

# APPRENDIMENTO PER RINFORZO E COORDINAZIONE SENSOMOTORIA

Gianluca Baldassarre

Università degli Studi di Roma “La Sapienza”

## *Riassunto*

Il lavoro presenta un modello sulla coordinazione sensomotoria relativa al raggiungimento manuale di oggetti. Lo scopo è quello di valutare se un sistema subsimbolico non caratterizzato a priori da limiti e vincoli in termini di connettività, sia in grado di far emergere, attraverso processi di assimilazione e accomodamento, schemi cognitivi percettivi e motori adattivi. A questo fine è stato realizzato un organismo simulato dotato di un braccio e di un sistema visivo, che percepisce un rinforzo positivo quando avvicina l'estremità del braccio ad un oggetto. Il sistema sensomotorio è coordinato da una rete neurale artificiale binaria che va incontro a due processi di apprendimento: modificazione della probabilità di attivazione delle unità sulla base del rinforzo e modificazione della topologia della rete tramite un algoritmo genetico. I risultati mostrano che mentre il primo processo di apprendimento consente all'organismo di svolgere efficacemente il compito, l'algoritmo genetico non riesce a far emergere nel tempo una struttura che supporti schemi sensomotori sufficientemente selettivi e specializzati.

## 1. INTRODUZIONE

Le prime forme di comportamento intelligente umano e la gran parte dei comportamenti intelligenti degli animali, si manifestano con la formazione di schemi percettivi e motori adattivi. Secondo Piaget (1937) questi schemi sono prodotti da processi di assimilazione ed accomodamento che tendono a sviluppare, differenziare, selezionare e consolidare gli schemi che assumono una valenza adattiva per l'organismo.

Lo scopo di questo lavoro è di indagare la possibilità che le strutture che supportano il comportamento, qui rappresentate attraverso una rete neurale, possano emergere anche in assenza di limitazioni spaziali, topologiche e di connettività, stabilite a priori geneticamente.

L'indagine è stata condotta con la costruzione di un organismo artificiale simulato dotato di un sistema visivo e di un braccio a due articolazioni. Le informazioni percepite visivamente dall'organismo vengono elaborate da una rete neurale binaria (Pessa, 1993) che le utilizza per mandare impulsi ai “muscoli” del braccio. La rete neurale va incontro a due processi di apprendimento. Il primo comporta una modificazione della “forza” delle unità, da cui dipende la loro probabilità di attivazione. La forza viene accumulata dalle unità sulla base del rinforzo percepito dall'organismo durante l'interazione con l'ambiente. Il secondo comporta una modificazione delle connessioni esistenti tra le diverse unità. Queste modificazioni vengono realizzate da un algoritmo genetico sulla base della forza, che in questo caso assume la valenza di “fitness”.

Queste tematiche vengono così sviluppate nei paragrafi dell'articolo. Nel secondo paragrafo viene presentata la cornice teorica del lavoro. In particolare sono presentati alcuni concetti formulati da Piaget e riguardanti l'intelligenza sensomotoria (Piaget, 1937; Petter, 1961). Nel terzo paragrafo viene indicata la strada seguita per tradurli in un modello operativo connessionista dotato di meccanismi di apprendimento di tipo evolutivo. Il problema affrontato con il modello viene illustrato nel quarto paragrafo mentre nel quinto viene illustrata in dettaglio la struttura delle simulazioni. Nel

sesto paragrafo vengono presentati i risultati delle simulazioni e la loro possibile interpretazione, infine nel settimo vengono tratte le conclusioni sulla ricerca svolta.

## **2. SCHEMI SENSORI-MOTORI, ASSIMILAZIONE ED ACCOMODAMENTO**

Il comportamento intelligente può essere definito come una forma di adattamento dell'organismo all'ambiente fisico e sociale. Un organismo è adattato all'ambiente quando esiste tra l'uno e l'altro uno "stato di equilibrio" (Olivetti Belardinelli, 1974). Questo avviene quando l'organismo è in grado di modificare l'ambiente stesso o i propri rapporti con l'ambiente in un senso che risulta concretamente favorevole per lui, o corrisponde alle sue intenzioni, o gli consente di reagire a mutamenti che intervengono nell'ambiente stesso, in modo da assicurare la propria indipendenza e sopravvivenza

Le prime forme di comportamento intelligente umano e la gran parte dei comportamenti intelligenti negli animali, si manifestano con la formazione di schemi percettivi e motori adattivi. Con schema indicheremo ogni struttura cognitiva attiva suscettibile di modificazioni.

Gli schemi vanno incontro a due processi distinti di modificazione:

1. Processi di assimilazione. Si verificano quando uno stimolo è interpretato dall'organismo in termini di uno schema già esistente, cioè viene assimilato ad esso. Ad esempio quando un bambino di qualche mese diviene capace di battere ritmicamente un cucchiaio contro il tavolo od il pavimento, ed afferra allora qualunque oggetto nuovo per sottoporlo a tale trattamento, incorporandolo dunque nello schema percettivo-motorio del "battere ritmicamente", ha luogo un processo di assimilazione.
2. Processi di accomodamento. Si hanno quando uno schema viene modificato a causa di un nuovo stimolo, in modo da essere applicabile al nuovo stimolo. Ad esempio quando un bambino viene in possesso di un oggetto nuovo che tenta di battere contro il pavimento, ma questo si rivela particolarmente pesante e difficile da maneggiare, possono verificarsi nuovi coordinamenti sensorio-motori (nuove posizioni della mano, delle dita, ecc.) che costituiscono una forma di accomodamento dello schema del "battere ritmicamente" ai nuovi aspetti della situazione.

Un altro tipo di modificazioni a cui vanno incontro gli schemi sono i processi di coordinamento che portano alla formazione di schemi unici complessi a partire da schemi elementari. Ad esempio la coordinazione tra schemi appartenenti al dominio della percezione ed a quello del movimento da luogo a schemi unici sensorio-motori. Questi consistono in un movimento o una serie di movimenti determinati da una o più percezioni.

Nell'uomo e in alcuni organismi, i primi e più importanti coordinamenti si manifestano tra gli schemi della visione e gli schemi della prensione. E' possibile supporre che la formazione di questi coordinamenti sensorio-motori, almeno all'inizio dello sviluppo mentale, abbia luogo attraverso il consolidamento di comportamenti prodotti inizialmente da spinte innate e generiche verso la produzione di atti percettivi e motori fine a se stessi.

E' possibile supporre inoltre che questo consolidamento sia dovuto ad una sorta di "rinforzo interno" che tende a rendere stabili le coordinazioni sensorio-motorie che risultano utili per l'organismo. In questo senso possono essere interpretate le "reazioni circolari primarie" e le "reazioni circolari secondarie" di Piaget. Le prime sono costituite dalla tendenza, manifestata dal bambino nei primi mesi di sviluppo, a riprodurre movimenti che hanno come unico scopo se stessi. Le seconde sono costituite dalla tendenza del bambino a riprodurre movimenti non più centrati su se stessi, ma aventi come scopo un risultato prodotto sul mondo esterno. Un esempio di queste ultime è costituito proprio dal raggiungimento manuale degli oggetti (Di Sano, 1993; Schlesinger e Parisi, 1997).

Sottolineiamo che in entrambi i casi di reazione circolare primaria e secondaria, lo schema sensomotorio viene prodotto fortuitamente, non è il frutto di una sperimentazione attiva mirante al perseguimento intenzionale di uno scopo (comportamento “per prove ed errori”). Questo è invece il caso delle reazioni circolari terziarie, caratterizzate da una più marcata distinguibilità tra fini e mezzi rispetto alle prime. Queste costituiscono il termine di passaggio ad un altro comportamento, che presenterà tutti i caratteri dell’atto di intelligenza: quello nel quale la scoperta e l’utilizzazione dei mezzi si realizza in modo subitaneo. Questo è reso possibile dalla capacità di sperimentare mentalmente i possibili tentativi, cosa che consente l’esecuzione effettiva delle sole azioni utili (o con alta probabilità di successo).

Il modello connessionista qui presentato, traduce in un modello operativo l’idea di azione circolare secondaria. In particolare il modello che verrà descritto in dettaglio nel paragrafo successivo indirizza l’attenzione verso i particolari schemi sensomotori relativi alla visione ed al raggiungimento manuale degli oggetti. L’organismo simulato è costituito da un apparato visivo fisso, una retina discretizzata e un braccio a due segmenti. Attraverso il sistema visivo l’organismo riesce a “vedere” l’oggetto ed il proprio braccio. Un oggetto viene posto all’interno del campo visivo dell’organismo simulato, e questo percepisce un rinforzo positivo interno se riesce ad avvicinare la mano all’oggetto.

