

## L'EMERGERE DELLA SPECIALIZZAZIONE IN SQUADRE DI ROBOT

**Tomassino Ferrauto<sup>o</sup>, Gianluca Baldassarre\*, Gabriele Di Stefano<sup>o</sup>, Domenico Parisi\***

\* *CNR-Istituto di Scienze e Tecnologie della Cognizione*

<sup>o</sup> *Facoltà di Ingegneria, Università dell'Aquila*

*t\_ferrauto@yahoo.it, baldassarre@ip.rm.cnr.it, gabriele@ing.univaq.it, parisi@ip.rm.cnr.it*

### **Introduzione**

Lo sviluppo di robot autonomi attraverso processi di auto-organizzazione basati sull'evoluzione artificiale ha prodotto recentemente notevoli risultati. Di conseguenza questa tecnica è stata applicata anche a gruppi di robot impegnati a risolvere compiti collettivi. Compiti come il superamento o la rimozione di ostacoli in ambienti operativi ostili, può infatti richiedere la cooperazione di più robot quando il singolo non ha risorse o capacità sufficienti. Assumendo che tutti i robot di una squadra abbiano la stessa struttura fisica, è quindi naturale chiedersi se per risolvere compiti cooperativi i controllori dei robot debbano essere anche loro identici o è meglio avere controllori differenti e specializzati. Lasciando alle squadre di robot la capacità di evolvere, ci siamo chiesti a quali condizioni le squadre in cui i controllori possono specializzarsi liberamente si comportano meglio delle squadre che evolvono, ma che hanno comunque controllori identici. Rispondere a domande del tipo “Quando nasce la specializzazione?” o “Quando porta benefici?” è l'obiettivo che vogliamo raggiungere e il presente lavoro è un preliminare contributo in questa direzione.

Come in precedenti lavori [1, 2, 5] utilizzeremo l'evoluzione artificiale per creare il sistema di controllo neurale di un gruppo di robot Khepera simulati [3] (vedi Fig. 1). In [2] si chiedeva a gruppi di robot di esplorare un'area per trovare del “cibo” distribuito casualmente, senza nessuna richiesta di collaborazione tra robot. Quinn et al. [6] hanno fatto evolvere semplici robot mobili forniti di sensori infrarossi con l'obiettivo di muoversi in uno spazio restando vicini tra loro. Questo lavoro è stato portato avanti indipendentemente dal lavoro di Baldassarre et al. [1], dove il compito per i robot era quello di muoversi in gruppo verso un target luminoso. E' interessante notare che entrambi i team di ricerca hanno sviluppato algoritmi genetici simili per l'evoluzione di robot omogenei sia nella struttura fisica che nel controllore. Nonostante il fatto che tutti i robot di un gruppo ricevessero lo stesso controllore, molti di loro hanno sviluppato una forma di “specializzazione contestuale”, cioè una capacità di svolgere funzioni comportamentali differenti a seconda degli input sensoriali.

Con questo primo lavoro si è voluto studiare l'emergere della specializzazione in squadre composte da 2 robot identici nella struttura fisica, ma diversi nel controllore (due reti neurali che differiscono per i pesi delle connessioni) e confrontare i risultati ottenuti con quelli di squadre composte da 2 cloni perfetti. Il compito che è stato loro richiesto di risolvere è di aggregarsi e muoversi insieme verso una luce presente nell'ambiente. Tutte le simulazioni descritte nella sezione seguente sono state realizzate utilizzando sia squadre di 2 cloni che squadre di 2 non-cloni.

### **Metodi**

Lo studio è stato condotto tramite simulazione di un ambiente in cui sono stati fatte evolvere squadre di robot anch'esse simulate con un elevato grado di realismo. L'ambiente delle simulazioni è costituito da un'arena rettangolare di 1x2 metri circondata da muri. Al centro di entrambi i lati minori è presente una lampada da 230W ad un'altezza di 1.5 cm da terra.

Le squadre sono costituite da 2 robot Khepera simulati, ognuno con 8 sensori infrarossi per rilevare la presenza di muri o altri robot fino ad una distanza di 45mm, 4 sensori di luce (infrarossi usati in modalità passiva) per l'individuazione del target luminoso e 4 microfoni direzionali simulati. Per quanto riguarda i motori, ogni robot ha 2 motori che controllano la velocità di ognuna delle 2 ruote motrici e un altoparlante che emette un suono ad ampiezza costante e frequenza costante.

