

Università degli Studi di Modena e Reggio Emilia  
Facoltà di Scienze della Comunicazione e dell'Economia



Corso di Laurea Specialistica in Economia  
e Gestione delle Reti e dell'Innovazione

Anno Accademico 2005/06

La motivazione come determinante del  
comportamento di organismi artificiali:  
una simulazione di Artificial Life

Relatore: Chia.mo Prof. Roberto Serra

Correlatore: Chia.mo Prof. Domenico Parisi

Candidato: Fabio Ruini (matricola 7496)



*“Non so come il mondo potrà giudicarmi, ma a me sembra soltanto di essere un bambino che gioca sulla spiaggia e di essermi divertito a trovare, ogni tanto, un sasso o una conchiglia più bella del solito, mentre l'oceano della verità giaceva insondato davanti a me”*  
*(Isaac Newton)*



# Indice

<b>INDICE</b>	<b>5</b>
<b>INTRODUZIONE</b>	<b>8</b>
<b>RINGRAZIAMENTI</b>	<b>11</b>
<b>CAPITOLO 1: VERSO UNA NUOVA SCIENZA DELLA MENTE</b>	<b>14</b>
1.1 LA SEPARAZIONE DELLA MENTE DAL RESTO DELLA REALTÀ	14
1.2 LA MENTE: QUALCOSA DI “SPECIALE”	17
1.3 LA SCIENZA E LA MENTE	18
1.4 LA MENTE COME BARRIERA INSORMONTABILE NEL QUADRO DELLA REALTÀ COSTRUITO DALLA SCIENZA	20
1.5 LA "RIVOLUZIONE COGNITIVA"	22
1.6 LA MENTE È UNA “MACCHINA”?	24
1.7 LA RIUNIFICAZIONE DELLA MENTE CON IL RESTO DELLA REALTÀ	27
1.8 LA FINE DEL DUALISMO?	29
1.9 CAPIRE LA REALTÀ SIMULANDOLA	31
1.10 LA COMPLESSITÀ DEL REALE	33
1.11 NUOVI MODELLI DELLA MENTE	36
1.12 DAL CONNESSIONISMO ALLA EMBODIED COGNITIVE SCIENCE	37
<b>CAPITOLO 2: SISTEMA NERVOSO, RETI NEURALI, ALGORITMI GENETICI ED ARTIFICIAL LIFE: UNA VISIONE D’INSIEME</b>	<b>48</b>
2.1 IL SISTEMA NERVOSO	48
2.2 ORGANIZZAZIONE DEL SISTEMA NERVOSO UMANO	48
2.3 LE CELLULE NEURONALI	50
2.4 SISTEMA NERVOSO AUTONOMO	53
2.5 NEURONI AFFERENTI, EFFERENTI ED INTERNEURONI	53
2.6 MATERIA GRIGIA, MATERIA BIANCA, NUCLEI E TRATTE	54
2.7 LE RETI NEURALI ARTIFICIALI	56
2.8 IL NEURONE ARTIFICIALE	59
2.9 UNA SEMPLICE ARCHITETTURA NEURALE: IL PERCETTRONE	63
2.10 L’APPRENDIMENTO NEI PERCETTRONI SEMPLICI	69
2.11 PERCETTRONI MULTI-STRATO (MLP)	73
2.12 L’APPRENDIMENTO NEI PERCETTRONI MULTI-STRATO: L’ALGORITMO DI BACKPROPAGATION	75
2.13 GLI ALGORITMI EVOLUTIVI	81
2.14 GLI ALGORITMI GENETICI	83
2.15 EVOLUZIONE GENETICA DI RETI NEURALI	87
2.16 ECOLOGICAL NEURAL NETWORKS	89

---

**CAPITOLO 3: LA MOTIVAZIONE: QUESTA SCONOSCIUTA** 93

3.1	IL CONCETTO DI “MOTIVAZIONE”	93
3.2	I DIVERSI LIVELLI DELLA MOTIVAZIONE	96
3.3	I RIFLESSI	96
3.4	UN ESEMPIO DI RIFLESSO: LA “STARTLE RESPONSE”	97
3.5	I COMPORTAMENTI ISTINTIVI	99
3.6	I BISOGNI E LE PULSIONI	100
3.7	LA PIRAMIDE DI MASLOW	100
3.8	LA MOTIVAZIONE DA UN PUNTO DI VISTA “NEURO”	101

---

**CAPITOLO 4: THE PREDATOR. UNA SIMULAZIONE DI ARTIFICIAL LIFE  
PER LO STUDIO DELLA MOTIVAZIONE** 103

4.1	DESCRIZIONE DEL MODELLO	103
4.2	L’ARCHITETTURA NEURALE DELL’ORGANISMO	104
4.3	IL FUNZIONAMENTO DELLA SIMULAZIONE	110
4.4	IMPLEMENTAZIONE TECNICA DEL MODELLO	112
4.5	I PRIMI RISULTATI: CAPTURE DAMAGE = 5	119
4.6	DISCRIMINARE TRA GLI INPUT SENSORIALI: L’EMERGERE DI UN MECCANISMO DI ATTENZIONE SELETTIVA	127
4.7	VARIARE L’IMPORTANZA RELATIVA DELLE MOTIVAZIONI: CAPTURE DAMAGE = 10 E CAPTURE DAMAGE = 50	147
4.8	UN CASO PARTICOLARE: CAPTURE DAMAGE = 0	161
4.9	WHITE NOISE VS. RUMORE “DIREZIONATO”: L’IMPATTO SULLA DISTRIBUZIONE DELLA FITNESS DURANTE L’EVOLUZIONE GENETICA	164
4.10	IL RUMORE “DIREZIONATO” È UTILE?	176
4.11	RUMORE GAUSSIANO	177
4.12	UNA CHANCE IN PIÙ PER GLI ORGANISMI: IL FREEZING	183
4.13	CORTICAL E SUB-CORTICAL PATHWAYS	202
4.14	NON UNA QUESTIONE COMPUTAZIONALE: CONFRONTO CON ALTRE ARCHITETTURE NEURALI	216
4.15	MALFUNZIONAMENTI DEL CIRCUITO EMOZIONALE: LESIONI DELLE CONNESSIONI SINAPTICHE	225

---

**CAPITOLO 5: IL COMPORTAMENTO: UN FENOMENO COMPLESSO** 228

5.1	I SISTEMI ADATTIVI COMPLESSI (CAS)	228
5.2	ECOLOGICAL NEURAL NETWORKS E COMPLESSITÀ	233
5.3	IL COMPORTAMENTO INDIVIDUALE VISTO COME UN PROCESSO DINAMICO RISULTANTE DA SEQUENZE DI MICRO-INTERAZIONI	240
5.4	L’ESIGENZA DI UTILIZZARE METODOLOGIE DI PROGETTAZIONE SELF- ORGANIZING	242
5.5	UN ULTERIORE LIVELLO DI COMPLESSITÀ: IL COMPORTAMENTO COLLETTIVO	243

---

**CONCLUSIONI** 247

---

**BIBLIOGRAFIA** 252



## Introduzione

Nel campo dell'Artificial Life, la maggior parte delle ricerche che sono state condotte fino ad oggi si è concentrata principalmente sulla creazione di organismi artificiali impegnati a svolgere singoli compiti. E' raro vedere simulazioni che trattino di organismi capaci di eseguire più compiti differenti. Ed ancor più raro è il caso in cui sono gli organismi artificiali stessi, in base alle condizioni ambientali e/o al loro stato interno, a decidere a quale attività dedicarsi in un dato momento.

Questo fenomeno, facilmente osservabile nel campo delle simulazioni a computer, è tanto più vero per quanto riguarda la robotica. Se pensiamo ad essa, il perché questo tipo di studi non abbia mai preso piede più di tanto appare abbastanza chiaro. Tale disciplina, infatti, ha da sempre un forte carattere applicativo. E' il mondo dell'industria, infatti, uno dei finanziatori principali delle ricerche nel campo della robotica. La quale, per "sdebitarsi" deve dunque ricercare l'efficienza a tutti i costi. L'efficienza, nei dispositivi artificiali, è generalmente ottenuta attraverso la specializzazione, portata talvolta all'estremo. Non è un caso se nelle industrie è più frequente vedere due macchine dedicate ciascuna ad uno scopo diverso, piuttosto che una macchina unica, polivalente.

Se per la robotica, dunque, l'aver tradizionalmente ignorato la dimensione motivazionale del comportamento è del tutto comprensibile, così non è per l'Artificial Life intesa nella sua accezione più ampia, quella di "mano armata" della Embodied Cognitive Science.

Nei primi anni '90, per un certo periodo di tempo, alcuni ricercatori cercarono di investigare in questa direzione. E' di quegli anni, ad esempio, il lavoro pionieristico di Federico Cecconi e Domenico Parisi, intitolato "*Neural Networks with Motivational Units*". Malgrado i risultati ottenuti fossero decisamente interessanti, questo filone di ricerche venne presto accantonato a favore di altri, più promettenti (anche perchè, sicuramente, meno ostici da affrontare) sotto vari punti di vista.

A mio avviso, l'aspetto motivazionale non può essere ancora a lungo ignorato. Se davvero si vuole arrivare a comprendere come funziona la mente degli esseri umani, è fondamentale, prima o poi, compiere un passo deciso nello studio della motivazione. Il lavoro che presento in queste pagine si propone di offrire un, pur modesto, contributo proprio in tale direzione.

Il testo che forma Tesi si suddivide in 5 capitoli. Nel primo vengono illustrati i principali limiti della psicologia cognitiva "tradizionale", presentando le caratteristiche principali di due paradigmi scientifici relativamente recenti che si propongono di superarli: il connessionismo e la Embodied Cognitive Science. Caratteristica di questi ultimi due approcci è l'utilizzo del computer, non tanto quale architettura ispiratrice del modo di funzionare della mente umana, ma soprattutto nelle vesti di vero e proprio strumento attraverso il quale studiare la psiche cercando di ricrearla artificialmente. Il secondo capitolo presenta gli strumenti concettuali utilizzati per questo lavoro. Dopo una veloce panoramica sulla macro-organizzazione del sistema nervoso umano, si tratteranno nel

dettaglio le reti neurali e la loro integrazione con gli algoritmi genetici, per arrivare fino alle Ecological Neural Networks. Il terzo capitolo è di stampo prettamente teorico e vuole essere una rassegna, volutamente non troppo approfondita, delle numerose sfaccettature che caratterizzano quel complicatissimo costrutto psicologico che è la “motivazione”. Il quarto capitolo è il “cuore” di questa Tesi e risulta pertanto essere quello in assoluto più corposo: al suo interno viene descritto il modello simulativo elaborato e vengono mostrati ed ampiamente commentati tutti i risultati ottenuti. L’ultimo capitolo, infine, è una riflessione, di portata abbastanza ampia, sul comportamento inquadrato nell’ottica delle scienze della complessità. Si vedrà perché il comportamento può essere considerato un fenomeno complesso, interpretandolo come un “qualcosa” di emergente da una moltitudine di interazioni che avvengono a più basso livello e su di una scala temporale più ristretta.

## Ringraziamenti

Il momento in cui si scrive una Tesi di Laurea coincide, inevitabilmente, anche con il momento in cui si cerca di trarre un bilancio della pluriennale esperienza che va concludendosi. A cinque anni di distanza da quel 23 novembre 2001 in cui ebbe inizio la mia avventura universitaria, l'elenco delle persone che dovrei ringraziare è potenzialmente infinito. Ma siccome le sfide apparentemente impossibili mi hanno sempre stimolato, provo a cimentarmi anche in questa.

Innanzitutto, un ringraziamento speciale va ai professori che mi hanno seguito con passione e costanza durante l'intero mio percorso, ben oltre il loro semplice dovere istituzionale. Mi riferisco in particolare a Roberto Serra, mio relatore, che più di ogni altro è riuscito a stimolare in me la passione per la ricerca scientifica e che, con estrema pazienza e disponibilità, ha creato tutti i presupposti affinché questo mio lavoro di Tesi potesse vedere la luce. Un ricordo positivo, poi, sarà sempre da me riservato, tra gli altri, anche ad Andrea Ginzburg, David Avra Lane, Tommaso Minerva, Leonardo Paggi, e Marco Villani, che, pur operando in ambiti tra loro diversi, sono accomunati dal fatto di essersi dimostrati docenti, ma soprattutto persone, davvero straordinarie.

Entrando nel merito del lavoro che presento in questa Tesi, mi mancano le parole per ringraziare Domenico Parisi. Prima di tutto, per avermi accolto a Roma presso il "suo" *Laboratory of Autonomous Robotics and Artificial Life* (LARAL) dell'Istituto di Scienze e Tecnologie della Cognizione (ISTC), facente capo al Consiglio Nazionale delle Ricerche (CNR), dove ho potuto sviluppare, nelle

migliori condizioni possibili, il progetto di ricerca che andrò ad illustrare in queste pagine. Poi, per avermi fornito un continuo appoggio, unito ad una fiducia incondizionata nei miei riguardi, ed avere contribuito in maniera inimmaginabile al mio arricchimento culturale. Oggi, ad esperienza conclusa, posso sostenere senza dubbio alcuno che lavorare accanto ad un personaggio di tale spessore sia stata un'esperienza straordinaria. E sia stato, soprattutto, un grande onore.

Così come sicuramente è stata un'esperienza oltremodo stimolante quella di poter interagire con altri esperti ricercatori, sempre precisi, disponibili ed estremamente efficaci nel riuscire a dare una risposta ai miei dubbi da neofita. Mi riferisco in particolar modo a Gianluca Baldassarre, Federico Cecconi, Davide Marocco e Stefano Nolfi.

Questo mio lavoro deve moltissimo anche a Gianluca Massera, per aver sviluppato e messo a disposizione della comunità l'ottimo *Neural Network Framework*, un set di classi C++ dedicate alla creazione/gestione di reti neurali. L'utilizzo di tale strumento mi ha permesso di elaborare con enorme rapidità il mio modello simulativo. A ciò va poi aggiunta l'enorme disponibilità di Gianluca, sempre pronto ad aiutarmi a chiarire i miei dubbi, nonché a risolvere quei problemi di natura tecnica che inevitabilmente emergono nel portare avanti un progetto così ambizioso come quello cui mi sono dedicato in quel di Roma.

Impossibile poi non ringraziare con sincerità tutte le altre persone che hanno contribuito a rendere indimenticabile la mia avventura romana. Mi riferisco ai

miei compagni di stanza all'ISTC: Mariagiovanna Mazzapioda, Marco Mirolli e Giuseppe Morlino; ai miei quasi-compagni di stanza: Onofrio Gigliotta, Diana Giorgini e Vito Trianni; ai “cinesi” della stanza 23, vale a dire: Daniele Caligiore, Dimitri Ognibene, Francesco Mannella, Massimiliano Schembri e Stefano Zappacosta; a “quelli del piano di sotto”, Andrea Di Ferdinando ed Alberto Venditti.

Guardando al futuro, non posso poi esimermi dal ringraziare anche Angelo Cangelosi, che ha scommesso su di me dandomi l'opportunità di proseguire il mio viaggio nel mondo della ricerca scientifica. Grazie a lui, nel mese di maggio avrà inizio una mia nuova avventura, questa volta oltre-confine, presso il “suo” *Adaptive Behaviour & Cognition Research Group*.

Rientrando in terra reggiana è doveroso ringraziare anche tutte le persone che hanno condiviso con me il medesimo percorso universitario. Tra questi, una citazione particolare la meritano Chiara Damiani, Alessandro Ferri, Alessandro Filisetti e Dario Gilioli, se non altro per le innumerevoli ore trascorse studiando e sudando, gomito a gomito, nel preparare gli esami più ostici.

Infine, non posso certo evitare di dedicare alcune righe alla mia famiglia. A mia mamma in particolare, per aver sempre creduto nelle mie capacità ed avermi supportato e sopportato, in ogni maniera possibile, nei ventiquattro anni trascorsi dal giorno in cui, giovanissima, mi ha messo al mondo. Il raggiungimento di questo traguardo, senza di lei, semplicemente non sarebbe stato possibile.

# Capitolo 1: Verso una nuova scienza della mente

## 1.1 La separazione della mente dal resto della realtà

Così come ha fatto Domenico Parisi nell'apertura del suo libro "*Mente. I nuovi modelli della Vita Artificiale*<sup>1</sup>", anch'io desidero iniziare il primo capitolo di questa mia Tesi ponendo al lettore una domanda. Qual è la caratteristica principale che distingue un essere vivente da uno che non lo è?