Tra il sistema visivo e quello motorio vi è una rete neurale che raccoglie le informazioni provenienti dalla retina, le processa, ed invia segnali ai “muscoli” del braccio. Ogni unità di questa rete è caratterizzata da una probabilità di attivazione, detta forza, che varia nel tempo sulla base del rinforzo percepito dall’organismo. Inoltre un processo basato sugli algoritmi genetici tende a riprodurre le unità con alta forza e, dopo averle leggermente mutate, a sostituirle a quelle a bassa forza. Gli algoritmi genetici sono la base di un tipo di apprendimento applicabile alle reti neurali, denominato evolucionistico (Pessa, 1993). Come vedremo in dettaglio nel paragrafo successivo, gli algoritmi genetici, che si ispirano alla selezione naturale, prevedono che la funzione che deve svolgere una certa struttura da trovare, sia vista come un criterio evolutivo di una opportuna popolazione di strutture inizialmente generate a caso (le unità della rete nel modello qui presentato).

### **3. RETI NEURALI ED APPRENDIMENTO EVOLUTIVO**

La loro natura intrinsecamente dinamica rende gli schemi interpretabili in termini di reti neurali. Le reti neurali possono incorporare degli schemi percettivi. Nel modello qui presentato, ciascuna unità della rete è collegata con un certo numero di unità della retina. La sua attivazione in un certo istante dipende dallo stato di queste unità. Si può dire quindi che essa, con le sue connessioni, incorpora uno schema percettivo, nel senso che si attiva solo in presenza di una particolare classe di stati del mondo percepiti. Ovvero si può dire che essa, insieme ad altre unità della rete, incorpora uno schema percettivo implicito e diffuso tra le unità stesse (cioè subsimbolico, Pessa, 1992). La rete quindi, risponde a diversi input visivi con l’attivazione dinamica degli “schemi” di cui è costituita.

Le unità della rete sono collegate anche con i quattro muscoli del braccio attraverso una o più connessioni. L’attivazione delle unità della rete provoca quindi particolari movimenti del braccio, per cui si può dire che il movimento del braccio ha luogo attraverso l’attivazione degli schemi motori della rete (vedremo dopo le particolari connessioni esistenti). Le unità della rete sono inoltre tra loro interconnesse. Questo comporta che le unità che si attivano a causa dell’input visivo inviano segnali a quelle che provocano l’output motorio, direttamente o tramite l’attivazione di unità intermedie. Si possono così formare dei coordinamenti tra gli schemi visivi e quelli motori, dando luogo a schemi sensomotori articolati.

Le strutture della rete che incorporano gli schemi sensomotori, sono sottoposte a modificazioni continue, interpretabili in termini di assimilazione ed accomodamento. Inizialmente la rete sarà dotata di schemi casuali. Alcuni di

questi riusciranno ad organizzare la percezione od il comportamento motorio in modo parzialmente utile per l'organismo, aumenteranno la probabilità di attivarsi e saranno preservati. Altri invece produrranno un rinforzo negativo, per cui diminuiranno la probabilità di attivarsi e nel tempo saranno scartati.

Gli schemi "utili" inizialmente saranno grossolani. Ad esempio alcune unità (o gruppi di unità) tenderanno ad attivarsi anche in presenza di stimoli visivi molto diversi tra loro, o a produrre particolari movimenti in presenza di condizioni ambientali molto diverse tra loro (assimilazione). Gli algoritmi genetici però, produrranno delle unità con una connettività leggermente modificata rispetto a quella dei "genitori". Se le unità così risultanti incorporeranno degli schemi sensomotori più specifici (cioè tali da rispondere solo a situazioni particolari) di quelli di origine, si sostituiranno ad essi (accomodamento). In questo modo potrà emergere una "ecologia" di gruppi di unità in grado di rispondere alle diverse situazioni con opportune attivazioni dei diversi schemi. Gli schemi vanno dunque incontro ad un processo di adattamento all'ambiente basato sull'assimilazione e l'accomodamento. Per questo motivo la scelta del meccanismo di apprendimento con cui dotare la rete del modello presentato è ricaduta sugli algoritmi genetici.

Gli algoritmi genetici (Holland, 1975; Goldberg, 1989) costituiscono un potente algoritmo di ricerca di strutture (cioè entità composte da parti collegate tra loro) idonee a svolgere una determinata funzione. Essi si ispirano ai meccanismi della selezione naturale e prevedono che le strutture da cercare siano codificate attraverso una stringa di simboli, il "DNA". Inizialmente viene generata a caso una "popolazione" di queste stringhe. Le strutture (individui) corrispondenti alle stringhe vengono testate in base alla funzione che debbono svolgere e la loro prestazione viene valutata con un numero, la "fitness".

Sulla base della fitness così determinata, viene riprodotta una nuova popolazione di stringhe/individui. Gli individui della nuova popolazione vengono dotati di un "DNA" costituito di parti di "DNA" proveniente da due individui della vecchia popolazione dotati di alta fitness, i "genitori". Questo meccanismo di produzione di nuove stringhe a partire da due genitori viene chiamato "crossover". Gli individui della vecchia popolazione dotati di bassa fitness sono invece riprodotti con bassa probabilità (o non sono riprodotti affatto), per cui tendono a scomparire dalla popolazione. Il DNA dei nuovi individui viene inoltre sottoposto a piccole modifiche: alcuni dei suoi elementi, scelti a caso, vengono sostituiti con altri scelti dal repertorio di simboli di cui si compone il DNA. Questo processo prende il nome di "mutazione". L'applicazione di questi meccanismi porta di tanto in tanto alla generazione di individui dotati di fitness più alta di quella dei genitori. Questi individui, per i motivi detti, tendono a diffondersi nella popolazione ed a sostituire quelli a bassa fitness.

A livello di intera popolazione gli algoritmi genetici portano così all'emergere di individui della popolazione sempre più adatti, cioè idonei a svolgere con efficacia il compito loro assegnato. Nel nostro modello la popolazione è costituita dalle unità della rete, e quindi dagli schemi cognitivi corrispondenti a gruppi di esse. Il compito assegnato (la funzione che gli individui della popolazione debbono svolgere) è costituito dall'avvicinamento della mano all'oggetto da parte dell'organismo, a partire da qualsiasi posizione relativa possibile. L'applicazione degli algoritmi genetici alle unità della rete consente quindi di riprodurre i processi di accomodamento ed assimilazione a cui vanno incontro gli schemi cognitivi durante l'apprendimento del compito svolto dall'organismo.

L'idea di una "ecologia" di unità, che competono in gruppi per svolgere una determinata funzione cognitiva, è stata diffusamente sviluppata da Edelman (Edelman, 1987; Reeke et al., 1990) che parla di "Darwinismo neuronale". In realtà il termine da lui utilizzato è in parte fuorviante in quanto nel suo modello l'aspetto tipico della selezione naturale, costituito dalla riproduzione degli individui migliori attraverso un DNA sottoposto a crossover e mutazione, è assente.

Quello che invece è presente è l'idea di una popolazione (chiamata "repertorio") di gruppi di unità creati a priori, e solo successivamente selezionati sulla base del confronto dell'organismo con ambiente (Pessa, 1993).

Nel modello di Edelman i gruppi neuronali, caratterizzati da unità fortemente interconnesse ma debolmente connesse con il resto della rete, assumono un ruolo chiave. Ognuno di essi svolge particolari funzioni a livello cognitivo: ad esempio consente la classificazione dei pattern sensoriali rilevati dai sensori, o consente la realizzazione di un certo movimento dell'organismo. Quando la risposta di un particolare gruppo risulta adattiva per l'organismo, allora i coefficienti di connessione di quel gruppo vengono modificati in modo tale che la sua risposta divenga più rapida od intensa quando incontrerà di nuovo il particolare stimolo o stimoli simili.

Il modello qui presentato si ispira, ma solo in parte, al modello di Edelman. Esso si discosta da quello di Edelman in quanto utilizza una rete con attivazioni e pesi binari invece che continui (Pessa, 1993), ed in quanto utilizza un "darwinismo neuronale" quasi completo basato sugli algoritmi genetici. Il motivo della scelta della rete binaria risiede nella necessità di diminuire il numero di stati possibili del sistema, tra i quali gli algoritmi di apprendimento debbono cercare le configurazioni adattive. La scelta di un "darwinismo" completo è giustificata dalla necessità di disporre appieno della potenza degli algoritmi genetici come algoritmi di ricerca di strutture adattive (Holland, 1987; Lawrence, 1989; Baldassarre, 1996).