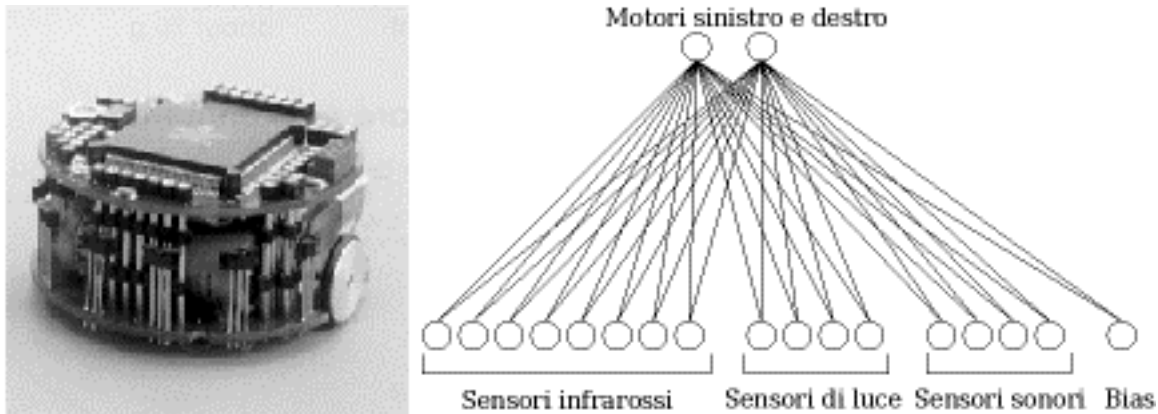


Figura 1: Il robot Khepera (a sinistra) e la rete neurale che controlla i robot (a destra)

Ogni robot è controllato da una rete neurale come quella illustrata in Fig. 1. La rete ha 17 neuroni di input che corrispondono ai sensori infrarossi, di luce e sonori e all'unità di bias (attivata con il valore costante 1). Tali neuroni sono direttamente connessi ai 2 neuroni di output che controllano la velocità delle due ruote.

La simulazione utilizza le parti di Evorobot [4] relative al calcolo della risposta dei sensori e dell'effetto dell'attivazione dei motori sul movimento. Per ottenere risultati il più possibile accurati è stata utilizzata una procedura di campionamento di tali valori [5].

Non avendo a disposizione librerie software per simulare i sensori sonori, abbiamo calcolato la loro attivazione, come in [1], utilizzando la formula seguente:

$$A = \frac{1}{1 + (D^2 / 1000^2)} \cdot \left(1 - 0.9 \cdot \frac{\alpha}{\pi}\right) \quad (1)$$

dove  $A$  è l'ampiezza,  $D$  è la distanza del microfono dalla fonte del suono in mm, 1000 è una costante per garantire che l'ampiezza massima dopo 1 metro sia 0.5. Il fattore correttivo è legato all'angolo  $\alpha$  tra la direzione del microfono e quella del suono e 0.9 è una costante che garantisce un valore per l'attenuazione nell'intervallo [0.1, 1.0]. L'ampiezza totale percepita (ATP, Ampiezza Totale Percepita), ossia il risultato del contributo dei vari suoni emessi da ogni singolo robot è calcolata tramite la formula seguente:

$$ATP = \frac{2}{1 + e^{-\sum_{i=1}^{N-1} A_i}} - 1 \quad (2)$$

dove  $A_i$  è il contributo del suono emesso dal robot  $i$ -esimo della squadra (escluso il robot corrente) calcolato secondo la formula (1). In queste simulazioni ogni squadra è composta da soli due robot, quindi la sommatoria all'esponente di  $e$  si riduce ad un solo termine. La presenza di differenti sorgenti sonore con frequenze leggermente diverse tende a produrre un'onda semi-irregolare. Per questo motivo abbiamo assunto che il segnale ricevuto da ciascun microfono passi per un filtro che restituisce la media mobile dei picchi registrati in un certo intervallo temporale. Quindi in (2) i vari contributi si sommano meno che linearmente. Ad ogni passo un valore casuale estratto da una distribuzione uniforme su  $[-0.05, 0.05]$  viene aggiunto a tutti i sensori per simulare l'effetto il rumore.

