

# Trasmissibilità culturale di tratti discreti e continui

**Alberto Acerbi (alberto.acerbi@istc.cnr.it)**

Istituto di Scienze e Tecnologie della Cognizione - CNR  
Dipartimento di Filosofia e Scienze Sociali – Università di Siena

**Stefano Nolfi (stefano.nolfi@istc.cnr.it)**

Istituto di Scienze e Tecnologie della Cognizione - CNR

## Sommario

Con il termine “apprendimento sociale” ci riferiamo al processo tramite il quale un individuo acquisisce nuove abilità grazie all’interazione con uno o più conspecifici. In questo lavoro valutiamo, con un semplice modello, alcuni fattori che influiscono sui costi e sui benefici dell’apprendimento sociale, analizzando, in particolare, l’effetto che su di questo hanno alcune caratteristiche dei tratti comportamentali trasmessi e le interazioni tra apprendimento sociale e individuale.

## Abstract

Social learning refers to the process in which an individual learns new skills by interacting with conspecifics. In this paper we investigate, with a simple model, some factors that affect the costs and benefits of social learning: in particular the characteristics of the specific behavioural skills transmitted and the interactions between social and individual learning.

## Introduzione

L’apprendimento sociale ha un importante ruolo nella formazione di pattern comportamentali complessi nei vertebrati (Galef & Laland, 2005) e in particolare negli esseri umani (Boyd & Richerson, 1985, 2005). In generale, possiamo parlare di apprendimento sociale quando un individuo acquisisce una nuova abilità interagendo con uno o più conspecifici. Da questo punto di vista possiamo dire che se (1) un individuo A esibisce un comportamento  $x$  e un conspecifico B non lo esibisce, (2) A e B interagiscono tra loro e, infine, (3) B esibisce il comportamento  $x$ , siamo in presenza di una qualche forma di apprendimento sociale.

È interessante notare come questo effetto, che implica trasferimento di abilità a livello popolazionale, possa essere realizzato in vari modi, fra i quali l’imitazione esplicita è solo uno dei possibili. Molti studi, soprattutto etologici, hanno mostrato come, nel regno animale, fenomeni di diffusione sociale di comportamenti derivino, nella maggior parte dei casi, da forme più semplici di apprendimento individuale “socialmente guidato” (Visalberghi & Fragaszy, 1991; Galef & Laland, 2005). D’altro canto, se l’apprendimento sociale sia o no una strategia adattiva rispetto all’apprendimento individuale dipende da fattori contestuali, quali la frequenza relativa di individui che apprendono socialmente o individualmente in una data popolazione (Rogers 1989), la disponibilità di informazioni affidabili direttamente disponibili nell’ambiente (Van Bergen, Coolen & Laland,

2004) o le caratteristiche specifiche del comportamento da apprendere.

Nei campi della robotica e della vita artificiale, un vasto numero di lavori è stato dedicato all’analisi dei rapporti tra evoluzione e apprendimento nel corso della vita (Hinton & Nowlan, 1987; Nolfi, Elman & Parisi, 1994; Nolfi & Floreano, 1999). Al centro dell’attenzione sono quasi sempre state forme di apprendimento individuale: i robots – o gli agenti simulati – sono equipaggiati con sistemi di controllo plastici, che possono cambiare in modo adattivo durante la vita dell’individuo, generalmente attraverso ripetute interazioni con l’ambiente.

Solo più recentemente si è iniziato a porre maggiore attenzione all’apprendimento sociale (Parisi, 1997; Billard & Dautenhahn, 1999; Kirby, 2002; Acerbi & Parisi, 2006). In questi lavori l’apprendimento sociale viene modellizzato tramite algoritmi che consentono di mantenere, nell’osservatore, quelle modificazioni dei parametri che rendono il comportamento più simile a quello di un altro individuo (il modello), indipendentemente dal fatto che questi comportamenti siano più o meno efficaci dal punto di vista della prestazione individuale.

