

**Sistema di Visione Distribuito per la Localizzazione di
un Robot Mobile**
*Distributed Vision System for the Localization of a
Mobile Robot*

Emanuele Menegatti[‡], Giorgio Gatto[‡], Enrico Pagello^{‡§}, Takashi Minato[†] and Hiroshi Ishiguro[†]

SOMMARIO/*ABSTRACT*

*In this paper, we describe the formatting guidelines for the magazine *Intelligenza Artificiale*. Each article has both an Italian abstract and an English abstract.*

Parole chiave: Guides, instructions, authors kit.

1 Introduzione

Una delle caratteristiche fondamentali di cui deve essere dotato un robot mobile autonomo è la capacità di pianificare il proprio percorso nell'ambiente. Questo implica la decisione dei movimenti da compiere, a partire dalla posizione iniziale fino a quella di arrivo, scegliendo tra le strade possibili ed evitando, se presenti, ostacoli fissi o mobili che si possono incontrare durante la fase di spostamento. Il primo passo da compiere, per dotare un robot di queste capacità, sta nel permettergli di conoscere la posizione in cui si trova all'interno dell'ambiente in cui lavora. La realizzazione di robot autonomi in grado di funzionare nel mondo reale basandosi su informazioni visive sta suscitando sempre più interesse nella comunità robotica. In passato sono già stati sviluppati vari tipi di robot autonomi basati su sensori di visione ma la maggior parte sono in grado di lavorare solo in ambienti statici, ossia in ambienti non soggetti a cambiamenti. In questi approcci il robot riconosce la propria posizione utilizzando come riferimento modelli precedentemente acquisiti: questo significa che il sistema funziona finché l'ambiente rimane invariato. Se invece l'ambiente cambia nel tempo (ambiente dinamico), il robot non è più in grado di riconoscere la propria posizione confrontando l'immagine acquisita con quelle di riferimento. La soluzione proposta in questo articolo prevede l'utilizzo di più telecamere omnidirezionali distribuite nell'ambiente che confrontano in ogni istante le immagini da loro acquisite con quelle acquisite

dal robot. La localizzazione che si ottiene è di tipo topologico e si basa sul presupposto che l'immagine acquisita dal robot in una qualsiasi posizione risulterà simile a quella dell'OVA più vicino. Questa condizione si ottiene grazie all'utilizzo di tecniche da noi testate in altri lavori: le telecamere omnidirezionali [1], la misura di similarità tra immagini basata su Fourier Signature [2] e tecniche per il calcolo distribuito [3]. se il robot si trova in un punto particolare dell'ambiente, l'OVA ad esso più vicino riesce a vedere una scena molto simile: il calcolo della posizione avviene tramite il confronto tra le immagini catturate dai sensori disposti nell'ambiente (dette immagini di riferimento) e quella acquisita dal robot (immagine di input). La rete di telecamere omnidirezionali non è limitata a questo scopo, ma può essere usata per altre attività, come la videosorveglianza; inoltre si possono utilizzare reti di telecamere già installate.

2 Sistemi tradizionali

Gli approcci possibili orientati alla soluzione di questo problema sono molteplici: generalmente al robot viene fornita una descrizione dettagliata dell'ambiente, di norma utilizzando una mappa metrica, oppure una mappa topologica che descrive solo le connessioni tra le zone dell'ambiente senza precise indicazioni metriche. Il robot viene inoltre dotato di uno o più tipi di sensore: la localizzazione avviene cercando la posizione della mappa che coincide maggiormente con i dati acquisiti dal sensore. Purtroppo, i sensori sono rumorosi e per questo vengono ingannati facilmente dalla complessità e dagli aspetti dinamici dell'ambiente. Per superare questo problema si possono usare dei sensori molto precisi, in combinazione con un sistema in grado di gestire l'incertezza (come in [2], [5]). Un altro approccio, comune nelle applicazioni reali, è quello di modificare l'ambiente. Introducendo dei punti di riferimento artificiali, chiamati

”landmark” (come ad esempio strisce e punti riflettenti che sono facilmente riconoscibili). Il robot può essere inoltre in grado di costruire una propria rappresentazione dell’ambiente (come ad esempio in [1] e [4]): questo avviene in una fase, detta di ”setup”, in cui acquisisce i dati dal sensore in varie posizioni, li associa ad una mappa topologica e li immagazzina in database in memoria. Durante il normale funzionamento, per localizzarsi esegue un confronto tra i dati acquisiti nell’istante corrente e quelli contenuti nel database: da questo ricaverà come posizione corretta quella associata al valore memorizzato più simile a quello attuale. Questi due approcci hanno lo svantaggio di essere ”statici”. Infatti, anche se si conosce l’ambiente nel dettaglio e si dispone di una mappa precisa, essa è inutile in ambienti altamente dinamici dove la disposizione degli oggetti cambia frequentemente (ad esempio per la presenza di persone, di altri robot che si muovono, oppure perché la configurazione dell’ambiente stesso cambia). Un terzo approccio, orientato a risolvere proprio questo tipo di problema, consiste nell’utilizzare un sistema distribuito, ossia posizionare i sensori nell’ambiente [6]. Questa tecnica non è però esente da problemi: è necessario, infatti, permettere ai sensori disposti lungo il percorso di distinguere il robot dagli altri elementi presenti nell’ambiente e da altri robot. E’ quindi necessario dotare il robot di caratteristiche distintive, come marker o forme facilmente distinguibili dalle telecamere fisse, ma difficilmente l’identificazione di caratteristiche visuali è robusta in un ambiente dinamico. In più in un prossimo futuro i robot potrebbero essere androidi indistinguibili da esseri umani [Ishi androidi].