L'algoritmo di evoluzione prevede una popolazione iniziale consistente in 100 genomi generati casualmente. Ogni genoma codifica i pesi della rete neurale che controlla i robot. Nei genomi ogni peso è codificato utilizzando un numero in virgola mobile, il cui valore, nel caso della popolazione iniziale è inizializzato ad un numero casuale nell'intervallo  $[-1.0, 1.0]$ . Nel caso delle simulazioni riguardanti i cloni, ogni genoma codifica i 34 pesi di una sola rete neurale che viene copiata identica su entrambi i robot della squadra, mentre nel caso di simulazioni con non-cloni, ogni genoma è costituito di due parti, ognuna delle quali codifica i pesi della rete neurale che controlla uno dei 2 robot per un totale di 68 pesi. Ogni squadra

viene testata per 4 epoche di 1500 cicli ciascuna (ogni cicli dura 100ms). Ogni cicli è composto di tre fasi:

- 1) calcolo del valore di attivazione di tutti i sensori;
- 2) calcolo del valore di attivazione dei neuroni di output utilizzando la funzione logistica;
- 3) impostazione della velocità delle due ruote al valore dei due neuroni di output e i robot vengono spostati di conseguenza.

All'inizio di ogni epoca i robot vengono posizionati in un punto casuale dell'arena con orientamento casuale e solo la luce sul lato di sinistra dell'arena è accesa. Ogniqualevolta il baricentro della formazione raggiunge una distanza dalla luce accesa in quel momento inferiore a 30 cm, tale luce viene spenta e si accende l'altra lampada, in modo da costringere la squadra a muoversi continuamente verso la luce.

La funzione di fitness che è stata utilizzata consiste di due componenti, una che misura la compattezza del gruppo (ICG, indice della compattezza del gruppo) e una per misurare la velocità di avvicinamento alla luce (IVG, indice della velocità del gruppo). La componente di compattezza è calcolata come segue:

$$ICG = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N \left( 1 - \frac{SD_i}{300} \right) \quad (3)$$

dove  $SD_i$  è la distanza del robot  $i$ -esimo dal baricentro del gruppo e  $N$  è il numero di robot che costituiscono la squadra ( $N=2$ ). Se una di tali distanze è maggiore di 300mm, il contributo del robot corrispondente alla ICG è nullo. Per quanto riguarda la componente di velocità essa è calcolata nel modo seguente:

$$IVG = \frac{1}{2} \cdot \left( 1 - \frac{\Delta GD}{7} \right) \quad (4)$$

in cui  $\Delta GD$  è la variazione della distanza del baricentro del gruppo dalla luce e 7 è una costante corrispondente all'avanzamento massimo in mm in uno cicli (100ms). Se il gruppo non si muove, la IVG per quello cicli vale 0.5, se si muove verso la luce tra 0.5 e 1.0, se si allontana da essa tra 0.0 e 0.5. La fitness  $F$  del gruppo è la media pesata della somma delle due componenti sull'intera vita del squadra:

$$F = \frac{1}{M} \cdot \sum_{t=1}^M [ICG_t \cdot W + IVG_t \cdot (1 - W)] \quad (5)$$

dove  $W$  è il peso della componente di compattezza che è stato mantenuto costante a 0.5 in tutte le simulazioni qui presentate e  $t$  indica lo cicli corrente da 1 a  $M$  ( $M = 6000$ ).

I genotipi delle 20 migliori squadre di ogni generazione vengono riprodotti generando 5 copie ognuno. Ogni valore del genoma è stato mutato con una probabilità del 5% aggiungendo un valore estratto da una distribuzione uniforme sull'intervallo  $[-10.0, 10.0]$ . Il processo evolutivo è interrotto dopo 600 generazioni. Sia per l'esperimento riguardante i cloni che per quello riguardante i non-cloni sono stati generati 10 diversi seed (istanze del processo evolutivo), partendo da differenti popolazioni iniziali.

## Risultati e discussione

In tutte le simulazioni effettuate, sia con cloni che con non-cloni, i robot riescono ad aggregarsi e a muoversi insieme verso il target luminoso. In Fig. 2 è riportato il grafico di fitness. Da tale grafico è possibile osservare che l'evoluzione dei cloni è molto più rapida. Ciò è dovuto al fatto che lo spazio di ricerca su cui lavora l'algoritmo genetico nel caso dei cloni è più piccolo rispetto a quello dei non-cloni. Inoltre le prestazioni delle squadre dei cloni sono generalmente migliori di quelle dei non-cloni. I più efficienti tra i cloni, infatti, ogni volta che cambia la posizione della luce tra parte sinistra e destra dell'arena ruotano semplicemente alla massima velocità su se stessi e ripartono, non mantenendo, quindi, la posizione relativa. I non-cloni, invece, essendo portati a mantenere sempre la stessa disposizione spaziale, in

