saranno i dati misurabili. Nella sezione 3.3 si osserveranno le prestazioni dei due metodi al variare dei parametri che definiscono l'ambiente. In riferimento al caso presentato in questa sezione, si mostra in figura 3.5 l'andamento dell'errore totale e regolarizzato, al variare della potenza dell'antenna con cui il robot è equipaggiato.



(a) Errore di stima totale.



(b) Errore di stima regolarizzato.

Figura 3.5: Andamento dell'errore al variare del raggio antenna. Tags per lato=4.

### 3.2.1 Letture rumorose

Come introdotto, considerando la tecnologia RFID si deve tenere conto del possibile rumore che agisce da disturbo sulle letture. Nel caso simulativo è possibile stabilire un parametro di disturbo (vedi appendice), che influisce con valori casuali (su base gaussiana) direttamente sulla potenza dell'antenna aumentando o diminuendo il raggio di comunicazione. In questo modo le letture rilevate dal robot possono essere corrotte ed identificare una regione o confine diversi da quelli reali o anche corrispondenti ad una combinazione di tags inesistente. Al fine di contenere l'errore di lettura, l'algoritmo identifica come stringa letta al passo  $k$ , una stringa definita sulla base delle stringhe lette nei passi precedenti. La reale lettura utilizzata come riferimento per la correzione sarà quindi data da una media pesata delle ultime stringhe rilevate. In ogni caso, soprattutto nell'identificazione dei confini, vengono spesso rilevate stringhe inesistenti, e di conseguenza non mappate nella memoria del robot. In questo caso la stima di quel determinato passo non potrà essere corretta. Com'è ovvio l'introduzione del disturbo comporta un notevole calo nell'efficienza dell'algoritmo. Confrontando le figure 3.6 e 3.7 che rappresentano la simulazione di una localizzazione con disturbo non trascurabile, con le figure 3.3 e 3.4 definite in precedenza, risulta evidente il contributo del rumore sull'errore totale. Si può anche notare come con l'introduzione del disturbo il *met1noBord* fornisca una stima più accurata rispetto al *met1Bord*. Nella sezione 3.3 sono riportati i grafici dell'andamento di errore nel caso di disturbo non trascurabile, in relazione a diversi ambienti.

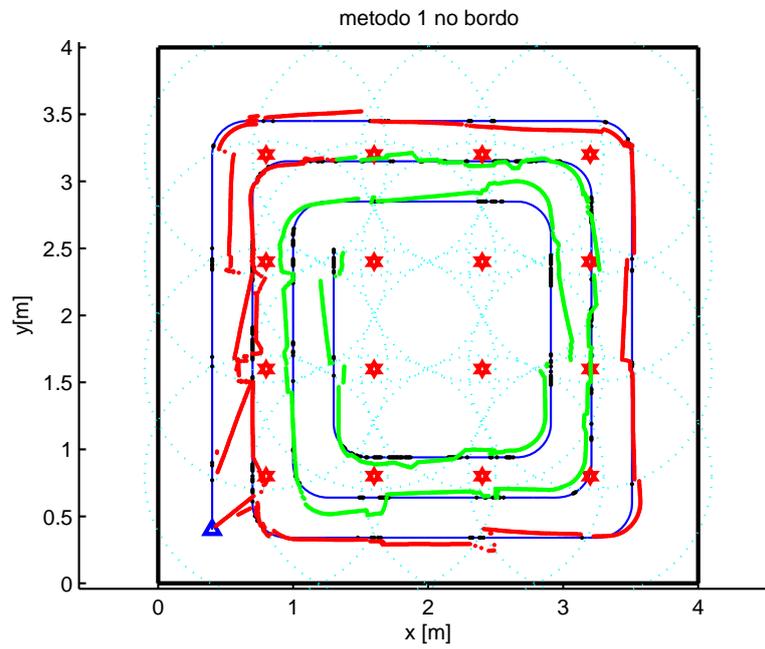


Figura 3.6: Simulazione met1noBord con disturbo lettura=0.1.  $J_{tot} = 8.02$ ,  $J_{Reg} = 7.80$ .

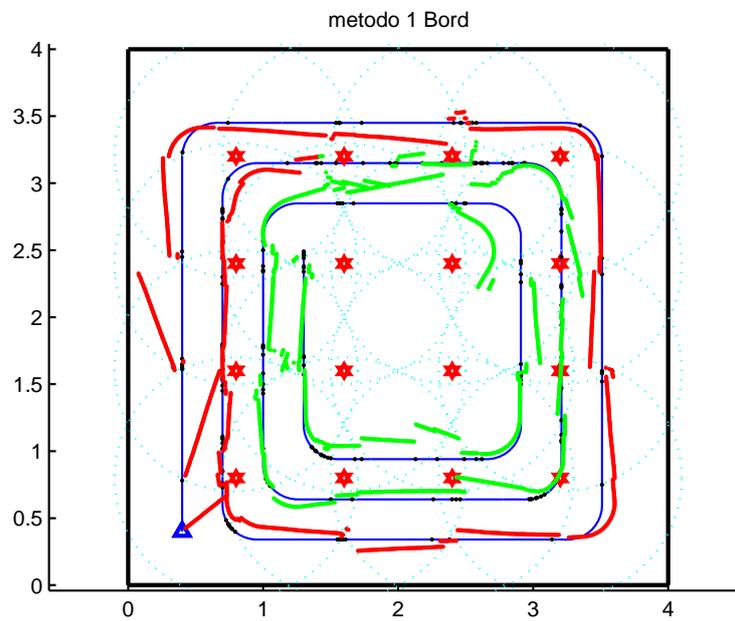


Figura 3.7: Simulazione met1Bord con disturbo lettura=0.1.  $J_{tot} = 8.98$ ,  $J_{Reg} = 9.20$ .

### 3.3 Studio delle prestazioni al variare dei parametri di definizione dell'ambiente

Un'aspetto interessante può essere quello di identificare quali fattori influiscono maggiormente sulla prestazione del metodo. Sicuramente il contributo maggiore è dato dalle misure usate per la correzione della stima odometrica, ovvero il centro di massa e la covarianza che definiscono una regione o un confine. Regioni e confini di piccole dimensioni permettono correzioni più accurate: ha senso quindi indagare sulle diverse tipologie di ambiente che si possono ottenere. L'identificazione di una regione con i suoi confini dipende dalla lettura  $r_{RFID}$  rilevata e quindi dal numero di tags presenti e dalla potenza dell'antenna. Sulla base di questi due parametri fondamentali si genera un diverso numero di regioni, un numero maggiore di regioni corrisponde ad un maggior numero di riferimenti su cui basare le correzioni. Come descritto nell'osservazione 2.2.1 anche la discretizzazione delle possibili posizioni del robot può essere influente ai fini della determinazione di diverse regioni. Celle più piccole permettono una maggiore definizione delle regioni e dei confini se non addirittura l'identificazione di regioni non rilevabili da discretizzazioni meno accurate.

Prima di studiare le prestazioni corrispondenti a diversi valori di tags e potenza antenna, è interessante stabilire una buona discretizzazione con cui lavorare.

#### 3.3.1 Scelta di un'opportuna discretizzazione

Il numero di celle in cui si decide di suddividere l'ambiente influisce anche direttamente sull'area della singola cella. Le considerazioni proposte in questa sezione sono basate sulle diverse caratteristiche che si riscontrano sull'ambiente al variare della discretizzazione scelta. Tra i parametri osservati si considera l'area media delle regioni e dei confini identificati con relativa covarianza, il numero di regioni e confini totali,

sulla base dei quali è possibile scegliere una buona discretizzazione. Per definire la discretizzazione si stabilisce lungo  $x$  e lungo  $y$  il numero di celle in cui suddividere i lati dell'ambiente. Da tali valori vengono costruite tutte le celle. I casi qui considerati si riferiscono a quattro tipi di discretizzazioni:  $100 \times 100$ ,  $250 \times 250$ ,  $500 \times 500$ ,  $1000 \times 1000$ . Per ognuna delle discretizzazioni scelte si sono studiati i parametri di interesse in corrispondenza di diversi valori di tag e raggio antenna. Come per tutte le simulazioni presentate nel seguito, il numero di tags per lato è stato fatto variare tra 3, 4, 5, il raggio dell'antenna tra  $50cm$ ,  $60cm$ ,  $70cm$ ,  $80cm$ ,  $90cm$ ,  $100cm$ . Si riportano nelle tabelle i dati ottenuti.