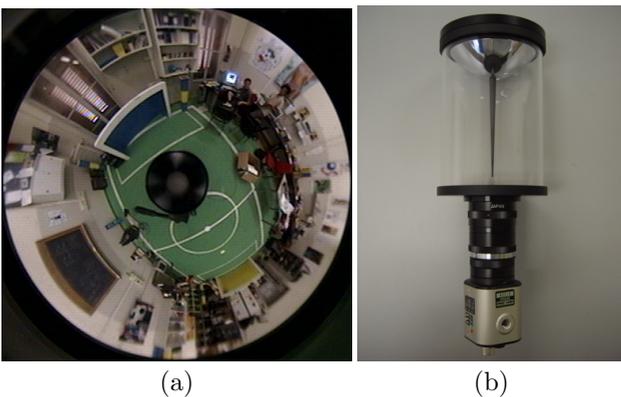


Figure 1: (a): immagine omnidirezionale (b): sensore omnidirezionale

3 Localizzazione con il DVS

I sensori usati in questo lavoro non sono semplici telecamere, ma agenti visivi: essi non si limitano

all’acquisizione delle immagini, ma provvedono anche ad elaborarle e trasmetterle. Poiché, come vedremo, le telecamere sono di tipo omnidirezionale, possiamo parlare di OVA: Omnidirectional Vision Agent. Si parla, quindi, di un sistema di visione distribuito (DVS). Utilizzando questa impostazione il problema di localizzazione viene ricondotto al problema di determinare quale tra le immagini di riferimento è più simile a ciò che vede il robot. Una necessità, dato che le applicazioni per le quali si utilizzano robot mobili sono nella quasi totalità dei casi di tipo Real-Time, è quella di avere tempi rapidi sia di trasmissione sia di elaborazione dei dati. Il sistema deve essere perciò strutturato in modo da:

- minimizzare la quantità di dati necessaria a descrivere le immagini acquisite
- massimizzare la velocità di confronto tra le immagini
- avere una descrizione completa della scena in che permetta di determinare le immagini simili in modo attendibile



Figure 2: Cilindro panoramico ottenuto dall’immagine omnidirezionale di Figura 1(a).

Una prima variabile da ottimizzare è il numero di telecamere necessario. Utilizzando telecamere omnidirezionali [7] si può usare il minor numero possibile di sensori, in modo da ridurre sia i dati da trasmettere sia il numero di confronti da effettuare, nonché i costi. Una telecamera omnidirezionale è costituita da una telecamera prospettica montata verticalmente sotto uno specchio iperbolico, con l’asse ottico della prima e l’asse geometrico del secondo allineati in modo da inquadrare la superficie dello specchio: l’immagine risultante corrisponderà perciò alla rappresentazione dell’ambiente riflessa, come mostrato in Figura 1, in modo da fornire una vista a 360 in una sola volta. In questo modo servono meno immagini per descrivere l’intero ambiente e inoltre la localizzazione topologica è più accurata, in quanto si ha a disposizione tutta la scena in una sola immagine. Per ridurre la quantità di spazio occupato e conseguentemente il tempo di trasmissione, ciascun OVA non invia direttamente le immagini di riferimento, ma trasmette una loro rappresentazione compatta, quella che chiamiamo ”Fourier Signature”. Ogni OVA quindi sfrutta la propria potenza di calcolo per elaborare l’immagine acquisita e trasmette solamente la Fourier Signature.

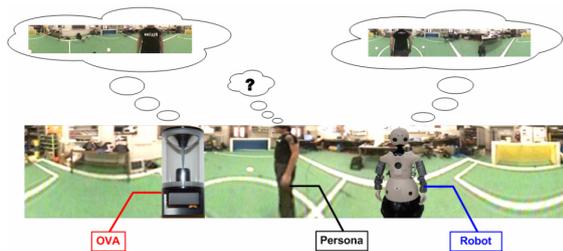


Figure 3: Schema invarianza prospettica.

3.1 Fourier Signature e Proprietà

Per ottenere la Fourier Signature si procede prima di tutto ricavando da ogni immagine omnidirezionale il cilindro panoramico corrispondente tramite un'operazione di "unwarping" [8], e a partire da questo si calcolando l'ampiezza e la fase della trasformata di Fourier del segnale associato ad ogni riga del cilindro panoramico. La parte predominante dello spettro di potenza della trasformata di Fourier dell'immagine è contenuta alle frequenze inferiori alla 15a. Questo permette di trascurare i coefficienti a frequenze maggiori, ottenendo una rappresentazione molto compatta dell'immagine omnidirezionale che chiamiamo Fourier Signature [1].

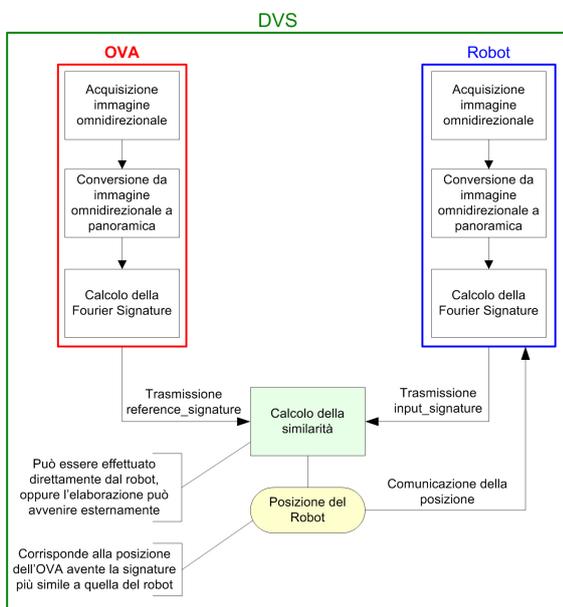


Figure 4: Fasi per il calcolo della posizione del robot con l'utilizzo del DVS.