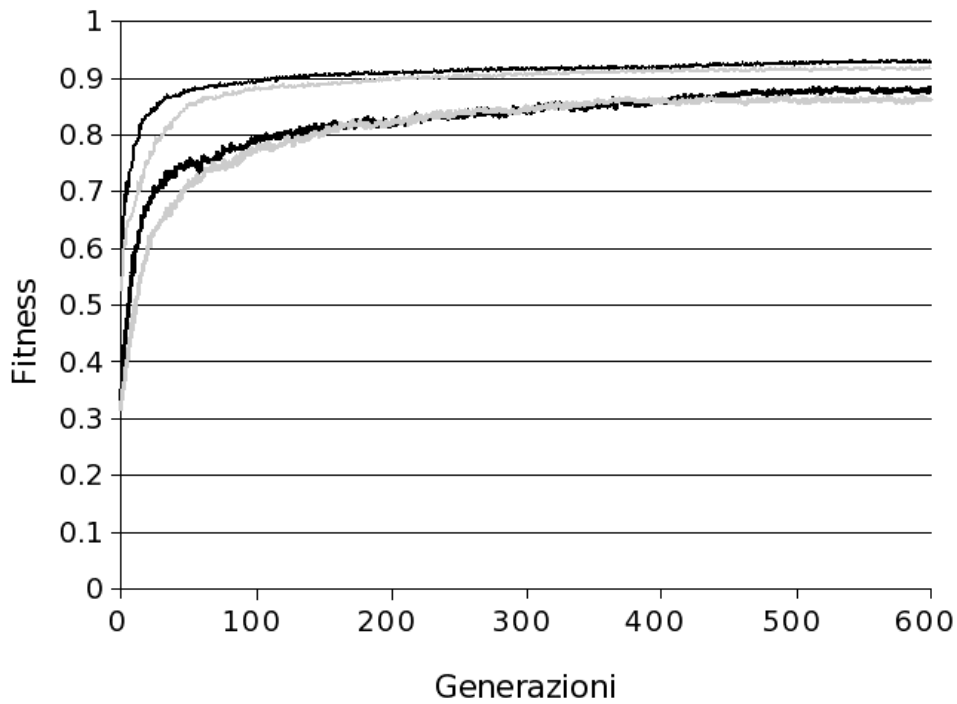


Figura 2: Grafico di fitness. Le linee spesse si riferiscono al valore medio di fitness, quelle sottili al valore massimo, Il colore nero indica i dati riguardanti le simulazioni con i cloni, il grigio i non-cloni

quanto si specializzano (vedi seguito), hanno bisogno di qualche ciclo in più per riposizionarsi correttamente prima di poter ripartire verso la luce nella zona opposta a quella in cui si trovano (vedi Fig. 3). Ad ulteriore dimostrazione di ciò abbiamo posto le varie squadre nell'arena cambiando però la posizione delle luce quando la distanza del baricentro del gruppo dalla luce accesa in quel momento diventa minore di 90 cm. In questo modo le squadre sono forzate a cambiare direzione più frequentemente. Abbiamo misurato il numero di cambi di direzione effettuati in 1500 cicli ed effettivamente i cloni, essendo più veloci nell'effettuarli, riescono a compierne molti di più (Fig. 3).

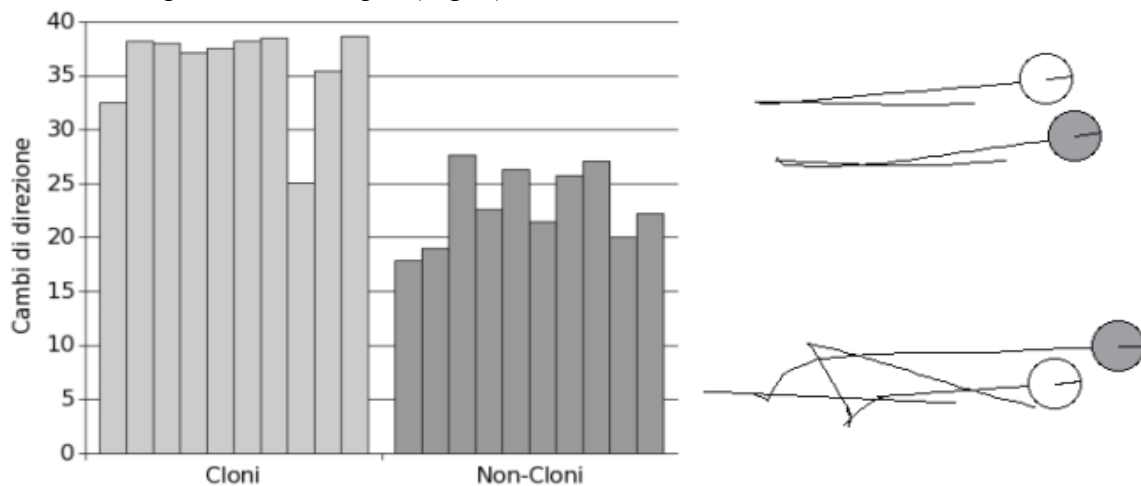


Figura 3: Sinistra: risultato dei test per la misura dell'efficienza nel cambio di direzione. Ogni barra verticale si riferisce al risultato medio della miglior squadra di un singolo seed. In ordinata è riportata la media su 100 test del numero di cambi di direzione effettuati da ogni squadra. Destra: confronto tra il movimento dei cloni (alto, seed 2) e dei non-cloni (basso, seed 8) al momento del cambio di direzione (dovuto al cambiamento della luce accesa).