Alcuni aspetti del modello di Edelman qui ripresi consistono nella natura selettiva dei meccanismi di apprendimento adottati, nello studio dell'intelligenza sensomotoria mediante un organismo simulato dotato di un apparato visivo e di un braccio mobile, e nella organizzazione in mappe bidimensionali delle unità cognitive. (Osserviamo che in questa fase della ricerca l'organizzazione bidimensionale delle unità interne della rete è solo apparente, non esistendo alcun aspetto della struttura della rete o alcun tipo di processo legato alla posizione spaziale relativa delle unità).

L'elemento più importante che accomuna il modello presentato in questo lavoro ed il modello di Edelman, è costituito dal meccanismo di apprendimento di tipo selettivo basato sul rinforzo. L'apprendimento per rinforzo, studiato sul piano teorico dalla letteratura connessionista (Williams, 1988; Fagg et al., 1993), si basa su questi principi. Una rete neurale, collegata ad un sistema di sensori che rilevano lo stato presente del mondo ed ad un sistema di effettori in grado di produrre una azione nell'ambiente, viene inizialmente dotata di pesi (e/o di connessioni) casuali. Le azioni che il sistema produrrà nell'ambiente sono quindi inizialmente casuali. Saltuariamente il sistema riceve da un "insegnante" esterno una informazione sulla bontà dell'azione posta in essere, sintetizzata da uno scalare, chiamato rinforzo. Sulla base di questo rinforzo un particolare algoritmo (algoritmo di redistribuzione del rinforzo) rafforza o indebolisce le connessioni che hanno maggiormente contribuito a produrre l'azione.

Nel modello di Edelman, che utilizza degli algoritmi di redistribuzione del rinforzo molto simili a quelli utilizzati dalla letteratura connessionista, si compie un interessante salto concettuale in quanto il rinforzo ha origine all'interno del sistema stesso. Nel sistema esistono delle aree composte da unità che si attivano in presenza di particolari stati dell'ambiente e/o di relazioni tra l'ambiente e l'organismo, percepiti come desiderabili dall'organismo stesso. L'uscita di queste aree ("aree di valori") costituisce il "rinforzo" utilizzato dal sistema per l'apprendimento. Ad esempio, nel caso di un sistema oculomotore, l'area dei valori potrebbe essere deputata ad emettere un segnale di livello elevato quanto più un oggetto osservato stimola la regione foveale della retina rispetto quella periferica. Il segnale emesso da quest'area può quindi consentire al sistema, mediante un opportuno algoritmo di redistribuzione del rinforzo, di imparare a muovere l'occhio in modo da centrare gli oggetti.

Anche il modello presentato in questo lavoro è dotato di un “sistema di valori”. Esso consente all’organismo di “valutare” il suo rapporto con l’ambiente (vicinanza della mano all’oggetto) e quindi di apportare delle modifiche alla rete. Per semplicità, però, nel modello qui presentato questo sistema è solo simulato, nel senso che il valore del rinforzo è calcolato dal programma sulla base della diminuzione o dell’aumento della distanza della mano dall’oggetto, piuttosto che da un’area della rete deputata a questa funzione. Un modello più completo richiederebbe l’esplicita presenza di un’area di valori, ad esempio in grado di emettere un segnale elevato in presenza di un unico oggetto anziché di due nel campo visivo (che significherebbe “la mano è sull’oggetto”). Un modello ancora più completo richiederebbe la costruzione di un sistema dotato di “valori innati” molto generali (es. mangiare, sfuggire al dolore, muoversi, ecc.) ed in grado di sviluppare autonomamente un sistema di valori (scopi) particolari.

Il motivo di questa semplificazione (area dei valori simulata) risiede nel fatto che il lavoro intende concentrare l’attenzione sulle tematiche indicate all’inizio del paragrafo: il problema dell’adattamento dell’organismo all’ambiente basato sullo sviluppo di schemi mentali (implementati a livello microscopico da particolari configurazioni della connettività della rete) emergenti durante l’interazione con l’ambiente. Nel paragrafo successivo viene illustrato più in dettaglio questo problema.

#### **4. COORDINAZIONE SENSORI-MOTORIA ED EMERGENZA DI SCHEMI**

Nel modello qui presentato ogni unità può avere sia connessioni con la retina, sia connessioni interne, sia connessioni con i muscoli. Il suo ruolo in termini di classificazione dell’input visivo, di schema motorio, o di coordinamento tra schemi visivi e motori, non è quindi stabilito a priori. Inoltre le connessioni delle unità con la retina, con i muscoli, e tra le unità stesse, non sono sottoposte ad alcuna limitazione o vincolo di carattere spaziale, predefiniti. I gradi di libertà interni al sistema sono quindi estremamente elevati, anche se una loro limitazione deriva, come già detto, dalla natura binaria della rete.

Il problema che il lavoro affronta è il seguente. Può un sistema di questo genere essere in grado di far emergere degli schemi mentali (strutture della rete) adattivi, senza essere dotata di alcuna informazione a priori in termini di limitazione della struttura della rete?

Il problema è di notevole interesse in quanto negli organismi naturali la plasticità dei sistemi nervosi è notevolmente limitata dall’esistenza di strutture predefinite a priori, almeno in grandi linee, geneticamente. Il sistema nervoso centrale è organizzato in aree funzionalmente specializzate. I collegamenti tra queste aree, ed all’interno di queste aree, sono altamente specifici e selettivi. Ad esempio il sistema deputato alla visione, uno dei più fortemente strutturati e (non a caso) conosciuti, è caratterizzato da collegamenti quasi uno ad uno tra le unità della retina e quelle della corteccia visiva primaria, da collegamenti organizzati in campi recettivi (“coni” di connessioni), da unità, organizzate gerarchicamente, deputate al riconoscimento di particolari configurazioni di altre unità (cellule semplici, cellule complesse, ecc.). Molte di queste strutture si formano sotto la spinta del “programma” genetico. Situazioni analoghe valgono per le aree motorie (Kandel et al., 1988).

L’apprendimento consentito dalla interazione dell’organismo con l’ambiente, agisce su queste strutture preesistenti. Esso definisce la grande massa di dettagli della struttura, che non potrebbero essere codificati a priori geneticamente sia per ragioni di quantità di informazione, sia per la necessità, legata alla intrinseca natura dell’apprendimento, di incorporare informazioni specifiche sull’ambiente e sulle azioni da adottare in esso. Il lavoro mira quindi a capire se un sistema in grado di apprendere, ma inizialmente simile ad una “tabula rasa”, sia in grado di sviluppare autonomamente questa informazione che negli organismi viventi è prodotta durante l’evoluzione genetica.

Il problema proposto è inoltre rilevante anche per l'analisi connessionista di tipo teorico, volta a realizzare dispositivi di reti neurali utili dal punto di vista applicativo. Spesso infatti nei modelli connessionisti vengono utilizzate reti neurali molto simili ad una "tabula rasa", come ad esempio le reti interamente connesse e con pesi iniziali casuali. Il modello presentato dà un contributo all'indagine volta capire se ed in quale misura particolari problemi cognitivi possono essere affrontati solo da dispositivi dotati a priori di una certa quantità di informazione codificata in termini di architettura.

## 5. IL MODELLO

### 5.1. Organismo e ambiente

La struttura dell'ambiente è molto semplice. Essa può essere pensata come uno spazio bidimensionale. L'organismo è posizionato in un preciso punto di questo spazio ed è immobile.

L'organismo è dotato di un apparato sensoriale visivo e di un apparato motore. L'apparato visivo è costituito da un occhio che osserva dall'alto (per semplicità l'asse visivo è perpendicolare allo spazio) la porzione di spazio antistante l'organismo. Questo apparato raccoglie una immagine che attiva una retina bidimensionale composta da una matrice di dimensione data (ad es.  $16 \times 16$ ). La retina restituisce l'immagine discretizzata della porzione di spazio (continuo) presente nel campo visivo dell'organismo. Questa immagine viene immessa, sotto forma di impulsi 0-1, direttamente nella rete neurale dell'organismo che esamineremo tra poco.

