

TRASMISSIONE SOCIALE DI COMPORTAMENTI IN UNA
POPOLAZIONE DI ROBOT AUTONOMI

La variabilità comportamentale degli esseri umani può difficilmente essere comparata con quella esibita da altre specie. Questa diversità non è correlata a variazioni genetiche (gli esseri umani, se paragonati ad altre specie filogeneticamente vicine, sono piuttosto omogenei da questo punto di vista) e, a quanto sembra, non può venire spiegata solo come il risultato di risposte adattive a condizioni ambientali differenti (Pagel e Mace 2004). In generale, si presume che per rendere conto di questo fenomeno sia necessario fare riferimento al ruolo che assumono, nella nostra specie, i processi di apprendimento sociale (Richerson e Boyd 2004).

Tuttavia, questa corretta linea di ragionamento viene a volte utilizzata per ricavare implicazioni che, spesso, possono non essere giustificate. In primo luogo, si suppone che l'apprendimento sociale sia limitato agli esseri umani o, eventualmente, a qualche specie «cognitivamente dotata» come i primati. Inoltre, è diffusa la convinzione che l'apprendimento sociale sia permesso solo da meccanismi cognitivi sofisticati e che solo forme di apprendimento sociale di alto livello, come l'imitazione, siano in grado di supportare un'affidabile trasmissione dei comportamenti tra individui. Infine, l'apprendimento sociale e quello individuale sono considerati come due processi che differiscono in modo sostanziale, con il primo ritenuto un processo di copia esplicita di un comportamento esibito da un conspecifico (per *reviews* sull'apprendimento sociale in etologia si vedano: Heyes e Galef 1996, Zentall e Galef 1988; legate anche a robot e ad agenti artificiali: Dautenhahn e Nehaniv 2002, Nehaniv e Dautenhahn 2007).

In generale, è probabilmente vero che il ruolo che l'apprendimento sociale ha tra gli esseri umani è maggiore di quello che ha in altre specie, sebbene non sia ancora del tutto chiaro che tipo di meccanismi possano permettere la relativa stabilità che mostrano i pattern culturali nei gruppi umani e sostenere l'evoluzione culturale cumulativa (per tre risposte differenti a questa questione si vedano Richerson e Boyd 2004; Sperber e Hirschfeld 2004; Tomasello, Kruger e Ratner 1993). Tuttavia, specialmente negli ultimi vent'anni, gli studiosi di comportamento animale

hanno mostrato come l'apprendimento sociale possa essere importante nello sviluppo di complesse abilità comportamentali non solo nei primati (Tomasello 1996), ma anche in altri vertebrati, come, solo per citare alcuni tra i più influenti studi, nei ratti (Laland e Plotkin 1990; Galef 1996), negli uccelli (Sherry e Galef 1984), nei pesci (Dugatkin 1996) e, probabilmente, persino in invertebrati come gli insetti (Leadbeater e Chittka 2007). Inoltre, in queste specie, la trasmissione sociale di comportamenti si realizza spesso senza il bisogno di complesse abilità cognitive, ma tramite processi semplici che sfruttano le dinamiche tra l'apprendimento a livello individuale, le caratteristiche dell'ambiente e l'evoluzione genetica a livello popolazioneale, senza una distinzione tra i processi facile da tracciare. Qui preferiamo usare una definizione minimalista di apprendimento sociale, con la quale non ci riferiamo ad uno specifico meccanismo o ad una specifica modalità di apprendimento, ma ad un insieme più ampio di modificazioni adattive che hanno luogo in un singolo agente nel corso della vita e che sono *in qualche modo* influenzate dall'interazione con i conspecifici.

Le simulazioni ad agenti, o, come nel nostro caso, lo sviluppo di organismi artificiali (robot o agenti simulati) attraverso tecniche di vita artificiale, possono essere un modo eccellente per esplorare questo tipo di dinamiche (Noble *et al.* 1999; Noble e Todd 2002; van der Post e Hogeweg 2008). In particolare, le tecniche di vita artificiale sono particolarmente adatte per rendere conto di diversi livelli di analisi, come i processi di apprendimento a livello individuale, le interazioni tra gli individui e tra gli individui e l'ambiente e la pressione selettiva a livello della popolazione: tenere conto dell'interazione tra questi livelli è spesso impossibile utilizzando solo osservazioni empiriche o esperimenti di laboratorio. Inoltre, utilizzare robot, o piattaforme che riproducono dettagliatamente i comportamenti di robot reali, forza gli sperimentatori ad implementare le strategie di apprendimento in un sistema fisico concreto. In questo modo, a differenza delle simulazioni ad agenti o dei modelli analitici, in cui un comportamento è di solito rappresentato da una singola variabile che può essere o meno acquisita da un agente, i modelli robotici sono vincolati a realizzare meccanismi di apprendimento fisicamente plausibili e a tenere in considerazione la reale dinamica di un agente che interagisce con gli altri agenti e con l'ambiente (Ziemke 2003). Anche se i modelli analitici hanno dimostrato di essere degli strumenti estremamente importanti per comprendere le dinamiche di apprendimento sociale e di evoluzione culturale (si veda per esempio Richerson e Boyd 2004), la complessità supplementare fornita dai modelli robotici può essere un ulteriore utile vincolo nella progettazione di nuovi esperimenti.