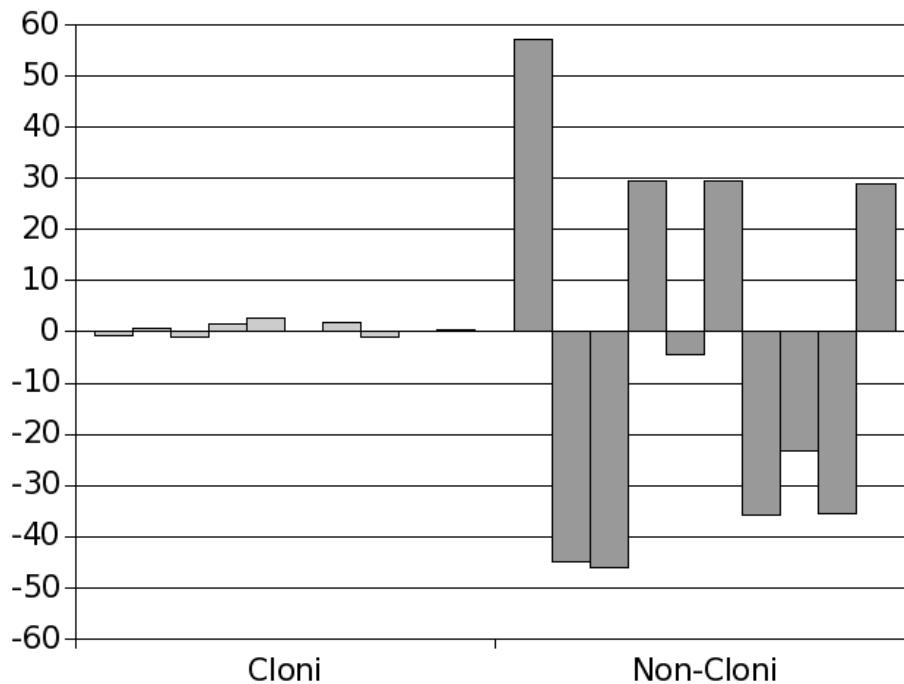


Figura 4: Misura delle posizioni relative dei due robot di un squadra in tutti i seed. I valori riportati sono la media di 100 misurazioni. Le barre positive indicano che il “leader di posizione” è il numero 1, quelle negative che il “leader di posizione” è il numero 2.

Per analizzare l'emergere della specializzazione abbiamo studiato diversi aspetti del comportamento dei non-cloni e abbiamo poi confrontato i dati raccolti con quelli relativi ai cloni. La prima e più evidente analisi ha riguardato la posizione relativa dei due rispetto la luce, durante il movimento verso di essa. Per ogni gruppo (sia di cloni che di non-cloni), abbiamo considerato la media della differenza tra la distanza di ogni robot dalla luce accesa in quel momento. Tale misura è stata eseguita solo nella parte centrale dell'arena, ossia nella fascia verticale costituita dai punti distanti più di 55 cm da entrambi i lati minori della stessa. In Fig. 4 sono riportati i grafici relativi ai cloni e ai non-cloni. Durante il movimento, ogni squadra tende ad assumere una certa configurazione spaziale, ad esempio uno davanti e uno dietro oppure uno di fianco all'altro. Dal grafico di Fig. 4 si evince che nei cloni non è presente alcun tipo di specializzazione geometrica. La posizione occupata all'interno del gruppo, infatti, dipende solo dalle condizioni iniziali e cambia ogni volta che c'è bisogno di cambiare la direzione del moto a causa di un cambiamento della luce accesa, come si vede in Fig. 3 (destra). Notiamo che nei cloni si può avere solo una specializzazione contestuale e non strutturale, in quanto il controllore di ogni robot è uguale a quello degli altri.