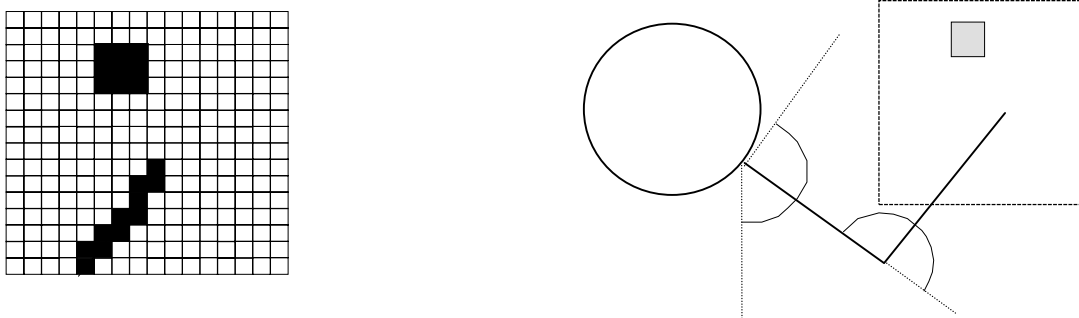


Fig. 1. L'apparato sensore e motore dell'organismo. A sinistra è riportata l'immagine della porzione di spazio che cade all'interno del campo visivo dell'organismo, così come è percepita attraverso la sua retina. A destra è riportato l'organismo simulato con il braccio a due segmenti e gli angoli massimi che questi possono assumere. Il quadratino grigio è l'oggetto presente nel campo visivo dell'organismo, corrispondente alla linea tratteggiata.

L'apparato motore dell'organismo è composto da un braccio a due segmenti mobili. I due segmenti hanno una possibilità di movimento limitata, come illustrato in figura 1. Il movimento di ognuno dei due segmenti è determinato da una coppia contrapposta di muscoli controllati dalle unità della rete neurale attraverso una serie di connessioni. Il movimento di un segmento verso l'una o l'altra direzione è costituito da una frazione dell'ampiezza massima di movimento consentita. Questa frazione è determinata sulla base della differenza del numero di impulsi pari a +1 provenienti dalle unità della rete, ricevuti dai due muscoli contrapposti. Nella simulazione la formula per il calcolo di questo movimento è la seguente:

$$AM = AMM \times ((M1 - M2) / M)$$

dove AM è l'angolo formato dal movimento di un segmento, AMM è l'angolo massimo di questo movimento, M1 è il numero di impulsi ricevuti dal primo muscolo, M2 quello del muscolo contrapposto, M è il numero massimo di impulsi che possono essere ricevuti in un istante della simulazione da un singolo muscolo.

Nello spazio davanti all'organismo, entro il suo campo visivo, è posizionato un oggetto che l'organismo deve raggiungere con l'estremità esterna del secondo segmento (la "mano"). Ogni volta che l'organismo raggiunge l'oggetto, l'oggetto è riposizionato a caso entro il campo visivo (figura 1).

### 5.2. Struttura della rete neurale

La rete neurale dell'organismo simulato è composta da una mappa rettangolare di  $25 \times 36$  unità. Essa riceve gli input direttamente dai sensori della retina ed emette un output verso l'apparato muscolare dell'organismo. Essa inoltre è dotata di connessioni interne (connessioni intrastrato). Ogni unità della rete ha delle connessioni afferenti provenienti dalla retina (un certo numero prefissato). Queste connessioni possono avere un peso pari a +1, 0 o -1. Ogni unità ha inoltre delle connessioni afferenti provenienti da altre unità all'interno della mappa (un certo numero prefissato). Queste possono avere un peso pari a 0 o +1. Infine ogni unità ha delle connessioni efferenti verso i muscoli (un certo numero prefissato). Queste possono avere un peso pari a 0 o +1 (figura 2).

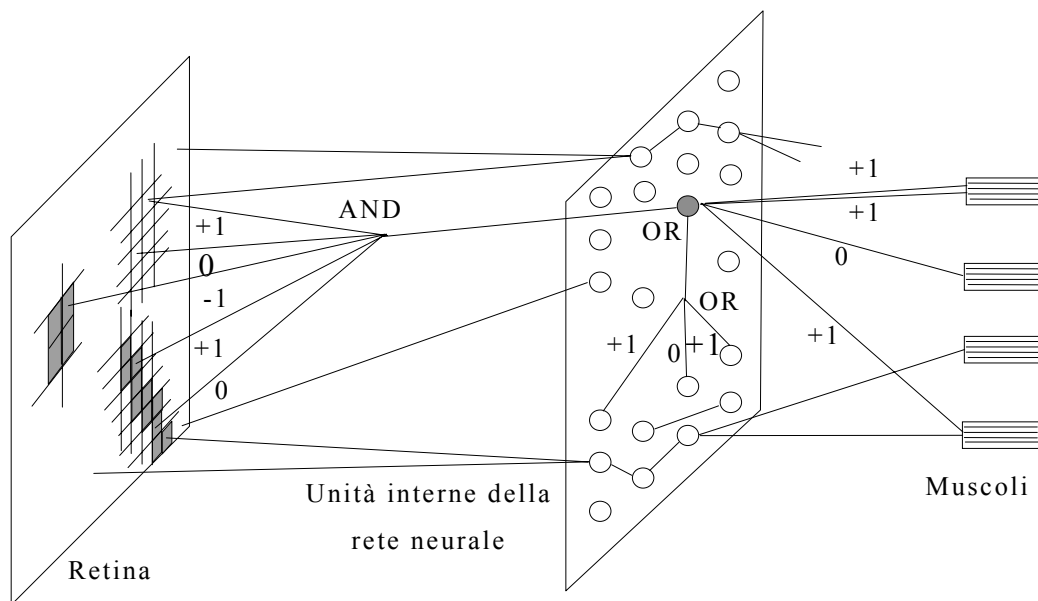


Fig. 2. La struttura della rete neurale. Sono evidenziati i possibili pesi delle connessioni relative ad una unità interna (unità in grigio) con la retina, con i muscoli e con le altre unità interne, l'integrazione degli impulsi realizzata tramite operazioni logiche.

### 5.3. Funzionamento della rete neurale

Ad ogni unità della rete è associato un numero chiamato "forza". Nella fase del funzionamento della rete la forza viene utilizzata per stabilire quali unità del sistema debbono attivarsi ad ogni istante. Essa viene modificata durante il funzionamento della rete, dando luogo ad un primo meccanismo di apprendimento. La forza viene inoltre utilizzata come misura della "fitness" per applicare periodicamente gli algoritmi genetici alla popolazione di unità, dando luogo ad un apprendimento basato sulla modifica delle connessioni delle unità della rete.



In ogni istante di tempo tra le diverse unità avviene una competizione stocastica per l'attivazione. Infatti ogni unità che riceve degli impulsi non si attiva automaticamente, ma partecipa ad una estrazione probabilistica che ha in palio l'effettiva attivazione. Le unità che vincono la competizione (3 unità) assumono una attivazione pari a +1 mentre le unità che perdono, al pari di quelle che non riescono a partecipare alla competizione, assumono una attivazione pari a 0, cioè non si attivano. Le unità vincenti inviano poi i segnali alle altre unità ed ai muscoli. Descriviamo in dettaglio questi processi.

Ad ogni istante della simulazione ogni unità partecipa alla competizione nel caso che riceva una particolare configurazione di impulsi dalla retina, o una particolare configurazione di impulsi dalle unità interne. Si ha quindi un OR logico tra questi due gruppi di attivazioni, V. figura 2.

Gli impulsi provenienti dalla retina attivano l'unità solo se saranno attivi *tutti* i sensori della retina corrispondenti alle connessioni eccitatorie ad essa afferenti (quelle con peso pari a +1), e saranno disattivi *tutti* i sensori delle connessioni inibitorie (quelle con peso pari a -1). Si ha quindi un AND logico, V. figura 2. I sensori corrispondenti alle connessioni con peso 0 non sono rilevanti ai fini della partecipazione alla competizione.

Le connessioni provenienti dall'interno della rete attivano l'unità se si attiva *almeno una* unità a monte collegata con l'unità considerata con un peso pari a +1. Si ha quindi un OR logico, V. figura 2. Anche qui le attivazioni delle unità a monte collegate con l'unità considerata attraverso una connessione avente peso zero, non sono rilevanti ai fini della partecipazione alla competizione.