Nelle simulazioni qui presentate esploriamo questo tipo di algoritmi, tramite un’implementazione con un procedimento di *simulated annealing* (Kirkpatrick, Gelatt & Vecchi, 1983) che utilizziamo sia per simulare l’apprendimento individuale (le modificazioni vengono mantenute se producono comportamenti più efficaci) sia quello sociale (le modificazioni vengono mantenute se rendono il comportamento dell’imitatore più simile a quello del modello) sia la possibile combinazione dei due. I nostri risultati mostrano che: (1) l’apprendimento sociale è efficace se il comportamento da sviluppare è difficile da apprendere individualmente, (2) l’efficacia dell’algoritmo di copia con cui viene modellizzato l’apprendimento sociale dipende dalle caratteristiche del comportamento da apprendere (in particolare è efficace per tratti discreti – come la categorizzazione – ma non lo è per tratti continui – come le risposte sensomotorie) e, infine, (3) iterando per più generazioni il procedimento di apprendimento, l’apprendimento misto individuale/sociale è più efficace del solo apprendimento sociale per mantenere stabile nel tempo la prestazione della popolazione di agenti.

## Set-up simulativo

Si consideri lo scenario di un agente che “vive” in un ambiente che contiene cibi commestibili e velenosi

(oggetti  $\alpha$  e  $\beta$ ) e che deve essere in grado di raggiungere (“mangiare”) i cibi commestibili e di evitare quelli velenosi. Sia gli oggetti  $\alpha$  che  $\beta$  sono presenti in due varietà, che hanno differenti caratteristiche percettive. Di conseguenza, per risolvere il problema, gli agenti devono essere in grado di discriminare la categoria degli oggetti e, nello stesso tempo, di produrre un adeguato comportamento sensomotorio in relazione a quale dei quattro possibili oggetti è presente nell’ambiente.

Nel nostro modello, gli agenti “vivono” per 20 epoche, ognuna di 50 passi. In ogni epoca, l’agente è posizionato in un’arena quadrata (il cui lato è considerato uguale ad 1 unità) che contiene, al centro, un oggetto scelto a caso fra i quattro tipi. La sua performance viene calcolata assegnando un punteggio di + 0.1 o - 0.1 per ogni epoca in cui raggiunge un oggetto  $\alpha$  o un oggetto  $\beta$ . Poichè ogni categoria di oggetti viene presentata per 10 volte, la performance dell’agente può variare tra - 1.0 e + 1.0.

Gli agenti sono forniti di un’architettura di controllo neurale modulare (vedi Fig. 1). Il modulo A riceve come input le proprietà percettive dei “cibi”, che per gli oggetti  $\alpha$  possono essere i pattern (0,0) o (1,1), mentre per i  $\beta$  (1,0) o (0,1). Il modulo B riceve, distribuito su due unità di input, l’angolo relativo (un’unità sta per lo spazio percettivo a sinistra, l’altra per quello a destra: l’angolo, da 0 a  $\pi$ , viene normalizzato nel range [0,1] e sulla terza la distanza del cibo (normalizzata nel range [0,1] dove 1 corrisponde a 0.1 unità - distanze maggiori sono sempre presentate come 1). L’output del modulo A viene passato al modulo B, i cui tre output determinano il movimento dell’agente: ancora una volta, due per l’angolo e uno per la distanza che l’agente percorrerà in quel passo (normalizzata nel range [0,1] dove 1 corrisponde a 0.025 unità).

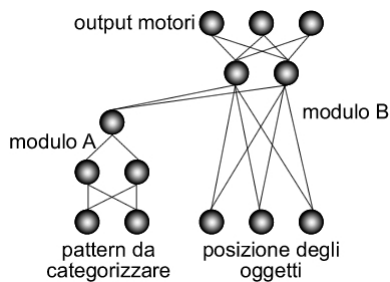


Figura 1: L’architettura di controllo degli agenti.

### La procedura di apprendimento individuale

In una prima simulazione vengono utilizzati agenti che apprendono il compito individualmente. Questo ci serve per valutare l’efficacia dell’apprendimento individuale e per creare dei possibili modelli per le successive simulazioni.

La scelta dell’algoritmo di *simulated annealing* è dovuta al fatto che non pone grossi vincoli alla procedura di apprendimento (oltre al bisogno di una funzione che permetta di valutare la prestazione per una data combinazione di parametri) ed è una forma di algoritmo di apprendimento estremamente semplice e generale.

Più precisamente, nel caso dell’apprendimento individuale, l’algoritmo funziona in questo modo: dopo

avere inizializzato casualmente i pesi delle connessioni e i bias dell’agente, (1) l’agente viene testato per 20 epoche, (2) ogni peso e ogni bias vengono mutati con una probabilità del 5%, (3) l’agente viene ritestato e le variazioni vengono mantenute o rifiutate a seconda di una funzione di valutazione che dipende dalla prestazione ottenuta, (4) il secondo e il terzo passo sono ripetuti per un totale di 100000 cicli di apprendimento.