**Discretizzazione  $x=100$ ,  $y=100$ ; Celle totali=10000;**

**Area cella= $16 \cdot 10^{-4}m^2$  ( $16cm^2$ ).**

		Area media[m <sup>2</sup> ]					
		Raggio antenna					
Tags per lato		50	60	70	80	90	100
3		0,7744	0,43611	0,50286	0,29237	0,32421	0,37104
4		0,26368	0,14404	0,15977	0,1871	0,15006	0,10695
5		0,088629	0,098428	0,0763	0,055031	0,053135	0,061303

		Deviazione standard area media[m <sup>2</sup> ]					
		Raggio antenna					
Tags per lato		50	60	70	80	90	100
3		0	0,40471	0,30776	0,31661	0,31322	0,33045
4		0,23439	0,17453	0,16291	0,17445	0,18481	0,15056
5		0,11055	0,097857	0,10503	0,095053	0,074106	0,065409

		Confine medio[m <sup>2</sup> ]					
		Raggio antenna					
Tags per lato		50	60	70	80	90	100
3		0,224	0,056747	0,065309	0,031569	0,034892	0,033244
4		0,042473	0,021096	0,023941	0,023771	0,0189	0,014351
5		0,01505	0,01805	0,013069	0,0095196	0,010361	0,012819

**Deviazione standard confine medio** $[m^2]$

Tags per lato	Raggio antenna					
	50	60	70	80	90	100
3	0	0,048157	0,043224	0,036601	0,036749	0,028344
4	0,029098	0,024679	0,023454	0,018778	0,01155	0,010102
5	0,0182	0,016573	0,010383	0,0073407	0,0092153	0,012743

**Regioni Totali**

Tags per lato	Raggio antenna					
	50	60	70	80	90	100
3	9	21	21	41	41	40
4	40	85	85	81	105	149
5	145	145	205	289	301	261

**Bordi Totali**

Tags per lato	Raggio antenna					
	50	60	70	80	90	100
3	9	45	44	104	104	108
4	88	216	216	224	256	392
5	384	384	548	796	816	668

**Discretizzazione  $x=250$ ,  $y=250$ ; Celle totali=62500;**

**Area cella= $2.56 \cdot 10^{-4}m^2$  ( $2.56cm^2$ ).**

**Area media** $[m^2]$

Tags per lato	Raggio antenna					
	50	60	70	80	90	100
3	0,78586	0,43335	0,50537	0,29147	0,32578	0,37
4	0,26542	0,14326	0,16059	0,18675	0,10302	0,1069
5	0,088297	0,098657	0,076256	0,05287	0,053136	0,049231

**Deviazione standard area media[m<sup>2</sup>]**

Tags per lato	Raggio antenna					
	50	60	70	80	90	100
3	0,00024879	0,40913	0,30334	0,31621	0,31438	0,33046
4	0,23061	0,17539	0,16422	0,17373	0,16784	0,1511
5	0,10925	0,09838	0,1047	0,093449	0,073665	0,063917

**Confine medio[m<sup>2</sup>]**

Tags per lato	Raggio antenna					
	50	60	70	80	90	100
3	0,03701	0,021959	0,026089	0,012184	0,014188	0,013966
4	0,016849	0,0082299	0,0093298	0,0095086	0,0054209	0,0053446
5	0,0058384	0,0072906	0,0052228	0,003849	0,0041125	0,0039008

**Deviazione standard confine medio[m<sup>2</sup>]**

Tags per lato	Raggio antenna					
	50	60	70	80	90	100
3	0,03942	0,018633	0,017979	0,014764	0,015075	0,013251
4	0,01267	0,010208	0,0093446	0,0082918	0,0053912	0,0046527
5	0,0074195	0,0068991	0,0044676	0,0033272	0,0039208	0,0051056

**Regioni Totali**

Tags per lato	Raggio antenna					
	50	60	70	80	90	100
3	9	21	21	41	41	40
4	40	85	85	81	153	149
5	145	145	205	301	301	325

**Bordi Totali**

Tags per lato	Raggio antenna					
	50	60	70	80	90	100
3	21	45	44	108	104	108
4	88	216	216	224	388	424
5	392	376	548	796	808	892

**Discretizzazione x=500, y=500; Celle totali=250000;**

**Area cella=0.64 · 10<sup>-4</sup>m<sup>2</sup> (0.64cm<sup>2</sup>).**

**Area media[m<sup>2</sup>]**

Tags per lato	Raggio antenna					
	50	60	70	80	90	100
3	0,78438	0,43341	0,50527	0,29188	0,32559	0,36984
4	0,26506	0,14347	0,16032	0,18666	0,095524	0,10689
5	0,088288	0,098611	0,076267	0,052866	0,053132	0,049231

**Deviazione standard area media[m<sup>2</sup>]**

Tags per lato	Raggio antenna					
	50	60	70	80	90	100
3	1,1776e-016	0,40746	0,30441	0,31722	0,31407	0,32943
4	0,23105	0,17522	0,16404	0,17384	0,16375	0,15048
5	0,10938	0,098379	0,10454	0,093465	0,073717	0,063717

**Confine medio[m<sup>2</sup>]**

Tags per lato	Raggio antenna					
	50	60	70	80	90	100
3	0,045312	0,010974	0,012715	0,0062991	0,0070671	0,0070898
4	0,0083084	0,0040676	0,0047123	0,004864	0,0024801	0,0032058
5	0,0027953	0,0034802	0,0026296	0,0018275	0,0020847	0,0020129

**Deviazione standard confine medio[m<sup>2</sup>]**

Tags per lato	Raggio antenna					
	50	60	70	80	90	100
3	7,3598e-018	0,0095406	0,0092305	0,007446	0,0075765	0,0069699
4	0,0062975	0,0051172	0,0048041	0,0044804	0,0027357	0,0023954
5	0,0037225	0,0034783	0,0023138	0,0017092	0,0020286	0,0027172

**Regioni Totali**

Tags per lato	Raggio antenna					
	50	60	70	80	90	100
3	9	21	21	41	41	40
4	40	85	85	81	165	149
5	145	145	205	301	301	325

**Bordi Totali**

Tags per lato	Raggio antenna					
	50	60	70	80	90	100
3	9	45	45	104	104	108
4	88	216	216	224	436	356
5	408	392	548	836	796	876

**Discretizzazione x=1000, y=1000; Celle totali=1000000;**

**Area cella=0.16 · 10<sup>-4</sup>m<sup>2</sup> (0.16cm<sup>2</sup>).**

**Area media[m<sup>2</sup>]**

Tags per lato	Raggio antenna					
	50	60	70	80	90	100
3	0,78528	0,4333	0,5056	0,29186	0,32575	0,36988
4	0,26508	0,14341	0,1604	0,18665	0,09553	0,1069
5	0,088289	0,098578	0,076265	0,052867	0,053131	0,049231

**Deviazione standard area media[m<sup>2</sup>]**

Tags per lato	Raggio antenna					
	50	60	70	80	90	100
3	1,1776e-016	0,4082	0,30389	0,31726	0,31419	0,32946
4	0,23041	0,17526	0,16417	0,17379	0,16384	0,15057
5	0,10944	0,098259	0,10454	0,093442	0,073682	0,063717

**Confine medio** $[m^2]$

Tags per lato	Raggio antenna					
	50	60	70	80	90	100
3	0,0093166	0,00544	0,0063531	0,0031366	0,003528	0,0036142
4	0,0041076	0,0020219	0,0023538	0,0024617	0,0012451	0,0016007
5	0,0013918	0,0018485	0,0012452	0,00094077	0,001004	0,0010144

**Deviazione standard confine medio** $[m^2]$

Tags per lato	Raggio antenna					
	50	60	70	80	90	100
3	0,010195	0,0046733	0,0046451	0,0037343	0,0037929	0,0036394
4	0,0031116	0,0025766	0,0024087	0,0023469	0,0013834	0,0012059
5	0,0018736	0,0017502	0,0011783	0,00087082	0,0010283	0,0013933

**Regioni Totali**

Tags per lato	Raggio antenna					
	50	60	70	80	90	100
3	9	21	21	41	41	40
4	40	85	85	81	165	149
5	145	145	205	301	301	325

**Bordi Totali**

Tags per lato	Raggio antenna					
	50	60	70	80	90	100
3	21	45	45	104	104	108
4	88	216	216	224	436	356
5	408	368	580	812	824	872

Dai dati ottenuti è interessante osservare come aumentando la precisione della discretizzazione, l'area media delle regioni identificabili resta praticamente costante, mentre il confine medio risulta minore per ogni discretizzazione. L'area delle regioni è vincolata alle letture  $r_{RFID}$  percepite, quindi è lecito che la dimensione resti costante

all'infittirsi della discretizzazione. Per quello che riguarda i confini, poiché sono definiti in riferimento ad un valore di distanza tra celle (vedi sezione 2.2.2) con celle più piccole si possono identificare confini molto piccoli (anche costituiti da un paio di celle), che con una discretizzazione meno accurata non verrebbero considerati. Osservando la deviazione standard, riportata al posto della covarianza, si può inoltre vedere come per ogni valore medio considerato l'incertezza è praticamente pari al valore stesso.