Nel nostro contributo presentiamo un semplice scenario sperimentale in cui un gruppo di 10 robot simulati deve sviluppare un comportamento adattivo che consiste nel discriminare due differenti aree presenti nell'am-

biente. Il gruppo è soggetto a pressione selettiva e un algoritmo genetico on-line opera sul comportamento di apprendimento dei robot stessi. In particolare, come chiariremo nel prossimo paragrafo, due caratteristiche possono essere ereditate: la velocità dell'apprendimento e la sua modalità (individuale o sociale). La modalità individuale è semplicemente un processo non-direzionato che rinforza la «preferenza» di un individuo per una delle due aree, indipendentemente dalle caratteristiche specifiche di questa. Allo stesso modo, nella modalità sociale, la velocità di questo apprendimento non-direzionato viene modulata dal numero di individui vicini al robot che apprende.

Nel terzo paragrafo mostriamo che, data una minima pressione ambientale, la modalità sociale prevale su quella individuale: la combinazione di un processo di apprendimento individuale non-direzionato, ma orientato dalla socialità, insieme al processo di selezione a livello della popolazione, può condurre ad un'adattiva trasmissione sociale dei comportamenti, ossia, ad una semplice forma di apprendimento sociale. In seguito, analizziamo in dettaglio la dinamica dell'evoluzione dell'apprendimento sociale mostrando la presenza di un feedback positivo tra il numero di individui che sfruttano la socialità e l'adattività di questo stesso comportamento. In altre parole, più una popolazione è «sociale», più è vantaggioso essere «sociali» in quella popolazione.

1. IL MODELLO ROBOTICO

L'ambiente in cui operano i robot è un'arena quadrata di 200 x 200 cm delimitata da pannelli di legno. Il pavimento dell'arena è di colore grigio e sul pavimento si trovano due aree circolari di 60 cm diametro, una di colore bianco e l'altra di colore nero (fig. 1).

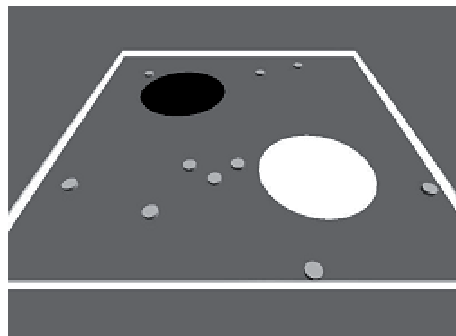


Fig. 1. L'ambiente utilizzato per la simulazione. I due cerchi bianco e nero rappresentano le due aree target, mentre i piccoli cerchi grigi rappresentano i 10 robot che formano una popolazione.

La popolazione oggetto della simulazione è formata da 10 robot simulati di tipo E-puck (fig. 2a) dotati di semplici capacità sensomotorie che gli permettono di muoversi nell'ambiente, acquisire informazioni sull'ambiente stesso grazie ai sensori ed emettere un segnale di intensità fissa attraverso lo speaker di cui sono dotati. I robot hanno forma circolare ed un diametro di 37 mm. Il loro sistema sensoriale è dotato di 8 sensori infrarossi, collocati lungo la circonferenza che delimita il corpo del robot, che forniscono informazioni sulla presenza di un ostacolo entro un raggio di 4 centimetri, un sensore collocato sotto il corpo del robot che dà informazione sul colore del pavimento al di sotto del robot stesso e un microfono.

Il sistema di controllo dei robot è realizzato attraverso una rete neurale formata da 10 neuroni sensoriali e da 3 neuroni motori (fig. 2b). 8 dei 10 neuroni sensoriali ricevono lo stato di attivazione degli 8 sensori infrarossi, mentre i restanti 2 neuroni codificano l'attivazione del sensore posto sotto il corpo del robot (grigio [0 0], bianco [1 0] e nero [0 1]). I primi due neuroni motori codificano la velocità desiderata delle due ruote scalata nel range $-MaxSpeed$ e $+MaxSpeed$. Il terzo neurone motorio, invece, determina la massima velocità di entrambe le ruote, ovvero il parametro $MaxSpeed$, che può assumere valori compresi tra 0 e 10. Il terzo neurone quindi agisce da modulatore della velocità totale con cui il robot si muove ad ogni istante. L'architettura della rete neurale è tale per cui gli 8 neuroni che codificano i sensori infrarossi sono connessi a tutti e 3 i neuroni motori, mentre i 2 neuroni sensoriali che codificano il colore del pavimento sono connessi solamente al terzo neurone motorio (quello che regola la velocità massima delle ruote).