Le variazioni che producono un miglioramento della prestazione o che sono influenti sono sempre mantenute, mentre quelle negative sono mantenute con una probabilità uguale a:

$$\exp\left(\frac{f(t) - f(t-1)}{T}\right) \quad (1)$$

in cui  $f$  è la funzione di valutazione ( $0 < f < 1$ , dove 0 è il migliore risultato, ossia una prestazione di + 1.0 mentre 1 è il peggiore, ossia - 1.0),  $t$  è il ciclo di apprendimento e  $T$  è una variabile chiamata temperatura, che decresce linearmente da 0.02 a 0.0 durante i 100000 cicli di apprendimento. Questo significa che le mutazioni che producono un peggioramento della prestazione sono accettate con una probabilità che è inversamente proporzionale ai loro effetti negativi e che viene comunque progressivamente ridotta durante la procedura.

Alla fine dell’algoritmo di apprendimento gli agenti ottenuti sono ritestati per 100 epoche. La figura 2 mostra la media sulle 100 epoche delle loro prestazioni.

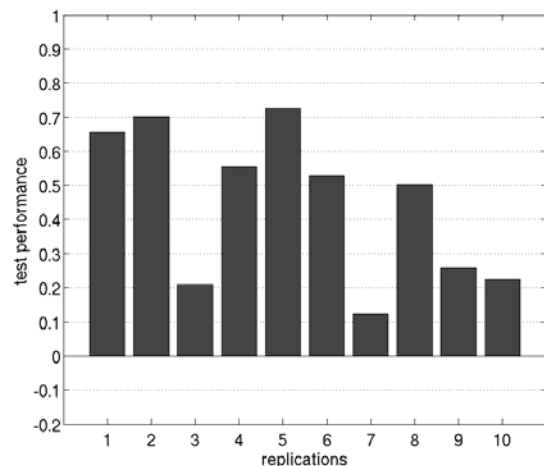


Figura 2: Prestazioni di 10 agenti ottenute tramite apprendimento individuale.

Come si può vedere, esiste una notevole variabilità nelle prestazioni ottenute nelle diverse repliche dell’esperimento. Buone prestazioni sono in genere correlate con categorizzazioni efficaci (vedi Fig. 3), ossia categorizzazioni in cui il modulo neurale A produce valori simili per oggetti dello stesso tipo e il più possibile differenti per i due gruppi di oggetti.

Solo pochi agenti sono in grado, tramite l’apprendimento individuale, di sviluppare una buona categorizzazione. La nostra ipotesi è che, tramite l’apprendimento dall’agente prodotto dalla migliore

replica di questa prima simulazione (la numero 5), il comportamento corretto, difficile da apprendere individualmente, possa diffondersi nella popolazione.

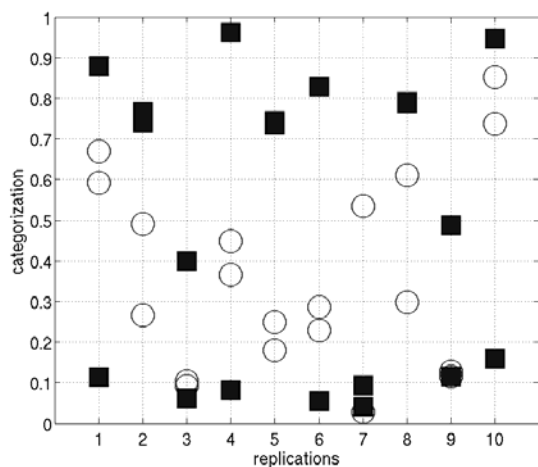


Figura 3: Output del modulo A per i quattro oggetti. Ogni colonna rappresenta la categorizzazione effettuata ad ogni replica dell'esperimento. Cerchi e quadrati indicano rispettivamente gli oggetti  $\alpha$  e  $\beta$ .

### Apprendimento sociale

Per semplificare il più possibile il problema abbiamo assunto che l'agente "esperto" (modello) e quello che apprende (osservatore) siano, ad ogni passo dell'algoritmo di apprendimento, nella medesima posizione e che il secondo possa avere un accesso diretto agli output del primo<sup>1</sup>. Per ottenere questo, ad ogni passo, l'osservatore viene "spostato" nella posizione del modello, in modo che essi ricevano gli stessi input e gli output prodotti dal modello vengono confrontati con quelli prodotti dall'osservatore.