Ad ogni unità che partecipa alla competizione per l'attivazione è associato un valore chiamato "offerta",  $B_i(t)$ , calcolato sulla base della forza con la formula:

$$B_i(t) = k \times S_i(t) \times CS_i$$

dove  $k$  è una costante (0.1 nelle simulazioni),  $S_i(t)$  è la forza dell'unità  $i$  al tempo  $t$ ,  $CS_i$  è il "coefficiente di specificità" dell'unità  $i$ , dato dal reciproco del numero delle connessioni afferenti dell'unità (quindi compreso tra 0 ed 1). Poiché, come vedremo tra poco, la probabilità di attivazione di una unità è proporzionale alla sua offerta, le unità più specifiche (aventi poche connessioni) tenderanno ad attivarsi di più di quelle poco specifiche.

La competizione tra le diverse unità consiste in una estrazione delle unità vincenti nella quale la probabilità  $P_j(t)$  che una unità venga estratta è proporzionale alla sua offerta. In particolare essa è calcolata come segue:

$$P_j(t) = B_j(t) / (\sum_i B_i(t))$$

Indichiamo ora il "significato cognitivo" di questi processi. Le connessioni con la retina consentono alle unità di attivarsi solo in presenza di particolari caratteristiche del pattern visivo (l'immagine digitalizzata della retina). Le unità infatti si attivano solo se contemporaneamente sono attive alcune unità della retina (quelle con connessione +1) e se sono disattive altre unità (quelle con connessione -1). Le unità vengono così ad assumere una attivazione dipendente dal pattern visivo presente in quel momento, e consentono di classificare e riconoscere lo stesso. Le connessioni interne e quelle con i muscoli invece, consentono la formazione di rappresentazioni interne dell'input sensoriale, e l'associazione a queste di particolari schemi di attivazione dell'apparato muscolare.

Infine la competizione descritta di fatto implementa un sistema di "inibizioni laterali" tra le unità. Esso potrebbe essere implementato anche attraverso una effettiva struttura di connessioni inibitrici (V. Pessa, 1993). Un sistema di

inibizioni laterali è sempre necessario nei dispositivi neurali di grossa dimensione. Esso evita che il sistema vada verso stati di rumore provocati da un eccessivo numero di unità attivate contemporaneamente, e favorisce la specializzazione di diversi settori della rete. La stocasticità della competizione inoltre, garantisce la ricerca di nuove associazioni, classificazioni, moduli comportamentali, che verranno consolidati se produrranno risposte adattive dell'organismo.

#### **5.4. Meccanismi di apprendimento della rete neurale**

La plasticità della rete è legata a due processi di apprendimento. Il primo ha luogo ad ogni istante della simulazione e determina una continua modificazione della forza delle unità, il secondo si realizza ogni 5 passi della simulazione e comporta la progressiva modifica della connettività della rete attraverso gli algoritmi genetici. Vediamo in dettaglio il primo meccanismo.

L'organismo simulato è dotato di un sistema che gli consente di valutare la desiderabilità dei risultati prodotti con la propria azione. In particolare si suppone che l'organismo percepisca un rinforzo positivo quanto più riesce ad avvicinare la "mano" all'oggetto da raggiungere. Nella simulazione il livello del rinforzo al tempo  $t$ ,  $R(t)$ , è sintetizzato con il valore seguente:

$$R(t) = -C ((D(t) - D(t-1)) / D(t-1))$$

dove  $D(t)$  è la distanza che separa la mano dall'oggetto al tempo  $t$ , e  $C$  un coefficiente utilizzato per regolare l'entità del rinforzo.

La forza delle unità motorie attive in un certo istante viene incrementata di un valore pari all'entità del rinforzo in quel momento. Durante il funzionamento della rete, inoltre, si ha una "retropropagazione" di questo rinforzo, in base al cosiddetto *bucket brigade algorithm* (si tratta di un meccanismo di redistribuzione del rinforzo utilizzato nell'ambito dei classifier systems, V. Riolo (1987 a; 1987 b). Questo opera come segue. In ogni istante le unità che hanno vinto le competizioni cedono un ammontare della loro forza pari alla offerta con cui hanno partecipato alla competizione, alle unità interne a monte da cui hanno ricevuto un segnale. La forza ceduta viene ripartita in parti uguali tra queste unità. Se l'unità viene attivata solo dalle unità provenienti dalla retina, la forza viene sottratta all'unità vincente ma non viene redistribuita.

Il *bucket brigade algorithm* costituisce una soluzione al grosso problema dell'apprendimento per rinforzo noto come "problema dell'assegnazione strutturale del credito". Esso consiste nella difficoltà di stabilire quali connessioni ed unità premiare e quali punire, sulla sola base dell'informazione, estremamente sintetica, costituita dal rinforzo. Il *bucket brigade algorithm* costituisce una soluzione a questo problema in quanto rappresenta un algoritmo che opera ad un livello strettamente locale. Esso tende a rafforzare i "circuiti" che associano delle azioni adattive a particolari stimoli ambientali attraverso la retropropagazione del rinforzo. Questa infatti "segue" a ritroso la catena di causazioni neurali che hanno prodotto una certa azione, determinando il loro rafforzamento.

Il secondo meccanismo di apprendimento della rete è implementato attraverso gli algoritmi genetici. Essi operano sulla popolazione di unità della rete. Vengono applicati ogni 5 passi della simulazione e comportano la replicazione di una certa frazione di popolazione. La fitness di ogni unità al momento dell'applicazione degli algoritmi genetici, corrisponde alla sua forza. Il numero delle unità della rete è costante nel tempo. Gli algoritmi genetici di fatto mutano la loro connettività. Il "DNA", relativo ad una unità, su cui operano gli algoritmi genetici, viene costruito in questo modo. Per ogni unità i dati di codifica di ogni connessione (pesi, numero di riga e di colonna dell'unità di provenienza

appartenente alla retina o alla mappa interna, “numero” del muscolo di destinazione) vengono disposti in un lungo vettore. Gli operatori genetici agiscono su questo vettore.

L’algoritmo genetico utilizzato non impiega il crossing over. Il motivo è che l’applicazione del crossing over porta ad una rapida omogeneizzazione della popolazione a cui è applicato. Infatti tutti gli individui aventi come genitori due individui molto dissimili, sia pure dotati di alta fitness, quasi sicuramente saranno dotati di bassa fitness in quanto avranno ereditato a caso dai genitori caratteri disarmonici tra loro (Goldberg, 1989), per cui presto scompariranno. Solo gli individui provenienti da genitori molto simili tra loro avranno una probabilità significativa di essere migliori dei genitori.

Un modo per evitare questa omogeneizzazione della popolazione e garantire che si formi una “ecologia” variegata di gruppi di individui differenziati ed occupanti diverse “nicchie ecologiche”, consiste nell’incrociare solo individui simili. Questo però richiede di stabilire una misura della similarità degli individui, problema di non facile soluzione (Goldberg, 1989). Un’altra strada (più semplice) è quella di non utilizzare il crossing-over e riprodurre individui a partire da un solo genitore a cui viene applicata la mutazione.

Per quanto riguarda il dispositivo cognitivo impiegato in questo lavoro, ciò che si richiede all’algoritmo genetico è proprio di formare “un’ecologia” di gruppi differenziati di unità rispondenti alle diverse situazioni ambientali in cui si trova l’organismo. Per questo motivo abbiamo seguito la strada dell’uso della sola mutazione.

Per quanto riguarda i meccanismi di mutazione utilizzati, i nuovi individui (unità della rete) ottenuti da quelli ad alta fitness nel momento della riproduzione, sono sottoposti (lo è il loro “DNA”) a mutazioni casuali che possono modificare i pesi delle connessioni, o le unità di origine (connessioni afferenti dalla retina o da altre unità) o destinazione (connessioni efferenti verso i muscoli). Ad esempio un peso +1 può essere sostituito da un peso 0 o -1, o la connessione con l’unità di una data riga e colonna (ricordiamo che la retina e la mappa interna sono bidimensionali) può essere sostituita con una connessione con una unità di riga e colonna diverse.

## 6. SIMULAZIONI, RISULTATI E DISCUSSIONE

Abbiamo condotto diverse simulazioni scegliendo diversi valori dei parametri a disposizione, per valutare i loro effetti sulla prestazione dell’organismo. Questa è stata misurata con un indicatore di prestazione IP definito in questo modo:

$$IP = NP / (NT + 1)$$

dove NP è il numero di passi della simulazione, e NT il numero di volte che l’oggetto viene toccato dall’organismo e riposizionato a caso all’interno del suo campo visivo. Questo indicatore sintetizza sia la velocità di apprendimento dell’organismo nel tempo, sia il livello di prestazione raggiunto alla fine dell’apprendimento, in quanto rappresenta il valore medio del numero di movimenti impiegati per raggiungere l’oggetto a partire dalle diverse posizioni relative braccio-oggetto determinate dal caso.