Ogni organismo vivente ha bisogno di energia per crescere. Le piante sono capaci di trovarla nella terra, attraverso le proprie radici; gli animali devono invece ricercare questa energia muovendosi nell'ambiente. Ma gli organismi viventi, spesso, hanno anche il problema di dover trovare un partner per la riproduzione sessuale: questo è un altro motivo per il quale gli animali sono costretti a muoversi. Per quanto questa affermazione non sia sempre corretta, in prima approssimazione possiamo dunque distinguere gli animali dalle piante in funzione della loro capacità di compiere movimenti autonomi. Movimenti che possono essere più o meno complessi a seconda del tipo di organismo: dalla semplice rotazione che può compiere il paramecio, agli (enormemente più complicati) movimenti propri degli esseri umani.

Quel che è certo è che i movimenti non possono essere compiuti a caso, ma debbono essere scelti in maniera tale da produrre risultati utili per la

---

<sup>1</sup> Un seppur minimo riconoscimento, d'altronde, è d'obbligo. Questo mio capitolo d'apertura, deve infatti moltissimo alle idee raccontate in quel libro, così come in un volume più recente ad opera dello stesso Parisi, intitolato "*Una nuova mente*".

sopravvivenza e la riproduzione dell'organismo che li compie. Questo processo decisivo non può prescindere da una fase di raccolta di informazioni relative all'ambiente esterno, che arrivano agli animali attraverso il loro sistema sensoriale. La complessità di questo sistema sensoriale è a sua volta collegata alla complessità dell'animale che lo include al suo interno: quanto più complesso è l'organismo, tanto maggiore è la mole informativa necessaria per decidere il movimento da effettuare.

Possedere un ricco repertorio di possibili movimenti ed un sofisticato sistema sensoriale ancora non basta. Il problema è quello di riuscire a coordinare gli input sensoriali e gli output motori, cioè il saper scegliere il movimento appropriato in risposta a ciascun input "letto" dall'ambiente. Negli animali, l'organo specializzato che si occupa di questo compito è il sistema nervoso, una rete di cellule chiamate neuroni, specializzate nel trasmettere ed elaborare informazione. Alcune di queste cellule nervose si trovano solitamente sulla superficie del corpo e prendono il nome di "recettori sensoriali". Il loro compito è quello di fare da "interfacce" tra il sistema nervoso e l'ambiente extra-corporale: esistono infatti recettori specializzati per l'energia luminosa, per quella acustica, per la pressione meccanica, ecc... Una volta ricevuti i segnali provenienti dall'ambiente, la rete neurale che costituisce il sistema nervoso è in grado di elaborare l'informazione ricevuta. Essa, ad esempio, può:

- stabilire quando due input diversi richiedono la medesima risposta motoria (generalizzazione) o risposte motorie differenti (discriminazione);

- collegare tra loro due input differenti (associazione);
- collegare input presenti con input passati (memoria);
- neutralizzare parte dell'input, facendo sì che la risposta motoria dipenda soltanto dalla parte scelta (attenzione).

Stabilito il tipo di elaborazione da effettuare, la parte più interna e centrale del sistema nervoso che compie tutte queste elaborazioni, ossia il cervello, invia messaggi appropriati ai neuroni motori che controllano i muscoli, i quali, contraendosi o rilassandosi, producono i movimenti del corpo. Reagire agli stimoli sensoriali producendo i movimenti appropriati, sotto il controllo del sistema nervoso, è quello che si chiama comportamento. Questo è un altro elemento distintivo tra piante ed animali: i secondi hanno un comportamento, le prime no. Si tenga inoltre presente che il sistema nervoso è parte attiva anche nel controllare ciò che avviene all'interno del corpo e non soltanto al suo esterno.

Se tutto questo è il comportamento, che cos'è la mente? E perché, oltre a parlare di comportamento, almeno per quanto riguarda gli esseri umani, sentiamo il bisogno di parlare anche di "mente"? Nel linguaggio quotidiano, questa parola ci serve per parlare del comportamento nostro e degli altri, per descrivere, raccontare, spiegare, prevedere, annunciare quello che abbiamo fatto, che stiamo facendo o che faremo. E tuttavia, la "mente" non si riferisce direttamente al comportamento, a quello che effettivamente facciamo e che tutti possono vedere. Si riferisce ad attività ed a stati interni, privati, soggettivi, che normalmente, ma non sempre, si traducono in comportamenti. Stessa cosa dicasi per l'aggettivo "mentale". Se,

parlando di un organismo, troviamo che ha senso usare queste espressioni che contengono il sostantivo "mente" o l'aggettivo "mentale", possiamo dire che quell'organismo, oltre ad un comportamento, ha una mente, ha una vita mentale o psichica, oltre alla vita in senso biologico. Quindi, se escludiamo per semplicità gli animali nel loro complesso, almeno gli esseri umani, oltre al comportamento, hanno anche una mente. Ne deriva che, se vogliamo capire gli esseri umani, limitarci a considerare i loro comportamenti esterni non è sufficiente. Occorre studiare anche la loro vita mentale o psichica, qualcosa che dall'esterno non si può osservare se non talvolta per segni indiretti. Anche quando un essere umano risponde agli stimoli esterni, infatti, risponde nella pratica a stimoli che la sua mente ha nel frattempo trasformato sulla base di emozioni, pensieri e ricordi.

## **1.2 La mente: qualcosa di "speciale"**

La parola "mente" non indica soltanto uno dei tanti fenomeni della realtà che la scienza è interessata a conoscere ed a capire. Il concetto di mente svolge anche un altro ruolo, cruciale nel definire l'idea che gli esseri umani hanno, anzi vogliono avere, di se stessi. Dire che gli esseri umani "hanno una mente" serve a considerarli come qualcosa di speciale, qualcosa di radicalmente diverso da tutto il resto della realtà. Così come altre nozioni, quali "anima" e "spirito", la mente ha la funzione di tenerci lontani e separati dal resto della realtà, dalla natura, dal nostro corpo e dalla fine del nostro corpo, ossia la morte.

Si è abituati a pensare che gli esseri umani siano speciali perché hanno la mente; di riflesso, la mente deve dunque essere a sua volta qualcosa di speciale. Forte di questa convinzione, la scienza si è sempre rifiutata di studiarla attraverso i metodi

scientifici rigorosi delle scienze naturali. Questo atteggiamento dualistico è perfettamente comprensibile: da un lato esso ci permette di essere più ottimisti riguardo alla morte (che sarebbe limitata al corpo e non alla mente), dall'altro ci fornisce una sensazione di "libertà" di fondo insita nei nostri comportamenti. La consapevolezza di avere una mente fa inoltre sentire speciali gli esseri umani, legittimati così a dominare le altre specie animali presenti sul pianeta Terra.

In sostanza, per svariati motivi l'uomo tiene in modo particolare alla propria mente, perché è questa la cosa che lo rende speciale. E gli esseri umani hanno un grande bisogno di sentirsi speciali.

### **1.3 La scienza e la mente**

La scienza, per sua vocazione, tende a darci un quadro unificato della realtà; un quadro che riconosce quello che i diversi fenomeni ed i diversi aspetti della realtà hanno di specifico e di particolare, ma che ha soprattutto il compito di connetterli tra loro.

La scienza ha un legame ovvio con la storia: tutta la realtà può essere infatti vista come un grande processo storico ed evolutivo che "erutta" di tanto in tanto fenomeni nuovi, che prima non esistevano, ma che sono nati dai fenomeni precedenti e perciò sono ad essi collegabili. Gli esseri umani, ad esempio, sono un prodotto recente di una lunga e continua evoluzione. Ma oltre ad essere un fenomeno recente, gli esseri umani sono anche un fenomeno speciale, qualcosa di essenzialmente diverso da tutto il resto? Se rispondessimo a questa domanda da un punto di vista prettamente scientifico, potremmo senz'altro giungere ad una

conclusione negativa. Ma questa categorica affermazione non è semplice da accettare. Gli esseri umani esercitano inconsciamente una certa resistenza all'idea di essere integrati nel quadro unitario che la scienza progressivamente costruisce della realtà. A testimoniare questa resistenza è sufficiente ricordare l'ostruzione che la società ha messo in atto di fronte ad alcune delle teorie più "forti" emerse nel corso della storia: la Terra non è al centro dell'Universo (Copernico), la vita non ha bisogno di uno speciale "principio vitale" (Darwin), le nostre azioni non sempre sono frutto consapevole delle nostre intenzioni (Freud). Sempre, di fronte a queste "mosse" della scienza che oggettivamente portano ad una "normalizzazione" dell'uomo, vi sono state e vi sono resistenze, negazioni, tentativi di aggiramento.

Per la scienza, però, l'uomo continua a non poter essere "speciale", perlomeno non più speciale di qualunque altro pezzo della realtà. Il campo di battaglia dove si scontrano oggi le due idee contrapposte (quella che l'uomo sia "speciale" e quella contraria) è la mente. La mente è rimasta l'ultima possibilità di essere speciale dell'uomo. Nonostante un secolo abbondante di scienza della mente, ancora oggi siamo nella fase in cui la sua decifrazione è largamente incompleta e quindi l'idea che la mente sia speciale viene largamente condivisa dalla stessa scienza. L'idea della mente come "qualcosa di speciale che ci rende speciali" è la base per tenere le scienze dell'uomo lontane per sempre dalle scienze della natura. Compito del XXI secolo sarà quello di connettere strettamente le scienze dell'uomo alle scienze della natura e di rivedere radicalmente le divisioni disciplinari tra le scienze dell'uomo.

#### 1.4 La mente come barriera insormontabile nel quadro della realtà costruito dalla scienza

Quali sono i fattori che, almeno in linea di principio, occorre prendere in considerazione per studiare da che cosa sono determinati il comportamento e la vita mentale di una persona?

Se ci poniamo in una prospettiva piuttosto allargata, possiamo individuare agevolmente tre tipi di cose o entità, ordinabili gerarchicamente in base alle loro dimensioni fisiche, che influiscono su comportamento e vita psichica:

- molecole, cellule, tessuti ed organi, che tutti insieme costituiscono il corpo dell'individuo (livello più basso della gerarchia);
- organismo intero, formato da tante entità del primo livello (livello intermedio della gerarchia);
- società e culture, formate da tante entità del livello intermedio, ossia da molti uomini (livello più alto della gerarchia).

Ciascuno di questi livelli è studiato da uno specifico insieme di discipline: le scienze biologiche si occupano del primo livello, le neuroscienze e la psicologia indagano il livello intermedio, le scienze sociali (economia, sociologia, antropologia, ecc...) si interessano del terzo livello.

Questa divisione di compiti tra le diverse discipline scientifiche è comprensibile e giustificabile, date le esigenze pratiche della divisione del lavoro scientifico e

della specializzazione. Tuttavia, questa divisione non è necessariamente favorevole al progredire della conoscenza scientifica. La scienza necessita di poter percorrere dal basso in alto (e viceversa) la gerarchia dei livelli senza incontrare ostacoli, in maniera tale da poter individuare collegamenti tra fenomeni diversi e saper spiegare certi fenomeni che accadono ad un certo livello, attraverso osservazioni fatte su altri livelli. Servendosi del concetto di mente, però, la scienza spezza in due parti il secondo livello, impedendo il libero movimento lungo la gerarchia. Da una parte rimane il sistema nervoso dell'individuo, dall'altra il suo comportamento e la sua vita mentale.

Lo sforzo della scienza è quello di scoprire quali sono i meccanismi che stanno dietro ai fenomeni osservabili. Quando il fenomeno da indagare è il comportamento o la vita mentale, la scienza è però ambigua ed afferma, da un lato che dietro al comportamento ed alla vita mentale ci sia il sistema nervoso, il resto del corpo, il materiale genetico ereditato (DNA); dall'altro che dietro a comportamento e vita mentale vi sia la "mente".

Il dualismo contemporaneo tra mente e corpo afferma che per studiare il corpo e per studiare la mente dobbiamo usare due categorie di concetti diversi. Sostenere che dietro al comportamento ed alla vita mentale ci siano il corpo, il sistema nervoso ed il DNA significa dire che il comportamento e la vita mentale debbano essere studiati utilizzando lo stesso apparato di concetti e di modelli che la scienza della natura usa per studiare tutto il resto della realtà non-umana. Dire che dietro al comportamento ed alla vita psichica ci sia la mente, significa invece dire che

comportamento e vita psichica debbano essere studiati con concetti e modelli che nulla hanno a che vedere con quelli della scienza della natura.

La barriera che la "mente" costituisce a metà della gerarchia che abbiamo visto è resa insormontabile dai differenti vocabolari utilizzati dalla psicologia e dalle scienze della natura. Con un vocabolario per parlare del corpo ed uno per parlare della mente, il movimento è possibile al di sotto o al di sopra della barriera costituita dalla mente, ma questo riesce ad attraversare la barriera.

Le sole ricerche possibili sono quelle che, a posteriori, cercano di stabilire delle correlazioni tra fenomeni al di qua e al di là della barriera. Questo compito è affidato alle "discipline-ponte" (psicofisica, psicosociologia, neuropsicologia, endocrinologia comportamentale, studio degli effetti dei farmaci e delle droghe, ecc...), anch'esse basate però su un'idea di fondo di separazione tra mente e corpo e tra i rispettivi vocabolari.

### **1.5 La "rivoluzione cognitiva"**

Tutta la psicologia, attraverso le varie scuole che si sono succedute nel tempo, studiano la "mente", nel senso che adottano un vocabolario teorico per parlare di quello che sta dietro al comportamento ed alla vita mentale, diverso da quello usato dalle scienze biologiche per spiegare i medesimi fenomeni.

La separazione della mente dal cervello e dal corpo non può non creare un qualche disagio in chi fa professione di scienza. Il "dualismo concettuale" della psicologia e delle scienze cognitive non sembra poi così diverso dal "dualismo ontologico" dei filosofi (si pensi alla distinzione tra "res cogitans" e "res extensa"

ipotizzata da Cartesio), il quale sa di vecchio spiritualismo e di atteggiamento antiscientifico.

Anche all'interno della stessa psicologia, i vocabolari ed i metodi di ricerca utilizzati nei vari sottocampi sono tra loro differenti. Tutto ciò è stato all'origine di una particolare scuola psicologica, quella del comportamentismo, la cui proposta era di abolire la mente, considerandola come una semplice "black box" tra stimoli esterni e risposte motorie. La vita mentale degli individui, secondo i comportamentisti, semplicemente non esiste, essendo una pure illusione o una semplice interiorizzazione di stimoli e di risposte esterne. Secondo la stessa linea di pensiero, il comportamentismo arrivò ad "abolire" anche il cervello.

Il comportamentismo, nato negli Stati Uniti e divenuto predominante anche in Europa per tutta la prima metà del 1900, fu repentinamente rovesciato da un'invenzione che, almeno apparentemente, non ha relazioni particolari con la psicologia. E' stato infatti l'avvento dei computer a rendere possibile la cosiddetta "rivoluzione cognitiva", un movimento di ribellione alla pretesa del comportamentismo di abolire la mente.

Il modello comportamentista era troppo semplice per poter essere adattato ad organismi complessi quali sono gli esseri umani, riconducendo il loro comportamento ad una semplice combinazione di stimoli e risposte. E' fin troppo evidente, infatti, come un organismo appena un po' complesso reagisca agli stimoli provenienti dal mondo esterno solo in minima parte in funzione diretta di

essi. E' in buona parte ciò che sta dentro all'organismo a determinare la risposta agli stimoli, risposta che non necessariamente è visibile esternamente. Con la rivoluzione cognitiva degli anni '60 e '70 si iniziò dunque a considerare come vero compito della psicologia quello di studiare ciò che avviene tra il momento dello stimolo e quello della risposta. Purtroppo, la strada presa dalla rivoluzione cognitiva fu quella di considerare che "dentro", tra stimolo e risposta, vi è la mente e non il cervello.

### **1.6 La mente è una “macchina”?**

Abbiamo appena accennato al fatto che è stato l'avvento dei computer a favorire l'avvento della cosiddetta “rivoluzione cognitiva”. L'avvento dei computer, infatti, ha significato un nuovo modo di guardare alla mente, che si può riassumere nella semplice espressione “la mente è una macchina”.

Per comprendere questa affermazione occorre innanzitutto chiarire cosa si intenda con il termine “macchina”:

- un primo significato può essere identificato nella definizione: “artefatto tecnologico composto di parti in qualche modo isolabili, le quali interagiscono tra loro secondo i principi della fisica per produrre il risultato voluto”. Una macchina è dunque qualcosa di meccanico, agisce cioè in maniera prevedibile, precisa, affidabile, sulla base dell'interazione tra le sue parti che hanno ciascuna un ruolo ben individuabile nel determinare la prestazione complessiva della macchina;

- un secondo significato, che si può vedere come un'estensione del primo, segue la definizione: “sistema naturale (cioè qualcosa che non abbiamo costruito noi, non un artefatto tecnologico), il quale sia composto di parti che interagiscono tra loro secondo le leggi della fisica o, più in generale, della scienza naturale”.