Nel caso dell'apprendimento sociale, l'algoritmo di *simulated annealing* agisce per minimizzare le differenze fra gli output prodotti dai due individui. Tutti i parametri rimangono uguali a quelli descritti nella sezione precedente, ma la funzione di valutazione riguarda ora la differenza tra gli output: le mutazioni positive sono quelle che la riducono. In questo modo, il comportamento dell'osservatore dovrebbe divenire, nel tempo, sempre più simile a quello del modello.

In questa simulazione sono possibili due differenti condizioni sperimentali: nella prima, sono solo gli output motori ad essere confrontati, mentre nella seconda l'errore viene calcolato sugli output motori e sull'output prodotto dal modulo A, fornendo all'osservatore un'informazione esplicita sulla categorizzazione operata dal modello.

La figura 4 mostra i risultati nelle due condizioni. Nella prima, in un solo caso l'apprendimento sociale risulta efficace, mentre nella seconda lo è nella maggior parte dei casi. La difficoltà di sviluppare il

<sup>1</sup> Evitando in questo modo il cosiddetto "problema della corrispondenza" (Dautenhahn & Nehaniv, 2002), che si riferisce al fatto che, nell'imitazione, l'osservatore debba essere in grado di traslare le informazioni sensoriali riguardanti i movimenti del modello nei comandi motori adeguati a riprodurli.

comportamento richiesto e la differenza delle prestazioni nelle due condizioni sperimentali possono essere spiegate da due ragioni tra loro correlate. La prima ragione è che, nella prima condizione, gli agenti non riescono a ricavare, a partire dagli output motori del modello, una buona

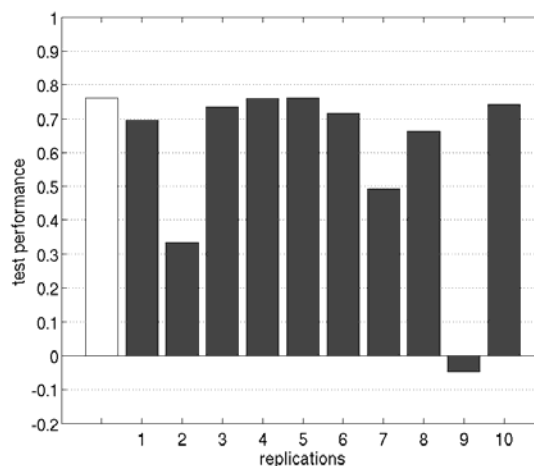
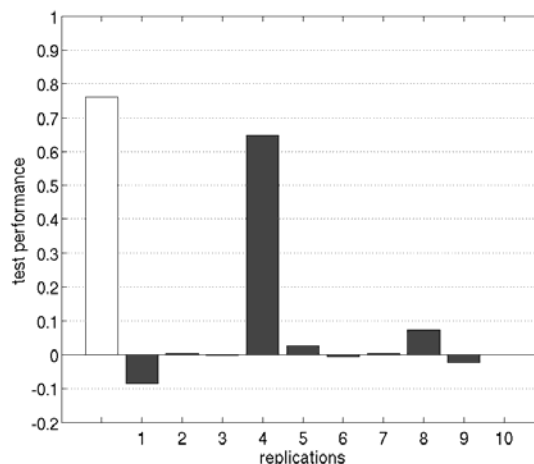


Figura 4: Prestazioni dei 10 agenti ottenuti tramite apprendimento sociale. L'istogramma bianco a sinistra rappresenta la prestazione del modello. Sopra: risultati per la condizione in cui l'errore è calcolato sugli output motori. Sotto: risultati per la condizione in cui l'errore è calcolato sugli output motori e sull'output del modulo A.

categorizzazione (Fig. 5, sopra), mentre ciò avviene se hanno un'esplicita informazione sulla categorizzazione del modello (Fig. 5, sotto). Inoltre, un'analisi dettagliata dell'andamento dell'errore durante la procedura di apprendimento, nella prima condizione sperimentale, mostra come l'abbassarsi dell'errore non corrisponda sempre ad un relativo aumento della prestazione (vedi Fig. 6). Ciò è dovuto al fatto che le abilità comportamentali sequenziali sono sistemi dinamici complessi in cui differenze anche minime a livello delle micro-interazioni possono avere, al livello del comportamento risultante, effetti significativi (Nolfi, 2006).