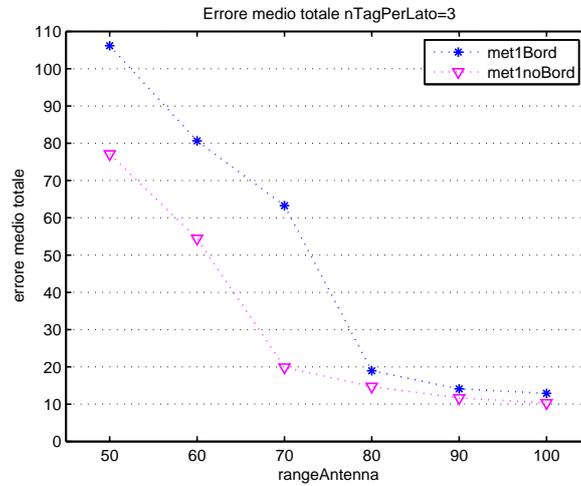
Ad avvalorare questa considerazione ci sono i dati riferiti al numero di celle e numero di confini totali. Come si può vedere anche dai grafici riportati nella sezione 2.4, ottenuti dai valori delle tabelle riferiti al numero di regioni e al numero di confini; il numero di regioni, in riferimento ad ogni discretizzazione tende a rimanere più o meno costante, i confini invece presentano valori crescenti al crescere dell'accuratezza della discretizzazione (valori che differiscono anche di 50 o 60 confini). Si può osservare che in alcuni casi, ad esempio per valori di tag e raggio antenna elevati, una discretizzazione meno accurata rileva più confini di una più precisa. Questo perché se la discretizzazione non è abbastanza fitta, nell'analisi di identificazione dei confini posso venire rilevati confini che in realtà non esistono. Le diverse regioni identificate sono in realtà separate da confini e regioni intermedi troppo piccoli per la precisione usata. Dall'analisi di questi dati si osserva come tra le ultime discretizzazioni considerate  $500 \times 500$  e  $1000 \times 1000$ , la differenza è molto piccola. Una discretizzazione di  $1000 \times 1000$  assicura quindi una buona approssimazione e sarà quella considerata nelle seguenti simulazioni.

### 3.3.2 Simulazioni al variare del numero di tags e del raggio antenna

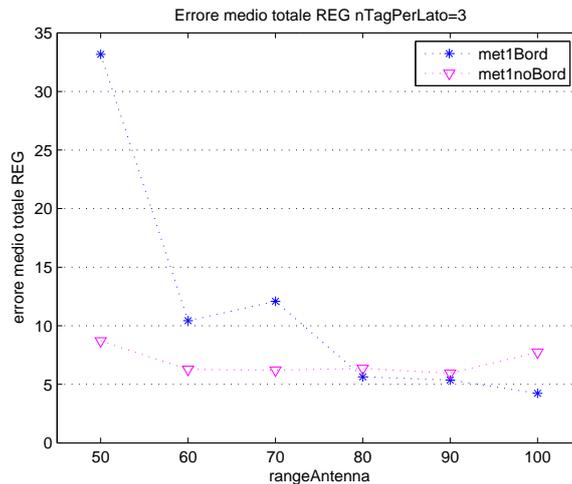
Stabilita una discretizzazione adeguata, si possono considerare i due parametri che influenzano più direttamente la formazione delle regioni: il raggio dell'antenna e il numero di tags. Poiché uno degli obiettivi preposti è quello di minimizzare l'uso dei tags, nelle simulazioni si è utilizzato un numero di tags pari 3,4 e 5 per lato, pari quindi a 9,16 e 25 tags totali. Per ogni scelta di tags si è poi fatto variare il raggio antenna da  $50\text{cm}$  fino ad  $1\text{m}$  con incrementi di  $10\text{cm}$ . I dati utilizzati dalle due tipologie di algoritmo sono quindi quelli contenuti nelle tabelle riferite all'ultima discretizzazione considerata pari a  $1000 \times 1000$ .

Per ogni coppia di valori si è valutato l'errore di stima totale  $J_{tot}$  e l'errore regolarizzato  $J_{Reg}$  commessi dal *met1noBord* e dal *met1Bord* applicato nel caso di disturbo trascurabile e nel caso di misure rumorose. I grafici riportati nelle figure (3.8), (3.10), (3.10), presentano l'andamento di errore in riferimento al caso di disturbo trascurabile.

Dall'analisi dei grafici si vede come il *met1Bord* risulti meno efficace del *met1noBord* nel caso di un ambiente con poche regioni, ma già in un ambiente costruito con 3 tags per lato e una potenza dell'antenna impostata a  $80\text{cm}$  le stime calcolate in riferimento ai confini risultano più accurate. Un'altra importante informazione deducibile dai grafici è la stabilizzazione dell'errore totale al crescere del raggio antenna per un fissato numero di tags. È interessante osservare come da un valore del raggio antenna pari ad  $80\text{cm}$  l'errore tende a rimanere costante o nel caso di 5 tags per lato tende addirittura ad aumentare. Considerando quindi la stima dell'intero percorso, si evidenzia che quando la zona di interesse è coperta da un numero sufficiente di regioni, poiché l'errore totale tende a stabilizzarsi, una correzione molto minuziosa dovuta a nuove regioni particolarmente piccole, introdotte da un aumento del raggio



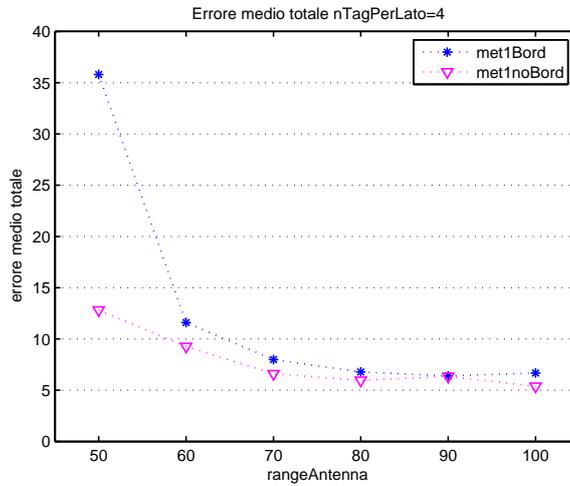
(a) Errore di stima totale.



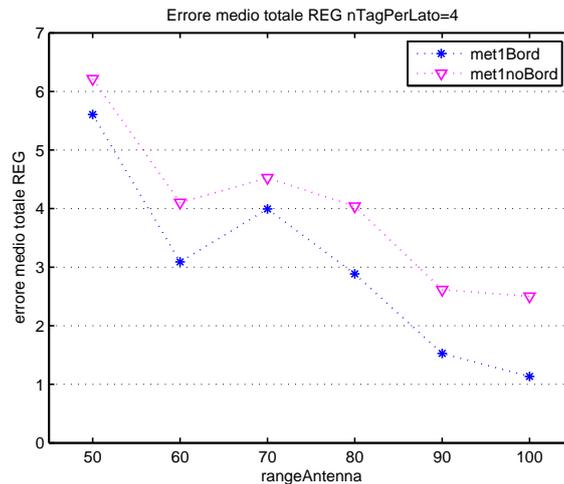
(b) Errore di stima regolarizzato.

Figura 3.8: Andamento dell'errore al variare del raggio antenna. tags per lato=3.

dell'antenna, non apporta un contributo significativo ai fini della stima totale. Il numero dei tags invece si dimostra fondamentale per l'abbassamento dell'errore totale. All'aumentare del numero di tags infatti l'errore totale continua a diminuire fino ad un ambiente costituito da 25 tags con un raggio antenna pari a 80cm. Aumentando ulteriormente la potenza dell'antenna l'errore comincia a crescere. Una spiegazione plausibile può essere quella della saturazione dell'ambiente di lavoro. Come si vede



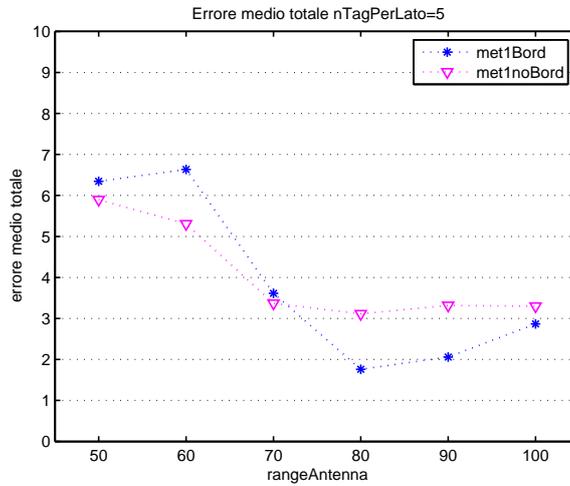
(a) Errore di stima totale.