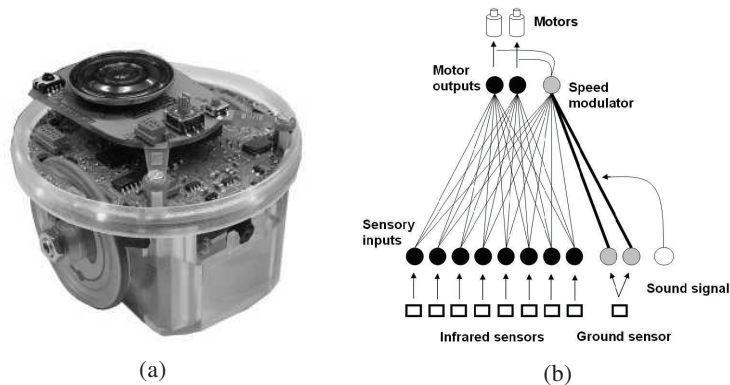


FIG. 2.. (a) Il robot E-puck e (b) la rete neurale che controlla i robot: le linee nere più spesse rappresentano i pesi sinaptici che vengono modificati nel corso della simulazione. Come si vede dalla figura, il modulatore della velocità non agisce sugli output motori, ma direttamente sull'attivazione dei motori. L'intensità del segnale percepito è utilizzata per modificare il tasso di apprendimento. Si veda il testo per ulteriori dettagli.

Quando un robot si trova su una delle due aree, indipendentemente dal colore, emette un segnale di intensità fissa ($0.1 I$ – cfr. il par. 1.1) attraverso lo speaker di cui è dotato. Inoltre, i robot possono ricevere i segnali emessi dagli altri robot che si trovano all'interno della medesima area attraverso il microfono di cui sono dotati.

Come descritto in Marocco e Acerbi (2007) ed in Acerbi *et al.* (2007), al fine di dotare i robot delle capacità sensomotorie di base per muoversi nell'ambiente ed evitare gli ostacoli, prima di effettuare le simulazioni oggetto dell'esperimento, i robot sono stati sottoposti ad un processo di evoluzione artificiale (Nolfi e Floreano 2002) in cui sono stati evoluti solamente i pesi che connettono gli 8 sensori infrarossi ai neuroni motori.

Il processo di evoluzione è stato effettuato in un ambiente privo delle aree, da ciò ne consegue che il comportamento dei robot è, al di fuori delle aree, predeterminato e può essere modificato solo all'interno delle aree stesse.

All'inizio della simulazione i robot della popolazione vengono posizionati all'interno dell'ambiente in posizioni ed orientamenti casuali al di fuori delle aree ed il loro compito è sostanzialmente quello di sopravvivere il più a lungo possibile in questo ambiente.

Ogni robot, all'inizio del suo ciclo di vita, viene dotato di una quantità fissa di energia (2000 unità) e l'ambiente sottopone i robot a due diverse sorgenti di pressione selettiva: ogni ciclo che un robot trascorre al di fuori delle aree causa la perdita di un punto di energia, mentre ogni ciclo trascorso all'interno dell'area nera determina un decremento di energia variabile, in base alle diverse condizioni sperimentali. L'area bianca non ha nessun effetto sul livello di energia dei robot.

Nella presente simulazione sono state testate undici differenti condizioni in cui la perdita di energia nell'area varia da 0 a 5 unità per ogni ciclo di vita dei robot, con un incremento di 0.5 unità per ogni condizione. In questo modo la manipolazione dell'energia persa nell'area nera determina la pressione selettiva a cui vengono sottoposti i robot nelle varie condizioni sperimentali.

In pratica, con l'eccezione delle prime due condizioni sperimentali, in cui la perdita dell'energia è pari a 0 e 0.5 unità ed in cui, quindi, per i robot, stare all'interno delle aree è sempre più vantaggioso che esplorare l'ambiente al di fuori di esse, la simulazione richiede che i robot sappiano trovare, e fermarsi, all'interno dell'area bianca ed evitare quella nera.

È importante notare che i robot non hanno alcuna informazione diretta sulla qualità dell'area sulla quale si trovano o sullo stato della loro energia. Infatti, l'unica informazione che hanno è relativa al colore dell'area e non al modo in cui l'area modifica il loro stato energetico. In altre parole, questo significa che stare all'interno di un'area non fornisce alcuna informazione sul corretto comportamento da tenere in quella stessa area.

In tutte le condizioni sperimentali, una popolazione viene valutata su un test di 20.000 cicli (un ciclo corrisponde ad un ciclo di attivazione della rete neurale che equipaggia i robot e corrisponde a circa 100ms), mentre ogni robot ha una «vita» che dura circa 2.000 cicli. Quando un robot finisce la sua energia «muore» e, nel caso in cui riesca a vivere per tutti i 2.000 cicli a disposizione ha, ad ogni ulteriore ciclo, una probabilità di morire dell'1%. Quando un robot «muore» viene sostituito da un nuovo robot posto all'interno dell'ambiente in una posizione casuale e con il livello di energia allo stato iniziale (2.000 unità).

La dinamica del processo di adattamento all'ambiente comprende due processi correlati: uno che agisce a livello filogenetico (ereditarietà genetica) e un secondo che, invece, agisce a livello ontogenetico (apprendimento).

2. EREDITARIETÀ GENETICA

Ogni robot della popolazione è dotato di un codice genetico che consiste di due parametri, o due «geni», che determinano due differenti aspetti della modalità di apprendimento. Il primo parametro, ω , può avere come valori -1 o 1 e determina se il robot, nel corso della vita, apprende solo sulla base della propria esperienza (modalità individuale) o se tiene conto di indicazioni di carattere sociale fornite dagli altri robot (modalità sociale). Il secondo parametro, ϕ , può assumere un valore continuo compreso tra 0 e 1 e determina la velocità dell'apprendimento. Maggiori dettagli sul ruolo dei parametri ω e ϕ saranno forniti nel paragrafo seguente.