La misurazione della prestazione è stata effettuata dopo 2000 passi della simulazione. Ogni passo della simulazione comporta questi processi:

- Percezione di una immagine retinica
- Attivazione competitiva delle unità interne
- Attivazione dei muscoli
- Movimento del braccio

- Determinazione del rinforzo legato al movimento e sua redistribuzione a livello di forza delle unità
- Applicazione dell’algoritmo genetico (solo ogni 5 passi)

Lo spazio dei parametri da cui dipende l’andamento della simulazione è molto grande. Per questo ci si è limitati ad utilizzare solo i parametri che in simulazioni pilota si sono rivelati più significativi. Inoltre i valori dei parametri sono stati scelti intorno a valori in corrispondenza dei quali il sistema ha manifestato una buona prestazione. In base a questi criteri i parametri scelti come variabili indipendenti, ed i valori fissati per ognuno, sono stati i seguenti.

- Dimensione del lato della retina quadrata (a parità di dimensione del campo visivo): 10, 18
- Porzione di popolazione riprodotta al momento dell’applicazione dell’algoritmo genetico: 0.1, 0.2
- Probabilità di mutazione dei pesi e dell’unità di provenienza delle connessioni: 0.1, 0.2
- Numero di connessioni con la retina per unità: 10, 15
- Porzione di connessioni provenienti dalla retina che debbono essere soddisfatte per l’attivazione (v. dopo): 0.7, 0.9
- Connessioni interne per unità: 1, 3, 5

Finora non si è parlato del parametro “porzione di connessioni provenienti dalla retina”. Esso consente di attenuare la restrittività dell’AND che caratterizza le connessioni di una unità con la retina. L’AND infatti richiede che tutte le unità della retina con peso +1 siano attive, e che tutte le unità della retina con un peso -1 siano disattive. Il coefficiente in questione consente che l’attivazione dell’unità considerata avvenga anche in presenza della corretta attivazione di solo una porzione delle unità della retina.

Abbiamo effettuato le simulazioni per tutte le combinazioni dei valori indicati dei parametri. Il valore della prestazione in corrispondenza di ogni combinazione è mostrato nella tabella 1 (alle estremità della tabella sono riportate le medie per i vari raggruppamenti di dati):

Nume. conn. con retina			10					15										
Porz. conn. con retina			0,7		0,9			0,7			0,9							
Nume. conn. interne			1	3	5	1	3	5	1	3	5	1	3	5	Media	Media	Media	Media
Lato retina	Porz. popol.	Prob. mutaz.																
10	0,1	0,1	15,3	23,4	19,4	16,0	25,0	22,0	20,8	23,5	21,1	20,2	21,3	31,7	21,6			
		0,2	17,7	17,9	23,8	17,5	20,6	16,9	26,0	26,7	29,4	21,5	35,7	27,4	23,4	22,5		
		0,2	16,3	17,9	18,0	22,2	21,3	18,0	18,5	22,2	21,5	21,5	23,8	26,0	20,6	20,8	21,7	
18	0,1	0,1	19,8	21,3	22,5	21,1	23,0	20,8	21,3	20,6	22,5	22,7	20,8	27,0	22,0			
		0,2	18,2	22,0	19,8	20,8	19,2	26,7	21,3	22,3	27,8	29,4	22,5	29,9	23,3	22,6		
		0,2	16,8	18,9	20,4	27,0	21,1	15,9	20,6	19,8	23,0	18,3	24,1	24,4	20,9			
		0,2	21,1	20,4	20,2	16,3	18,3	16,8	28,6	27,0	24,1	23,3	29,9	26,0	22,7	21,8	22,2	21,9
		Media	17,7	19,9	21,0	20,2	21,1	19,6	21,8	22,6	23,3	22,3	25,2	28,5				
		Media			19,5			20,3			22,6			25,3				
		Media						19,9						24,0				
		Media												21,9				

Tab. 1. La prestazione dell’organismo in corrispondenza di diverse combinazioni dei parametri.

Sulla base di questi dati è stata realizzata una analisi statistica della significatività della differenza delle medie riscontrata nella prestazione dell’organismo in corrispondenza alle diverse coppie di valori relative a ciascun parametro. I risultati a cui ha portato il Test di Student sono mostrati in tabella 2.

Da questa tabella si può dedurre, sulla base dei valori utilizzati per le simulazioni, che il sistema funziona meglio con una dimensione della retina ridotta, una porzione di popolazione riprodotta consistente, un tasso di mutazione non

troppo elevato (le differenze non sono però statisticamente significative con un livello di significatività del 5%), un numero ridotto di connessioni delle unità con la retina, un AND logico di queste ultime un poco attenuato, un numero di connessioni interne ridotto (queste differenze sono statisticamente significative con un livello di significatività del 5%).

	Valori par.	Media	Dev. stand.	Differ. medie	Test Student
Lato retina	10	21,7	4,5	0,5	0,528
	18	22,2	3,5		no
Porz. popol. rip.	0,1	22,6	4,1	1,3	0,122
	0,2	21,3	4,0		no
Prob. mutaz.	0,1	21,4	3,7	1,1	0,177
	0,2	22,5	4,5		no
Nume. conn. retina	10	19,9	2,7	4,1	0,000
	15	24,0	4,3		si
Prop. conn reti	0,7	21,1	3,3	0,8	0,036
	0,9	21,9	4,0		si
Num. con. inter.	1	20,5	3,5	2,6	0,016
	3	22,2	3,7		si
	5	23,1	4,7		

Tab. 2. Analisi statistica della significatività della differenza delle medie corrispondenti alle diverse coppie di valori per ciascun parametro (per il parametro relativo al numero delle connessioni interne, sono stati considerati i valori 1 e 5). Sotto il valore della probabilità di ottenere le medie campionarie nel caso di ipotesi nulla (eguaglianza delle medie della popolazione), è indicato l'esito del test di Student corrispondente ad un livello di significatività del 5%.

I risultati ottenuti, relativi all'influenza dei parametri sulla prestazione, possono essere così interpretati.

*Dimensioni della retina ridotte.* Questo dipende probabilmente dal fatto che le informazioni retiniche relative alla zona del campo visivo, risultano più grossolane ma più sintetiche quando la "grana" dell'immagine è meno fine. Un punto della retina corrisponde infatti ad una zona maggiore del campo visivo. Questo facilita la rete neurale, probabilmente non in grado di trattare tutta l'informazione che si ha in presenza di un numero maggiore di "pixel" della retina.

*Porzione elevata di popolazione riprodotta.* Questo rende più rapida la ricerca di unità utili per lo svolgimento del compito.

*Tasso di mutazione non troppo elevato.* Un tasso di mutazione troppo elevato evidentemente riproduce delle unità troppo differenti da quelle di origine ad alta fitness, e quindi peggiori di esse.

*Numero ridotto di connessioni delle unità con la retina.* Un numero ridotto delle unità della retina con cui una certa unità è collegata, comporta che essa è meno selettiva nell'attivarsi. Questo favorisce una minore specializzazione delle unità ed una maggiore flessibilità del sistema nel classificare gli input retinici.

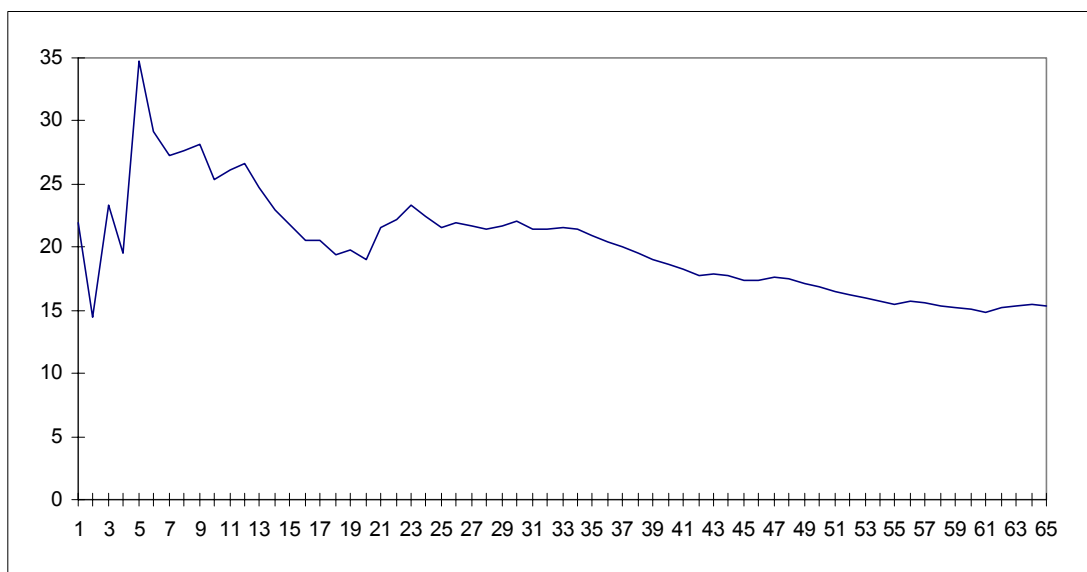
*AND logico un poco attenuato.* L'AND logico classico è evidentemente troppo restrittivo. Il sistema funziona meglio se dotato di una certa elasticità.