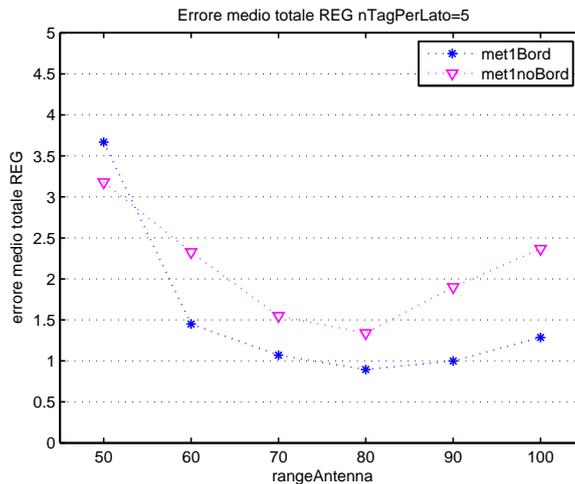
(b) Errore di stima regolarizzato.

Figura 3.9: Andamento dell'errore al variare del raggio antenna. tags per lato=4.

anche dalla figura 3.11(c) raggiunti certi limiti alcune delle regioni identificabili si trovano al di fuori dello spazio di lavoro. In questi casi le eventuali nuove regioni o anche regioni corrispondenti a stringhe di tags prima identificabili, diventano sempre più marginali o cadono al di fuori dell'insieme delle posizioni che il robot può assumere con la relativa inutilità ai fini della localizzazione.



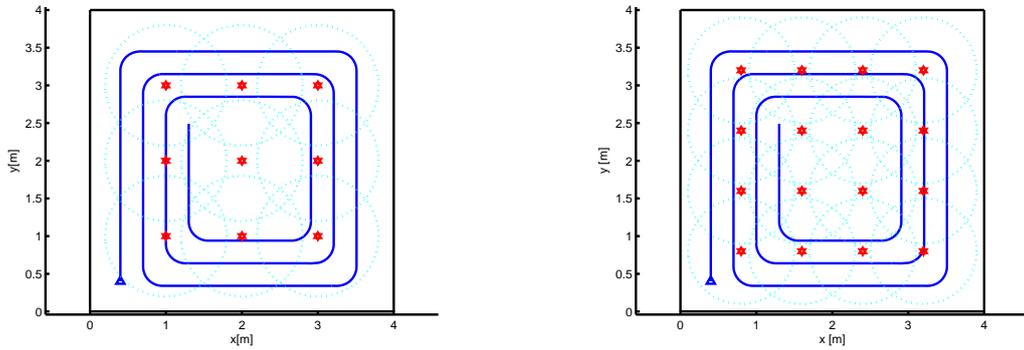
(a) Errore di stima totale.



(b) Errore di stima regolarizzato.

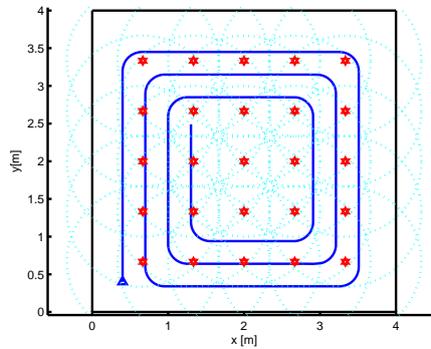
Figura 3.10: Andamento dell'errore al variare del raggio antenna. tags per lato=5.

Per quanto riguarda l'errore regolarizzato  $J_{Reg}$  si osserva un costante miglioramento al crescere del raggio antenna. Tale indice facendo riferimento a valori dovuti ad una stima molto accurata, è più sensibile alle piccole correzioni dovute a nuove regioni introdotte dall'aumento della potenza dell'antenna. Come per l'errore totale anche qui si osserva un minimo nel punto corrispondente a 5 tags per lato e un raggio antenna pari a 80cm.



(a) Ambiente 3 tags per lato raggio antenna=80cm.

(b) Ambiente 4 tags per lato raggio antenna=70cm.

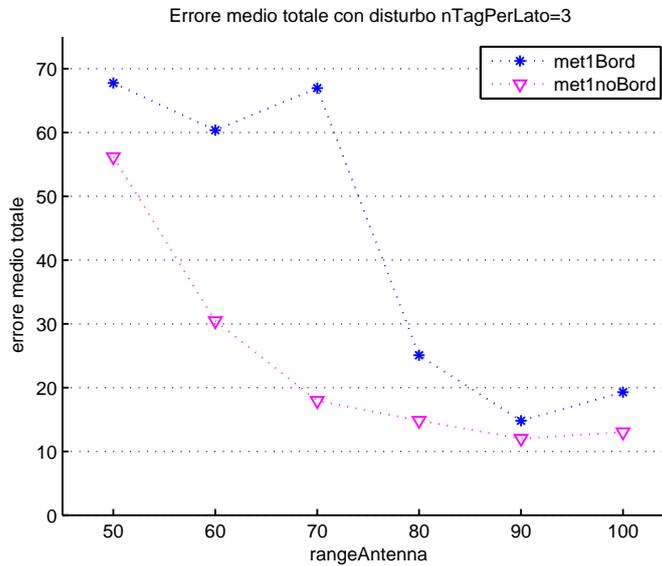


(c) Ambiente 5 tags per lato raggio antenna=100cm.

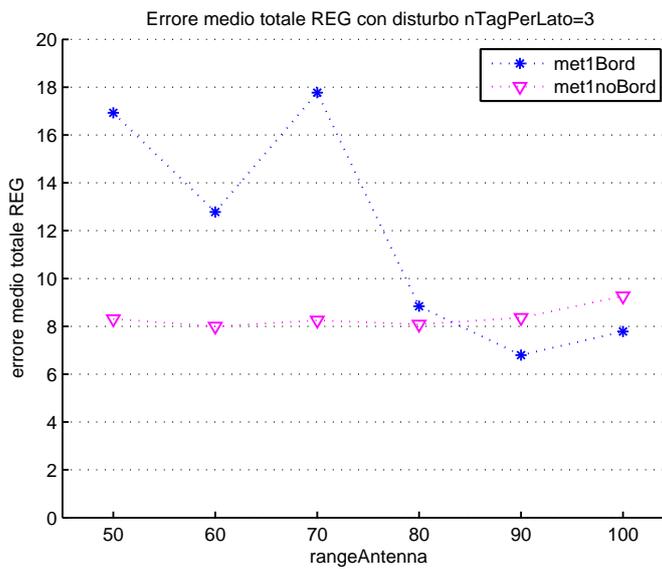
Figura 3.11: Varietà di ambienti ottenibili.

Nelle figure 3.12, 3.13, 3.14, è presentato l'andamento di errore ottenuto introducendo un parametro di disturbo indice di letture affette da rumore. Come si osserva, il caso di disturbo rende le stime molto meno accurate. In particolare il *met1Bord* risulta più sensibile all'errore rispetto al *met1noBord*. Questo è dovuto al fatto che riconoscere i confini sulla base di letture corrotte risulta molto più complicato dell'identificazione di regioni. Come descritto nella sezione 3.2.1 se vengono rilevate come adiacenti due regioni che in realtà non lo sono il *met1Bord* non può effettuare le correzioni necessarie. Per tale motivo con la presenza di disturbo l'identificazione di

confini risulterà molto più complessa.

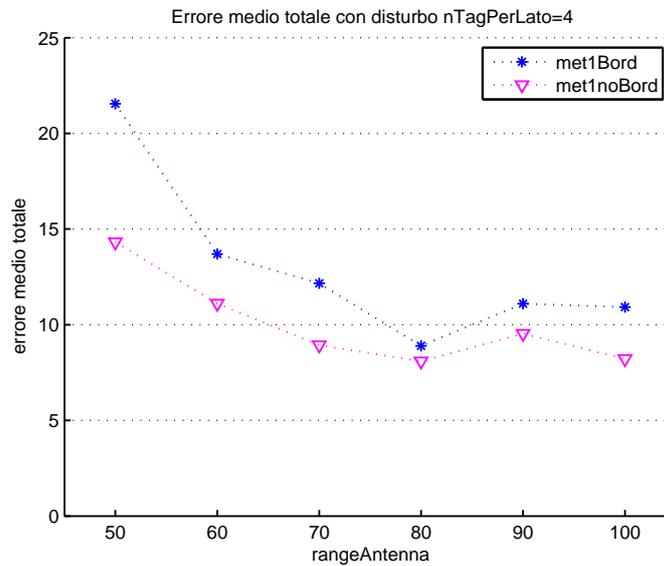


(a) Errore di stima totale (disturbo).