All'inizio della simulazione, il 50% della popolazione presenta una modalità di apprendimento individuale, mentre il restante 50% presenta una modalità sociale. Ovvero, al parametro ω del 50% della popolazione (5 robot) è assegnato il valore -1 e ai restanti 5 robot il valore 1 . In questo modo si previene che sin dall'inizio la popolazione abbia una tendenza verso una delle due modalità. Il valore del parametro ϕ viene assegnato in maniera casuale ad ogni robot. Quando un robot «muore» nel corso della simulazione, un algoritmo genetico on-line agisce sulla popolazione sostituendo i robot «morti» con nuovi robot che ereditano i due geni da un individuo scelto casualmente tra quelli che vivono da almeno 2000 cicli, ovvero, i robot più longevi della popolazione. Si noti che la durata della vita di un robot è un indicatore indiretto della propria capacità di adattamento. Infatti, il fatto che un robot viva più di 2000 cicli è un buon indice del fatto che esso abbia acquisito la capacità di discriminare correttamente le due aree nel corso dello sviluppo ontogenetico. Quanto meno, ciò indica che il robot non ha comunque sviluppato una preferenza per l'area nera, considerato che i robot sono sottoposti ad una pressione selettiva che li spinge a stare nell'area bianca.

Durante il processo di trasmissione genetica il valore del gene ω può subire una mutazione, ovvero può cambiare il proprio valore, con una probabilità del 10%. Il valore del gene ϕ , invece, viene mutato aggiungendo al valore originario un numero casuale compreso tra $[-0.1; 0.1]$.

3. APPRENDIMENTO

Il processo di apprendimento influenza il modo in cui i robot modificano il proprio comportamento nel corso della vita. In particolare, i due pesi sinaptici che connettono i due neuroni sensoriali che codificano il colore del pavimento con il terzo neurone motorio vengono modificati per mezzo di un algoritmo di apprendimento non-direzionato. In pratica, all'inizio della simulazione, ai pesi sinaptici viene assegnato un valore nullo. Di conseguenza i robot tendono ad evitare nello stesso modo entrambe le aree. Quando ad un robot capita di trovarsi, casualmente, all'interno di un'area, l'algoritmo di apprendimento agisce in modo da rinforzare la preferenza di quel robot per la specifica area in cui si trova. Questo avviene indipendentemente dal colore dell'area e, di conseguenza, dagli effetti di quell'area sul livello energetico del robot. L'algoritmo, per essere più precisi, non fa altro che modificare i due pesi sinaptici ogni qualvolta un robot si trova all'interno di un'area, aggiungendo un numero casuale compreso nell'intervallo $[-lrate; +lrate]$ al loro valore corrente. Dopo ogni interazione, l'algoritmo mantiene solamente le variazioni che aumentano il tempo passato dal robot in quella specifica area target.

Il tasso di apprendimento ($lrate$) dell'algoritmo dipende dai valori dei due parametri ω e ϕ :

$$lrate = \begin{cases} \phi & \text{if } \omega = -1 \\ \phi \cdot Q_I & \text{if } \omega = 1 \end{cases}$$

in cui Q è l'intensità del segnale percepito da un robot all'interno di una data area espressa in unità I . Tale intensità varia in modo lineare all'interno dell'intervallo $[0.1; 1.0]$ sulla base del numero di altri robot che si trovano nella stessa area target: $0.1I$ corrisponde alla presenza del solo robot all'interno di una area, mentre $1.0I$ corrisponde a tutti e 10 i robot nella stessa area.

In altre parole, se ω è uguale a 1 (modalità sociale) il tasso di apprendimento è funzione tanto di ϕ quanto dell'intensità del segnale percepito.

4. RISULTATI

Le simulazioni presentate in questo lavoro sono state condotte considerando undici differenti valori di *energy loss* nella target area nera, ossia da 0 a 5, con incrementi di 0.5. Per ogni replica, 100 differenti popolazioni composte da dieci robot sono state inizializzate casualmente e testate nelle medesime condizioni ambientali.

4.1. L'«adattività» della socialità

I risultati mostrano una relazione tra lo sfruttamento della socialità da parte dei robot e la pressione selettiva fornita dall'ambiente. Per misurare la consistenza di questa relazione rispetto alle differenti condizioni ambientali, abbiamo calcolato, alla fine delle simulazioni, il valore medio del parametro ω in ogni popolazione. Sulla base di questa misurazione, il grafico nella figura 3, che mostra il valore medio di ω (normalizzato tra 0 e 1), indica chiaramente che questo valore, partendo da 0.5 (ossia popolazioni in cui solo il 50 % degli individui utilizza una modalità sociale di apprendimento, quantità che corrisponde alle condizioni di in cui le popolazioni vengono inizializzate), aumenta all'aumentare della pressione selettiva. Ciò significa che, in relazione all'incremento dell'energia persa nell'area nera (*energy loss*), le popolazioni tendono ad essere composte da una maggioranza di individui con $\omega = 1$, ossia da individui che utilizzano la modalità sociale per orientare il proprio apprendimento.