Il concetto tradizionale di macchina, in entrambe le sue accezioni, appare comunque basato su due proprietà: la “meccanicità” (le macchine sono prevedibili, precise, affidabili, fatte di parti con un ruolo identificabile nel determinare il tutto) e la “naturalità” (le macchine funzionano in base alle leggi della natura e sono studiabili/progettabili usando gli strumenti della scienza naturale).

La mente umana, quindi, è una macchina? Per Cartesio no, siccome “la mente non può in nessun modo esser derivata dalla potenza della materia”; per De La Mettrie, invece sì<sup>2</sup>. In generale, in passato era impossibile dare due risposte diverse alle domande: “la mente è una macchina?” e “la mente va studiata usando gli strumenti della scienza naturale?”. Con l'avvento dei computer è diventato possibile rispondere in maniera affermativa alla prima domanda, sostenendo comunque che la mente non debba essere affrontata mediante gli strumenti ed i metodi delle scienze della natura. Il computer, inteso come hardware, è infatti una macchina, nel senso tradizionale di meccanicità e naturalità. Il software è a sua

---

<sup>2</sup> Una delle opere più famose di Julien Offray De La Mettrie, che oltre a dargli fama nel corso dei secoli successivi gli creò anche grossi grattacapi nella quotidianità, si intitola, non a caso: “*L'uomo macchina*”.

volta una macchina, ma è una macchina “sui generis”. Esso, infatti, funziona in maniera meccanica, ma non ha nulla a che fare con la materia fisica e con le leggi della scienza naturale (e quindi non può in nessun modo esser “derivato dalla potenza della materia”: nulla di ciò che sappiamo sulla materia ci aiuta a comprendere il funzionamento del computer inteso come software). Conseguenza logica di tutto ciò è che dopo l’avvento dei computer le macchine possono essere meccaniche senza essere naturali.

L’analogia che i filosofi e gli psicologi hanno dedotto dalla separazione tra hardware e software è che gli esseri umani funzionino alla stessa maniera dei computer: il corpo è l’hardware, la mente è il software. L’uomo, così come il computer, è dunque una doppia macchina. Corpo e mente sono, e vanno tenuti dalla scienza, rigidamente separati. E’ questo il nuovo dualismo che ha reso possibile la “rivoluzione cognitiva” contro il comportamentismo: tutte le scienze che studiano una mente immateriale nel senso in cui è immateriale il software del computer si sono consorziate in una nuova “inter-disciplina”, la scienza cognitiva.

Ma se lo studio della mente deve essere una scienza (pur non facendo ricorso alle scienze naturali), con quali metodi e concetti deve essere portato avanti? Il problema è stato risolto ancora dal computer: la nascita dell’informatica, intesa come scienza del software, ha fornito il nuovo apparato concettuale attraverso il quale poter studiare la mente. Se il computer funziona manipolando simboli in maniera algoritmica, perché la mente non potrebbe essere considerata a sua volta come un sistema che manipola algoritmicamente dei simboli? E’ questo ciò che

hanno pensato i cognitivisti, secondo i quali la mente doveva essere una “mente computazionale”: dentro alla mente ci sono simboli e strutture formate da simboli e la mente funziona applicando algoritmi per manipolare questi simboli.

L’idea di “mente computazionale” avanzata dai cognitivisti fa sì che essa possa venire studiata come se fosse una macchina (ossia in maniera rigorosa), conservando però il dualismo rispetto al corpo ed alle scienze della natura.

### **1.7 La riunificazione della mente con il resto della realtà**

Per alcuni decenni, più o meno fino alla metà degli anni '80, il nuovo dualismo tra corpo e mente basato sul computer è stato dominante nello studio del comportamento e della vita mentale in tutte le discipline che formano la scienza cognitiva. Psicologia, linguistica e filosofia ne sono state profondamente influenzate. Un'altra disciplina è invece sorta proprio sull'onda dell'entusiasmo suscitato dall'approccio cognitivista: si tratta dell'intelligenza artificiale, che fin dagli albori si è posta come obiettivo quello di costruire sistemi artificiali capaci di dimostrare di possedere capacità intelligenti, basandosi sull'idea che l'intelligenza è manipolazione algoritmica di simboli.

Qual è il bilancio che si può fare oggi dell'“operazione” cognitivista? Senz'altro, l'idea della mente computazionale ha caratterizzato in modo fondamentale, sia da un punto di vista scientifico sia culturale, la seconda metà del Novecento. Qualche risultato positivo è stato senz'altro raggiunto, ma nella sostanza l'operazione cognitivista ha contribuito in maniera decisiva a mantenere lo studio della mente

lontano dalle scienze della natura. Ciò che dobbiamo chiederci è se l'idea che la mente sia una macchina, simbolica ma non fisica, e quindi la costruzione di "macchine pensanti" basate su quest'idea, ci abbia aiutato o meno a scoprire il modo in cui gli esseri umani pensano. La disciplina che si è posta esplicitamente l'obiettivo di costruire "macchine pensanti" basandosi sull'idea di una mente computazionale (e che quindi si limita a manipolare simboli in maniera algoritmica) è stata l'intelligenza artificiale. E' quindi da una valutazione dei risultati concreti ottenuti dall'intelligenza artificiale che possiamo ottenere una risposta al nostro interrogativo. Molti studiosi del comportamento e della vita mentale sono oggi convinti che le macchine create nell'ambito dell'intelligenza artificiale non sono in grado di "pensare" nel senso in cui pensano gli esseri umani. Osservandole attentamente, esse fanno sorgere il sospetto che gli umani non ragionino manipolando simboli. Si pensi a Deep Blue, che ha sconfitto il campione del mondo di scacchi Gary Kasparov, adottando strategie del tutto precluse alla mente umana. Oppure si pensi ai sistemi di riconoscimento vocale, che interpretano il parlato semplicemente come una successione di suoni, a differenza di quanto fanno gli umani, che sfruttano anche la loro conoscenza del significato delle parole e delle frasi in cui esse sono inserite, la loro capacità di considerare i vincoli del contesto, la loro capacità di porre attenzione a ciò che sembra essere interessante (senza farsi influenzare dal "rumore"). I limiti pratici di queste macchine sono sempre gli stessi: sono tendenzialmente rigide (incapaci di adattarsi a circostanze non previste), poco creative, poco propense ad apprendere spontaneamente ed afflitte da grosse difficoltà nell'interazione con l'ambiente fisico esterno.

I sostenitori dell'intelligenza artificiale sosterranno che tutto ciò è dovuto all'attuale imperfezione delle macchine, destinate a migliorare di pari passo con l'avanzare del progresso tecnologico. Le difficoltà che queste macchine incontrano, tuttavia, sono negli aspetti caratteristici e fondamentali della mente naturale. Se le macchine manipolatrici di simboli non sono in grado di "pensare" allo stesso modo dell'uomo, allora è probabilmente l'idea di fondo che sta alla base della loro costruzione ad essere sbagliata. I computer, d'altronde, sono stati inventati per sostituire l'uomo in un limitato e molto specifico insieme di funzioni, precedentemente svolte da "computer" umani. Costruire una macchina che automatizza i calcoli e poi usare la stessa macchina come modello dell'intera mente umana è un'idea che semplicemente non può stare in piedi. La conclusione è semplice: manipolare simboli non è il modo di funzionare della mente. Dovremo arrivare a costruire una macchina che riproduca le proprietà fisiche degli esseri umani e che poi sia in grado di "derivare la mente dalla potenza della materia".

### **1.8 La fine del dualismo?**

Il cognitivismo e la sua idea della "mente computazionale", sganciata dalla materia del cervello e del corpo, ha dominato la scena dalla fine degli anni '50 ai primi anni '80. Le cose sono andate cambiando negli ultimi 15-20 anni: oggi, il dualismo tra la mente e il corpo che la scienza cognitiva cerca di legittimare con l'autorità del computer non lascia più soddisfatti. Sembra che esista il desiderio di togliere la mente dal suo isolamento ed anche quello di non pensarla come qualcosa di speciale, dato che in fondo gli esseri umani non sono speciali.

Sono principalmente tre le cause che stanno dietro a questi cambiamenti. Prima di tutto, come abbiamo visto nel paragrafo precedente, il bilancio degli sforzi compiuti dall'intelligenza artificiale, dal punto di vista della comprensione della mente naturale, non è positivo. Non si tratta del fatto che le "macchine pensanti" che sono state costruite siano poco intelligenti. Semplicemente, la loro intelligenza appare di tipo diverso rispetto a quella umana. In secondo luogo, le scienze biologiche (le neuroscienze in particolare) stanno facendo passi da gigante. Diventa ogni giorno meno plausibile, per chi studia la mente, ignorare queste conoscenze e queste discipline: il gap tra la mente e le sue basi materiali è sempre minore. Infine, l'analogia tra software e mente ha un altro punto debole. I programmi per computer, infatti, non sono emersi dall'hardware nel tempo, come invece la mente è comparsa dalla materia. Il software è indipendente dall'hardware, ma altrettanto non si può dire per la mente nei confronti del suo supporto fisico.

Le "macchine simboliche" dell'intelligenza artificiale non servono a farci capire la mente naturale, ma possono comunque essere utili da un punto di vista pratico, siccome esse non sono altro che un'esternalizzazione della razionalità occidentale. I programmi software incarnano la razionalità: sono procedure che, prevedendo tutte le eventualità, con la massima freddezza, affidabilità ed economicità conducono ad un risultato desiderato e ben definito fin dall'inizio. La realtà è troppo complicata (anzi, complessa) per essere completamente controllata con la conoscenza e l'azione.

## 1.9 Capire la realtà simulandola

Le ragioni più importanti che spiegano il recente cambiamento di clima nello studio del comportamento e della vita mentale sono due fondamentali novità avvenute in questi ultimi anni nella ricerca scientifica: una di carattere metodologico, l'altra di carattere teorico. La prima è il diffondersi della simulazione mediante computer come strumento di ricerca in tutta la scienza; la seconda è l'affermarsi di modelli che interpretano un numero crescente di fenomeni della realtà come fenomeni "complessi".

Per studiare la mente lungo i tre livelli della gerarchia che abbiamo tracciato nel primo capitolo (cellule, individui, società), un ricercatore dovrebbe essere al tempo stesso un biologo, uno psicologo ed uno scienziato sociale. E' anche per questo che la separazione della mente dal corpo sembra avere una sua giustificazione pratica, a parte le ragioni più profonde di cui abbiamo parlato in precedenza. Il metodo della simulazione mediante il computer cambia i termini del problema: essa si aggiunge, come terzo grande strumento, ai due strumenti tradizionali della scienza che sono l'esperimento di laboratorio e la formulazione di teorie. Se nella "scienza tradizionale" teoria e fenomeni empirici stanno in due luoghi separati (la teoria nella testa dello scienziato, i fenomeni empirici al di fuori, possibilmente davanti ai suoi occhi), nella simulazione sia la teoria formulata dallo scienziato sia i fatti empirici che questa teoria dovrebbe spiegare stanno all'interno di un computer.

La simulazione è in qualche modo una “sintesi della realtà”: essa cerca di conoscere e di capire la realtà sintetizzandola, cioè mettendola insieme a partire dalle sue componenti, riproducendola in un sistema artificiale, creando un suo simulacro. Il ricercatore mette all’interno del computer le componenti che secondo la sua teoria sono responsabili di un fenomeno e, facendo girare il programma, osserva se da queste componenti emerge il fenomeno tutto intero. E’ per questo che teoria e fenomeni empirici sono incorporati all’interno del medesimo unicum.

Rispetto ai metodi della scienza tradizionale, le simulazioni hanno alcuni vantaggi di carattere generale. Innanzitutto esse richiedono una formulazione chiara e precise delle teorie: eventuali vaghezze, incompletezze e contraddizioni vengono subito a galla. La simulazione mette inoltre in evidenza tutte le conseguenze di un fenomeno e non soltanto quelle che lo sperimentatore sta ricercando. Infine, mentre in laboratorio è possibile studiare soltanto alcuni tipi di fenomeni, la simulazione permette di simulare tutto. Ma le simulazioni possono anche spingersi oltre e riprodurre fenomeni che non esistono, che sono possibili ma al di là del reale.

L’adozione della simulazione come metodo di ricerca costringe a semplificare il più possibile il fenomeno che si sta studiando per individuare i suoi meccanismi più basilari. Proprio perché semplificano, le simulazioni possono incorporare aspetti biologici, comportamentali e di organizzazione sociale degli esseri umani, permettendo uno studio contemporaneo delle tre gerarchie. La simulazione è un

“metodo unico” e come tale rende possibile, ad un singolo ricercatore, studiare fenomeni complessi come sono quelli legati alla natura umana.

Il post-cognitivism prevede in sostanza un ribaltamento del ruolo del computer. Da modello per interpretare la mente (tenendola separata dal cervello e dal corpo), il computer diventa uno strumento di simulazione praticamente indispensabile per studiare la complessità dei processi che determinano il comportamento e la vita mentale senza separare più la mente dal resto della realtà.

### **1.10 La complessità del reale**

Affermando che per capire il comportamento e la vita mentale è necessario studiare il sistema nervoso, il corpo, il DNA e la biologia in genere, ci si espone all'accusa di riduzionismo, cioè di credere che il comportamento e la vita mentale siano solo biologia, che le uniche cose “reali” siano quelle di cui parla il biologo, che il comportamento e la vita mentale siano completamente determinati dalla genetica, dal sistema nervoso, dalla biochimica del corpo.

Occorre però distinguere tra due tipi di riduzionismi: quello “buono” e quello “cattivo”. Il riduzionismo buono è semplicemente la scienza, cioè il tentativo di collegare tra loro i fenomeni spiegandoli in termini di altri fenomeni, la ricerca dei meccanismi più profondi che stanno sotto ai fenomeni, la ricostruzione del grande processo di evoluzione storica della realtà attraverso il quale fenomeni nuovi sono emersi ed emergono nel tempo da fenomeni precedenti di natura diversa, senza interventi miracolosi. Il riduzionismo cattivo è invece il pensare che soltanto i fenomeni della fisica, cioè quelli più antichi nel tempo, siano i fenomeni

veramente “reali”, che esistano soltanto le leggi di spiegazione della fisica e che i fenomeni nuovi, apparsi dopo quelli della fisica, non siano veramente nuovi.

Se la biologia è riuscita a risolvere le sue battaglie riguardanti il riduzionismo, altrettanto non si può dire per quanto riguarda la psicologia, intesa come scienza del comportamento e della vita mentale. La psicologia deve combattere contro il riduzionismo cattivo (secondo il quale il comportamento e la vita mentale sono solo biologia), ma anche a favore del riduzionismo buono (secondo il quale possiamo capire meglio il comportamento e la vita mentale di tutti gli organismi, esseri umani inclusi, se individuiamo i meccanismi ed i processi di natura biologica che stanno dietro ad essi).

Soltanto l'emergere di nuovi strumenti teorici per interpretare la realtà può aiutare la psicologia a risolvere i suoi problemi nei riguardi dei due riduzionismi. Uno di questi fenomeni è già emerso: si tratta della scienza della complessità, la quale ci dice che la realtà non è fatta soltanto di sistemi “semplici”, ma in buona parte anche di sistemi “complessi”. I sistemi complessi sono spesso organizzati in una gerarchia di livelli. Numerosi elementi appartenenti ad un certo livello della gerarchia determinano le caratteristiche di un singolo elemento al livello immediatamente superiore. Questo ovviamente accresce la complessità dell'intero sistema, dato che si debbono considerare sia le interazioni tra gli elementi all'interno di un livello, sia quelle tra i diversi livelli.

Negli ultimi anni molte discipline scientifiche hanno preso coscienza del fatto che la realtà è costituita in buona parte da sistemi complessi. La scienza, dal canto suo, ha cominciato a sviluppare gli strumenti teorici e metodologici necessari per affrontare lo studio dei sistemi complessi. Gli strumenti tradizionali degli esperimenti di laboratorio e della matematica, infatti, non funzionano bene con sistemi di questo tipo. Come sarebbe possibile descrivere con un'equazione un fenomeno complesso senza che l'equazione, dovendo considerare un grandissimo numero di variabili che interagiscono tra loro in maniera non lineare, divenga così complessa da perdere ogni utilità ai fini della nostra comprensione e da essere intrattabile attraverso i metodi matematici "tradizionali"? Il metodo della simulazione mediante computer, al contrario, sembra creato apposta per lo studio dei sistemi complessi.