Allo scopo di ridurre la quantità di dati trasmessa, l'unwarping e la generazione della signature sono effettuati dall'OVA che ha acquisito l'immagine. Dopodiché potrà provvedere a trasmettere il risultato

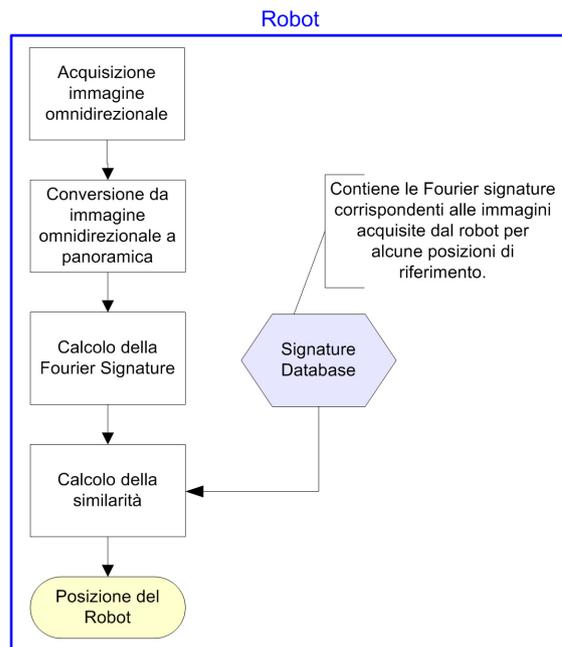


Figure 5: Fasi per il calcolo della posizione del robot con il sistema descritto in [1].

dell'elaborazione, perché possa essere effettuato il confronto tra le Fourier Signature ottenute da tutti gli OVA e dal robot. Vogliamo essere in grado di determinare l'immagine di riferimento più simile alla vista corrente, indipendentemente dall'orientazione del robot. Per questo è necessario introdurre una invarianza rotazionale nel calcolo della similarità: utilizzando la Fourier Signature dell'immagine, questo si ottiene automaticamente, come descritto in [1]. Infatti i valori di ampiezza della trasformata di Fourier del cilindro panoramico sono legati ai pattern di luminosità presenti nell'immagine, mentre i valori di fase sono legati allo "shift" di questi pattern nell'immagine. Quindi i valori di ampiezza vengono usati per calcolare la similarità tra le immagini e quindi la posizione del robot indipendentemente dalla sua orientazione (invarianza rotazionale), mentre i valori di fase sono usati per calcolare la rotazione relativa tra due immagini e quindi l'orientazione del robot. Infatti, dato che gli OVA sono fissi nell'ambiente e ne conosciamo a priori l'orientazione, dopo aver determinato a quale OVA è più vicino il robot, possiamo eseguire il confronto tra la fase ricavata dalle due immagini per ottenere la differenza di orientazione tra le due e quindi l'orientazione assoluta del robot nell'ambiente. Oltre all'invarianza rotazionale, un'altra importante proprietà derivante dall'utilizzo della Fourier signature consiste nell'invarianza prospettica: se in prossimità del robot sono presenti uno o più oggetti o persone

è possibile che, a causa della differenza di prospettiva nella visione, mentre il robot li veda in una certa posizione rispetto allo sfondo, per l'OVA più vicino siano collocati in posizioni diverse rispetto allo sfondo. Il sistema è comunque in grado di riconoscere correttamente le due immagini come le più simili: questa proprietà prende il nome di invarianza prospettica.

Come sappiamo, infatti, la trasformata di Fourier applicata ad un'immagine è sensibile ai pattern di luminosità. Dato che per il calcolo della Fourier signature calcoliamo la trasformata solo sulle righe del cilindro panoramico, la distribuzione delle occlusioni in senso orizzontale non viene considerata (a differenza della distribuzione verticale): non c'è differenza se un'occlusione è situata da una parte o dall'altra del cilindro panoramico (come nelle Figure 14 (a) e (b)), a meno che non copra parti che danno un forte contributo ai valori delle componenti della trasformata.

3.2 Localizzazione dinamica

La localizzazione con il DVS avviene in più fasi, come mostrato in Figura 4: nella prima sia il robot che tutti gli OVA acquisiscono l'immagine tramite il sensore omnidirezionale. Fatto questo, provvedono ad elaborarla in modo da ottenere una rappresentazione che consenta di sfruttare le proprietà di invarianza rotazionale e invarianza prospettica tramite la conversione in cilindro panoramico. Ottenuta la rappresentazione panoramica, calcolano poi una rappresentazione compatta dell'immagine, in modo da incrementare le prestazioni di trasmissione e calcolo della similarità, utilizzando la trasformata di Fourier. Ogni OVA trasmette poi la Fourier signature ottenuta, in modo che possa essere confrontata, insieme a quelle degli altri OVA, con quella del robot.

Dal confronto tra le immagini di riferimento e quella del robot otteniamo un valore di dissimilarità per ogni coppia (signature_riferimento, signature_robot); questi valori vengono poi riscaldati in modo da essere compresi tra 0 e 1000: il valore massimo corrisponde alla coppia avente il più alto grado di similarità. La posizione in cui si trova il robot corrisponderà a quella dell'OVA caratterizzato dalla signature relativa alla coppia (signature_riferimento, signature_robot) avente similarità massima. Per verificare l'efficacia del DVS, ne confrontiamo le prestazioni rispetto al sistema presentato in [1], che lavora in un ambiente di tipo statico e che è robusto a variazioni limitate dell'ambiente. In questo infatti il calcolo della similarità viene effettuato con lo stesso metodo utilizzato dal DVS. La differenza sta nel fatto che questo sistema non usa altri sensori oltre a quello del robot: le immagini di riferimento non vengono, come nel DVS, acquisite nello stesso istante sia dal robot che da agenti visivi disposti nell'ambiente, ma sono immagazzinate (in forma

di Fourier signature) nella memoria del robot e quindi rappresentano l'ambiente in un particolare istante del passato.