Più in generale, ciò suggerisce che, nella misura in cui l'apprendimento sociale consiste in una esplicita copia dei pattern comportamentali di un modello, esso possa essere efficace nel caso di tratti discreti (come la

categorizzazione), dove piccoli errori non si accumulano nel tempo, e meno nel caso di tratti continui (come le risposte motorie da effettuare ad ogni passo).

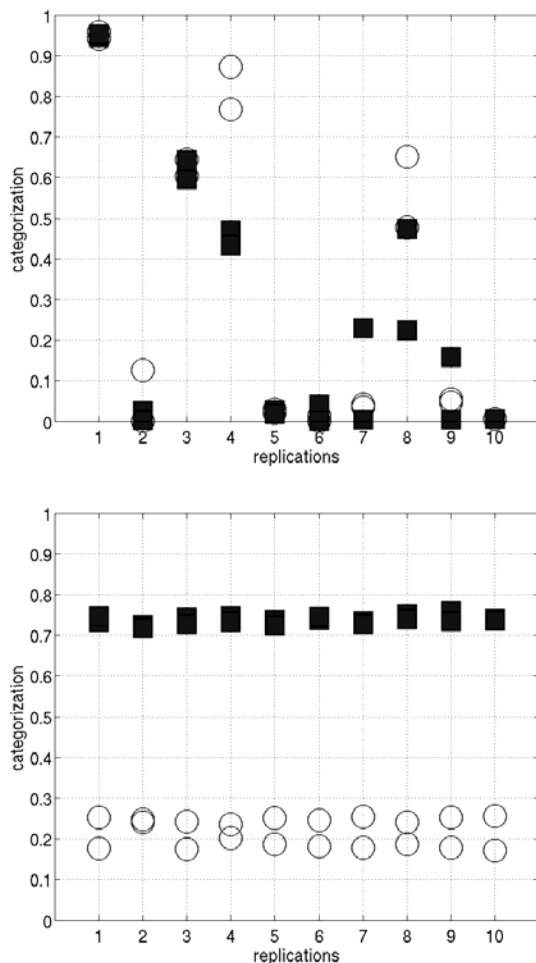


Figura 5: Output del modulo A per i quattro oggetti (vedi la didascalia della figura 3). Sopra: risultati per la condizione in cui l'errore è calcolato sugli output motori. Sotto: risultati per la condizione in cui l'errore è calcolato sugli output motori e sull'output del modulo A.

### Apprendimento sociale e individuale

In un'ulteriore simulazione abbiamo utilizzato il medesimo algoritmo per combinare l'apprendimento sociale con quello individuale. Tutto è come nella simulazione precedente, ma il *simulated annealing* agisce contemporaneamente sulle due funzioni di valutazione, che hanno un peso diverso a seconda della fase del ciclo di apprendimento. All'inizio, l'apprendimento è esclusivamente sociale, ma a partire dalla metà della procedura (50000 cicli), il peso della funzione di valutazione "sociale" inizia a decrescere linearmente, mentre aumenta, per converso, quello della funzione "individuale", fino a che, alla fine dell'apprendimento, è solo quest'ultima ad essere tenuta in considerazione.

In questo scenario è possibile una nuova condizione sperimentale: oltre alle due precedenti (la differenza è calcolata sugli output motori, oppure la differenza è

calcolata sugli output motori e sull'output del modulo A) è possibile apprendere socialmente *solo* la categorizzazione, cercando di sviluppare, a partire da questa, in modo individuale, un'efficace strategia sensomotoria nella seconda parte dell'apprendimento.

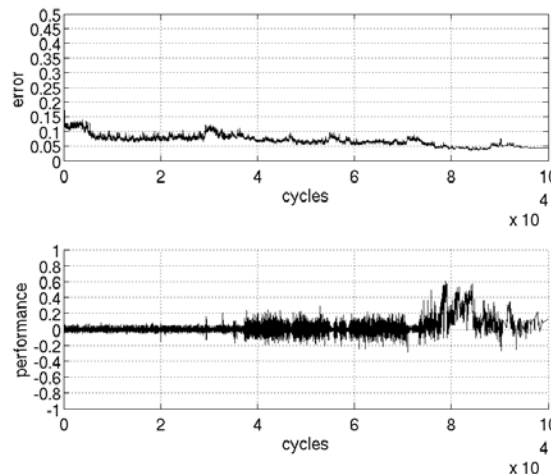


Figura 6: Andamento dell'errore (sopra) e della prestazione (sotto) in una tipica replica nella condizione sperimentale in cui l'errore è calcolato sugli output motori.