I sistemi complessi possono aiutare chi studia il comportamento e la vita mentale a risolvere i problemi del riduzionismo. Il comportamento e la vita mentale, infatti, emergono dalle interazioni tra numerosissimi elementi che sono le singole cellule del sistema nervoso, le diverse componenti del corpo (molecole, cellule, organi, sistemi), i segmenti di materiale genetico che costituiscono i geni. Lo studio di queste componenti e delle loro interazioni è essenziale per capire la natura di quelle proprietà globali di un individuo che chiamiamo comportamento e vita mentale. Si tratta del miglior esempio possibile di riduzionismo "buono". Allo stesso tempo, il comportamento e la vita mentale non possono essere "ridotti", nel senso del riduzionismo cattivo, alle cellule nervose, alle componenti del corpo ed ai geni, in quanto il comportamento e la vita mentale sono proprietà

emergenti di sistemi complessi, di cui le cellule nervose, le singole parti del corpo ed i geni sono le componenti. Come in tutti i sistemi complessi, non è dunque possibile prevedere o dedurre le caratteristiche del comportamento e della vita mentale conoscendo queste componenti e le loro interazioni.

Più in generale, considerare che esistano sistemi complessi fa sì che non si possa ridurre alla sola biologia tutto l'insieme dei fenomeni socio-culturali che influenzano il comportamento umano. Il comportamento e la vita mentale sono come la punta dell'iceberg di sistemi complessi quali sono gli esseri umani e le società all'interno dei quali essi vivono.

### **1.11 Nuovi modelli della mente**

Se il dualismo tra la mente ed il corpo deve essere eliminato alla radice, la scienza deve usare concetti e modelli che non facciano nessuna distinzione tra la mente e il corpo. E' necessario quindi partire, fin dall'inizio, da concetti e modelli che siano allo stesso titolo applicabili sia al corpo, sia al comportamento ed alla vita mentale.

Quando si parla di comportamento e di mente, la parte del corpo a cui prima di tutto si pensa è naturalmente il sistema nervoso, il cervello. Il sistema nervoso è quella parte del corpo che si è specializzata nel governare il comportamento, ma è tutto il corpo ad influenzare ciò che un individuo fa, pensa, immagina, sente, ecc... I manuali di psicologia comprendono quasi sempre una parte dedicata al sistema nervoso, ma poi lo ignorano del tutto quando si tratta di spiegare tutti i fenomeni della mente. Per la scienza della mente, sembra che una comprensione

ed una spiegazione dei fenomeni della mente possa fare a meno di ogni riferimento al sistema nervoso.

Negli ultimi anni, la ricerca ha cominciato invece ad usare modelli che unificano fin dall'inizio il discorso sulla mente e quello sul sistema nervoso. Si tratta di modelli simulativi, cioè di modelli che girano come simulazioni dentro al computer. Questi modelli si chiamano “reti neurali”.

### 1.12 Dal connessionismo alla Embodied Cognitive Science

Lo studio della mente attraverso il ricorso alle reti neurali è alla base di due nuove correnti della psicologia, tuttora guardate con sospetto da parte degli psicologi più “tradizionalisti”: il connessionismo ed il post-connessionismo (o “*Embodied Cognitive Science*”).

Iniziamo ad analizzare brevemente l'origine e le caratteristiche di questi due innovativi filoni di ricerca con il ricorso ad una definizione. Così come sintetizzato da Rens Kortmann<sup>3</sup>, la Embodied Cognitive Science studia il modo in cui “agenti completi” affrontano le sfide continuamente poste loro dall'ambiente all'interno del quale si trovano a vivere. Gli “agenti completi” sono sistemi naturali o artificiali (animali oppure macchine), dotati di un proprio corpo e collocati all'interno di un ambiente che essi percepiscono esclusivamente attraverso propri sensori.

---

<sup>3</sup> R. Kortmann, “*Embodied cognitive science*”.

L'embodied cognitive science ha recentemente sfidato il punto di vista del "connessionismo tradizionale", al punto che ad essa si fa talvolta riferimento con il termine di "neoconnessionismo". Ma andiamo con ordine, cercando di ricostruire, almeno in linea di massima, il percorso storico più recente del pensiero scientifico relativo alla mente. Innanzitutto, l'approccio connessionista si è sviluppato a partire dalla seconda metà degli anni '80, in risposta alle "frustrazioni" derivanti da decenni di cognitivismo "tradizionale", incapaci di apportare significativi miglioramenti al nostro livello di comprensione della mente. Secondo la prospettiva cognitivista, il cervello non è altro che un elaboratore formale di simboli, alla stregua di un computer. Non a caso, infatti, questa corrente di pensiero ha iniziato a svilupparsi contestualmente alla comparsa dei primi calcolatori elettronici, ispiratori delle metafore "uomo uguale macchina" e "mente uguale software". Per i cognitivisti, tutti i processi mentali possono essere descritti in termini di computazione di rappresentazioni simboliche, così come statuito dalla celebre "teoria rappresentazionale della mente" (RTM, Representational Theory of Mind). In altre parole, l'attività mentale equivale all'esecuzione di un algoritmo. Di conseguenza, se ciò che fa il cervello non è altro che elaborare simboli, diventa chiaro come sia di cruciale importanza, nel cognitivismo, il ruolo delle rappresentazioni simboliche.

A partire dalla metà degli anni '50 del secolo scorso, ai cognitivisti si affiancarono i ricercatori di una neonata disciplina: l'intelligenza artificiale. Già nel 1936, Alan Turing aveva teorizzato la cosiddetta "macchina di Turing": una struttura astratta, in grado di computare, agendo a livello di simboli, qualunque

tipo di funzione matematica. La successiva elaborazione operata da John Von Neumann, che dalla teoria di Turing riuscì a ricavare un'architettura fisicamente implementabile, spianò la strada alla progettazione dei calcolatori elettronici così come noi li conosciamo oggi. La nascita dell'informatica, come abbiamo detto, fornì agli scienziati della mente l'ispirazione necessaria per abbandonare l'approccio "a black box" tipico del comportamentismo e cercare di sostituire le tante scatole nere inserite nei vari modelli dell'epoca con un qualcosa di più dettagliato e preciso. Coloro che operarono in questa direzione vennero definiti psicologi cognitivisti. Ma con i computer, oltre che capire la mente, se questa non era altro che un vasto e complesso insieme di algoritmi dedicati alla manipolazione di simboli, diventava possibile anche cercare di ricrearla artificialmente. Ovviamente, all'interno di un computer. Nacque così il campo dell'intelligenza artificiale, con un approccio di tipo top-down alla ri-creazione dei processi mentali che ancor oggi caratterizza tale disciplina: un processo cognitivo di alto livello viene scomposto in sotto-processi più semplici, implementabili all'interno di un calcolatore e che nel loro insieme danno origine (o, perlomeno, dovrebbero farlo) al processo di alto livello da ricreare/riprodurre. Psicologi cognitivisti e softwaristi specializzati in intelligenza artificiale iniziarono a lavorare a braccetto. Gli uni cercavano di ricondurre il modo di funzionare della mente a modelli algoritmici, mentre gli altri si dedicavano alla loro implementazione all'interno di calcolatori o di artefatti robotici.

I risultati ottenuti da questa insolita cooperazione tra psicologi ed informatici furono, per l'epoca, stupefacenti. Attorno al campo dell'intelligenza artificiale si

destò un interesse senza precedenti. I successi ottenuti nei campi più disparati, dal gioco degli scacchi (è passato alla storia lo scontro tra il campione russo Gary Kasparov ed il “mostruoso” computer della IBM, Deep Blue, già citato in uno dei paragrafi precedenti) al riconoscimento/sintetizzazione vocale, passando per gli expert systems, fecero pensare che la creazione di moderni golem fosse ormai solo una questione di tempo. Ma, poco per volta, divenne sempre più chiaro che i risultati ottenuti erano sì interessanti, ma non rispecchiavano il vero modo di funzionare del cervello. Deep Blue ebbe la meglio su Kasparov non perché fosse in grado di ragionare come e meglio di lui, ma piuttosto perché i suoi circuiti elettronici erano in grado di valutare nel giro di pochi secondi migliaia di potenziali combinazioni di mosse, prima di decidere quale fosse quella migliore da adottare. Nella sfida decisiva, il campione russo, sottoposto ad una tremenda pressione psicologica (anche per via del “comportamento” di Deep Blue, che spesso replicava istantaneamente alle mosse di Kasparov, costringendolo a non poter mai rifiutare), abbandonò la partita, riconoscendo de facto la “superiorità” del computer nell’esecuzione di questo specifico compito. Una presunta superiorità che però non è generalizzabile ad ambiti più ampi, dato che la mente umana, molto semplicemente, non lavora manipolando simboli. Considerazione che diventa evidente se guardiamo ad esempio al modo in cui un artefatto tecnologico odierno può percepire il parlato: in puri termini di caratteristiche del segnale sonoro, senza riuscire a procedere ad alcun tipo di significazione. Un computer può discriminare tra parole diverse, questo è vero. Ma lo fa in modo radicalmente diverso rispetto ad un essere umano, focalizzandosi sulle caratteristiche “fisiche” delle parole pronunciate e non su ciò che esse significano.

L'esempio del linguaggio è illuminante in merito ai limiti dell'approccio cognitivista allo studio della mente. Quando questa consapevolezza si diffuse anche al di fuori dell'ambiente scientifico, gli investimenti nel settore dell'artificial intelligence subirono un pesante (quanto forse eccessivo) tracollo. Venne il periodo della disillusione e del disincanto.

Gli scienziati però non si rassegnarono. La sfida di capire in che modo funzionasse la mente umana rimaneva aperta. Nel mentre, i progressi ottenuti nel campo della neurobiologia e dei settori ad essa collegati fornirono l'ispirazione necessaria per la creazione di un nuovo modello computazionale, che negli anni successivi avrebbe riscosso un grandissimo successo: le reti neurali. I primi modelli di questo tipo, in realtà, nacquero già negli anni '40, grazie ai lavori pionieristici di McCulloch e Pitts, che concettualizzarono il "neurone artificiale", per poi rafforzarsi negli anni '50 con il "percettrone" di Rosenblatt. Le precise critiche avanzate da Minsky e Papert nel 1969 provocarono però un brusco raffreddarsi degli entusiasmi sorti attorno al campo delle neural networks, che si riaccessero soltanto negli anni '80, grazie ai lavori di Rumelhart ed Hopfield.

Le reti neurali fornivano un nuovo modo di guardare all'interno delle scatole nere dei modelli comportamentisti, alternativo rispetto al rigido schema algoritmico sponsorizzato dagli esperti dell'artificial intelligence. Il meccanismo di base rimaneva quello dello stimolo → elaborazione → risposta, con la differenza che, in una neural network, ad essere manipolati non sono dei simboli ma bensì delle

“rappresentazioni” ancor più astratte<sup>4</sup>. Ai fini pratici, soprattutto se consideriamo che anche una rete neurale, per poter essere implementata all’interno di un calcolatore, deve essere ricondotta ad un algoritmo, la differenza potrebbe apparire insignificante. Ma così non è. Una rete neurale è infatti formata da un certo numero di neuroni, connessi tra loro secondo una particolare topologia, ciascuno dei quali caratterizzato da un particolare livello di attivazione che nei sistemi nervosi reali corrisponde alla frequenza con cui questo neurone si attiva, “sparando” impulsi ai neuroni vicini. Al variare dell’input sensoriale percepito in un dato momento, i vari strati di neuroni che compongono la rete si attivano in maniera differente. Le cosiddette “rappresentazioni” sono dunque stati di attivazione delle varie unità neurali, caratterizzati anche da una certa dimensione spaziale. Esattamente come le “attivazioni” che si hanno nel cervello quando un organismo è sottoposto a determinati stimoli. Diventa chiaro, a questo punto, come le reti neurali, pur con tutte le loro limitazioni, possano vantare un livello di plausibilità biologica di almeno un ordine di grandezza superiore rispetto a quello dei modelli cognitivisti dell’intelligenza artificiale. Sebbene alcuni studiosi, come ad esempio Harnad<sup>5</sup>, abbiano sostenuto che l’approccio neural network based possa essere visto come complementare, piuttosto che alternativo, a quello simbolico, le reti neurali ed il concetto di “rappresentazione distribuita” segnarono un profondo punto di rottura rispetto alla tradizione corrente.

---

<sup>4</sup> Su questo argomento, si veda la sintesi di un’intervista a Cristiano Castelfranchi, pubblicata all’indirizzo: <http://www.emsf.raai.it/interviste/interviste.asp?d=428>.

<sup>5</sup> S. Harnad, “*The Symbol Grounding Problem*”.

Il modo di studiare i processi cognitivi basandosi su reti neurali divenne in seguito noto come “approccio connessionista”. A differenza delle scienze cognitive “tradizionali”, nei confronti delle quali l’intelligenza artificiale potrebbe essere vista soltanto come un relativamente poco utile corollario applicativo, il nuovo cognitivismo connessionista non può prescindere dall’utilizzo del calcolatore. Le reti neurali sono infatti strumenti che, per quanto deterministici, hanno un livello di complessità tale da non poter, di fatto, essere simulati al di fuori di un computer. I ricercatori del settore iniziarono dunque a familiarizzare con uno strumento relativamente nuovo: le simulazioni. Ciò aveva forti implicazioni per un settore, quello della psicologia, storicamente poco propenso a formulare le proprie teorie in maniera rigorosa. Il computer, da questo punto di vista, non perdona. Tra le altre cose, elaborare una simulazione significa infatti, per il ricercatore, eliminare qualsiasi possibile fonte di ambiguità dai suoi modelli teorici di riferimento. E’ questo l’unico modo possibile per poterli far “girare” con successo all’interno di un calcolatore.

Da quanto abbiamo appena sottolineato, potrebbe sembrare che l’avvento del connessionismo abbia semplicemente coinciso con un aggiornamento dei metodi computazionali precedentemente utilizzati (basati su un rigido formalismo logico) con altri, le reti neurali, biologicamente più plausibili. In realtà, il salto è stato più radicale. A mutare è stato anche l’approccio alla creazione di artefatti in grado di esibire comportamenti di carattere cognitivo. Se l’intelligenza artificiale è solita seguire metodologie di progettazione di tipo top-down, studiando le manifestazioni del fenomeno che si intende riprodurre e quindi scomponendole in

una sequenza di sotto-processi implementabili in un computer o in un robot, i connessionisti fanno invece affidamento su un approccio di tipo bottom-up. Sia per esigenze pratiche (una rete neurale, d'altronde, non è "programmabile" secondo le modalità tradizionali), sia per aggiungere un'ulteriore dose di "realismo" ai propri modelli. Non è infatti un azzardo (a patto di non parlarne con le sempreverdi lobbies creazioniste<sup>6</sup>) ipotizzare che la "mente", così come gli altri prodotti dell'evoluzione, sia emersa dalla progressiva complessificazione del sistema nervoso dell'homo sapien avvenuta nel corso dei millenni. Con le reti neurali, così come dimostrato in maniera esemplare da Elmann<sup>7</sup>, è possibile riprodurre questo processo di crescita e di continua complicazione dell'architettura neurale, facendo emergere fenomeni cognitivi via via più complessi.

L'approccio connessionista si basa sull'assunto secondo il quale l'intelligenza è un processo astratto e può pertanto essere studiata "in isolamento", senza dover necessariamente prendere in considerazione le caratteristiche fisiche dei sistemi naturali all'interno dei quali i fenomeni cognitivi hanno luogo. Diffuso ancora oggi, il connessionismo ha prodotto (e continua a produrre) risultati estremamente interessanti, riuscendo a ricreare artificialmente processi mentali di alto livello allo scopo di comprenderne il funzionamento. Come sempre accade quando si tratta di scienza, però, anche questa particolare visione, ad un certo punto, iniziò ad andare troppo stretta ad alcuni ricercatori. Prendendo spunto dal fiorente

---

<sup>6</sup> Sulle epiche quanto anacronistiche battaglie dei creazionisti, si veda ad esempio S.J. Gould, *Quando i cavalli avevano le dita*.

<sup>7</sup> J. Elmann, *The importance of starting small*.

campo della neuro-etologia, un tentativo di dare una dimensione quantitativa e rigorosa all'etologia tradizionale traslando al suo interno metodologie di studio tipiche della neuro-biologia, nacque la cosiddetta "embodied cognitive science", un nuovo modo di approcciarsi allo studio della mente cercando di ancorarla alla sua dimensione fisica.

In contrasto ai sostenitori dell'approccio connessionista "tradizionale", i ricercatori che fanno capo a questo nuovo paradigma scientifico tendono a focalizzarsi in particolare su due aspetti teorico/metodologici cui abbiamo accennato in apertura di paragrafo e che rivedremo nel dettaglio più avanti:

- *situatedness*: lo studio di sistemi che sono "situati", collocati all'interno di un certo contesto ambientale. L'introdurre una dimensione ambientale allo studio della mente si basa sull'ipotesi che i fenomeni interessanti a cui guardare non siano quelli che avvengano "in astratto", o che, addirittura, la mente degli esseri viventi non operi mai astrattamente, ma sempre e comunque in relazione ad un qualcosa che avviene nell'ambiente circostante;
- *embodiment*: lo studio di sistemi dove le reti neurali utilizzate sono inserite all'interno di un corpo fisico, ricevono gli input dai suoi sensori (corrispondenti alle percezioni sensoriali provenienti dall'interno del corpo oppure dall'ambiente, eventualmente anche sociale, esterno) e producono risposte motorie come output (l'ipotesi è che i neuroni di output della rete

neurale siano direttamente connessi alle terminazioni nervose degli effettori muscolari del corpo).