Diverso è il comportamento dei non-cloni. In questo caso il robot che si pone in testa al gruppo è sempre lo stesso indipendentemente dalla luce accesa e dalla posizione di partenza. Abbiamo chiamato “leader di posizione” il robot del squadra che si trova sempre più vicino alla sorgente luminosa, “follower di posizione” l'altro (vedi Fig. 4). Questo tipo di comportamento emerge in tutti i seed sebbene le posizioni mutue siano diverse. Ogni volta che cambia la lampada accesa la squadra si riposiziona in direzione del nuovo target mantenendo però sempre le posizioni relative.

Nei non-cloni, però, oltre alla specializzazione “spaziale” appena evidenziata, si nota anche un altro tipo di differenziazione, riguardante il comportamento dei due robot. Si hanno cioè anche “leader di ruolo” e “follower di ruolo” che non necessariamente coincidono con quelli di posizione. Analizzando il comportamento dei due robot di un squadra di non-cloni presi separatamente abbiamo osservato che nella metà dei seed uno dei due, se lasciato nell'arena da solo, riesce a risolvere il compito di avvicinamento alla luce qualsiasi sia la posizione di

partenza, mentre un altro risulta essere molto meno efficace. Per testare ciò ogni robot di ogni squadra, sia di cloni che di non-cloni (per quanto riguarda i cloni i test sono stati eseguiti su uno solo dei due robot) è stato messo nell'arena da solo in quattro diverse posizioni: al centro, vicino al muro superiore, vicino al muro inferiore e vicino al muro di destra, mentre la luce accesa si trovava sempre sul lato corto di sinistra. I test in cui i robot partono vicini ad un muro sono serviti per simulare la presenza di un compagno nelle vicinanze. Poi i robot sono stati lasciati liberi di muoversi per 100 cicli ed è stata calcolata la loro IVG, considerando come baricentro del gruppo il baricentro del robot stesso. Per ogni posizione delle quattro possibili è stata fatta una media dei valori ottenuti. Per quanto riguarda i non-cloni, inoltre, si è provveduto a dividere i robot di ogni squadra a seconda dei risultati. È stato definito “leader

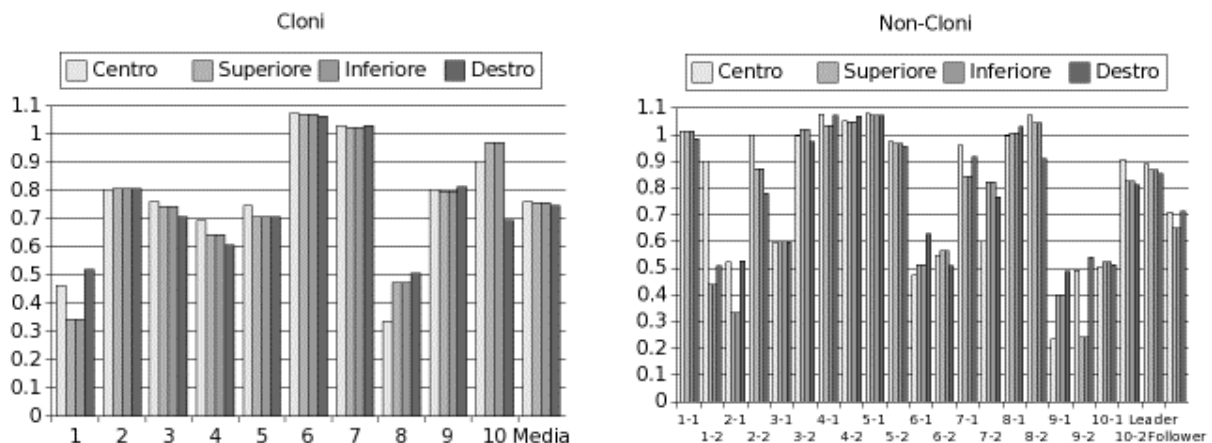


Figura 5: Sinistra: misura delle prestazioni dei singoli robot cloni sui 10 seed. La misura dell'ordinata è la componente di velocità (IVG) non pesata. “Centro” indica che la posizione di partenza del robot è centrale, “Superiore” che è molto vicina al muro superiore (abbastanza da essere rivelato dai sensori ad infrarossi), “Inferiore” che è molto vicina al muro inferiore e “Destro” che è molto vicina al muro destro. Ogni valore è la media di 10 misurazioni.

Destra: analogia misura delle dei singoli robot non-cloni e media dei leader e dei follower. In ordinata sono riportate le coppie seed-robot (ad esempio 7-2 indica che la misura si riferisce al secondo robot della migliore squadra del settimo seed). I gruppi di barre identificati in ascissa con “leader” e “follower” si riferiscono alla media delle misurazioni rispettivamente di leader e follower di ruolo. Nei seed in cui non è stato possibile identificare in maniera chiara leader e follower di ruolo, è stato scelto come leader di ruolo il robot che in media si è comportato meglio, come follower di ruolo l'altro.

di ruolo” il robot della squadra che ha ottenuto i risultati migliori in ogni test, “follower di ruolo” l'altro. I risultati di questi test sono riportati in Fig. 5.