I risultati (vedi Fig. 7) confermano le nostre ipotesi: anche in questo caso, se l'apprendimento sociale agisce solo sull'informazione degli output motori le prestazioni sono scadenti (anche se l'apprendimento individuale apporta un leggero miglioramento rispetto alla simulazione precedente), mentre quando è anche l'informazione sulla categorizzazione ad essere appresa socialmente, il comportamento corretto si diffonde nella popolazione. E' interessante notare come anche la nuova condizione sperimentale (vedi Fig. 7, sotto) produca risultati positivi. Questo significa che la scarsa prestazione della condizione in cui sono solo gli output motori ad essere imitati non è dovuta al fatto che il calcolo dell'errore viene effettuato su un numero minore di parametri, ma alle caratteristiche di questi parametri. Infatti, nel caso della categorizzazione, il confronto viene effettuato solo su un singolo output, ma l'apprendimento sociale fornisce comunque una base sulla quale l'apprendimento individuale riesce efficacemente a costruire un corretto comportamento.

### Trasmissione culturale iterata

L'ultima simulazione riguarda la trasmissione culturale iterata. In questo scenario abbiamo confrontato le condizioni di apprendimento sociale e di apprendimento sociale ed individuale in cui abbiamo ottenuto i migliori risultati (ossia, in entrambi i casi, quelle in cui sono confrontati sia gli output motori che quello del modulo A) iterando il processo per più generazioni, per un totale di 10. Ad ogni generazione, il migliore agente prodotto diventa il modello per la generazione successiva, anch'essa composta da 10 agenti.

La figura 8 mostra i risultati ottenuti. Nel caso in cui l'apprendimento è esclusivamente sociale si osservano

oscillazioni della prestazione media nel corso delle generazioni, che sono invece assenti, o quasi, nella seconda condizione. Nel nostro modello, l'apprendimento sociale risulta più efficace, nel corso delle generazioni, se è combinato con l'apprendimento individuale.

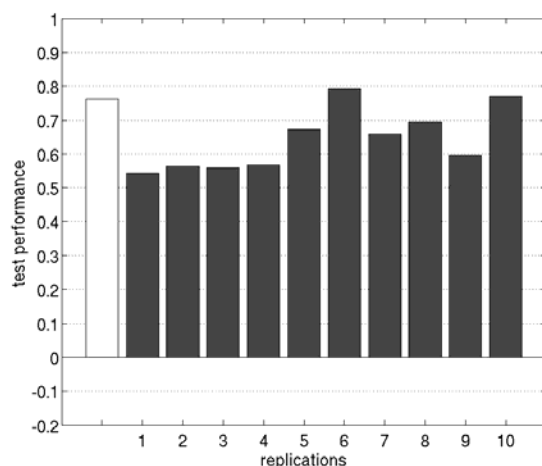
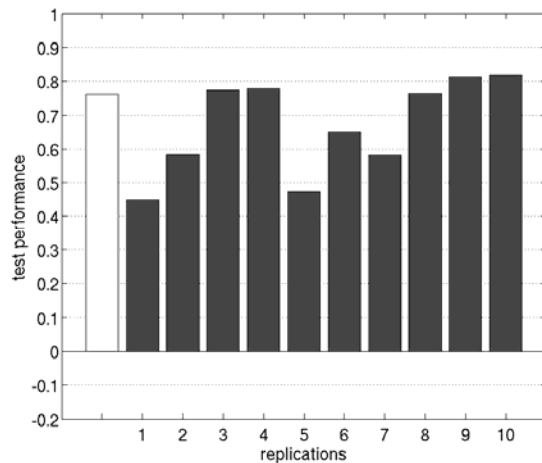
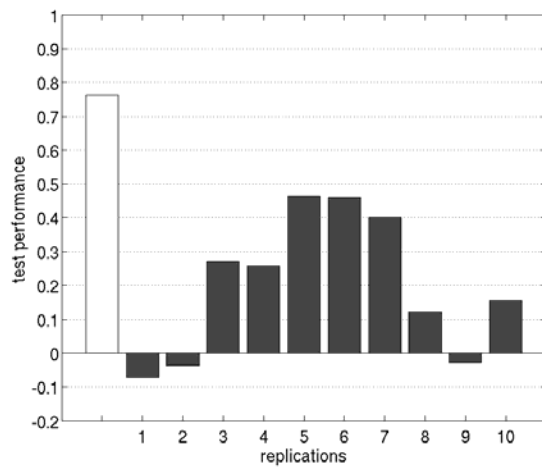