Obiettivo dell'embodied cognitive science è quello di arrivare a comprendere come processi cognitivi di alto livello (ad esempio il ragionamento ed il linguaggio), possano svilupparsi a partire da interazioni di basso livello con l'ambiente, quali possono essere ad esempio la manipolazione di oggetti, i movimenti correttivi degli occhi, ecc... Il maggior sostegno a questa ipotesi deriva dalla considerazione che, durante l'evoluzione naturale, le capacità cognitive di alto livello e le relative aree del cervello (la neocorteccia, negli esseri umani) si sono sviluppate sulla base di interazioni senso-motorie di basso livello nelle più profonde aree del cervello (ad esempio, sempre in riferimento agli umani, il sistema limbico).

Il fatto che una rete neurale possa determinare gli spostamenti del corpo all'interno del quale è contenuta, comporta una rottura molto profonda nei confronti del connessionismo "tradizionale". In particolare, in questo modo è la rete neurale (e non un "insegnante" esterno) ad essere responsabile della sequenza di input sensoriali cui viene sottoposta nel corso del tempo. E' dal suo comportamento, dalla sequenza delle risposte motorie innescate dai suoi output, che dipendono i successivi pattern di input percepiti.

Tali due prerogative, l'embodiment e la situatedness, permettono di guardare al comportamento, ed in senso più ampio all'intelligenza, come al risultato

emergente di una moltitudine di micro-interazioni (“micro” nel senso che avvengono su scale temporali ristrette rispetto a quelle, più dilazionate, alle quali è generalmente osservabile il comportamento) che hanno luogo tra il sistema di controllo dell’agente/organismo e l’ambiente, nonché tra le parti costituenti dell’organismo ed il suo sistema di controllo. Un’importante conseguenza di questo modo di guardare ai modelli simulativi è che l’agente/organismo e l’ambiente costituiscono, nel loro insieme, un singolo sistema. I due aspetti, in sostanza, sono così intimamente connessi che la descrizione di ciascuno di essi, in isolamento, sarebbe sì possibile, ma oltremodo povera. Quello che si osserva a livello “micro”, all’interno della rete neurale, è ciò che determina il comportamento motorio osservato al livello superiore. A sua volta, il comportamento di alto livello determina ciò che succederà successivamente al livello più basso. Non è possibile individuare una direzione univoca nelle relazioni causali tra i due livelli, che risultano essere di tipo circolare.

Non abbiamo però ancora parlato in maniera formale di qual è lo strumento principe con il quale si muove l’embodied cognitive science, ovvero le reti neurali ecologiche (ENN, “*Ecological Neural Networks*”). Tale compito è riservato al prossimo capitolo.

# Capitolo 2: Sistema nervoso, Reti Neurali, Algoritmi Genetici ed Artificial Life: una visione d'insieme

## 2.1 Il sistema nervoso

Il sistema nervoso umano è senza dubbio alcuno il più complesso e versatile prodotto dell'intero processo evolutivo. In tutti gli animali, la funzione del sistema nervoso è quella di rilevare i mutamenti ambientali (dove il termine “ambientali” ha una duplice accezione: il sistema nervoso agisce ricevendo input sia dall'interno al corpo, sia dal suo esterno) ed associarli alle appropriate risposte dei muscoli, degli organi e delle ghiandole corporee. Al crescere della scala evolutiva si ha, inoltre, una crescente capacità di evolvere “funzioni di più alto livello” del sistema nervoso, quali possono essere l'apprendimento, la memoria, la cognizione, fino, almeno nell'essere umano, alla consapevolezza di sé, all'intelletto ed alla personalità. Le basi anatomiche, fisiologiche, biochimiche e molecolari di alcuni aspetti delle funzioni neurali sono ben conosciute, mentre altre continuano ad occupare la vita professionale di diverse migliaia di ricercatori, sia nelle scienze cliniche sia in quelle più “basilari”.

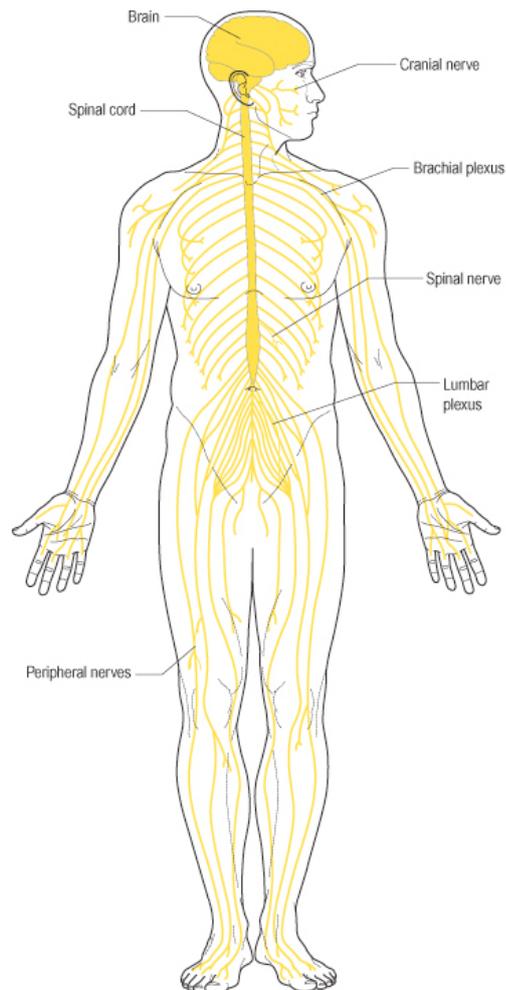
## 2.2 Organizzazione del sistema nervoso umano<sup>8</sup>

Il sistema nervoso viene arbitrariamente suddiviso in due componenti: il sistema nervoso centrale (CNS, *Central Nervous System*) ed il sistema nervoso periferico (PNS, *Peripheral Nervous System*). Il sistema nervoso centrale è costituito dal

---

<sup>8</sup> Questo paragrafo, così come quelli successivi dedicati alla descrizione del sistema nervoso umano, prendono spunto dai capitoli 1 e 2 di Crossman A.R., Neary D., *Neuroanatomy. An illustrated color text* e dai capitoli 2 e 7 di Bear M.F., Connors B.W., Paradiso M.A., *Neuroscience. Exploring the Brain*.

cervello e dalla corda spinale, che si trovano all'interno delle “apposite” strutture protettive costituite dal cranio e dalla colonna vertebrale. Si tratta della parte in assoluto più complessa del sistema nervoso: essa contiene la maggior parte delle cellule nervose del corpo e delle connessioni sinaptiche.



© Elsevier. Crossman & Neary: Neuroanatomy 3e - www.studentconsult.com

**Figura 1** – Rappresentazione grafica degli elementi che costituiscono il sistema nervoso di un essere umano, sia per quanto riguarda il CNS, sia per ciò che concerne il PNS.

Il sistema nervoso periferico costituisce il collegamento tra il CNS e le strutture situate alla “periferia” del corpo, dalle quali esso riceve informazioni sensoriali e verso le quali invia impulsi di controllo. Il sistema nervoso periferico consiste di

nervi, connessi al cervello ed alla corda spinale (nervi craniali e spinali), nonché alle loro ramificazioni, le quali si estendono all'interno del corpo. I nervi spinali si aggregano in sezioni superiori o inferiori per formare rispettivamente il plesso branchiale e quello lombare, all'interno dei quali le fibre sono ridistribuite in altri "oggetti" che prendono il nome di nervi periferici. Il PNS delimita inoltre alcuni gruppi di cellule nervose del corpo, localizzate nella "periferia" ed aggregate in strutture chiamate gangli.

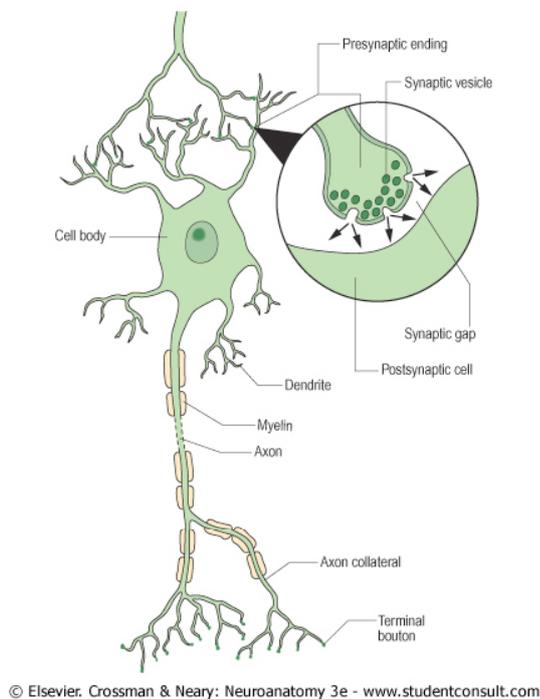
### **2.3 Le cellule neuronali**

L'unità basilare del sistema nervoso, sia da un punto di vista strutturale che funzionale, è la cellula nervosa, o neurone, che si stima sia presente nel sistema nervoso degli esseri umani in circa  $10^{10}$  unità. Le funzioni ricoperte dal neurone sono quelle di ricevere ed integrare l'informazione proveniente dai recettori sensoriali (o da altri neuroni intermedi) e di trasmettere tale informazione ad altri neuroni o direttamente agli organi effettori.

Ciascun neurone è un'entità a sé stante, racchiusa all'interno di una membrana cellulare. L'informazione viene passata dai neuroni a regioni specializzate chiamate sinapsi, in una posizione fisicamente molto vicina alle membrane delle cellule adiacenti.

Esiste un'ampia diversità nella forma e nella dimensione dei neuroni localizzati in parti diverse del sistema nervoso, ma tutti questi condividono però alcune caratteristiche comuni. Esiste un singolo corpo cellulare, a partire dal quale si sviluppa un numero variabile di protuberanze ramificate. Alcune di queste

protuberanze hanno una funzione recettiva e sono conosciute come dendriti. I dendriti sono specializzati nell'implementazione delle connessioni sinaptiche; talvolta, un singolo neurone può avere diverse migliaia di dendriti, attraverso i quali riceve le informazioni provenienti da tutte le cellule nervose con cui è connesso. Una delle ramificazioni che "esce" dal corpo della cellula nervosa è chiamata assone, o fibra nervosa, ed il suo compito è quello di trasportare l'informazione al di fuori del corpo cellulare. Gli assoni sono molto variegati in quanto a lunghezza e possono essere divisi in diversi rami, o collaterali, mediante i quali l'informazione può essere contemporaneamente distribuita a diverse destinazioni. Laddove termina l'assone, si ha una struttura denominata bottone terminale, che si occupa del trasferimento "fisico" dell'informazione ai dendriti di altri neuroni.



**Figura 2** - Rappresentazione schematica della struttura fondamentale di una cellula neuronale, comprensiva delle sue sinapsi.

All'interno dei neuroni, l'informazione è codificata attraverso variazioni di energia elettrica. In condizioni normali, il neurone è caratterizzato da un potenziale elettrico (il cosiddetto potenziale a riposo), lungo la sua membrana, che è sull'ordine dei 60-70 millivolts<sup>9</sup>. Quando un neurone viene stimolato (o "eccitato") al di sopra di un certo livello di soglia, ha luogo una lieve inversione della polarità del potenziale della sua membrana, denominata potenziale d'azione. I potenziali d'azione vengono propagati lungo l'assone ed invadono le terminazioni nervose.

Tuttavia, la trasmissione d'informazione tra neuroni avviene con una modalità di tipo "elettrochimico": l'invasione dei terminali nervosi da parte del potenziale d'azione provoca il rilascio di specifici agenti chimici, immagazzinati all'interno delle vescicole sinaptiche<sup>10</sup>. Queste sostanze chimiche, note con il nome di neurotrasmettitori, si diffondono lungo il minuscolo spazio che separa le membrane pre e post sinaptiche (gap post-sinaptico), per legarsi ai recettori della cellula post-sinaptica e provocare così una modifica nel potenziale della sua membrana. Il cambiamento può avere sulla membrana un effetto depolarizzante (inibizione), così come può invece provocare un innalzamento della soglia per la produzione del potenziale d'azione, oppure iperpolarizzare (ovvero stabilizzare) la cellula<sup>11</sup>.

---

<sup>9</sup> Tale valore, in letteratura, viene talvolta preceduto dal segno "meno", ad indicare la differenza di potenziale che si ha tra l'interno del neurone e l'esterno.

<sup>10</sup> Le quali si trovano lungo il bordo più esterno delle sinapsi.

<sup>11</sup> Nell'uomo, i neurotrasmettitori più "comuni" sono sicuramente la glicina e l'acido gamma-amminobutirrico (GABA) tra quelli aventi effetto inibitorio, il glutammato tra quelli eccitatori. Un elenco più completo dei neurotrasmettitori che agiscono sul sistema nervoso degli esseri umani lo si può trovare all'indirizzo Internet: <http://it.wikipedia.org/wiki/Neurotrasmettitore>.

## 2.4 Sistema nervoso autonomo

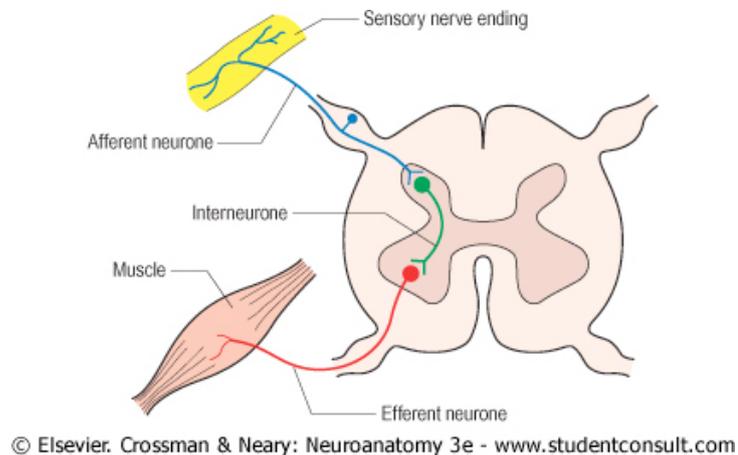
Ai neuroni che controllano i comportamenti delle viscere e rilevano i cambiamenti che vi hanno luogo, si fa globalmente riferimento con il termine di “sistema nervoso autonomo”. Le sue componenti sono presenti sia nel sistema nervoso centrale, sia in quello periferico. Il sistema nervoso autonomo è suddiviso in due parti, distinte anatomicamente e funzionalmente, chiamate divisione simpatica e parasimpatica, le quali hanno generalmente effetti antagonisti sulle strutture alle quali sono abbinati. Il sistema nervoso autonomo gestisce i muscoli involontari (detti, in inglese, “*smooth muscle*”), i muscoli cardiaci e le ghiandole secretorie: il suo ruolo è fondamentale per il corretto funzionamento del meccanismo omeostatico deputato a controllare l’ambiente interno al corpo.

## 2.5 Neuroni afferenti, efferenti ed interneuroni

All’interno del sistema nervoso possiamo identificare diversi tipi di neuroni che, sebbene strutturalmente uguali tra loro, si distinguono in base al compito che svolgono ed al punto del corpo in cui sono collocati.

Le cellule nervose incaricate di trasportare le informazioni provenienti dai recettori posti alla periferia del corpo fino al CNS sono chiamate “neuroni afferenti”. Nel caso particolare in cui l’informazione che essi veicolano raggiunga un qualunque livello di consapevolezza (in altri termini, nel caso in cui l’essere umano sia in qualche modo “consapevole” dell’informazione proveniente da questi neuroni afferenti), tali neuroni assumono la denominazione di “neuroni sensoriali”. I “neuroni effettori”, al contrario, si occupano di trasportare gli impulsi nervosi al di fuori del CNS; nel caso in cui inneschino muscoli scheletrici,

vengono chiamati “neuroni motori”. La maggior parte dei neuroni, tuttavia, risiede interamente all’interno del CNS, dove prendono il nome di “interneuroni”.