Nel caso l'ambiente subisca variazioni nel tempo, il sistema appena citato può fallire: se infatti il robot si trova in una posizione in cui ci sono state variazioni ambientali consistenti, la signature di riferimento immagazzinata nel database sarà diversa da quella corrente. Questa situazione è rappresentata in Figura 6: nella prima situazione l'immagine di riferimento e quella corrente sono praticamente identiche, in quanto l'ambiente non è cambiato, e la localizzazione riesce senza problemi. Nel secondo caso ci sono delle persone attorno al robot: l'immagine corrente è diversa da quella di riferimento pur se esse sono state acquisite nella stessa posizione, perciò il riconoscimento fallisce.

In Figura ?? si vede invece come utilizzando il DVS la localizzazione riesca anche in presenza di elementi dinamici: la stessa situazione vista dal robot viene catturata anche dagli OVA nell'ambiente, perciò il riconoscimento va a buon fine.

3.3 Localizzazione topologica

La localizzazione che otteniamo con l'utilizzo del DVS è esclusivamente topologica: non è possibile stabilire con precisione la posizione del robot, possiamo solo sapere che esso si trova più vicino all'OVA che ha fornito la signature di riferimento più simile rispetto a tutti gli altri OVA. Possiamo fornire al robot la rappresentazione topologica dell'ambiente: utilizziamo un grafo orientato, dove i nodi rappresentano gli OVA e gli archi la raggiungibilità tra gli agenti visivi: ad ogni arco potremmo inoltre associare la distanza e l'orientazione tra gli OVA. Durante la navigazione, per raggiungere un punto nell'ambiente, il robot dovrà prima di tutto conoscere la propria posizione, utilizzando la tecnica vista finora. Una volta determinato l'OVA più vicino (e quindi il nodo del grafo corrispondente), il robot dovrà calcolare il percorso più breve (il cammino di costo minimo tra due nodi) per giungere a destinazione, e quindi spostarsi in direzione del prossimo OVA (il nodo successivo del cammino sul grafo) nella direzione corrispondente. Per fare questo dovrà comparare la propria orientazione con quella dell'OVA corrente tramite il confronto tra le Fourier Signature: conoscendo questa potrà dirigersi nella direzione indicata dal valore associato all'arco che unisce i nodi corrispondenti uno alla posizione corrente e l'altro alla prossima posizione. Quindi ogni OVA costituisce una posizione di riferimento per il robot: questo implica che più fitta sarà la rete di sensori, più accurato sarà lo spostamento del robot. In relazione alla zona in cui il robot deve spostarsi è possibile dunque disporre gli OVA con distanze diverse:

ad esempio in uno spazio ampio e privo di ostacoli fissi, tale cioè da permettere un movimento libero, sarà possibile collocare i sensori alla distanza strettamente necessaria al riconoscimento, mentre per zone dove il robot deve spostarsi con maggiore accuratezza, ad esempio in prossimità di una porta, si possono montare più sensori ravvicinati.

4 Risultati Sperimentali

4.1 L'ambiente

Le prove di funzionamento del DVS sono state svolte su un set di immagini costituito da:

- 102 immagini prese dal robot in 70 posizioni diverse: per alcune posizioni sono state prese più immagini, variando l'ambiente circostante in modo da verificare l'efficacia del DVS in un ambiente dinamico
- 102x24 immagini dell'ambiente, ossia le immagini prese da tutti e 24 gli OVA per ogni posizione del robot



(a)



(b)

Figure 7: (a): Robot umanoide Eveliee usato nell'esperimento (b): Robot nell'ambiente di prova

Per i test sul funzionamento del DVS abbiamo fatto riferimento ad un robot autonomo, l'umanoide Eveliee P1, mostrato in Figura 7. Sul robot è stato montato un sistema di visione di tipo omnidirezionale. I test sono stati svolti in un ambiente indoor, presso il

laboratorio di Intelligent Robotics del Prof. Hiroshi Hishiguro del Dipartimento di "Adaptive Machine Systems" della Facoltà di Ingegneria dell'Università di Osaka (mappa in Figura 8).

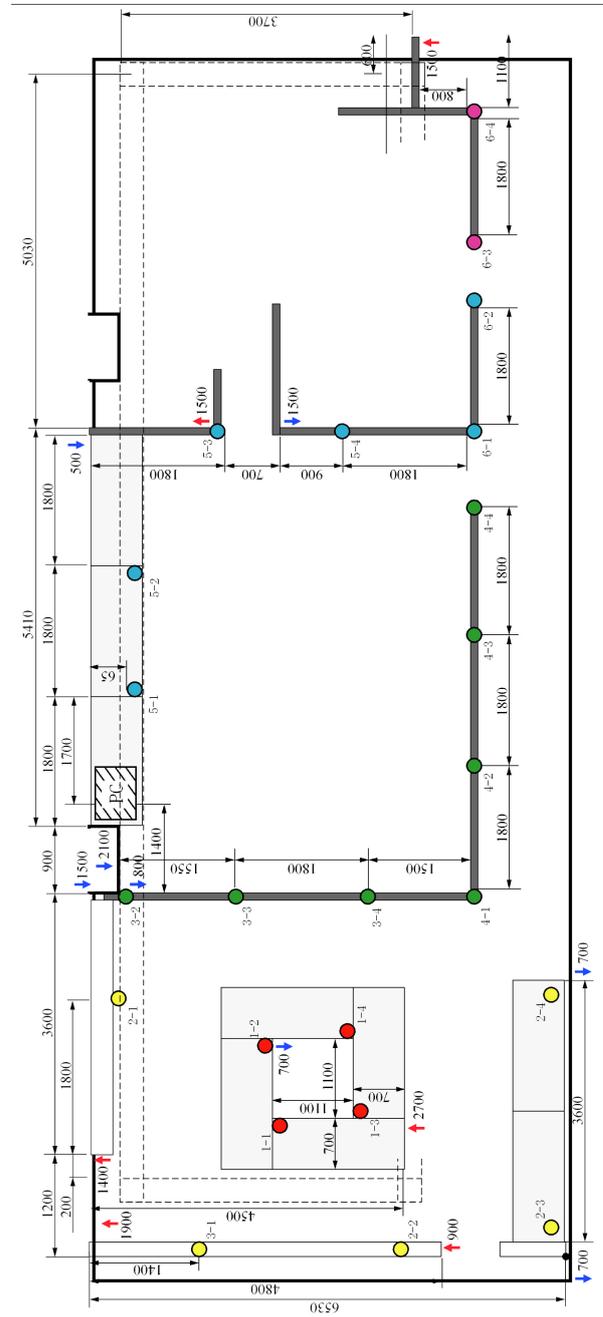


Figure 8: Mappa dell'ambiente in cui si sono svolti gli esperimenti.