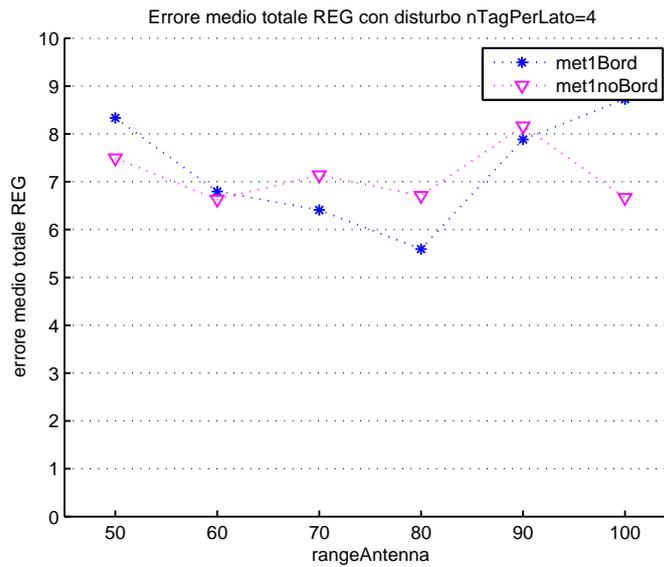


(b) Errore di stima regolarizzato (disturbo).

Figura 3.12: Andamento dell'errore al variare del raggio antenna con disturbo. tags per lato=3.

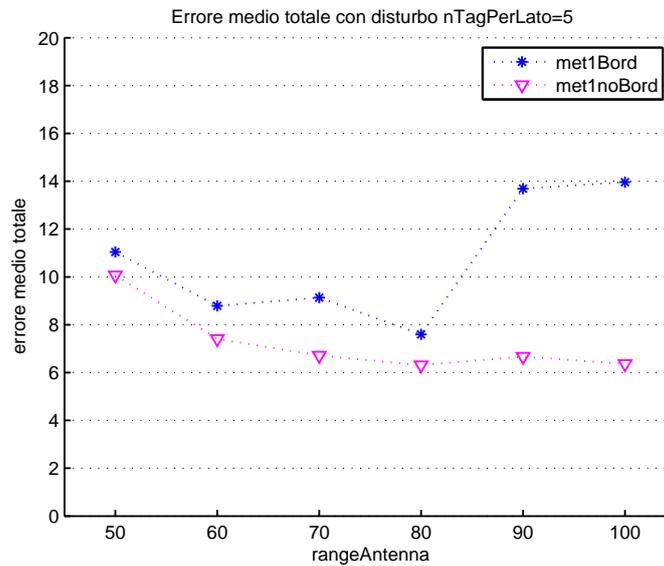


(a) Errore di stima totale (disturbo).

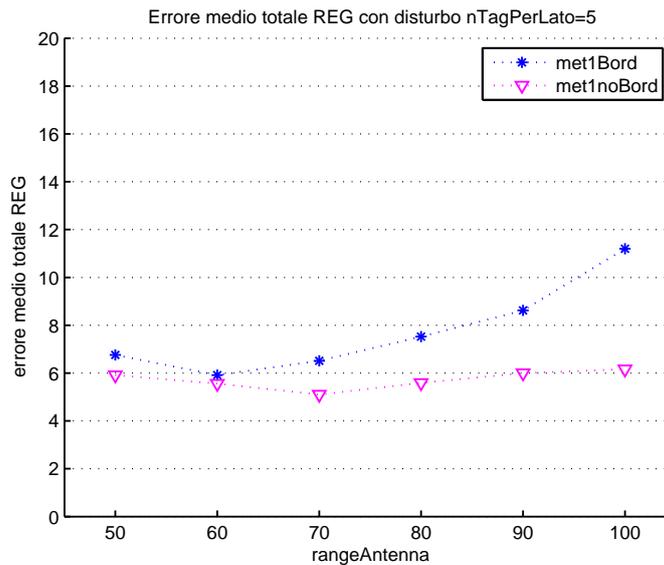


(b) Errore di stima regolarizzato (disturbo).

Figura 3.13: Andamento dell'errore al variare del raggio antenna con disturbo. tags per lato=4.



(a) Errore di stima totale (disturbo).



(b) Errore di stima regolarizzato (disturbo).

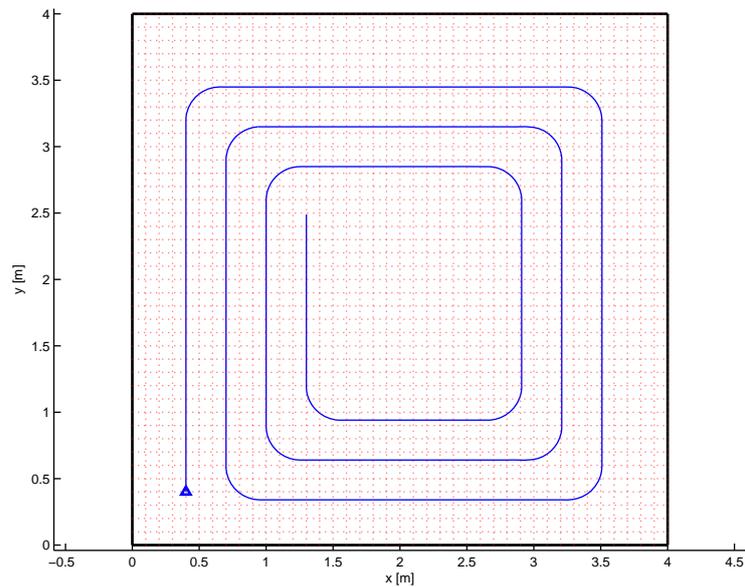
Figura 3.14: Andamento dell'errore al variare del raggio antenna con disturbo. tags per lato=5.

### 3.3.3 Considerazioni sull' area media di bordi e regioni.

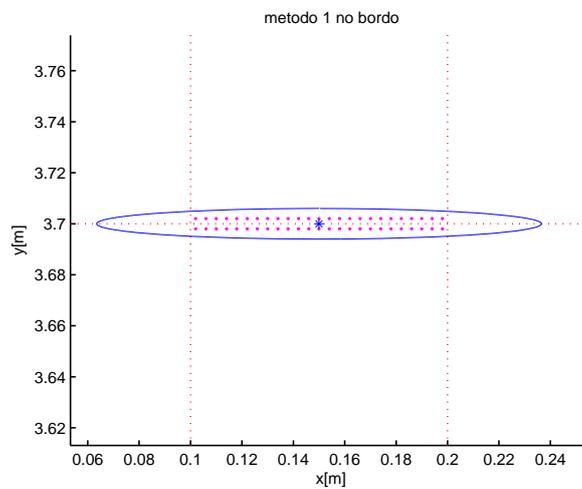
Nelle sezioni precedenti si è visto come l'errore di stima sia fortemente legato al numero e alle dimensioni di regioni e confini. Proprio in merito alla dimensione può

essere fatta un'ultima analisi per stabilire la dipendenza dell'errore di stima dall'area media delle regioni e dei confini. A tale scopo, si mostrerà un confronto tra i dati ottenuti dalle simulazioni basate sugli ambienti dotati di RFID e quelli basati su un ambiente dove le regioni sono create in maniera geometrica senza alcun condizionamento esterno.

Dato l'ambiente discretizzato in celle, e scelto un valore che identifica il numero di celle di cui una regione deve essere composta, si costruiscono delle regioni quadrate tutte uguali tra loro. Il funzionamento dell'algoritmo è lo stesso, l'unica differenza è che le regioni non dipendendo da alcun parametro, avranno un identificatore decimale che svolgerà il ruolo di stringa RFID. Analogamente alle regioni, i confini saranno costruiti considerando come spessore un parametro che indica il numero di file di celle che apparterranno al confine. In figura 3.15 sono rappresentati lo spazio di lavoro ottenuto e le celle che compongono un bordo (1 fila di celle per lato). Prima di confrontare le stime ottenute considerando queste tipologie di regioni (definite regioni standard) con quelle derivate da un ambiente RFID, è utile fare delle considerazioni scaturite dall'applicazione del metodo ad un ambiente caratterizzato da regioni standard. Utilizzando questo tipo di regioni è possibile variare con facilità l'area media (uguale per ogni regione), così da poter valutare in modo diretto la dipendenza dell'errore di stima dalla dimensione della regione. Nella seguente tabella sono riportati i principali dati ottenuti dall'applicazione delle due tipologie di algoritmo.