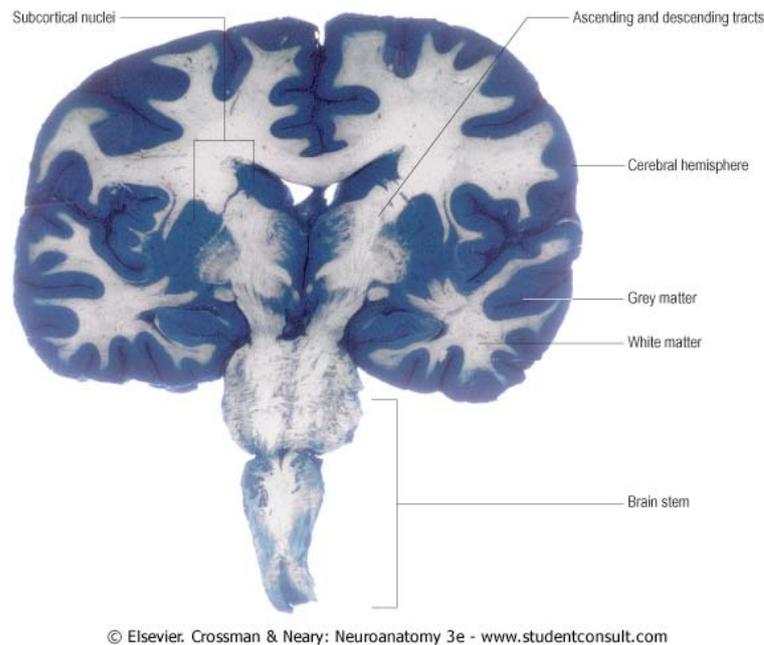
**Figura 3** – La figura mostra, in maniera molto evidente, come i neuroni sensoriali e quelli motori costituiscano soltanto una piccola parte dell’intero sistema nervoso.

I termini “afferente” ed “effettore” sono comunemente utilizzati anche per denotare la polarità delle proiezioni da e verso le strutture interne al CNS, compreso il caso in cui tali proiezioni sono interamente confinate nel cervello e nella corda spinale (le proiezioni da e verso la corteccia cerebrale, per esempio, vengono chiamate rispettivamente efferenti ed afferenti corticali).

## 2.6 Materia grigia, materia bianca, nuclei e tratte

Il CNS è una struttura altamente eterogenea sia in termini di distribuzione delle cellule nervose, sia dei processi che gestisce. Alcune regioni sono relativamente ricche di neuroni (ad esempio la porzione centrale della corda spinale e la superficie dell’emisfero cerebrale) e si fa ad esse riferimento come materia grigia.

Altre regioni, al contrario, contengono principalmente terminazioni nervose (abituamente assoni). Queste sono spesso “mielinate”, ovvero avvolte da una guaina di mielina<sup>12</sup>, e ciò conferisce loro una colorazione più chiara: da qui il termine “materia bianca”.



**Figura 4** – Sezione (coronale, cioè parallela alla superficie del viso) del cervello. Attraverso di essa è possibile distinguere la materia grigia, la materia bianca ed i nuclei.

Le cellule nervose tra loro simili in quanto a connessioni anatomiche e funzionalità (ad esempio, i neuroni motori connessi ai rispettivi gruppi di muscoli) tendono ad essere localizzate insieme, all’interno di agglomerati denominati nuclei. Allo stesso modo, le terminazioni nervose che condividono connessioni e funzioni comuni, tendono a seguire il medesimo corso, muovendosi in “tratte”.

---

<sup>12</sup> La mielina, sostanza ricca di lipidi (circa 70%) e proteine (circa 30%), avvolge in diversi strati le fibre nervose, assolvendo nei confronti degli assoni un compito analogo a quello che un isolante assolve nei confronti di un conduttore.

Un principio generale dell'organizzazione del CNS è che i percorsi che convogliano le informazioni sensoriali ad un livello conscio (l'emisfero cerebrale) attraversano, o meglio "decussano", da un lato del CNS all'altro. La stessa cosa è vera per i percorsi discendenti, che dall'emisfero cerebrale controllano i movimenti. In generale, ogni emisfero cerebrale riceve le sensazioni e controlla i movimenti della parte opposta del corpo.

## 2.7 Le Reti Neurali Artificiali

Se ci venisse chiesto di fornire una definizione, la più sintetica possibile, di cosa siano le Reti Neurali Artificiali (in inglese, "*Artificial Neural Networks*"), risponderemmo che si tratta di modelli computazionali ispirati alla struttura (e, in parte, anche ai meccanismi di funzionamento) del sistema nervoso degli organismi viventi.

Con le reti neurali è infatti possibile innanzitutto eseguire dei calcoli. Questo perché esse sono strutture composte da unità di calcolo basilari (i neuroni), caratterizzati da un certo valore di attivazione (numerico) dettato da una propria funzione matematica, connesse tra loro attraverso collegamenti contraddistinti dal fatto di disporre a loro volta di un certo "peso" (anch'esso espresso sotto forma di numero). Rispetto ai metodi di calcolo più tradizionali, le reti neurali si differenziano soprattutto per il fatto di disporre di un'architettura parallela. Il che le rende particolarmente efficienti, come ci ricorda, ad esempio, Enrico Nanni<sup>13</sup>,

---

<sup>13</sup> Nanni E., *I vantaggi della neurocomputazione*  
(<http://www.psicolab.net/index.asp?pid=idart&cat=2&scat=23&arid=234>)

sottolineando il fatto che con esse diventa possibile andare oltre la classica computazione di stampo simbolico-seriale:

*“Il funzionamento e il “significato” delle reti neurali può essere spiegato in termini di neurocomputazione, in contrapposizione alla computazione artificiale ‘classica’ o seriale. [...]*

*Da un punto di vista [...] cognitivo, si è soliti distinguere tra due tipi di computazione: ‘simbolica’ e ‘sub-simbolica’.*

*La prima corrisponde alla computazione artificiale classica, [...] il cui funzionamento è mediato dall’implementazione di regole esplicite; la seconda corrisponde invece alla neurocomputazione, e presenta caratteristiche di plasticità simili a quelle osservate nel sistema nervoso.*

*La computazione artificiale è simbolica, nel senso che l’interazione con la macchina si svolge attraverso i linguaggi di programmazione; i linguaggi sono definiti tramite regole formali tra gli elementi che li costituiscono, che permettono di stabilire se una frase, ovvero una sequenza di simboli, è ben formata o meno.*

*La neurocomputazione è invece sub-simbolica, perché in realtà non ci sono evidenze della presenza di qualcosa, a livello di architettura neurale, che rappresenti dei simboli; la neurocomputazione avviene quindi a livello locale, su elementi che sono all’interno del sistema, senza che tali elementi prendano significato da una relazione biunivoca con gli oggetti che stanno fuori dal sistema. In altre parole, la neurocomputazione è sub-simbolica in quanto avviene ad un livello “inferiore” rispetto al livello a cui emergono i simboli.”*

Il compito che riesce meglio alle reti neurali è senza dubbio alcuno quello della “classificazione”. Esse sono in grado, tramite algoritmi che in parte approfondiremo nei prossimi paragrafi, di specializzarsi nello scoprire le relazioni esistenti tra insiemi di dati che, all’occhio umano, potrebbero apparire del tutto non correlati tra loro.

Tuttavia, al di là dell’aspetto meramente matematico, come abbiamo visto nel capitolo 1, l’introduzione delle reti neurali ha segnato profondamente la ricerca nel campo della psicologia, con la nascita prima di quella corrente denominata

connessionismo e poi, più recentemente, della Embodied Cognitive Science. Le reti neurali sono infatti modelli del sistema nervoso reale. E non c'è dunque da stupirsi se, fin dal momento della loro comparsa all'interno del mondo scientifico, migliaia di ricercatori sparsi in tutto il mondo si siano dedicati al loro studio con l'obiettivo di capire come funziona realmente il sistema nervoso e come sia possibile che da un agglomerato di cellule neurali semplicissime possa emergere quel fenomeno incredibilmente complesso che è la mente umana.

In quanto modelli, le reti neurali sono rappresentazioni necessariamente semplificate della enorme e complessa realtà biologica, dalla quale astraggono soltanto le caratteristiche fondamentali dei meccanismi neurotrasmissivi<sup>14</sup>. Da tale semplicità derivano le critiche più frequentemente rivolte nei confronti delle reti neurali. Troppo semplici, dicono molti studiosi, per poter anche solo pensare che dallo studio del loro modo di funzionare si possa scoprire qualcosa di realmente simile ai meccanismi biologici che si osservano negli esseri umani, così come negli animali<sup>15</sup>. Una visione, questa, che è da ritenersi fundamentalmente errata, per il semplice fatto che muove da un punto di partenza del tutto sbagliato. Qualunque teoria scientifica, infatti, è una semplificazione. Se pensiamo ad alcune delle leggi fisiche più "banali", come possono essere ad esempio quelle relative al moto, ci accorgiamo che esse fanno un numero immenso di semplificazioni, trascurando un impressionante numero di dettagli (che, d'altronde, sarebbero pressoché infiniti) del mondo reale. Eppure funzionano. E non si capisce perché,

---

<sup>14</sup> Ignorando, ad esempio, quelli neuromodulatori.

<sup>15</sup> Con la "riscoperta" dell'importanza delle cellule gliali nel contesto del sistema nervoso, tali critiche, negli ultimi anni, sono state contraddistinte da un rinnovato vigore. Un'ampia trattazione relativa alle GLIA la si può trovare nel materiale didattico curato da Danilo De Rossi e colleghi, all'indirizzo: <http://www.piaggio.cci.unipi.it/bio/corsi/index.php?id=modelli/2005/lezioni.html>.

allo stesso modo, lo studio del sistema nervoso umano non possa, a detta di molti, essere condotto facendo ricorso a modelli semplificati quali possono essere le reti neurali<sup>16</sup>.

Fatto sta che molti ricercatori, per sfiducia o per semplice divergenza d'interessi rispetto agli psicologi, preferiscono utilizzare le reti neurali soltanto come dispositivi di calcolo. Con ottimi risultati, tra l'altro. Le reti neurali si sono infatti rivelate utilissime in compiti quali l'analisi di serie storiche e, più in generale, l'approssimazione di funzioni di tipo non-lineare.

## 2.8 Il neurone artificiale

Elemento fondamentale e caratterizzante le neural networks è il “neurone artificiale”, teorizzato da Warren McCulloch e Walter Pitts nel lontano 1943, trasposizione matematica della cellula neurale biologica descritta nei paragrafi precedenti di questo stesso capitolo.

Rispetto al neurone biologico, quello artificiale fa alcune semplificazioni che andremo ad approfondire qui di seguito, sviscerando la sintetica definizione di Floreano e Mattiussi<sup>17</sup> che recita:

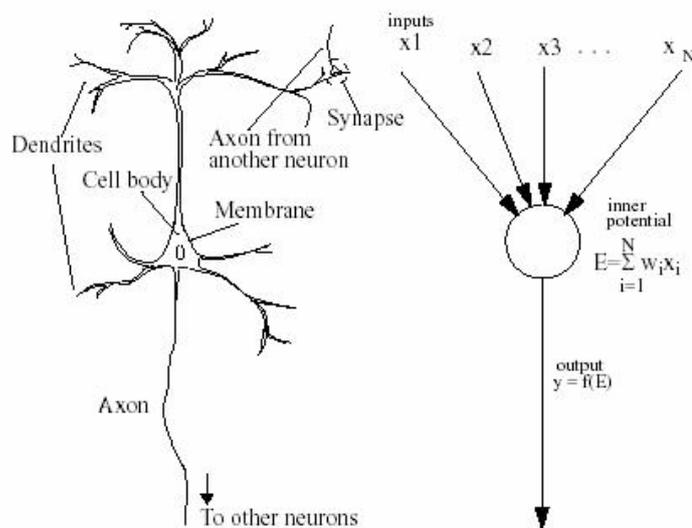
*“Un neurone artificiale è caratterizzato da un insieme di sinapsi che corrispondono ai terminali di altri neuroni, da una soglia e da una funzione di attivazione”*

---

<sup>16</sup> Con la nascita della Embodied Cognitive Science, molte delle critiche rivolte alle reti neurali sono state estese al più vasto campo delle simulazioni. A tal riguardo, si veda il capitolo intitolato “*Problemi delle simulazioni*” (in particolare il paragrafo “*Critiche rivolte alle simulazioni e come rispondere ad esse*”), contenuto in Parisi D., “*Simulazioni. La realtà rifatta nel computer*”.

<sup>17</sup> Floreano D., Mattiussi C., “*Manuale sulle reti neurali*” (pag. 36).

Il neurone artificiale, innanzitutto, non distingue tra assoni e dendriti. Sia in ingresso che in uscita, esso prevede semplicemente delle “connessioni sinaptiche”, collegamenti che ricevono in input l’informazione trasmessa da altri neuroni (pre-sinaptici) e trasferiscono il valore elaborato dal neurone stesso ad altri neuroni (post-sinaptici). Tali connessioni sono unidirezionali, nonché “pesate”: il peso è un valore numerico corrispondente alla “*firing frequency*” del neurone biologico, ossia il numero di impulsi che la cellula neuronale è in grado di trasmettere nell’unità di tempo presa come riferimento. Se indichiamo con la lettera  $w$  il peso della connessione sinaptica in uscita, l’effetto di un segnale  $x$  sul neurone post-sinaptico è, per definizione, uguale al prodotto  $w \cdot x$ .



**Figura 5** – Confronto visivo tra il neurone biologico ed il neurone artificiale di McCulloch e Pitts (in questo disegno, l’input netto del neurone è rappresentato dalla lettera E, contrariamente alla lettera A che utilizzeremo nel seguito della trattazione).

In secondo luogo, il neurone artificiale è caratterizzato da un valore di soglia, che la somma pesata dei contributi ricevuti in input deve oltrepassare per poter “attivare” il neurone stesso, nonché da una “funzione di attivazione”, la quale

provvede a trasformare, secondo una determinata legge, il cosiddetto “input netto” ricevuto.

Da un punto di vista formale, i neuroni artificiali sono dunque componenti ad  $N$  ingressi, con un’uscita  $y$  governata da una funzione d’attivazione  $\Phi$  ed un valore di soglia  $\vartheta$ . L’input  $A_i$  del neurone  $i$ -esimo, detto anche “potenziale di attivazione”, è una combinazione lineare degli  $N$  segnali d’ingresso  $x_j$ :

$$A_i = \sum_{j=1}^N w_{ij} x_j - \vartheta_i$$

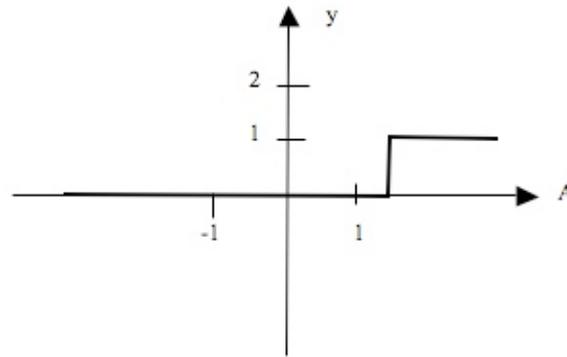
dove i  $w_{ij}$  sono i pesi delle connessioni sinaptiche che vanno dal neurone  $j$ -esimo al neurone  $i$ -esimo, mentre  $\vartheta_i$  è la cosiddetta soglia di attivazione (o “*bias*”).

Come abbiamo appena accennato, la risposta  $y_i$  del neurone viene calcolata attraverso una funzione di attivazione che agisce sull’input netto ricevuto. Se indichiamo tale funzione con il simbolo  $\Phi$ , abbiamo che:

$$y_i = \Phi(A_i) = \Phi\left(\sum_j^N w_{ij} x_j - \vartheta_i\right)$$

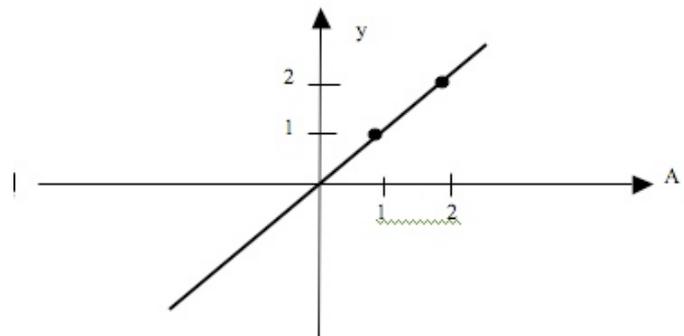
Le funzioni di attivazione dei neuroni artificiali possono essere dei tipi più svariati. In genere sono tuttavia tre le tipologie che si utilizzano con maggior frequenza nelle applicazioni reali:

- funzioni a gradino: se l'input netto  $A$  risulta essere maggiore rispetto al valore di soglia  $\vartheta$ , allora l'output  $y$  assume un certo valore  $y_1$ . In caso contrario ( $A \leq \vartheta$ ), l'output assume invece il valore  $y_2$ ;



**Figura 6** – Esempio di funzione di attivazione a gradino (con soglia  $\vartheta$  impostata sul valore 1.5).

- funzioni lineari: l'output  $y$  del neurone co-varia, in maniera lineare, in funzione del valore dell'input netto  $A$ ;



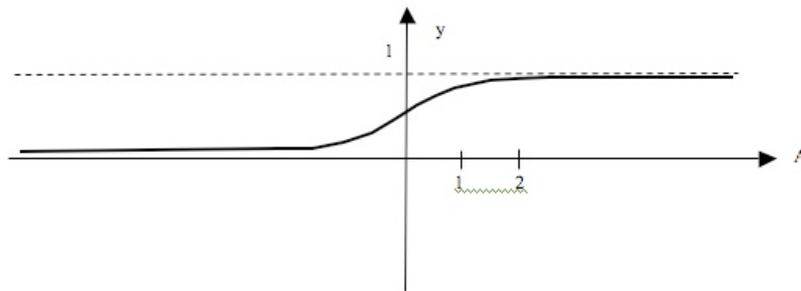
**Figura 7** – Esempio di funzione di attivazione lineare. In questo caso risponde alla regola  $y=A$ .