Per prima cosa si può osservare che in queste prove i cloni vanno in genere leggermente meno bene dei leader di ruolo delle squadre dei non-cloni e decisamente meglio dei follower di ruolo. Il secondo fatto importante è che nel caso dei non-cloni esiste una significativa differenza tra le prestazioni dei leader e dei follower in ognuna delle prove eseguite, nei casi in cui è possibile distinguere leader e follower.

Per quanto riguarda il comportamento dei non-cloni possiamo raggruppare i seed in 4 categorie a seconda del comportamento dei due robot:

- [seed 1, 2, 3] [Fig 6A] Nella squadra è possibile distinguere un leader e un follower secondo la definizione data sopra. Quando i due robot si trovano nell'arena contemporaneamente, il leader tende a non aspettare l'altro e a muoversi direttamente verso la luce, mentre il follower, quando si trova davanti, attende che il leader lo raggiunga [seed 3] o addirittura si muove in direzione dello stesso. E' interessante notare che in questi seed, il leader di ruolo è anche leader di posizione.

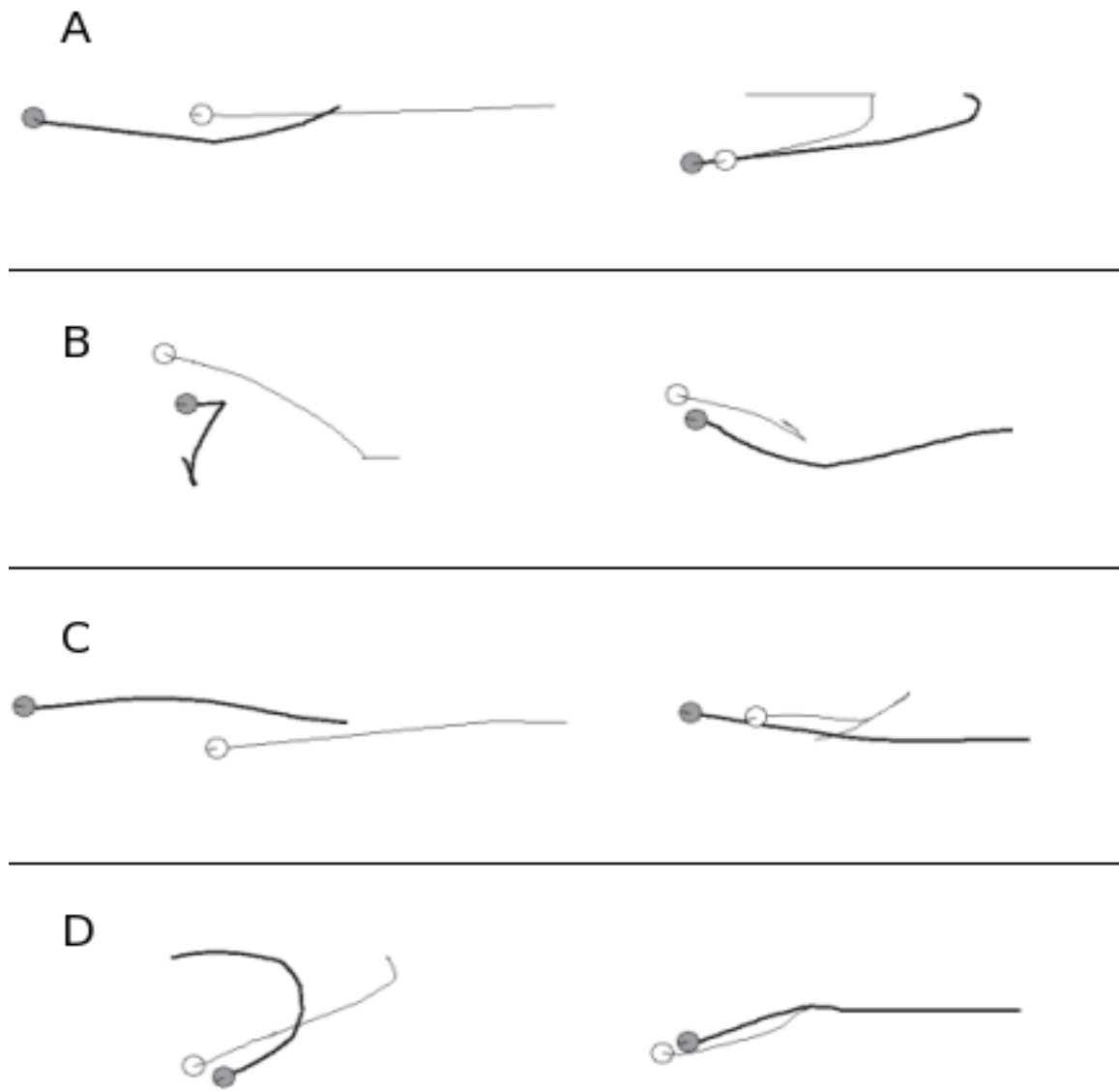


Figura 6: Comportamento dei robot di ognuna delle categorie (vedi testo). Il robot in grigio è il leader nella squadra in cui ne è stata possibile l'individuazione. La sua traccia è stata disegnata con una linea più spessa per maggiore chiarezza. La luce si trova sempre nella parte sinistra dell'arena. (A) il leader non aspetta il follower (seed 2). In questo caso il leader di ruolo è anche leader di posizione. (B) il leader aspetta il follower (seed 10). In questo caso il leader di ruolo è follower di posizione. (C) non è possibile distinguere tra leader e follower ma uno dei due robot aspetta l'altro prima di muoversi e l'altro no (seed 5). (D) non è possibile distinguere tra leader e follower e il robot che si trova davanti rispetto alla luce aspetta l'altro (seed 6).

- [seed 7, 10] [Fig 6B] Nella squadra è possibile distinguere un leader e un follower, ma il leader aspetta il follower quando si trova davanti ad esso rispetto alla luce. In questi seed, diversamente dai precedenti, il leader di ruolo è un follower di posizione.
- [seed 4, 5, 8] [Fig 6C] Nella squadra non è possibile distinguere un leader e un follower perchè entrambi i robot ottengono ottimi risultati quando testati da soli nell'arena. In

questi seed uno dei due robot aspetta prima di muoversi verso la luce, l'altro no (in particolare nel seed 4 il robot che aspetta lo fa solo se si trova rivolto verso il compagno)