(a) Ambiente costituito da regioni tutte uguali. (1600 celle di area  $0,01m^2$ )



(b) Esempio di confine costruito con 2 file di celle.

Figura 3.15: Ambiente basato su regioni tutte uguali.

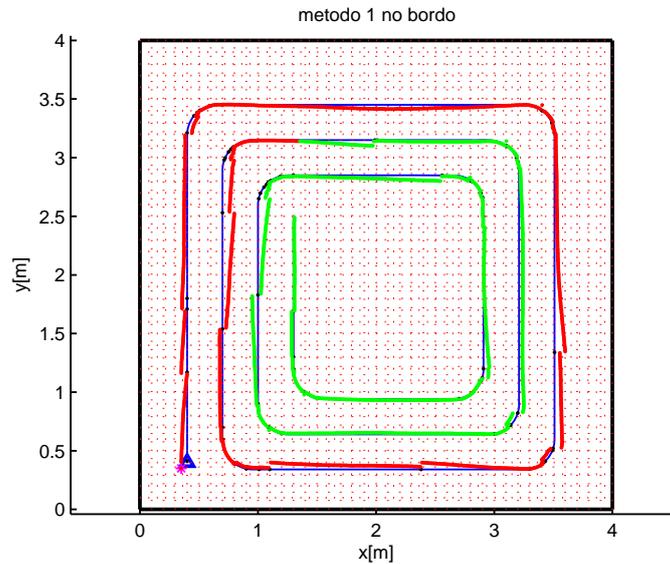
Utilizzando questo tipo di regioni è possibile variare con facilità l'area media (uguale per ogni regione), così da poter valutare in modo diretto la dipendenza dell'errore di stima dalla dimensione della regione. Nella seguente tabella sono riportati

i principali dati ottenuti dall'applicazione delle due tipologie di algoritmo.

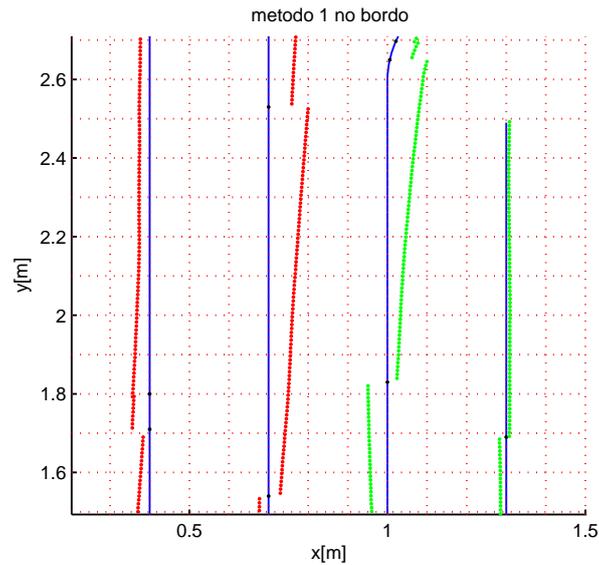
	Numero di celle per Regione					
	10000	2500	1600	625	400	100
Regioni totali	100	400	625	1600	2500	10000
Area regione	0,16	0,04	0,0256	0,01	0,0064	0,0016
Confini totali	180	760	1200	3120	4900	19800
Area confine	0.0032	0.0016	0.00128	0.0008	0.00064	0.00032
Errore <i>met1noBord</i> [cm]	8.693	5.189	4.5137	2.698	2.223	1.2237
ErroreREG <i>met1noBord</i> [cm]	6.780	4.476	3.399	2.317	1.644	1.244
Errore <i>met1Bord</i> [cm]	54.341	24.923	19.885	8.5774	7.465	2.423
ErroreREG <i>met1Bord</i> [cm]	48.946	32.643	25.114	9.611	8.7654	2.744

Come ci si aspettava, si osserva che l'errore diminuisce al diminuire dell'area media. Considerando il grafico della simulazione del metodo applicato a regioni così definite, si evidenziano aspetti interessanti. (figura 3.16).

Per quanto riguarda il *met1noBord* si osserva che l'errore di stima è dovuto ad un errore sistematico dovuto proprio alla tipologia di regione. Come si osserva dall'ingrandimento in figura 3.16(b), la regolarità delle regioni fa sì che molte parti del percorso siano proprio lungo i confini delle regioni. Ad ogni passo l'algoritmo correggerà la stima odometrica basandosi sul centro di ogni regione, così facendo il percorso stimato tenderà a distaccarsi di una piccola quantità costante dal tragitto reale. Se ad esempio si osservano le curve, si vede chiaramente che la stima diventa molto più accurata. Un'ulteriore conferma di questo fatto si ha applicando l'algoritmo ad un percorso meno regolare presentato in figura 3.17. Dai grafici in figura 3.18 che riportano l'andamento di errore misurato sui due percorsi si osserva il leggero miglioramento ottenuto considerando il percorso meno regolare. Questo aspetto indica che oltre alle piccole dimensioni, anche la covarianza dell'ambiente riveste un ruolo importante.



(a) Applicazione del *met1noBord*,  $J_{tot} = 2.54cm$ .



(b) Particolare della stima eseguita.

Figura 3.16: Applicazione del metodo 1 sulle regioni standard.

Osservando i dati relativi al *met1Bord* è immediato constatare i risultati decisamente scarsi paragonati a quelli ottenuti in precedenza e con la versione attuale del *met1noBord*. Il motivo di questo risultato è probabilmente dovuto alla covarianza del confine troppo piccola. Come si osserva, la stima, inizialmente è molto accurata,

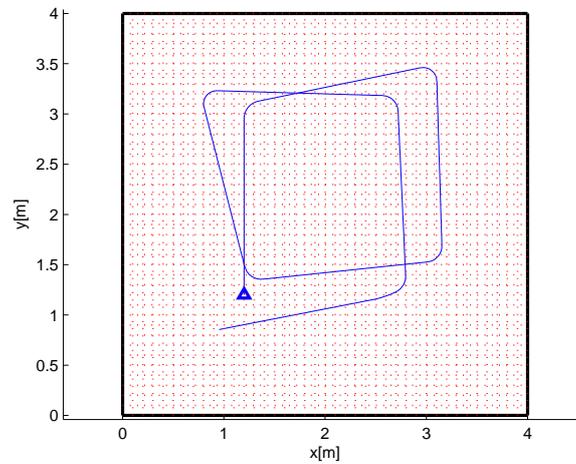


Figura 3.17: Percorso2. Meno regolare del primo.