Si può notare come una minima pressione adattiva sia sufficiente a far convergere le popolazioni allo sfruttamento della socialità. Infatti, solo nel caso in cui non c'è nessuna pressione adattiva a differenziare le due aree (*energy loss* uguale a 0 o a 0.5), si possono osservare valori medi di ω inferiori a 0.5. In questi casi, non c'è differenza tra le due aree e la perdita di energia che i robot sperimentano stando fuori da entrambe li conduce a localizzare e a rimanere in una delle due aree senza distinzione.

Tuttavia, non appena le condizioni ambientali rendono necessario trovare l'area bianca ed evitare quella nera, il valore medio di ω si sposta verso valori maggiori di 0.5.

In relazione al valore medio di ω , possiamo definire una popolazione come «sociale» se questo valore è maggiore di 0.5, ossia se la maggior parte degli individui di questa popolazione hanno $\omega = 1$. Nei paragrafi seguenti, chiameremo *popolazione sociale* una popolazione in cui più di cinque individui utilizzino la socialità per orientare il proprio apprendimento e, in modo simile, chiameremo *individuo sociale* un robot che esprime questo particolare comportamento.

L'adattività dell'apprendimento sociale è anche confermata dalla

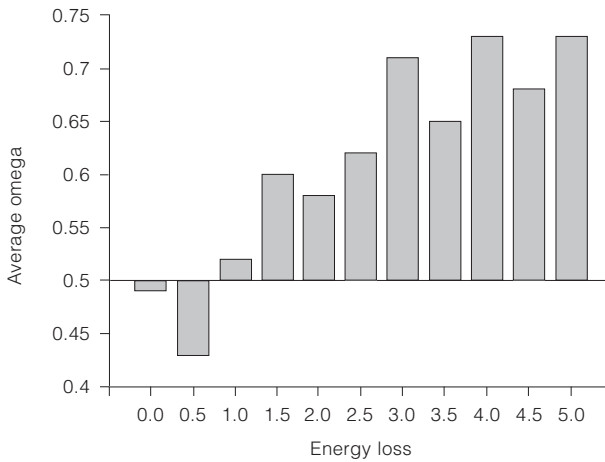


FIG. 3. Valore medio del parametro ω , normalizzato tra 0 e 1 (*average omega*), alla fine delle simulazioni per ciascuna condizione sperimentale (*energy loss*). Il valore di 0.5 indica la condizione iniziale della popolazione, in cui il 50% degli individui fanno affidamento alla modalità individuale e il 50% fanno affidamento alla modalità sociale.

differenza tra la mortalità (ossia il numero di robot che «muoiono» in ciascuna delle simulazioni) delle *popolazioni sociali* e delle *popolazioni non-sociali*. La figura 4 mostra la differenza di mortalità tra *popolazioni sociali* e *popolazioni non-sociali* nelle differenti condizioni sperimentali. È possibile notare come, con l'eccezione di *energy loss* = 0, i valori siano positivi, ossia il tasso di mortalità delle *popolazioni sociali* è sempre

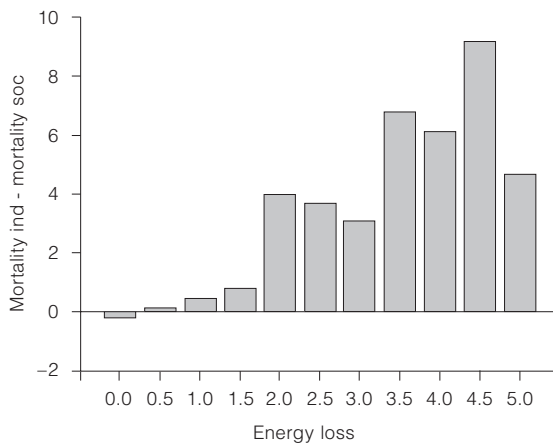


FIG. 4. Differenza tra i tassi di mortalità (ossia il numero di robot «morti» in ciascuna simulazione) tra *popolazioni non-sociali* e *popolazioni sociali* (*mortality ind - mortality soc*) per ciascuna condizione sperimentale (*energy loss*).

minore di quello delle *popolazioni non-sociali*, e questa differenza continua a crescere, seguendo grosso modo il progressivo incremento della pressione selettiva.

Inoltre, analizzando più in dettaglio la composizione finale delle popolazioni (fig. 5), è possibile notare come, non solo il numero di popolazioni con una maggioranza di *individui sociali* cresca con l'incremento della pressione selettiva, ma anche come questo incremento sia dovuto all'incremento di popolazioni in cui tutti o quasi gli individui orientano il loro apprendimento tramite la socialità (a partire da *energy loss* = 3.0, le repliche in cui si trovano popolazioni composte da 8, 9 o 10 *individui sociali* sono circa il 50-60% dei casi).