Figura 7: Prestazioni dei 10 agenti ottenuti tramite apprendimento sociale e individuale. L'istogramma bianco a sinistra rappresenta la prestazione del modello. Sopra: risultati per la condizione in cui l'errore è calcolato sugli output motori. Centro: risultati per la condizione in cui l'errore è calcolato sugli

output motori e sull'output del modulo A. Sotto: risultati per la condizione in cui l'errore è calcolato sull'output del modulo A.

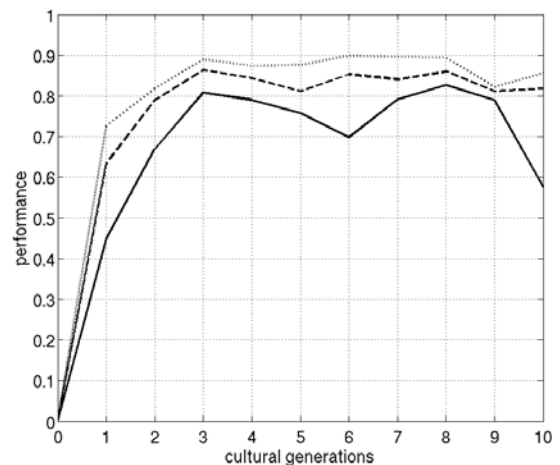
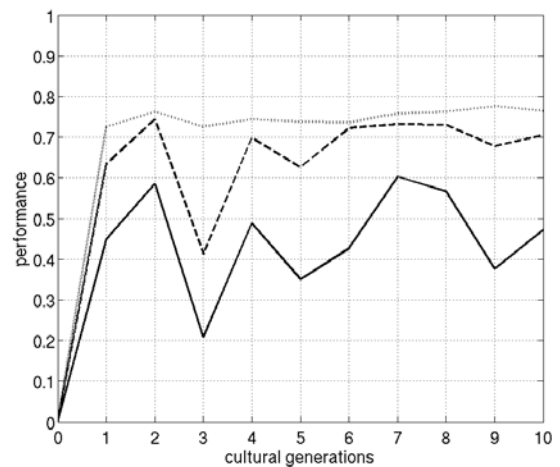


Figura 8: Trasmissione culturale iterata. Linea continua: media della popolazione. Linea tratteggiata: migliori 5 agenti. Linea puntata: migliore agente. Sopra: apprendimento sociale. Sotto: apprendimento sociale e individuale.

## Discussione e conclusioni

Riteniamo che fenomeni come l'apprendimento sociale siano particolarmente adatti ad essere studiati tramite una metodologia come quella usata in questo lavoro. Per comprenderli, infatti, è necessario tenere conto di molteplici livelli di analisi (si pensi, per esempio, al fatto già accennato che molti differenti meccanismi individuali possono dare origine allo stesso risultato a livello popazionale, ossia la diffusione di un dato comportamento) e che, tipicamente, esistono interazioni difficilmente ricavabili dall'osservazione empirica tra ciò che avviene ai vari livelli (Noble & Todd, 2002). Anche un modello relativamente semplice, come quello qui presentato, può mettere in luce alcune caratteristiche interessanti dell'apprendimento sociale.

Innanzitutto, si è mostrato come un comportamento difficile da apprendere individualmente, che non tutti gli

agenti di una popolazione riescono a sviluppare, può essere efficacemente diffuso tramite l'apprendimento sociale.