*Numero di connessioni interne ridotto.* Poiché il compito assegnato all'organismo è relativamente semplice in quanto non richiede la previsione di eventi ambientali e l'azione dell'organismo riceve un rinforzo per ogni passo (l'apprendimento sarebbe ad esempio più difficile nel caso in cui il rinforzo fosse percepito dall'organismo solo negli istanti di contatto con l'oggetto), non è probabilmente richiesta una struttura interna della rete troppo complessa. Va

però segnalato (V. tabella 1, quarta quinta e sesta colonna dei valori della prestazione) che con alcune combinazioni dei valori dei parametri la prestazione migliora con un numero maggiore di connessioni interne del sistema, per cui il giudizio sull'effetto di questo parametro deve essere sospeso.

Per quanto riguarda l'andamento complessivo della prestazione dell'organismo simulato, possiamo ritenere buono il livello raggiunto: 21.9 passi in media per raggiungere l'oggetto a partire da qualsiasi posizione relativa oggetto mano, con varie combinazioni di parametri (V. tabella 1). Infatti in una simulazione dove i muscoli dell'organismo sono stati attivati in base ad una *random-walk*, in 30000 passi l'oggetto è stato toccato 76 volte, cioè in media ogni 394.7 passi.

Non altrettanto si può dire dell'apprendimento. I grafici 1 e 2 indicano le curve di apprendimento dell'organismo. Come si può vedere, nonostante l'elevato numero di elementi su cui si è fatta la media per costruirle esse presentano due anomalie rispetto alle curve di apprendimento classiche.

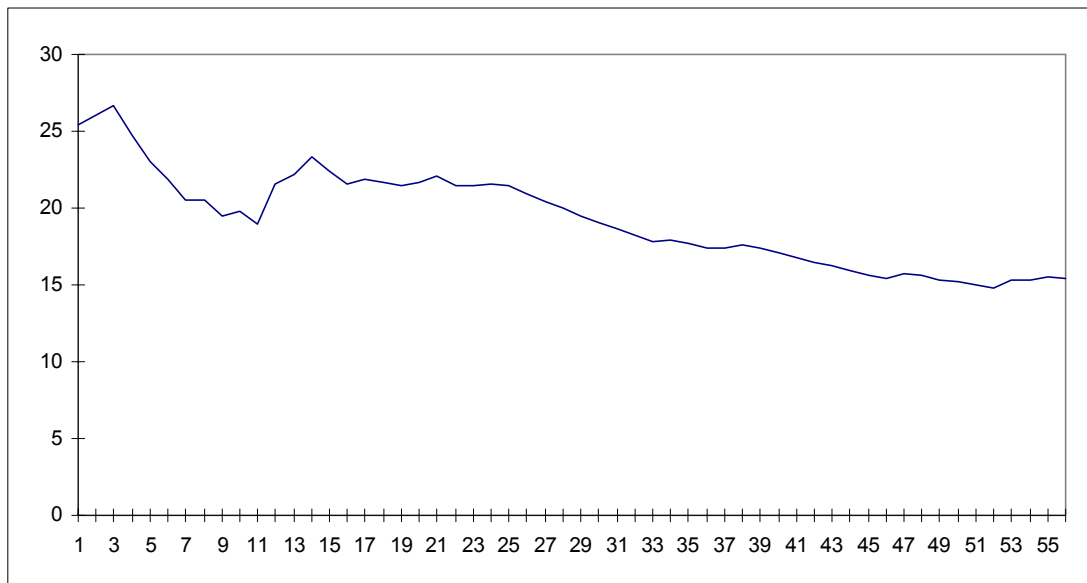


Graf. 1. Numero di movimenti impiegati per i successivi raggiungimenti dell'oggetto. Media mobile su 10 raggiungimenti successivi dell'oggetto, relativa a 10 simulazioni condotte con diverso seme dei numeri casuali. La combinazione dei parametri usata è quella corrispondente alla migliore prestazione della Tabella 1 (prima riga e prima colonna, prestazione pari a 15,3).

La prima anomalia consiste nell'andamento irregolare piuttosto che monotono decrescente della curva. In parte questo è determinato dal fatto che il compito svolto nel tempo dall'organismo di fatto non è sempre lo stesso, in quanto la posizione relativa oggetto-mano cambia notevolmente di volta in volta (in alcuni casi l'oggetto, riposizionato a caso, va a cadere sulla "mano" stessa, come si può dedurre dalla tabella 1). Questo problema deriva dal carattere "ecologico" degli esperimenti fatti (Parisi et al., 1990). Esso potrebbe essere eliminato conducendo delle simulazioni "sotto controllo sperimentale", cioè con posizioni oggetto-mano prefissate e costanti. Il costo però sarebbe la perdita dei vantaggi delle simulazioni ecologiche.

La seconda anomalia consiste nel fatto che inizialmente la prestazione peggiora anziché migliorare, come mostra il grafico 1. Inoltre la differenza tra la prestazione nei momenti iniziali dell'apprendimento e la prestazione, una volta che il comportamento assume un andamento asintotico, non è molto elevata (da circa 23 arriva a circa 15). Anche dall'osservazione diretta del movimento del braccio si può vedere che il movimento non diventa mai completamente

orientato all'oggetto, ma conserva sempre dei momenti di allontanamento da esso. L'efficienza raggiunta non è quindi quella massima possibile. Questo fenomeno è interpretabile in questo modo.



Graf. 2. Numero di movimenti impiegati per i successivi raggiungimenti dell'oggetto. Media su 10, 11, ..., 65 raggiungimenti successivi dell'oggetto, relativa a 10 simulazioni condotte con diverso seme dei numeri casuali. La combinazione dei parametri usata è quella corrispondente alla migliore prestazione della Tabella 1 (prima riga e prima colonna, prestazione pari a 15,3).

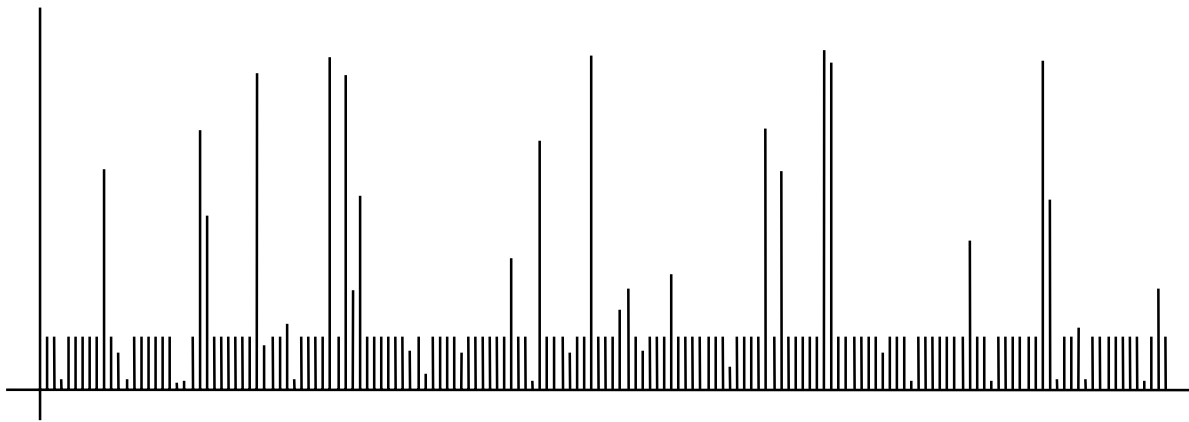
L'apprendimento a breve termine basato sul cambiamento della forza funziona molto bene, nel senso che le unità che riescono a muovere il braccio nella giusta direzione accrescono la loro forza e quindi la probabilità di attivazione nella volta successiva, mentre quelle che lo fanno allontanare finiscono per non attivarsi più.