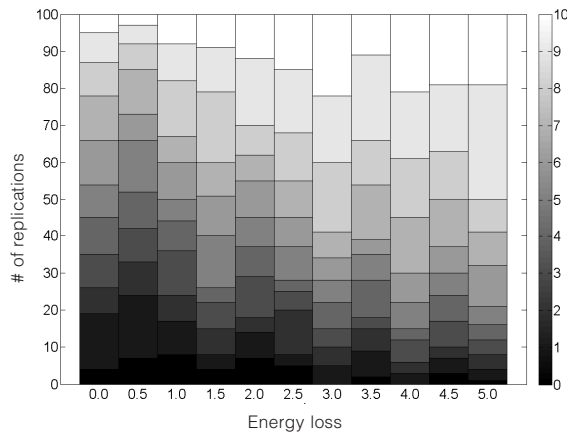


FIG. 5. Composizione finale delle popolazioni nelle differenti condizioni sperimentali (*energy loss*). A seconda del numero di *individui sociali* le popolazioni vanno da nero (nessun *individuo sociale*) a bianco (dieci *individui sociali*). Si veda la barra dei colori a destra del grafico.

4.2. La «dinamica» della socialità

Per meglio comprendere la dinamica dell'emergenza della socialità abbiamo analizzato in dettaglio la condizione sperimentale che presenta la pressione selettiva più forte (*energy loss* = 5.0).

La figura 6 mostra l'andamento del valore medio di ϕ , ossia del parametro che determina la velocità dell'apprendimento, per le *popolazioni sociali* e per le *popolazioni non-sociali*

Nel primo caso, il valore di partenza di ϕ , che viene inizializzato in maniera casuale, è intorno a 0.5, ma subito scende e rimane più basso per circa 2.500 cicli. A questo punto comincia a risalire fino a raggiungere un valore intorno a 0.6 alla fine della simulazione. Una possibile

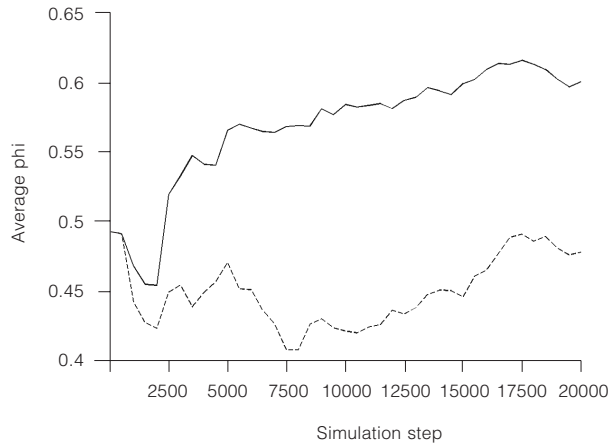


FIG. 6. Valore medio nel tempo di ϕ , con $energy\ loss = 5.0$. Linea continua: popolazioni sociali. Linea tratteggiata: popolazioni non-sociali.

interpretazione di questa dinamica può essere utile per mostrare come i due parametri sottoposti alla selezione genetica (ϕ e ω) interagiscano tra loro. Nella fase iniziale della simulazione, il rapporto tra *individui sociali* e *individui non-sociali* è all'incirca di 50%: gli *individui non-sociali* possono essere presenti con la stessa probabilità in entrambe le aree e gli *individui sociali*, per questo motivo, possono difficilmente fare uso dell'informazione sociale per orientare in modo corretto il loro apprendimento: la probabilità di incontrare individui in un'area o nell'altra è circa la stessa. In questo momento della simulazione apprendere è, in media, rischioso, per cui il processo selettivo favorisce quegli individui che apprendono più lentamente, poiché tendono ad esplorare l'ambiente senza fermarsi in nessuna delle aree. Questo riduce il valore medio di ϕ all'interno delle popolazioni.

Tuttavia, il processo selettivo favorisce anche quegli individui che, per ragioni casuali, si fermano nell'area bianca, così che, dopo un certo periodo di tempo, più robot si trovano nell'area bianca rispetto a quanti si trovino in quella nera. A questo punto, l'apprendimento comincia ad essere affidabile, almeno per un *individuo sociale*, e ϕ inizia a crescere nelle *popolazioni sociali*, rimanendo sopra al valore iniziale per il resto della simulazione.

L'andamento di ϕ è quindi legato alla forza della selezione a livello popolazionale non solo per il fatto evidente che è soggetto, in determinate condizioni, a selezione, ma anche per il fatto che, perché queste condizioni si realizzino, la selezione deve avere già agito per rimuovere dalla popolazione gli individui che non presentano un comportamento adattivo.

Inoltre, questa analisi mostra come l'andamento di ϕ sia legato a quello di ω (si veda la fig. 7). Infatti, valori alti di ϕ non sono selezionati finché la maggioranza della popolazione è composta da *individui sociali*, perché solo allora, come si è detto, l'informazione fornita dal comportamento dei membri del proprio gruppo diventa affidabile. Questa interpretazione è ulteriormente confermata dal fatto che il valore medio di ϕ nelle *popolazioni non-sociali*, nella medesima condizione sperimentale (*energy loss* = 5.0), non sale mai oltre al valore iniziale di 0.5 (vedi fig. 6).