Abbiamo utilizzato, per modellizzare l'apprendimento sociale, un algoritmo di copia esplicita, che prevede le assunzioni (irrealistiche) che il modello e l'osservatore abbiano, ad ogni passo, esattamente gli stessi input e che l'osservatore abbia accesso diretto agli output del modello. Il fatto che, in alcuni casi, questo algoritmo non si sia dimostrato efficace sembra un risultato abbastanza generale ed indipendente dalla specifica implementazione. Un qualsiasi ipotetico meccanismo, che operasse effettuando una copia esplicita al livello dei micro-comportamenti del modello, dovrebbe possedere, per essere efficace, una precisione che non è realistico aspettarsi, in quanto i costi che questo imporrebbe sarebbero superiori ai vantaggi ottenibili. Più in generale, ci dovremmo aspettare che, nella maggior parte dei casi, l'imitazione, almeno quando consiste nella copia esplicita dei comportamenti di un modello, agisca su tratti comportamentali discreti, come, nel nostro caso, la categorizzazione, per i quali gli errori non si accumulano nel tempo.

Infine, abbiamo mostrato l'utilità della combinazione di apprendimento individuale e apprendimento sociale. In popolazioni piccole, come quelle utilizzate nel nostro modello, la trasmissione culturale da sola fatica a mantenere stabile la prestazione per più generazioni. Tuttavia, grazie all'apprendimento individuale è possibile mantenere i vantaggi adattivi della diffusione sociale dei comportamenti e, nello stesso tempo, fare in modo che gli aggiustamenti apportati dai singoli individui limitino gli effetti negativi dovuti al fatto che l'algoritmo di copia non assicura la perfetta riproduzione del comportamento del moello.

## Ringraziamenti

Questa ricerca è stata sostenuta dal progetto ECAGents, finanziato dal programma Future and Emerging Technologies (IST-FET) della Comunità Europea (IST-2003-1940)

## Bibliografia

- Acerbi, A., & Parisi, D. (2006). Cultural transmission between and within generations. *Journal of Artificial Societies and Social Simulations*, 9(1).
- Billard, A., & Dautenhahn, K. (1999). Experiments in learning by imitation: grounding and use of communication in robotic agents. *Adaptive Behavior*, 7(3/4), 415-438.
- Boyd, R., & Richerson, P. J. (1985). *Culture and the Evolutionary Process*. Chicago, University of Chicago Press.
- Boyd, R., & Richerson, P. J. (2005). *Not by Genes Alone: How Culture Transformed Human Evolution*. Chicago, University of Chicago Press.
- Dautenhahn, K. & Nehaniv, C. L. (2002). The correspondence problem. In K. Dautenhahn & C. L. Nehaniv (Eds.), *Imitation in Animals and Artifacts*. Cambridge, MIT Press.
- Galef, B. G., & Laland, K. N. (2005). Social learning in animals: Empirical studies and theoretical models. *Bioscience*, 5(6), 489-499.
- Hinton, G. E., & Nowlan, S. J. (1987). How learning guide evolution. *Complex Systems*, 1, 495-502.
- Kirby, S. (2002). Natural language from artificial life. *Artificial Life*, 8(2), 185-215.
- Kirkpatrick, S., Gelatt Jr., C. D., & Vecchi, M. P. (1983). Optimization by simulated annealing. *Science*, 220(4598), 671-680.
- Noble, J., & Todd, P. (2002). Imitation or something simpler? Modelling simple mechanisms for social information processing. In K. Dautenhahn & C. L. Nehaniv (Eds.), *Imitation in Animals and Artifacts*. cit.
- Nolfi, S. (2006). Behaviour as a complex adaptive system: On the role of self-organization in the development of individual and collective behaviour. *ComplexUs*, 2(3/4), 195-203.
- Nolfi, S., Elman, J. L., & Parisi, D. (1994). Learning and evolution in neural networks. *Adaptive Behavior*, 3(3), 5-28.
- Nolfi, S., & Floreano, D. (1999). Learning and Evolution. *Autonomous Robots*, 7(1), 89-113.
- Parisi, D. (1997). Cultural evolution in neural networks. *IEEE Experts*, 12, 9-11.
- Rogers, A. R. (1989). Does biology constrain culture? *American Anthropologist*, 90, 819-831.
- Van Bergen, Y., Coolen, J., & Laland, K. N. (2004). Nine-spined sticklebacks exploit the most reliable source when public and private information conflict. *Proceedings Royal Society: Biological Sciences*, 271, 957-962.
- Visalberghi, E., & Fragaszy, D. (1991). Do Monkeys Ape? In S. T. Parker & K. R. Gibson (Eds.), *"Language" and Intelligence in Monkeys and Apes*. Cambridge, Cambridge University Press.