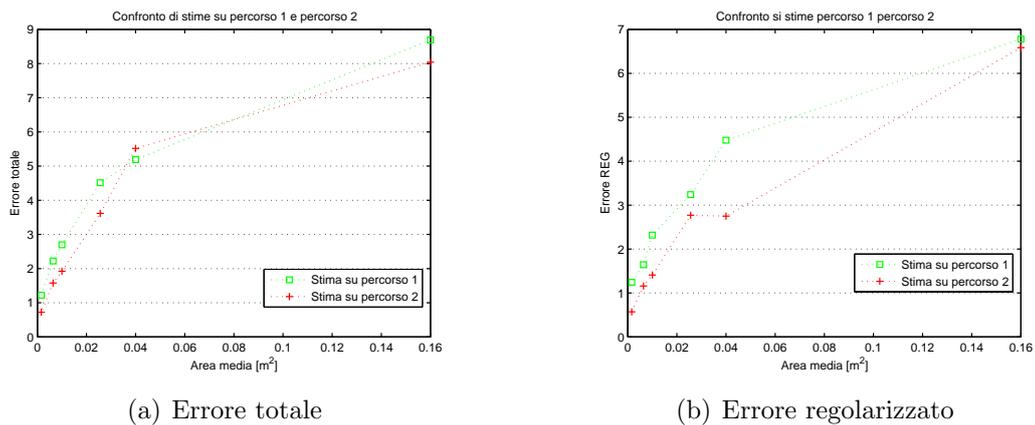
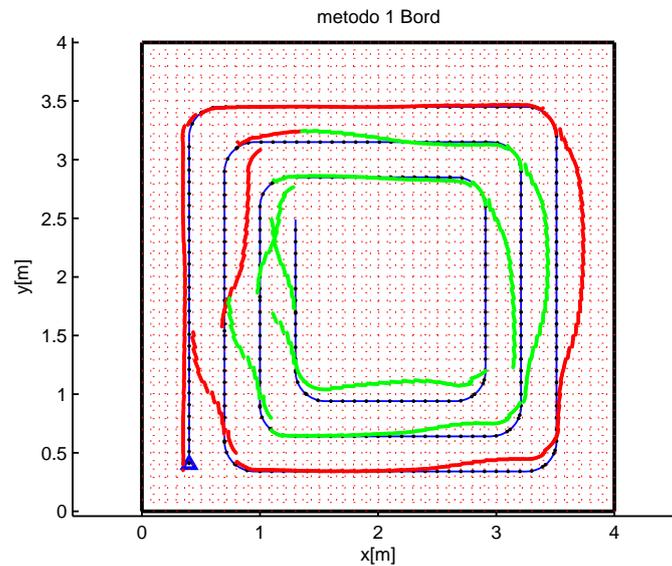
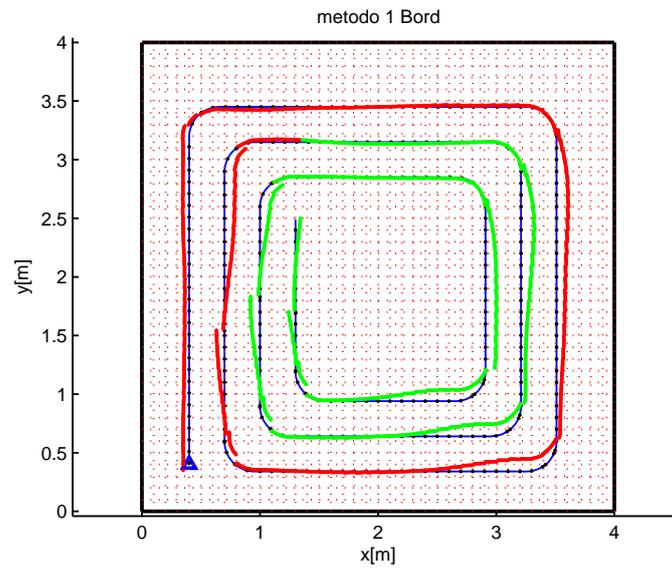


Figura 3.18: Confronto tra le stime su due percorsi.

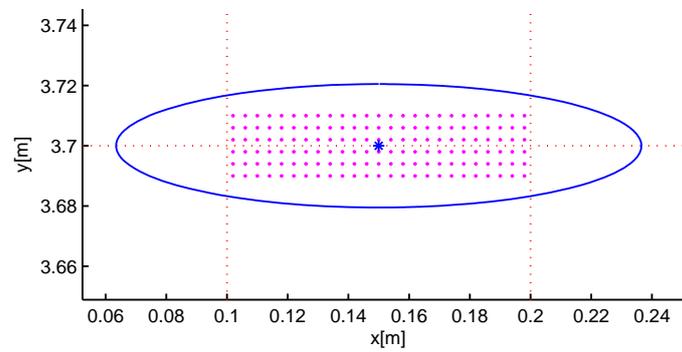
dopo la seconda curva inizia a distaccarsi dal valore reale. Tale fenomeno si riscontra anche nelle altre curve. La spiegazione sta nella covarianza della posizione stimata che raggiungendo valori molto piccoli, dovuti all'estrema precisione dei confini, viene corretta in maniera minima anche se molto distante dal confine rilevato. In altre parole, una piccola covarianza fa sì che la posizione venga ipotizzata giusta, per cui le correzioni agiranno in maniera meno decisiva. In figura 3.20(a) è mostrata una nuova stima calcolata con il *met1Bord*, impostando un valore per i confini pari a 6

Figura 3.19: Applicazione del  $met1Bord$ .  $J_{tot} = 9.23cm$ .

file di celle per ogni bordo. Il risultato ottenuto, decisamente migliore del precedente avvalorata la considerazione fatta in precedenza. Confini più grandi avendo una covarianza maggiore, rendono più grande anche la covarianza della stima della posizione. In questo modo come mostrato in figura 3.21, dove in verde sono rappresentati i valori di covarianza della stima eseguita con bordi piccoli e in blu quelli della stima eseguita considerando 6 file di celle, la stima risulta più sensibile alle correzioni distaccandosi meno dal valore reale.



(a) *met1Bord* con bordi maggiori.  $J_{tot} = 5.26cm$ .



(b) Esempio del confine considerato.

Figura 3.20: Nuova stima basata su confini più grandi.

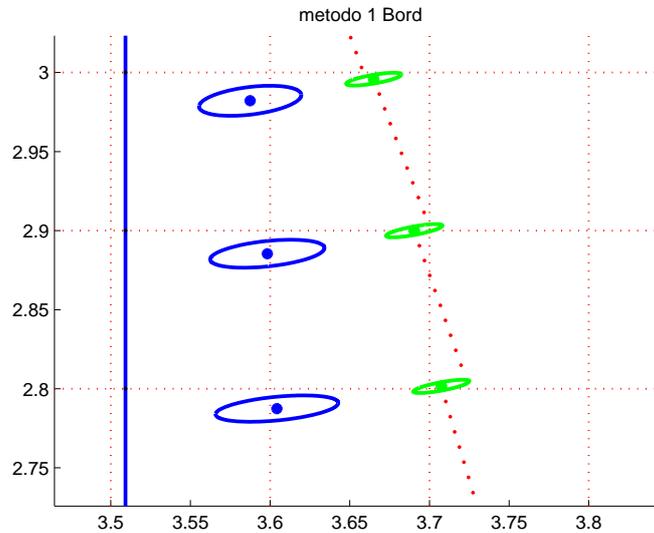
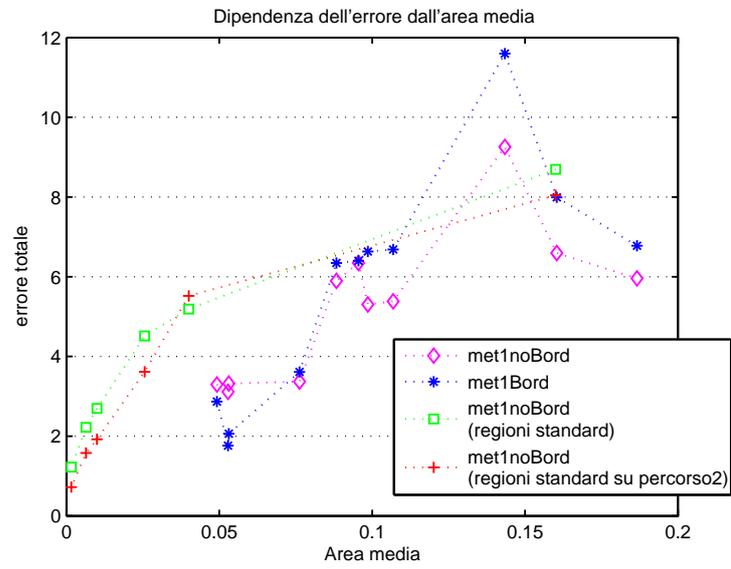


Figura 3.21: confronto tra covarianze diverse

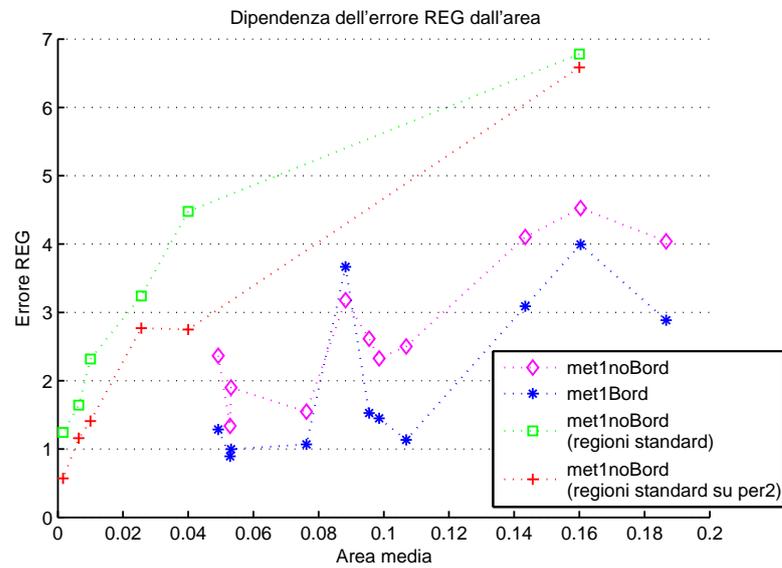
### 3.3.4 Confronto tra regioni standard e regioni RFID

In ultima analisi si riporta l'andamento di errore in riferimento all'area media stimata su un ambiente dotato di RFID e uno basato su regioni standard figura 3.22. Per un maggiore dettaglio si riportano solo i valori di area media fino a  $0.2m$ .