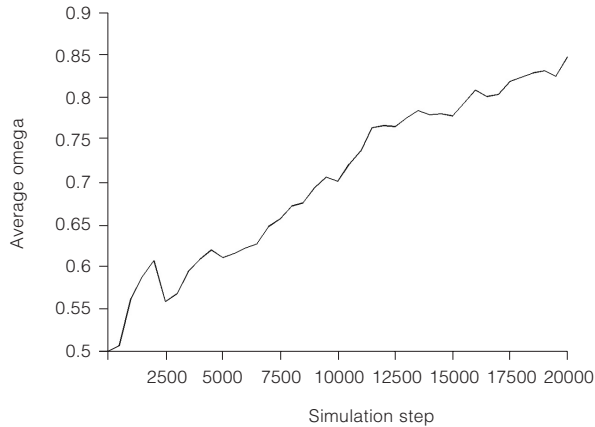


FIG. 7. Valore medio nel tempo di ω , normalizzato tra 0 e 1, per le *popolazioni sociali*, per la condizione *energy loss* = 5.0.

Un ragionamento analogo può essere fatto per il parametro ω . La figura 8 mostra la differenza nel tempo tra la durata media della vita degli *individui sociali* che appartengono a *popolazioni sociali* (SocSoc) e la durata media della vita degli *individui sociali* che appartengono a *popolazioni non-sociali* (SocNSoc) nella stessa condizione sperimentale (*energy loss* = 5.0).

Una prima cosa da notare è che la maggior parte dei punti del grafico si trova al di sopra della linea tratteggiata, ossia che, in generale, questa differenza ha un valore positivo. Ciò significa che, in media, i SocSoc vivono più a lungo dei SocNSoc, cioè essere un *individuo sociale* è più adattivo in una *popolazione sociale* che in una *popolazione non-sociale*.

Anche più interessante è la dinamica temporale di questi dati. L'entità della differenza, infatti, cresce nel tempo in modo significativo (ρ di Spearman = 0.57, $p < 0.001$), indicando così che, all'inizio della simulazione, essere un SocSoc non è meglio di essere un SocNSoc, o è anche peggio (per una discussione collegata a questo punto si veda anche Acerbi *et al.* 2007).

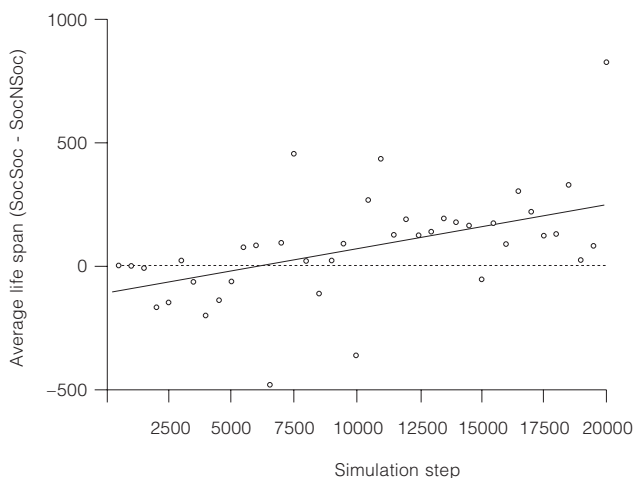


FIG. 8. I punti rappresentano la differenza tra la durata media della vita degli *individui sociali* che appartengono a *popolazioni sociali* (SocSoc) e la durata media della vita degli *individui sociali* che appartengono a *popolazioni non-sociali* (SocNSoc) nel tempo. La linea continua rappresenta un'interpolazione lineare dei dati.

5. DISCUSSIONE

I risultati che abbiamo presentato nel paragrafo precedente suggeriscono che, nel caso delle *popolazioni sociali*, esiste una sorta di feedback positivo che indirizza la ricerca adattiva sia a livello filogenetico che a livello ontogenetico.

Il vantaggio della socialità deriva in primo luogo dalla complessa interazione tra tre forze che, a differenti livelli, guidano il processo di adattamento delle popolazioni: l'algoritmo di apprendimento, l'interazione sociale e la trasmissione genetica. Considerando il fatto che l'algoritmo di apprendimento fornito ai robot è completamente «cieco» rispetto all'adattività del comportamento, all'inizio delle simulazioni i robot tendono a distribuirsi in modo più o meno equivalente in una o nell'altra area (si veda anche Acerbi *et al.* 2007 per una descrizione dettagliata di questo processo). Tuttavia, la pressione selettiva a livello della popolazione favorisce quegli individui che, per ragioni casuali, hanno sviluppato una «preferenza» per l'area bianca, poiché questi individui hanno più probabilità di sopravvivere degli altri. A questo punto, a livello ontogenetico, quegli individui che utilizzano l'informazione sociale per guidare il loro apprendimento individuale sono favoriti, così come quegli individui che, utilizzando la modalità sociale di apprendimento, apprendono più velocemente. Questo, in virtù del meccanismo di trasmissione genetica che favorisce nella propagazione

dei geni gli individui che mostrano un comportamento adattivo, produce un incremento di *individui sociali* nelle popolazioni. A sua volta, ciò rende ancora più vantaggioso, rispetto alle prime fasi della simulazione, essere un *individuo sociale*, poiché in una popolazione principalmente composta da *individui sociali* il comportamento dei membri del proprio gruppo tende ad essere una fonte di informazione più affidabile che in una popolazione principalmente composta da *individui non-sociali*.