- [seed 6, 9] [Fig 6D] Nella squadra non è possibile distinguere un leader e un follower perchè entrambi hanno prestazioni molto basse se testati da soli nell'arena. In questi seed chiunque si trova davanti rispetto alla luce aspetta o addirittura va verso l'altro

Per quanto riguarda il rapporto tra leader di posizione e leader di ruolo, non esiste una correlazione stretta. Naturalmente, essendo il leader di ruolo colui il quale “guida” il squadra verso la luce, la sua posizione, anche quando è quella di un follower di posizione, non è mai tale da rimanere in ombra del target luminoso.

## Conclusioni

L'insieme degli esperimenti presentati in questo lavoro hanno messo in evidenza come è possibile l'emergere di una specializzazione non contestuale, cioè tale per cui un robot acquisisce un ruolo che tende a mantenersi nonostante le variazioni delle caratteristiche dell'ambiente. Saranno comunque necessari ulteriori studi per meglio analizzare queste caratteristiche in relazione a fattori esterni quali l'influenza dell'ambiente e del compito richiesto alle squadre di robot.

## Riferimenti bibliografici

- [1] Baldassarre G., Nolfi S., Parisi D. (2003). *Evolving mobile robots able to display collective behaviour*. Artificial Life. Vol. 9, pp. 255-267.
- [2] Martinoli A. (1999) *Swarm intelligence in autonomous Collective robotics: from tools to the analysis and synthesis of distributed control strategies*. PhD. Thesis. Lausanne: Computer Science Department, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne.
- [3] Mondada F., Franzi E., Jenne P. (1993). *Mobile robot miniaturization: a tool for investigation in control algorithms*. In T. Yoshikawa & F. Miyazaki (eds.), *Proceedings of the Third International Symposium on Experimental Robotics*. Berlin: Springer Verlag.
- [4] Nolfi S. (2000). *EvoRobot 1.1 User Manual*. Rapporto tecnico. Roma: Istituto di Scienze e Tecnologie della Cognizione, Consiglio Nazionale delle Ricerche, Italia.
- [5] Nolfi S., Floreano D. (2000). *Evolutionary Robotics*. Cambridge, Mass: The MIT Press.
- [6] Quinn M., Smith L., Mayley G., Husbands P. (2002). *Evolving teamwork and role allocation with real robots*. In R.K. Standish, M.A. Bedau, H.A. Abbass (Eds.), *Proceedings of the 8th International Conference on Artificial Life*, pp. 302-311. The MIT Press.