- funzioni non-lineari: l'output  $y$  del neurone co-varia, in maniera non-lineare, in funzione del valore dell'input netto  $A$ . Tra le funzioni di tipo non-lineare, una delle più utilizzate è quella “sigmoide” o “logistica”.

La sigmoide è costruita secondo la regola:

$$\Phi(A) = \frac{1}{1 + e^{-kA}}$$

dove  $k$  è una costante che controlla l'inclinazione della curva (per  $k \rightarrow \infty$ , la funzione sigmoide approssima la funzione a gradino).

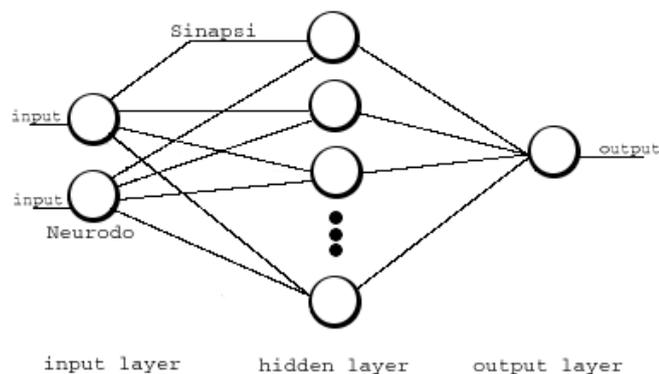


**Figura 8** – Esempio di funzione di attivazione sigmoide (o logistica).

## 2.9 Una semplice architettura neurale: il perceptrone

Ora che abbiamo presentato le caratteristiche principali del neurone artificiale, è un compito tutt'altro che difficile quello di introdurre il concetto di rete neurale. Una rete neurale, infatti, altro non è che un insieme di neuroni artificiali, collegati tra loro attraverso connessioni sinaptiche ed organizzati in maniera tale da ricalcare una certa topologia, definita come “architettura di rete”.

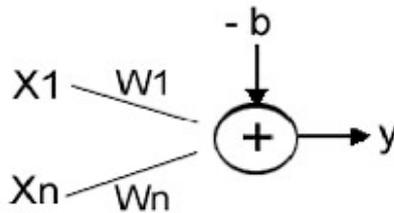
In generale, l'architettura di una rete neurale è caratterizzata dalla distinzione tra neuroni di ingresso e neuroni di uscita, dal numero di "strati" di sinapsi (o neuroni) che fanno da tramite e dalla presenza di connessioni di retroazione (ovvero, collegamenti che agiscono non dall'input verso l'output, ma bensì in senso contrario). Data questa definizione, piuttosto generale, le architetture di rete che ne possono derivare sono un numero potenzialmente infinito. In questo lavoro, però, ci concentreremo soltanto su un piccolo sottoinsieme di esse: le reti di tipo "feedforward", caratterizzate dal fatto che consentono connessioni tra neuroni appartenenti a strati diversi, soltanto se la direzione di tali collegamenti è verso lo strato di output.



**Figura 9** – Esempio di una "classica" architettura neurale, costituita da uno strato di input (formato da 2 neuroni), uno strato nascosto (detto anche strato intermedio", formato da un numero variabile di unità neurali) ed uno di output (avente un singolo neurone).

Il caso più semplice in assoluto è quello della rete neurale composta da due soli strati: uno di input ed uno di output, con quest'ultimo formato da un solo neurone, per di più di tipo booleano (implementabile attraverso l'impostazione di un'apposita funzione di trasferimento a gradino, avente 0 ed 1 quali possibili

valori di uscita). Seguendo la definizione fornita dai soliti Floreano e Mattiussi<sup>18</sup>, una rete neurale come questa, con un unico strato di connessioni unidirezionali dai nodi di input a quelli di output, è detta “perceptrone”.



**Figura 10** – Rappresentazione schematizzata di un perceptrone  
( $-b$  corrisponde al bias applicato al neurone di output).

Se definiamo come  $I(t)$  il “pattern di attivazione” complessivo dei neuroni che formano lo strato di input,  $x(t+1)$  il valore di attivazione del neurone booleano di output e  $\sigma$  il suo valore di soglia, da un punto di vista formale abbiamo che:

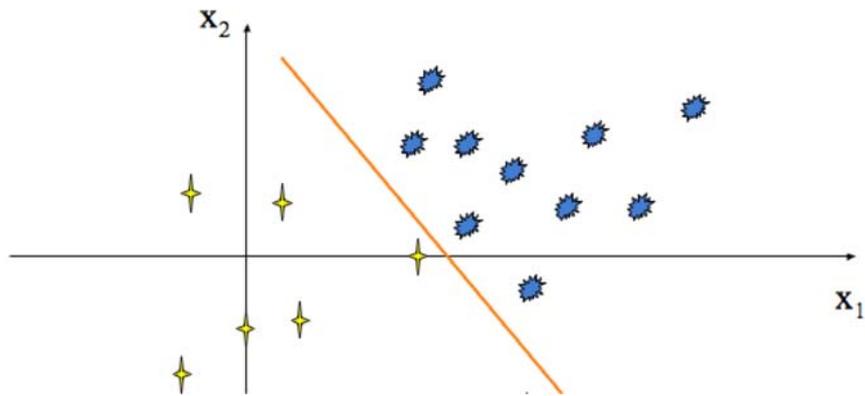
$$I(t) > \sigma \Rightarrow x(t+1) = 1$$

$$I(t) \leq \sigma \Rightarrow x(t+1) = 0$$

Ipotizzando poi di avere due soli neuroni di input, con la scelta di una scala opportuna diventa possibile rappresentare in uno spazio bi-dimensionale i loro possibili “pattern di attivazione”.

Come si vede nella figura 11, la regola di decisione del neurone booleano corrisponde graficamente alla suddivisione in due parti distinte dello spazio delle “features” di input, operata mediante un iperpiano.

<sup>18</sup> Floreano D., Mattiussi F., “Manuale sulle reti neurali” (pag. 68).



**Figura 11** – Esempio di spazio bi-dimensionale, “tagliato” in due da un iperpiano.

L’equazione che regola la creazione di un iperpiano di dimensioni N-1 in uno spazio N-dimensionale è:

$$\sum w_k x_k - T$$

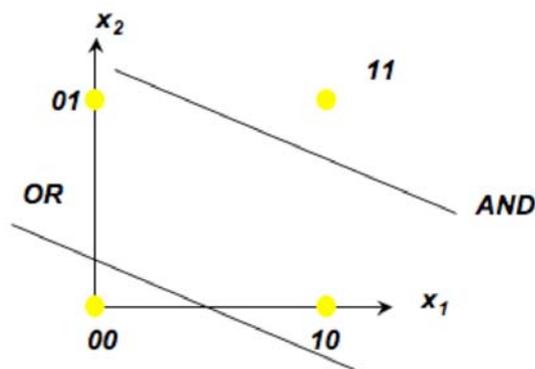
dove:

- $w_k$  rappresenta il valore del peso sinaptico che collega il neurone di input  $k$ -esimo all’unico neurone di output della rete;
- $x_k$  identifica il valore (0 o 1) del neurone di input  $k$ -esimo;
- $T$  è una costante che determina come deve essere tagliato l’iperpiano.

Se, oltre al neurone di output, anche l’input della rete neurale è di tipo booleano, utilizzare la rete neurale per assolvere ad un compito di classificazione equivale a determinare una funzione booleana del vettore d’ingresso. Quale che sia tale funzione, essa deve assumere il valore 1 in corrispondenza dei casi che

oltrepassano il valore di soglia impostato per il neurone di output, 0 in caso contrario.

Utilizzando un perceptrone avente due neuroni booleani in input ed uno a costituire lo strato di output è possibile implementare ad esempio le funzioni logiche AND e OR. Tutti i punti che stanno al di sopra della retta che taglia l'iperpiano assumono valore 1 (valore logico "vero"), mentre quelli che si trovano al di sotto assumono il valore 0 (valore logico "falso"). Così, le due funzioni sono entrambe implementabili con un solo neurone di output, semplicemente "giocando" con il parametro  $T$  per posizionare nel punto appropriato la retta secante il piano. La figura che segue evidenzia proprio la semplicità di questo meccanismo.



**Figura 12** – Un iperpiano con due rette che lo tagliano a rappresentare rispettivamente le funzioni logiche AND e OR.

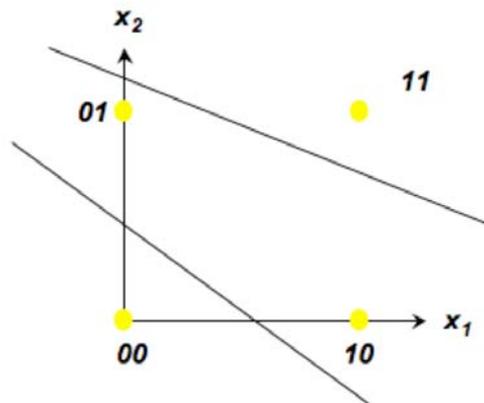
Con un semplice "trucco" è poi possibile descrivere allo stesso modo anche quelle funzioni (ad es. NAND e NOR) per le quali il valore 1 deve essere associato al semipiano inferiore e non, come nel doppio caso che abbiamo appena affrontato, a

quello superiore. Partendo da un iperpiano che realizza la funzione opposta rispetto a quella desiderata (ad esempio AND in luogo di NAND), si pongono come nuovi parametri  $w_k = -w_{kold}$  e  $T = -T_{old}$ . A questo punto, abbiamo che:

$$\sum w_k x_k - T = -(\sum w_{kold} x_k - T_{old})$$

e, pertanto, il valore 1 viene associato al semispazio inferiore.

Alcune funzioni booleane non sono tuttavia replicabili mediante un'architettura di rete come quella vista sino a qui. Le funzioni XOR ed identità, ad esempio, non sono linearmente separabili. Per isolarle occorrerebbero due rette e, dunque, un'architettura in grado di implementarle, più complicata rispetto al perceptrone che stiamo esaminando.



**Figura 13** – Un iperpiano con due rette che lo tagliano a rappresentare la funzione logica XOR.

## 2.10 L'apprendimento nei perceptron semplici

Così come accade per la maggior parte dei modelli di reti neurali, anche con riferimento ai perceptron è possibile realizzare una funzione di “apprendimento” che, per “insegnare” alla rete ad assolvere un determinato compito, si basa su un algoritmo che provvede a modificare in maniera opportuna i pesi delle connessioni sinaptiche.

Consideriamo il caso di un perceptrone dotato di un singolo neurone booleano in uscita, che vogliamo sia in grado di svolgere correttamente un task di classificazione degli input ad esso somministrati. All'inizio della fase di training, i pesi  $w$  delle connessioni sinaptiche del perceptrone assumono valori del tutto casuali. Per l'addestramento abbiamo a disposizione una serie di esempi con la relativa, corretta, classificazione. Alla rete vengono presentati, a turno, i diversi casi da classificare ed essa elabora ogni volta il suo responso (sopra la soglia oppure sotto la soglia, data la natura booleana del neurone di output). Nel caso in cui la classificazione risulti essere corretta (output della rete uguale a quello previsto), l'algoritmo di training non interviene. Al contrario, se una classificazione viene considerata errata, l'algoritmo provvede a modificare i pesi sinaptici, nel tentativo di migliorare la performance “classificatrice” della rete. La modifica deve dunque essere graduale e variabile in funzione delle risposte della rete. In un certo senso è come se il perceptrone vivesse all'interno di un universo creato dall'insegnante e cercasse di adattarsi alle caratteristiche di tale universo.

Se la funzione di classificazione che si desidera riprodurre é effettivamente realizzabile dal perceptrone in esame, il problema è quello del come fare ad individuare automaticamente un vettore dei pesi sinaptici che consenta di implementarla.

Innanzitutto, nel caso di un perceptrone ad N ingressi continui ed una singola uscita booleana, il suo output, come abbiamo già visto, è dato da:

$$y_i = \Phi\left(\sum_j^N w_{ij}x_j - \vartheta_i\right)$$

La presenza del bias  $\vartheta_i$  complica leggermente la trattazione matematica. Ragion per cui ricorriamo ad uno stratagemma per eliminarlo. Nei perceptron, nella pratica, il bias viene solitamente rappresentato come un neurone di input aggiuntivo, caratterizzato da un certo valore di attivazione  $x_0$  e da un peso sinaptico  $w_0$ . Imponendo  $x_0 = 1$  e  $w_0 = -T$ , la regola appena abbozzata può essere riscritta, in forma più compatta, come:

$$y_i = \Phi\left(\sum_j^N w_{ij}x_j\right)$$

Possiamo a questo punto dare una definizione formale della regola di apprendimento (“locale”, per motivi che approfondiremo in seguito) del perceptrone.

Siano:

- $y$ : l'output del perceptrone;
- $y_d$ : l'output desiderato del perceptrone (ovvero, quello che dovrebbe essere generato da una classificazione operata correttamente);
- $e$ : un numero reale maggiore di zero, ma molto prossimo ad esso;
- $W$ : il vettore dei pesi sinaptici del perceptrone;
- $X$ : l'insieme dei pattern di input  $x$ .

Per ogni pattern  $x$  presentato in input alla rete, viene calcolato il corrispettivo valore  $y$  dell'uscita. Tale output viene confrontato con quello desiderato  $y_d$  ed i pesi sinaptici vengono modificati di conseguenza, in accordo alle seguenti regole:

$$\begin{aligned}y = y_d &\Rightarrow W(k+1) = W(k) \\y > y_d &\Rightarrow W(k+1) = W(k) + ex \\y < y_d &\Rightarrow W(k+1) = W(k) - ex\end{aligned}$$

dove la lettera  $k$  è un semplice riferimento di natura "temporale":  $W(k)$  è infatti il vettore dei pesi sinaptici nel momento in cui viene somministrato al perceptrone il pattern  $x$  di input, mentre  $W(k+1)$  è invece il vettore dei pesi sinaptici post-correzione. In altri termini, l'algoritmo appena definito fa sì che:

- se l'output  $y$  ottenuto è uguale rispetto a quello desiderato  $y_d$ , i pesi delle connessioni sinaptiche del perceptrone non vengono modificati;

- se l'output  $y$  ottenuto è inferiore rispetto a quello desiderato  $y_d$ , i pesi sinaptici del perceptrone vengano modificati in maniera tale che, alla successiva presentazione del pattern  $x$ , la sommatoria degli input ricevuti dal neurone di output sia più alta rispetto a quella precedente (da cui derivano maggiori probabilità che la risposta sia  $y=1$  come desiderato).

Formalmente:  $W(k+1) * X = W(k) * X + e|X|^2 > W(k) * X$  ;

- se l'output  $y$  ottenuto è superiore rispetto a quello desiderato  $y_d$ , i pesi del perceptrone vengano modificati in maniera tale che, alla successiva presentazione del pattern  $x$ , la sommatoria degli input ricevuti dal neurone di output sia più bassa rispetto a quella precedente (da cui derivano maggiori probabilità che la risposta sia  $y=1$  come desiderato).

Formalmente:  $W(k+1) * X = W(k) * X + e|X|^2 < W(k) * X$  .

L'esecuzione dell'algoritmo viene reiterata, somministrando anche più di una volta al perceptrone l'intero insieme  $X$  dei pattern di input, sino a quando il vettore dei pesi  $W$  non rimane costante per un certo numero di passi. Quando ciò accade, si può ragionevolmente ipotizzare che la rete neurale abbia appreso la funzione di classificazione.