Come si può osservare, a parità di area, l'errore commesso da una stima basata su un ambiente RFID è minore di quella effettuata su regioni standard, anche nel caso di un percorso meno regolare. Questo indica che l'errore di stima, anche se dipendente dall'area media delle regioni, è influenzato anche da altri parametri come la covarianza dell'ambiente. Si evidenzia che le dimensioni delle regioni e la relativa covarianza sono fondamentali ai fini della stima, ma a differenza di quello che può sembrare, dimensioni troppo ridotte e covarianza troppo piccola possono portare ad un errore di stima maggiore.



(a) Errore totale.



(b) Errore regolarizzato

Figura 3.22: Valutazione dell'errore in riferimento all'area media.

# Capitolo 4

## Conclusioni e sviluppi futuri

In questa tesi si è affrontato un problema di localizzazione globale basato sull'integrazione, tramite filtro di Kalman, di dati odometrici e misure basate su sensori passivi RFID. Il metodo proposto è stato considerato nelle sue due varianti: identificazione delle regioni, identificazione dei confini. I risultati ottenuti risolvono in modo soddisfacente il problema di localizzazione affrontato. Per scelte opportune dei parametri che definiscono l'ambiente, l'errore di stima regolarizzato risulta minore di  $3 - 4\text{cm}$ , con un peggioramento che lo porta ad  $8 - 9\text{cm}$  nel caso di disturbi sulle letture. Se il percorso del robot è sufficientemente coperto da regioni RFID la stima è molto accurata. In particolare il metodo basato sull'identificazione dei confini calcola risultati più precisi con un minor numero di stime, ma risulta meno robusto alla presenza di disturbo, caso in cui il metodo basato sull'identificazioni delle regioni risulta più valido. Entrambi gli algoritmi risultano essere molto veloci con tempi di esecuzione generalmente inferiori ai 3 secondi (utilizzando un computer AMD Sempron 3000+). L'unico costo computazionale è apportato dall'iniziale mappatura dello spazio di lavoro, che ha il compito di identificare per ogni cella l'appartenenza ad una determinata regione o confine. Tutte le operazioni riguardanti lo spazio di lavoro possono comunque essere eseguite off-line essendo noto l'ambiente e la posizione dei tags.

Un aspetto da evidenziare è la difficoltà nello stabilire un legame diretto tra errore di stima e parametri che definiscono l'ambiente. Anche se la dipendenza dall'area delle regioni e dal numero di tags risulta evidente, ottimizzare il posizionamento dei tags non è compito facile. Come si è mostrato, una stima che presenta una covarianza molto piccola, paradossalmente induce in un errore di stima maggiore di quello basato su valori di covarianza più significativi. Tale aspetto è dovuto alla minore efficacia delle correzioni su stime caratterizzate da piccoli valori di covarianza. Un discorso analogo può essere fatto con la potenza dell'antenna, che per un fissato numero di tags, apporta dei miglioramenti solo entro certi valori. Da un'osservazione globale del problema si deduce quindi che la massimizzazione o minimizzazione di certi parametri, non implica sempre un miglioramento nell'errore di stima. Confrontando il metodo proposto con altre tipologie di stima basate su tecnologia RFID, è interessante notare come tale metodo risulti vantaggioso dal punto di vista di tempo di esecuzione e componenti impiegati. Si può ad esempio citare un approccio con un filtro partecellare, che pur se con ottimi risultati, comporta un tempo di esecuzione decisamente maggiore, o anche i metodi di localizzazione basati su semplici principi geometrici che però prevedono la presenza di moltissimi tags. Possibili sviluppi futuri potrebbero indirizzarsi nella ricerca di una disposizione di tags ottima, generalizzabile ad ogni ambiente, e l'inseguimento di rotta basata sulle letture RFID. Da una localizzazione efficiente sarebbe possibile estendere il problema a quello della navigazione.

# Elenco delle figure

1.1	Diverse tipologie di RFID passivi. Il tag nel centro misura 5x11cm. . .	8
1.2	Rappresentazione di uno spostamento base del robot. . . . .	13
1.3	Relazione tra i movimenti delle singole ruote e lo spostamento totale del robot. . . . .	14
2.1	Esempio di regione identificata da una determinata stringa $r_{RFID}$ . . .	21
2.2	Esempio di confine (in rosso) tra due regioni (celeste e verde) con relativa media e covarianza. . . . .	23
2.3	Esempio di stima eseguita dall'algoritmo. . . . .	25
2.4	Numero di regioni e confini per un valore di 3 tags per lato al variare del raggio antenna. . . . .	28
2.5	Numero di regioni e confini per un valore di 4 tags per lato al variare del raggio antenna. . . . .	29
2.6	Numero di regioni e confini per un valore di 5 tags per lato al variare del raggio antenna. . . . .	30
3.1	Simulazione dell'ambiente e del percorso del robot. . . . .	32
3.2	Risultato di stima della posizione ottenuto dalla sola odometria. $J \approx 45.5cm$ . . . . .	33
3.3	Simulazione met1noBord $J_{tot} = 6.854cm, J_{Reg} = 2.754cm$ . . . . .	34

3.4	Simulazione met1Bord $J_{tot} = 2.959cm, J_{Reg} = 1.545cm$ . . . . .	35
3.5	Andamento dell'errore al variare del raggio antenna. Tags per lato=4. . . . .	37
3.6	Simulazione met1noBord con disturbo lettura=0.1. $J_{tot} = 8.02, J_{Reg} = 7.80$ . . . . .	39
3.7	Simulazione met1Bord con disturbo lettura=0.1. $J_{tot} = 8.98, J_{Reg} = 9.20$ . . . . .	39
3.8	Andamento dell'errore al variare del raggio antenna. tags per lato=3. . . . .	49
3.9	Andamento dell'errore al variare del raggio antenna. tags per lato=4. . . . .	50
3.10	Andamento dell'errore al variare del raggio antenna. tags per lato=5. . . . .	51
3.11	Varietà di ambienti ottenibili. . . . .	52
3.12	Andamento dell'errore al variare del raggio antenna con disturbo. tags per lato=3. . . . .	53
3.13	Andamento dell'errore al variare del raggio antenna con disturbo. tags per lato=4. . . . .	54
3.14	Andamento dell'errore al variare del raggio antenna con disturbo. tags per lato=5. . . . .	55
3.15	Ambiente basato su regioni tutte uguali. . . . .	57
3.16	Applicazione del metodo 1 sulle regioni standard. . . . .	59
3.17	Percorso2. Meno regolare del primo. . . . .	60
3.18	Confronto tra le stime su due percorsi. . . . .	60
3.19	Applicazione del <i>met1Bord</i> . $J_{tot} = 9.23cm$ . . . . .	61
3.20	Nuova stima basata su confini più grandi. . . . .	62
3.21	confronto tra covarianze diverse . . . . .	63
3.22	Valutazione dell'errore in riferimento all'area media. . . . .	64

# Bibliografia

- [1] M. Boccadoro - F. Martinelli - S. Pagnottelli, “*Constrained and quantized Kalman filtering for an RFID robot localization problem*”, submitted to Autonomous Robots,2008.
- [2] R.Aliberti - E. Giampaolo - G. Marrocco, “*A model to estimate the RFID read-region in real enviroments*”, Proc. of the European Wireless Technology Conference, October 2008.
- [3] S. Han - H. Lim - J. Lee, “*An efficient localization scheme for a differential driving mobile robot based on RFID system*”, IEEE Trans. on Industrial Eletronics,vol.54, pag 18, December 2007.
- [4] J.C. Keenan - J.B Lewis, “*Estimation with quantized measurements*”, IEEE Conference on Decision and Control, 1976.
- [5] K.A. Klements - R.A. Haddad, “*Approximate Estimation for System with Quantized Data*”, IEEE Transactions on Automatic Control,,pag 235-239, April 1972.
- [6] A. Martinelli, “*The odometry error of a mobile robot with synchronous drive system*”, IEEE Transaction on Robotics and Automation, Vol 18,No.3,pag 399-405 June 2002.

- [7] G. Galati - G. Pavan, "*Teoria dei fenomeni aleatori*", TexMat,2006.
- [8] Marco Gerosi, "*Navigazione e localizzazione del Nomad 150 mediante filtro di Kalman*", Tesi di laurea in ingegneria informatica,Università di Tor Vergata 2005.