L'ambiente è costituito da un lungo corridoio, al termine del quale si trova una stanza con un tavolo al centro. Nell'ambiente sono stati montati 24 OVA, con sensori simili a quello collocato sul robot (Figura 8). Le immagini raccolte dagli OVA ven-

gono inviate a sei elaboratori, uno ogni quattro OVA, che provvedono ad effettuare il calcolo della similarità tra le immagini: ad ogni OVA è identificato dalla coppia (numero_elaboratore, numero_sensore). Il test consiste nel far muovere il robot all'interno dell'ambiente, catturando delle immagini per posizioni definite: ottenute queste, viene effettuata la localizzazione tramite il metodo spiegato nella Sezione ?? e il risultato confrontato con l'effettiva posizione del robot al momento dell'acquisizione delle immagini.

4.2 Requisiti

Per ottenere un corretto funzionamento del sistema vanno tenuti in considerazione dei requisiti, ottenuti sperimentalmente, per l'acquisizione e l'elaborazione delle immagini:

1. il robot deve trovarsi il più vicino possibile agli OVA: vogliamo infatti ottenere immagini il più simili possibile tra il robot e l'OVA ad esso più prossimo. All'aumentare della distanza tra questo ed il robot, aumenterà anche la differenza di prospettiva.
2. non ci devono essere barriere fisse tra OVA e robot: se un OVA si trova in prossimità di un possibile ostacolo alla visione del robot le immagini catturate dai due, anche se molto vicini, possono presentare diversità consistenti.
3. le telecamere omnidirezionali del robot e dell'ambiente devono essere dello stesso tipo: utilizzando tipi di sensore diversi o specchi diversi per le telecamere le immagini risultanti non sono adatte ad un confronto come quello basato su Fourier Signature;
4. le immagini acquisite dai sensori, se elaborate, devono tutte essere soggette alla stessa elaborazione;
5. i sensori devono essere collocati ad altezze simili: immagini catturate ad altezze diverse presentano diversità prospettiche che possono essere tali da causare il fallimento della localizzazione.

Nel caso questi requisiti non siano soddisfatti è possibile che il sistema non funzioni in modo corretto, in quanto le immagini acquisite dal robot e dagli OVA, anche se vicini, possono presentare differenze notevoli. Il sistema di visione distribuito utilizzato in questo lavoro non è stato progettato ad hoc, ma si è utilizzata una rete di telecamere pre-esistente che in parte non soddisfa i requisiti sopra enunciati. Da questo primo test del sistema sono stati esclusi alcuni OVA che si allontanavano troppo dai requisiti (ad esempio quelli attorno al tavolo che sono troppo bassi).

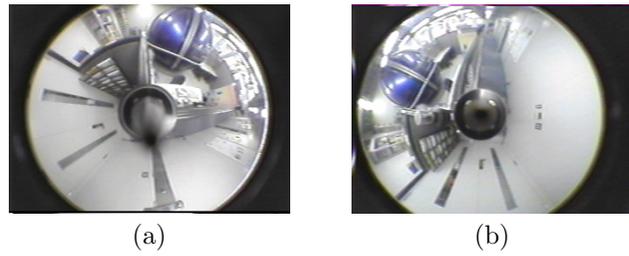


Figure 9: Immagini omnidirezionali catturate rispettivamente dal robot (a) e dall'OVA ad esso più vicino (b).

Come si può vedere nelle Figure 9 (a) e (b), in questo caso le immagini catturate dal robot e dall'OVA corrispondente sono molto simili: infatti per alcuni degli OVA dell'ambiente preso in considerazione per i test i requisiti sono soddisfatti, mentre per altri questo non accade.

4.3 Confronto tra sistema statico e dinamico

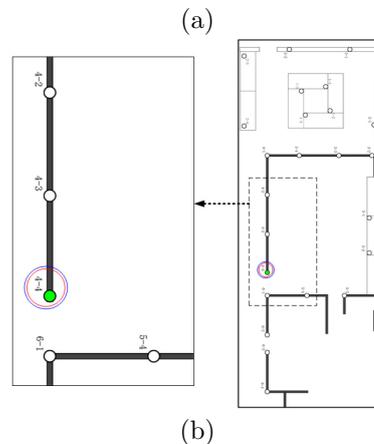
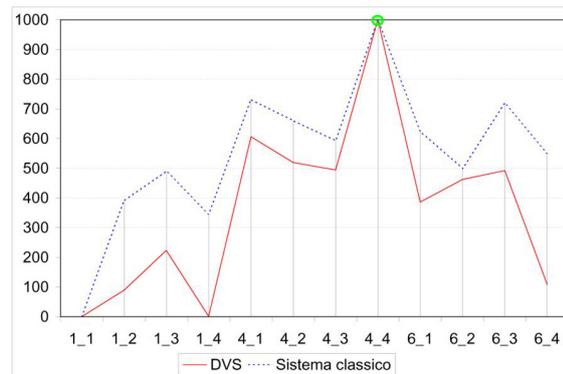


Figure 10: (a): Valori di similarità ottenuti con un sistema di tipo classico e con il DVS (b): Risultato della localizzazione