Il meccanismo adattivo che abbiamo descritto, in grado di generare una forma di trasmissione – o diffusione – sociale di comportamenti tra i robot può essere considerato, secondo noi, una forma autentica di apprendimento sociale. Come abbiamo sottolineato all’inizio di questo contributo, l’apprendimento sociale non deve essere considerato *solo* come una forma di copia esplicita di un comportamento che richiede capacità cognitive di alto livello, ma *anche* come un proprietà emergente di particolari sistemi che possiedono specifiche caratteristiche. In quest’ottica, perciò, l’apprendimento sociale non è un meccanismo che può essere implementato direttamente in una popolazione di agenti artificiali (e non è, nel nostro caso, la «modalità sociale», che, come spiegato nel paragrafo precedente, non è di per sé adattiva), o scoperto come un «macchinario» cognitivo dentro la testa degli animali (o degli esseri umani) osservati. Piuttosto, può essere considerato come un risultato emergente di un’interazione a più livelli tra processi differenti e non necessariamente – se considerati singolarmente – adattivi, come, nel caso da noi analizzato, apprendimento individuale non-direzionato, influenza sociale e selezione a livello della popolazione.

RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI

- ACERBI A., MAROCCO D. e NOLFI S. (2007), *Social facilitation on the development of foraging behaviors in a population of autonomous robot*, in F. Almeida e Costa, L. Rocha, E. Costa, I. Harvey e A. Coutinho (a cura di), *Advances in Artificial Life. Proceedings of ECAL 2007*, Berlin, Springer, pp. 625-634.
- DAUTENHAHN K., NEHANIV C.L. (a cura di) (2002), *Imitation in animals and artifacts*, Cambridge, Mass., MIT Press.
- DUGATKIN L.A. (1996), *Copying and mate choice*, in C.M. Heyes e B.G. Galef (1996, 85-105).
- GALEF B.G. (1996), *Social enhancement of food preferences in Norway rats: A brief review*, in C.M. Heyes e B.G. Galef (1996, 49-64).
- HEYES C.M. e GALEF B.G. (a cura di) (1996), *Social learning in animals: The roots of culture*, San Diego, Academic Press.
- LALAND K.N. e PLOTKIN H. (1990), *Social learning and social transmission of foraging information in Norway rats (*rattus norvegicus*)*, in «Animal Learning and Behavior», 18, pp. 246-251.
- LEADBEATER E. e CHITTKA L. (2007), *Social learning in insects – From miniature brains to consensus building*, in «Current Biology», 17, pp. 703-713.

- MAROCCO D. e ACERBI A. (2007), *Adaptation and social facilitation in a population of autonomous robot*, in L. Berthouze, C.G. Prince, M. Littman, H. Kozima e C. Balkenius (a cura di), *Proceedings of the Seventh International Conference on Epigenetic Robotics*, Lund, Lund University Cognitive Studies, pp. ???.
- NEHANIV C.L. e DAUTENHAHN K. (a cura di) (2007), *Imitation and social learning in robot, human and animals: Behavioural, social and communicative dimensions*, Cambridge, Mass., Cambridge University Press.
- NOBLE J. e TODD P.M. (2002), *Imitation or something simpler? Modelling simple mechanisms for social information processing*, in Dautenhahn e Nehaniv (2002, 423-439).
- NOBLE J., TUCI E. e TODD P.M. (1999), *Social learning and information sharing: An evolutionary simulation model of foraging in Norway rats*, in D. Floreano, F. Mondada e J.D. Nicoud, *Proceedings of the Fifth European Conference on Artificial Life*, Berlin, Springer, pp. 514-523.
- NOLFI S. e FLOREANO D. (2002), *Synthesis of autonomous robot through evolution*, in «Trends in Cognitive Sciences», 6, 1, pp. 31-37.
- PAGEL M. e MACE R. (2004), *The cultural wealth of nations*, in «Nature», 428, pp. 275-278.
- RICHERSON P.J. e BOYD R. (2004), *Not by genes alone: How culture transformed human evolution*, Chicago, Chicago University Press.
- SHERRY D.F. e GALEF B.G. (1984), *Cultural transmission without imitation: Milk bottle opening by birds*, in «Animal Behavior», 32, pp. 937-938.
- SPERBER D. e HIRSCHFELD L. (2004), *The cognitive foundations of cultural stability and diversity*, in «Trends in Cognitive Sciences», 8, 1, pp. 40-46.
- TOMASELLO M. (1996), *Do apes ape?*, in C.M. Heyes e B.G. Galef (1996, 319-346).
- TOMASELLO M., KRUGER S. e RATNER H. (1993), *Cultural learning*, in «Behavioral and Brain Sciences», 16, pp. 495-552.
- VAN DER POST D.J. e HOGEWEG P. (2008), *Diet traditions and cumulative cultural processes as side-effects of grouping*, in «Animal Behavior», 75, pp. 133-144.
- ZENTALL T.R. e GALEF B.G. (a cura di) (1988), *Social learning: Psychological and biological perspectives*, Hillsdale, Lawrence Erlbaum.
- ZIEMKE T. (2003), *On the role of robot simulations in embodied cognitive science*, in «AISB Journal», 1, 4, pp. 389-399.

Alberto Acerbi, xxxxxxxxxxxx.

Davide Marocco, xxxxxxxxxxxx.