L'apprendimento a lungo termine, basato sull'algoritmo genetico, che dovrebbe portare a riprodurre le unità con alta forza apportando loro delle piccole mutazioni e quindi eventuali miglioramenti, non ha invece luogo: gli schemi sensomotori del sistema non vengono migliorati.

Questo è deducibile anche attraverso l'osservazione dell'evoluzione durante la simulazione, di un grafico a barre (grafico 3) che mostra la forza delle varie unità. Da esso si può vedere che anche dopo molti cicli della simulazione le unità con alta forza si attivano anche quando non dovrebbero, per cui perdono forza e sono sostituite da altre. Questo continuo avvicendamento delle unità ad alta forza non consente una sedimentazione delle esperienze passate in termini di costruzione di schemi sufficientemente specializzati e, quindi, duraturi.

Il motivo per cui l'apprendimento a lungo termine basato sugli algoritmi genetici non funziona, consiste probabilmente nell'elevata estensione dello spazio di ricerca della struttura della rete. Una struttura della rete ben adattata dovrebbe consentire di "mappare" gli stati attuali dello spazio percettivo in movimenti muscolari opportuni dello spazio motorio e contenere eventuali meccanismi di regolazione a feedback del movimento. Nei sistemi naturali queste strutture sono predeterminate, almeno in grandi linee, dal programma genetico (costruito durante una lunga evoluzione). Il programma genetico, ad esempio, determina la posizione e l'estensione delle diverse aree cerebrali specializzate nella percezione e nel movimento, i principali collegamenti tra queste, i campi recettivi deputati alla sintesi dell'informazione percettiva, i raggruppamenti di neuroni motori adibiti a produrre particolari movimenti, ecc. Nella

simulazione queste strutture predeterminate erano completamente assenti, per cui lo spazio di ricerca della struttura, non presentando alcun vincolo o restrizione, era eccessivamente ampio per l'apprendimento ontogenetico dell'organismo.



Graf. 3. Il grafico illustra un esempio di configurazione tipica della forza delle unità in un istante. Le barre più alte indicano la forza delle unità che attivandosi hanno prodotto un rinforzo positivo. Le barre di altezza intermedia costante corrispondono a nuove unità generate dall'algoritmo genetico, dotate di una certa forza iniziale e non ancora attivate.

## 7. CONCLUSIONI

I risultati ottenuti finora evidenziano che nel modello costruito il sistema è in grado di porre in essere processi di assimilazione, ma non di accomodamento. Gli schemi generati inizialmente a caso, sono rafforzati o indeboliti in base al rinforzo percepito dall'organismo, per cui quelli adattivi assumono una probabilità di attivazione maggiore di quelli non adattivi e consentono al sistema di realizzare il compito. (In questo senso il modello implementa perfettamente lo teoria behaviorista di Hull, della "gerarchia di reazioni", V. Schonpflug e Schonpflug, 1991). Il sistema però, pur essendo capace di produrre schemi flessibili in grado di rispondere a più stimoli simili (assimilazione), non riesce a produrre schemi più specifici a partire da questi (accomodamento) in modo da consentire un adattamento cumulativo dell'organismo all'ambiente.

Possiamo quindi supporre, in questa fase della ricerca, che la limitazione dei gradi di libertà interni al sistema cognitivo in termini di connettività, sia una condizione essenziale per consentire l'apprendimento del coordinamento sensomotorio. In termini più generali la determinazione a priori, sulla base del programma genetico, di strutture su cui poi (o durante la fase dello sviluppo) si inseriscono i meccanismi di apprendimento, è una condizione necessaria per l'apprendimento di determinati comportamenti da parte degli organismi.

Questa ipotesi, per essere confermata, limitatamente alla coordinazione sensomotoria legata al raggiungimento degli oggetti, e nell'ambito dell'impostazione di questo lavoro, richiederebbe la realizzazione di simulazioni con lo stesso sistema utilizzato per le simulazioni viste, ma sottoposto a delle limitazioni/strutturazioni opportune (ed a priori) nella connettività. Ad esempio la mappa di unità interne, sulla base della struttura riscontrata nei sistemi nervosi reali, potrebbe essere divisa in tre mappe destinate a svolgere rispettivamente un compito di classificazione degli input visivi (mappa sensoriale), un compito di costruzione di schemi motori (mappa motoria) ed un compito di associazione tra le categorie di input visivi e gli schemi motori (mappa associativa). La mappa visiva potrebbe avere delle unità collegate a zone limitate della retina, cioè aventi dei campi recettivi limitati. L'ipotesi verrebbe confermata in caso di presenza di processi di accomodamento tali da consentire un apprendimento/adattamento progressivo e maggiore dell'organismo.



## BIBLIOGRAFIA

- Baldassarre G. (1996). *Reti neurali ed algoritmi genetici per i modelli simulativi di teoria della razionalità limitata*. Tesi di laurea. Roma: Università degli studi di Roma "La Sapienza".
- Di Sano S. (1993). *Lo sviluppo del reaching nell'infanzia: una ricerca con reti neurali*. Tesi di dottorato. Roma: Università degli studi di Roma "La Sapienza".
- Edelman G. M. (1987). *Neural Darwinism*. New York: Basic Books.
- Fagg A., Lotspeich D., Hoff J., Bekey G. (1993). *Rapid Reinforcement Learning for Reactive Control Policy Design in Autonomous Robots*. Technical Report. Los Angeles - California: Department of Industrial and Systems Engineering of the University of Southern California.
- Goldberg D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Learning*. Reading Mass.: Addison Wesley.
- Holland J. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. Ann Arbor: University of Michigan Press.
- Holland J. (1987). Genetic Algorithms and Classifier systems: Foundations and Future Directions. In Grefenstette J. (ed.). *Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms*. Pp. 82-89. Hillsdale New Jersey: Lawrence Elbaum.
- Kandel E. R., Schwartz J. H., Jessel T. M. (1988). *Principi di neuroscienze*. Milano: Casa Editrice Ambrosiana.
- Lawrence D. (1989). Mapping Neural Networks Into Classifier Systems. In Shaffer D. (ed.). *Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms*. San Mateo California: Morgan Kaufmann.
- Olivetti Belardinelli M. (1974). *La costruzione della realtà*. Torino: Bollati Boringhieri.
- Parisi D., Cecconi F., Nolfi S. (1990). Econets: Neural Networks that learn in an environment. *Network*. Vol. 1. Pp. 149-168.
- Pessa E. (1992). *Intelligenza Artificiale*. Torino: Bollati Boringhieri.
- Pessa E. (1993). *Reti neurali e processi cognitivi*. Roma: Di Renzo Editore.
- Pessa E., Penna P. (1993). *Introduzione alla psicologia connessionista*. Roma: Di Renzo Editore.
- Pessa E., Penna P. (1994). *La rappresentazione della conoscenza*. Roma: Armando.
- Piaget J. (1937). *La naissance de l'intelligence chez l'enfant*. Neuchate: Delachaux & Niestlé. (trad. it.: *La nascita dell'intelligenza*. Firenze: Ed. Universitaria).
- Reeke G., Finkel L., Sporns O., Edelman G. (1990). Synthetic Neural Modeling: A Multilevel Approach to the Analysis of Brain Complexity. In Edelman G., Gall E., Cowan M. (eds.). *Signals and sense - Local and Global Order in Perceptual Maps*. Pp. 607-707. New York: Wiley-Liss.
- Riolo R. (1987 a). Bucket Brigade Performance: I. Default Hierarchies. In Grefenstette J. (ed.). *Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms*. Pp. 184-195. Hillsdale New Jersey: Lawrence Elbaum.
- Riolo R. (1987 b). Bucket Brigade Performance: II. Long Sequences of Classifiers. In Grefenstette J. (ed.). *Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms*. Pp. 196-201. Hillsdale New Jersey: Lawrence Elbaum.
- Schlesinger M., Parisi D. (1997). *Object-directed reaching in a population of artificial neural networks*. Technical Report. Rome: National Research Council.
- Schonpflug W., Schonpflug U. (1991). *Istituzioni di psicologia generale*. Roma: Città Nuova Editrice.
- Williams R. (1988). Connectionist learning through gradient following. In Lee Y. (ed.). *Evolution, learning and cognition*. Pp. 3-26. Singapore: World Scientific Publishing.