Nel primo grafico in Figura 10 vediamo il risultato della localizzazione, effettuata in condizioni di ambiente statico (luminosità costante e nessun elemento dinamico) con il robot posizionato vicino all'OVA 4.4, vedi la mappa in Figura 8. In ascissa ci sono i numeri corrispondenti agli OVA di riferimento utilizzati, mentre in ordinata sono riportati i valori di similarità corrispondente al confronto tra l'immagine acquisita dal robot e gli OVA. Il valore di similarità maggiore ci fornirà perciò la posizione del robot. Nel caso dell'approccio statico, invece, al posto delle immagini di riferimento degli OVA ci sono quelle acquisite dal robot posizionato nelle vicinanze degli OVA, sempre in condizioni statiche: il risultato del confronto ci fornirà comunque la posizione del robot in relazione agli OVA, permettendo un confronto obiettivo. Notiamo che il riconoscimento avviene correttamente con entrambi gli approcci.

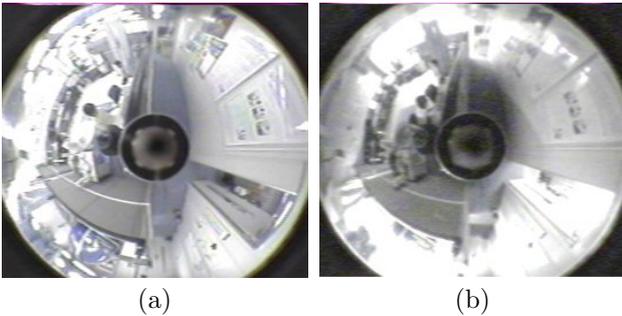


Figure 11: (a): Immagini omnidirezionali catturate dal robot nella stessa posizione in condizioni ambientali normali e (b): a luci spente.

Per l'approccio statico la situazione cambia se confrontiamo una diversa immagine del robot, acquisita nella stessa posizione ma questa volta a luci spente (Figura 11(b)), con le stesse immagini prese in precedenza. In questo caso il riconoscimento fallisce (Figura 12(b)), in quanto la localizzazione indica come posizione corretta quella corrispondente alle immagini prese precedentemente dal robot vicino ad un OVA diverso da quello più vicino al robot (il 4_3): l'OVA corretto dovrebbe essere invece lo stesso della prova precedente (il 4_4), che in questa situazione va a corrispondere al sesto valore.

Con l'approccio dinamico permesso dal DVS, invece, la localizzazione avviene correttamente anche in caso di variazioni ambientali, come possiamo vedere nel grafico in Figura 12(a): qui il confronto viene effettuato con immagini dell'ambiente prese tutte nello stesso istante e quindi nelle stesse condizioni. In questo caso, ad una minore luminosità nell'immagine catturata dal robot corrisponde una minore luminosità anche in quella acquisita dal sensore più vicino. La posizione riconosciuta corrisponde all'OVA più vicino (il

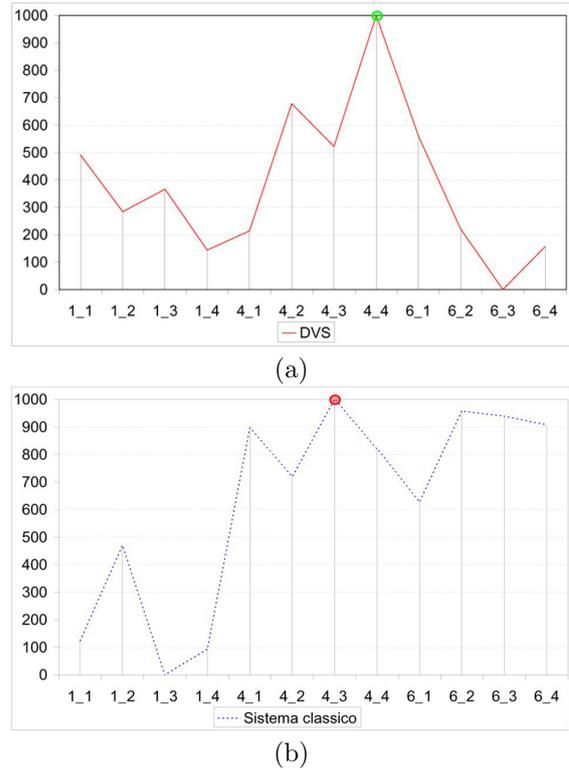


Figure 12: (a): Valori di similarità ottenuti (a): con il DVS (b): con un sistema statico in caso si variazioni ambientali

4_4), come ci aspettavamo.

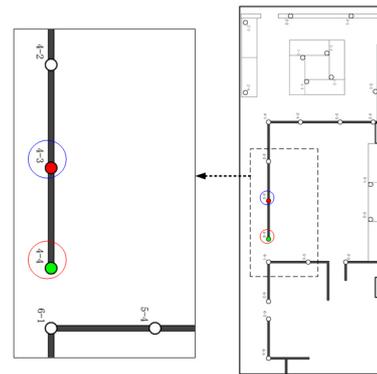


Figure 13: Risultato della localizzazione in ambiente dinamico.

4.4 Invarianza prospettica

Per poter verificare l'invarianza prospettica, abbiamo acquisito una serie di immagini nella situazione descritta in 3.1. Abbiamo disposto dei sensori nell'ambiente e interposto una persona tra un OVA e il sensore del robot, come si vede dalle Fig-

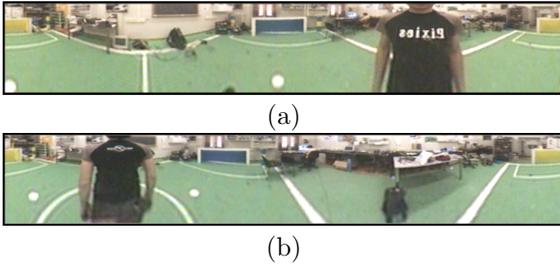


Figure 14: (a): vista del robot (b): vista dell'OVA

Figure 14 (a) e (b): la prima corrisponde alla vista dell'OVA, mentre la seconda a quella del robot. La differenza di prospettiva è evidente: mentre l'OVA vede la persona di fronte e a destra a coprire una certa zona dell'ambiente (un tavolo, come si vede dalla Figura 14 (b)), per il robot questa è di spalle. Inoltre il robot si vede coprire una zona diversa da quella non visibile nel caso del punto di vista dell'OVA. In

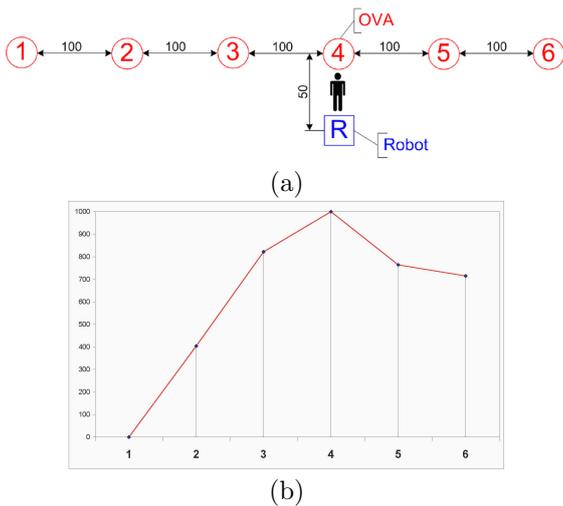


Figure 15: (a): mappa (b): grafico

Figura 15(b) si vede il risultato del calcolo di similarità tra l'immagine acquisita dal robot e quella dei sei sensori disposti lungo l'ambiente (la disposizione è mostrata in Figura 15(a)): la localizzazione avviene correttamente, nonostante le diversità appena descritte tra l'immagine del robot e quella di riferimento corrispondente (acquisita dall'OVA 4).

5 Irrobustimento del sistema

Al momento stiamo lavorando per allentare i requisiti introdotti nella Sezione 4.2. Il motivo di requisiti così stringenti è che il sistema di calcolo della similarità tra le immagini trascura molta informazione per concentrarsi solo sui pattern di luminosità. Al-

lora può accadere che esistano nell'ambiente immagini di riferimento che, anche se evidentemente del tutto diverse da quella di input, hanno Fourier Signature più simile di quelle relative all'OVA più vicino. Una tecnica che può permettere di superare questo limite consiste nel considerare attributi dell'immagine diversi da quelli già utilizzati (diversi cioè dalla variazione di luminosità) per irrobustire il metodo di localizzazione. Quello che vogliamo è poter applicare l'algoritmo di similarità non su tutte le immagini del DVS, ma su un sottoinsieme selezionato in base a determinate caratteristiche. Abbiamo perciò bisogno di un metodo che ci consenta, a partire dalle immagini a disposizione, di raggruppare tutti gli OVA del DVS in sottoinsiemi. Tale metodo deve inoltre tenere conto del fatto che stiamo lavorando in condizioni di invarianza rotazionale: non possiamo dunque considerare la distribuzione spaziale degli elementi nell'immagine. Uno degli elementi che caratterizzano un ambiente è il colore: abbiamo deciso di basarci su questo per raggruppare le immagini in clusters. Osservando la Figura 16, in cui sono rappresentati i colori caratteristici, nel piano HS (Hue - Saturation) per quattro immagini prese dagli OVA disposti in parti diverse dell'ambiente, si può notare come per agenti visivi vicini tra loro la distribuzione di colore sia simile, mentre ciò non è vero per agenti visivi lontani.

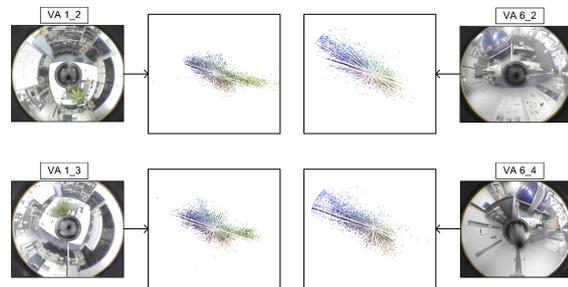


Figure 16: Confronto delle distribuzioni di colore.

Una volta scelti i gruppi di OVA in base ai colori presenti nelle immagini acquisite, sarà sufficiente determinare a quale cluster appartiene l'immagine catturata dal robot. Applicando il calcolo della similarità solo al cluster considerato otterremo la localizzazione corretta.

In Figura 17 è riportato il grafico che rappresenta il valore di similarità calcolato per una posizione del robot prossima all'OVA 1.3: come possiamo osservare il valore più alto corrisponde ad un OVA (il 6.4), che non fornisce una localizzazione esatta: il valore corrispondente all'OVA corretto è solo il sesto. Notiamo che se avessimo effettuato un clustering delle immagini prima di procedere con la localizzazione e avessimo ottenuto un cluster contenente le immagini prese dagli OVA attorno al tavolo (caratterizzate da una maggiore

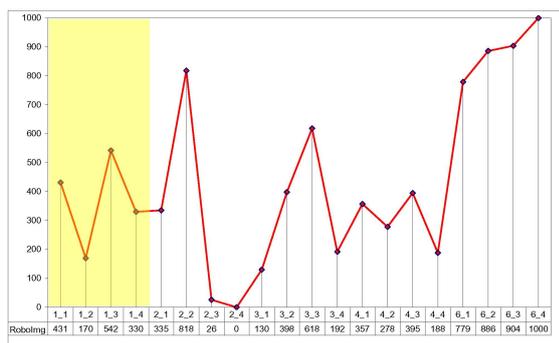


Figure 17: Localizzazione con clustering.

presenza di bianco, colore del tavolo, e verde, colore delle piante), la localizzazione sarebbe avvenuta correttamente, indicando appunto l'OVA 1.3 come il più vicino al robot.

6 Conclusioni

In questo lavoro abbiamo proposto un nuovo approccio per la localizzazione basata sulle immagini. Il nostro sistema di visione si basa su un sensore di visione montato sul robot e su diversi OVA (Omnidirectional Vision Agent) disposti lungo il percorso che il robot deve affrontare. Le immagini acquisite vengono elaborate, tramite applicazione della trasformata di Fourier, ottenendo una Fourier Signature, che rappresenta l'immagine in modo compatto ed efficiente, basandosi sulle variazioni di luminosità che la caratterizzano. Il confronto tra le immagini avviene calcolando una funzione di similarità tramite la norma L1 tra le Fourier signature. Si è dimostrato che questo sistema di calcolo della similarità permette di ottenere l'invarianza rotazionale e quella prospettica. Il sistema è stato sperimentato in un ambiente non ottimale, con un sistema di OVA pre-esistenti installati per scopi diversi dall'oggetto di questo lavoro. Si è visto come, nel caso i requisiti siano soddisfatti, il DVS funziona in modo corretto e, se confrontato con un sistema di localizzazione tradizionale, fornisce risultati migliori in situazioni caratterizzate da elevata dinamicità. È stato proposto infine un metodo che irrobustisce il funzionamento del DVS nel caso in cui i requisiti di acquisizione ed elaborazione delle immagini non possano essere pienamente soddisfatti.

BIBLIOGRAFIA

[1] E. Menegatti, T. Maeda, H. Ishiguro. Image-based Memory for Robot Navigation Using Properties of the Omnidirectional Images. *Robotics and autonomous Systems*, Elsevier, Volume 47, Issue 4, pp. 257-267, Luglio 2004.

- [2] E. Menegatti, M. Zoccarato, E. Pagello, H. Ishiguro. Image-based Monte-Carlo Localisation without a Map. *Proc. Of the 8th Conference of the Italian Association for Artificial Intelligence (AI*IA)*, Pisa, Settembre 2003.
- [3] H. Ishiguro. A Perceptual Information Infrastructure for Robot Navigation. *In Proc. Of the International Symposium on Distributed Autonomous Robotic Systems (DARS02)*, Fukuoka, Japan, Giugno 2002.
- [4] J. Wolf, W. Burgard, H. Burkhardt. Robust Vision-based localization for Mobile Robots using an image retrieval system based on invariant features. *In Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA)*, 2002.
- [5] J. Wolf, W. Burgard, H. Burkhardt. Robust Vision-based Localization by Combining an Image Retrieval System with Monte Carlo Localization. *IEEE Transactions On Robotics*, 2004.
- [6] H. Ishiguro, T. Sogo, T. Ispida. Mobile Robot Navigation by a Distributed Vision System. *Journal of the Robotics Society of Japan*, Vol 17, No. 1, pp. 2-6, 1999.
- [7] S.K. Nayar. Omnidirectional Vision. *The Eight International Symposium of Robotics Research*, Hayama, Japan, 3-7 Ottobre 1997.
- [8] V.N. Peri, S.K. Nayar. Generation of Perspective and Panoramic Video from Omnidirectional Video. *Proceedings of DARPA Image Understanding Workshop*, New Orleans, Maggio 1997.
- [9] H. Ishiguro. Development of Low-cost Compact Omnidirectional Vision Sensors In Panoramic Vision. *International Conference on Information Systems, Analysis and Synthesis*, pp. 433-439, 1998.

Le colonne dell'ultima pagina devono avere la stessa lunghezza

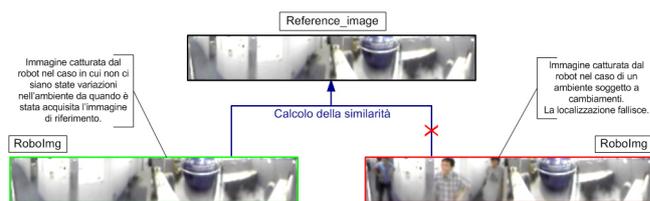


Figure 6: Localizzazione con l'utilizzo di un sistema classico in 2 condizioni: la prima senza variazioni ambientali, la seconda con persone che si muovono nell'ambiente.

7 Contatti

Si prega di specificare l'indirizzo completo di tutti i coautori dell'articolo e l'autore al quale inviare la corrispondenza (bozze, richiesta di ulteriori informazioni, etc.).

1o Autore (Responsabile della corrispondenza)

Affiliazione del 1o autore

Indirizzo 1a linea

Indirizzo 2a linea

Numero di telefono, incluso il prefisso nazionale

Indirizzo email del 1o autore

2o Autore

Affiliazione del 2o autore

Indirizzo 1a linea

Indirizzo 2a linea

Numero di telefono, incluso il prefisso nazionale

Indirizzo email del 2o autore

8 Biografia

Breve biografia (**in italiano**) di ciascun autore. **Al più 300 caratteri incluso gli spazi o 50 parole.** La breve biografia può riportare

1. posizione corrente (professore ordinario, professore associato, ricercatore, studente di dottorato, libero professionista, ...)
2. luogo di impiego (Dipartimento/Università, Società, Laboratorio/Istituto, ...)
3. titolo di studio (laurea, Master, Dottorato, ... in Scienze dell'Informazione, Informatica, Ingegneria Informatica, ...)
4. interessi di ricerca
5. associato alla AI*IA o ad altre associazioni scientifiche.
6. coinvolgimenti in progetti o comitati scientifici di conferenze.
7. premi.

Fotografia. Si richiede una fototessera bianco-nero chiara per ogni autore. Sarà stampata nel corrispondente riquadro della biografia.

Si prega di utilizzare il file allegato "Contatto & Biografia.doc" per riportare le informazioni su contatti e biografie. Il compositore della tipografia provvederà a processare il materiale.