Possiamo essere certi del fatto che, se la funzione booleana che desideriamo implementare è una funzione lineare a soglia (ovvero se essa è linearmente separabile), allora la regola di apprendimento locale del perceptrone è in grado di trovare, in un numero finito di passi, un insieme di pesi capace di realizzarla. Questo teorema, detto "teorema del perceptrone" è applicabile anche nel caso della

regola di apprendimento “globale” del perceptrone, la quale agisce modificando l'intero vettore dei pesi sinaptici  $W$ , non in corrispondenza di un singolo vettore di ingresso, ma in funzione della performance ottenuta della rete sull'intero insieme dei vettori di input.

Tuttavia, non tutte le funzioni risultano essere linearmente separabili. A dire il vero, come si evince dalla tabella che segue, anche nel caso delle funzioni logiche, esse sono decisamente poche e la loro proporzione sul totale delle funzioni realizzabili tende a zero al crescere del numero di bit:

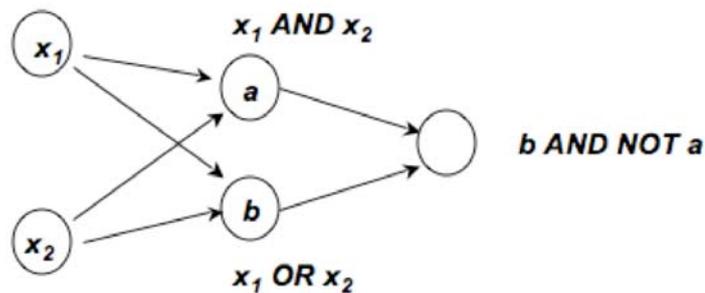
$n$	$f. \text{ booleane } (f(n))$	$f. \text{ separabili } (c(n))$	$\text{proporzione } c/f$
2	16	14	0.9
3	256	104	0.4
4	65536	1882	0.03
6	$1.8 \cdot 10^{19}$	$1.5 \cdot 10^7$	$10^{-12}$
8	$1.16 \cdot 10^{77}$	$1.7 \cdot 10^{13}$	$10^{-64}$

**Tabella 1** – Proporzione delle funzioni logiche linearmente separabili al variare del numero di bit.

## 2.11 Perceptron multi-strato (MLP)

Per poter realizzare una più ampia classe di funzioni è necessario introdurre nel perceptrone, tra la strato di input e quello di output, dei neuroni intermedi che permettano di realizzare una sorta di rappresentazione interna intermedia dell'input. Un perceptrone avente un'architettura di questo genere, viene detto “perceptrone multi-strato” (MLP, *Multi-layer Perceptron*).

Un perceptrone multi-strato come quello raffigurato qui sotto, ad esempio, è in grado di realizzare la funzione XOR, che abbiamo visto in precedenza essere una di quelle non linearmente separabili e pertanto non implementabili attraverso un perceptrone semplice.



**Figura 14** – Architettura di un perceptrone multistrato in grado di implementare la funzione logica XOR (o “OR esclusivo”).

Una configurazione come quella della figura 14 permette infatti ai due neuroni dello strato intermedio di specializzarsi ciascuno sull’implementazione di una particolare funzione logica. Nel caso dello XOR, ad esempio, i due neuroni possono rispettivamente realizzare le funzioni logiche AND e OR, facendo sì che la rete, nel suo complesso, implementi proprio l’OR esclusivo.

Apriamo una piccola parentesi. Il perceptrone semplice, come abbiamo visto nel paragrafo precedente, viene utilizzato generalmente per operazioni di classificazione di carattere binario: per decidere, in sostanza, se un determinato “oggetto” appartiene o meno ad una determinata “categoria”. Quando anche gli input sono di tipo booleano, ciò che fa il perceptrone semplice altro non è se non implementare funzioni logiche. Sono moltissimi, però, i problemi della vita reale

che si prestano più propriamente ad essere descritti mediante input di tipo continuo (o discretizzati con molti valori) e “misto” (binari e continui). Ad esempio, i perceptron continui, che ricevono appunto input di tipo continuo restituendo output della stessa tipologia, sono spesso utilizzati con successo nello svolgimento di compiti di classificazione (si pensi alla diagnosi medica) o come approssimatori di funzioni a valori reali. Un famoso teorema ha dimostrato che i perceptron multi-strato continui possono essere considerati “approssimatori universali”: una qualunque funzione continua a valori reali può essere approssimata uniformemente da un perceptrone avente uno strato intermedio, un neurone di output e funzioni di trasferimento sigmoidali. Ulteriori derivazioni del teorema originale hanno poi dimostrato che esso è valido anche per funzioni continue soltanto “a tratti”.

## 2.12 L'apprendimento nei perceptron multi-strato: l'algoritmo di Backpropagation

Nei perceptron multi-strato, l'apprendimento ha luogo sfruttando un procedimento analogo a quello utilizzato per i perceptron semplici:

- presentazione alla rete di un pattern di input appartenente al training set;
- verifica della risposta restituita dal perceptrone;
- eventuale correzione dei pesi sinaptici;
- presentazione del pattern di input successivo;
- reiterazione del processo fino a soddisfare un certo criterio di performance.

Rispetto al caso del perceptrone semplice, qui la difficoltà consiste nel riuscire ad individuare una regola di apprendimento per gli strati nascosti della rete. La regola del perceptrone semplice tende infatti ad avvicinare la risposta del neurone di uscita a quella desiderata ma, nel caso in cui vi sia più di uno strato, soltanto con riferimento a reti estremamente limitate da un punto di vista “architettonico” potremmo avere un’idea di quale dovrebbe essere il “valore di attivazione ottimale” dei neuroni intermedi.

Immaginiamo di trovarci di fronte ad una rete “elementare”, composta da un neurone di ingresso ed uno di output, il cui valore è dato da  $y = f(I)$ , con  $I = wx$ . Presentando diversi esempi di  $x$ , la rete calcola ogni volta il corrispondente valore di  $y$ , il quale viene a sua volta confrontato con quello desiderato  $y_d$ . Per ogni pattern di input presentato, l’errore è misurato da  $E = (y - y_d)^2$ , che risulta essere una funzione differenziabile.

Una regola semplice per cercare il punto di minimo di una funzione incognita è quella di modificare la variabile indipendente di una quantità proporzionale alla derivata, cambiata di segno. Sappiamo che, dato il pattern  $x$ , la misura di errore  $E$  dipende dai pesi  $w$ :

$$\frac{dE}{dw} = \frac{d(y - y_d)^2}{dw} = 2(y - y_d) \frac{df}{dI} x$$

$$\Delta w = -\varepsilon \frac{dE}{dw} = -2\varepsilon(y - y_d) \frac{df}{dI} x$$

Poiché  $\frac{df}{dI} \geq 0$ , se  $y > d$  allora  $\Delta w \approx -x$  e di conseguenza il valore di  $I$  diminuisce. In caso contrario,  $\Delta w \approx x$  e quindi il valore di  $I$  aumenta. Il comportamento ricorda da vicino quello del perceptrone semplice.

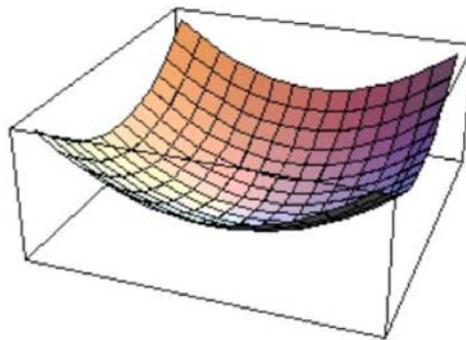
Generalmente, non è presente soltanto un neurone di output, ma ve ne sono diversi. Per questo motivo, non potendo calcolare una misura di errore del tipo  $E = (y - y_d)^2$ , si definisce una distanza tra il pattern di uscita ottenuto e quello desiderato, cercando poi il modo di minimizzare tale distanza.

La distanza tra il pattern di uscita ottenuto e quello desiderato può essere misurata attraverso il quadrato della distanza euclidea. Ipotizzando che lo strato di output sia composto da  $R$  neuroni, l'errore su uno dei pattern di esempio appartenenti al training set risulta dunque essere:

$$E(W) = \sum_{r=1}^R (y_r - y_r^d)^2$$

Impostata in questo modo, la funzione di costo  $E$  dipende da tutti i pesi sinaptici della rete. Per trovare il punto di minimo di una funzione nota di molte variabili è possibile porre a zero tutte le sue derivate parziali rispetto alle diverse variabili. Nel caso di una funzione incognita, invece, una tecnica molto diffusa è quella della discesa secondo gradiente: si calcola lungo quale direzione la funzione diminuisce più rapidamente e si “sposta” il valore delle variabili, di una certa

quantità, in quella direzione. Si tratta di un classico problema di ottimizzazione: individuare i valori estremi di una funzione a molte variabili. Il metodo della discesa secondo gradiente è una metodologia molto semplice e che risulta efficace per localizzare rapidamente il più vicino punto di minimo. Questa tecnica, tuttavia, presenta l'inconveniente di poter teoricamente rimanere "bloccata" all'interno di un minimo locale, senza riuscire ad individuare quello globale.



**Figura 15** – Esempio di spazio delle soluzioni per una funzione a più variabili. Il metodo della discesa secondo gradiente mira a localizzare il punto di minimo di questa funzione, che in questo “panorama” corrisponde al punto più basso.

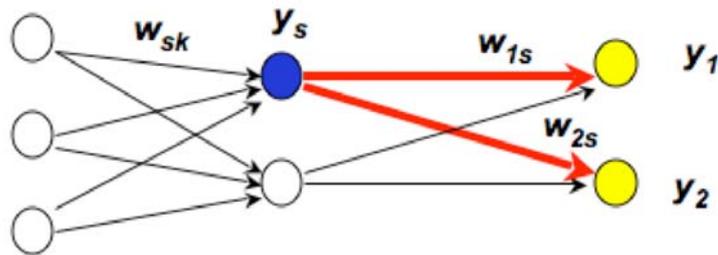
Qualunque sia l'architettura del perceptrone che stiamo analizzando, sappiamo comunque che gli output sono determinati da una funzione del tipo:

$$y_r = f\left(\sum w_{rk}x_k\right)$$

dove  $w$  indica i pesi che collegano l'ultimo strato intermedio a quello di uscita. Sappiamo inoltre che, presentando un pattern di addestramento alla rete, sono noti tutti i valori delle attivazioni  $x$  dell'ultimo strato intermedio prima di quello di output. E' quindi possibile calcolare direttamente le derivate della funzione di

errore  $E$  rispetto ai pesi sinaptici  $w$  che connettono l'ultimo strato intermedio a quello di output, allo scopo di aggiustare questi ultimi. Ma si può fare ancora di più.

Si consideri un MLP come quello mostrato nella figura che segue:



**Figura 16** – Esempio di perceptrone multi-strato, costituito da tre neuroni di input, due nell'unico strato intermedio ed altrettanti di output.

L'errore  $E$ , come abbiamo già sottolineato diverse volte, dipende dai valori di attivazione di  $y_1$  ed  $y_2$ . Ignorando, per semplicità di trattazione, il ruolo giocato dal secondo neurone dello strato intermedio (quello che nella figura 16 appare di colore bianco),  $y_1$  ed  $y_2$  sono a loro volta determinati dai pesi sinaptici  $w_{1s}$  e  $w_{2s}$  e dal valore di attivazione  $y_s$ . Ma, seppur più indirettamente, anche da  $w_{sk}$  attraverso l'influenza che esso ha su  $y_s$ . Calcolando le derivate dell'errore  $E$  rispetto ai pesi immediatamente più interni, diventa possibile determinare le correzioni da apportare ai pesi che collegano lo strato intermedio a quello di output. Tale procedimento può essere ripetuto a ritroso fino a raggiungere lo strato di input.

Il meccanismo così definito, detto di “retropropagazione del gradiente<sup>19</sup>” (o *backpropagation*”) consente dunque di calcolare le modifiche da apportare ai pesi sinaptici che provvedono alla connessioni di tutti gli strati della rete. Essendo questo un algoritmo più complicato rispetto a quello utilizzato per addestrare un perceptrone semplice, ai fini del corretto apprendimento da parte della rete si rende necessario un numero molto maggiore di somministrazioni dell’intero training set. Per valutare la performance della rete è consuetudine metterla alla prova su un insieme di pattern di input non appartenenti al training set. In questo modo è possibile osservare la sua capacità di “generalizzazione”, ovvero quanto la rete è stata in grado di astrarre la regola che sta alla base della costruzione del set d’addestramento ripetutamente somministrato. Naturalmente, per la bontà dell’apprendimento è necessario che gli esempi forniti alla rete siano sufficientemente rappresentativi della regola generale di classificazione, ma soprattutto che essi non siano tra loro contraddittori. Ad esempio, una rete neurale (così come d’altronde accadrebbe ad un essere umano) avrebbe enormi difficoltà nell’individuare la regola sottostante questo training set:

<i>esempio in input (x)</i>	<i>output desiderato (y<sub>d</sub>)</i>
1	1
2	1
8	0
3	1
10	0
4	1
11	0
7	0
6	1
5	?

**Tabella 2** – Esempio di training set “ambiguo”. Nella colonna di sinistra è presentato il pattern di input  $x$ , in quella di destra l’output desiderato  $y_d$  della rete.

<sup>19</sup> Per una trattazione più rigorosa dell’algoritmo di backpropagation, così come di alcune sue possibili alternative (“Metodo di Newton”, “Metodo di quasi-Newton”, “Algoritmo di Levenberg-Marquardt”, ecc...), si rimanda al contributo di Salvatore Ingrassia, “*Apprendimento per reti MLP*”, contenuto in Ingrassia S., Davino C. (a cura di), “*Reti Neurali e metodi statistici*”.

Potrebbero infatti essere valide entrambe le regole “ $x < 7$ ” e “ $x$  divisore di 12”.

Si considerino infine i problemi legati all’overfitting ed all’underfitting. Utilizzando una rete con un numero elevato di neuroni è possibile pervenire ad una classificazione molto precisa dell’insieme di addestramento: i confini di separazione tra le varie classi possono essere molto frastagliati e tali da adattarsi perfettamente all’insieme dei casi presentati. Tuttavia, una rete di questo tipo può mostrare scarse capacità di generalizzazione. Un problema a cui si fa solitamente riferimento con il termine “*overfitting*”. Problemi analoghi, anche se di senso opposto, si possono avere con una rete il cui numero di neuroni è insufficiente. In tale caso, si parla di “*underfitting*”.

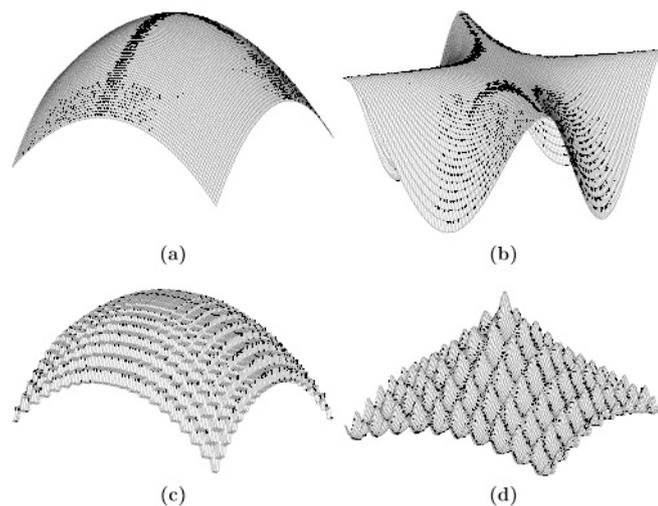
### 2.13 Gli algoritmi evolutivi

Gli “algoritmi evolutivi” sono metodi di ricerca ed ottimizzazione, di carattere non rigidamente deterministico e scorrelati dalle proprietà locali delle funzioni sulle quali agiscono, che traggono ispirazione dalla teoria darwiniana dell’evoluzione biologica. Pur molto semplici sia da un punto di vista concettuale che implementativo (su calcolatore), gli algoritmi evolutivi sono in grado di fornire soluzioni laddove metodi di ottimizzazione alternativi, enormemente più complessi, falliscono. Prima di addentrarci in un’analisi dettagliata degli algoritmi evoluti, con particolare riguardo agli algoritmi genetici, è però doveroso spendere alcune righe riguardo al concetto di “ottimizzazione di funzioni”<sup>20</sup>.

---

<sup>20</sup> Una trattazione più approfondita sul tema dell’ottimizzazione di funzioni la si può trovare nell’ottima Tesi di Laurea di Marcello Galli, *Modelli statistici geneticamente evoluti*. Gli algoritmi evolutivi sono invece trattati, in maniera rapida ma rigorosa, in un’altra Tesi di

Nel risolvere un qualunque problema di ottimizzazione, ci si trova di fronte ad insiemi (spesso infiniti) di possibili soluzioni, tra le quali è necessario individuare quella “ottimale” secondo un preciso di criterio di valutazione. In un caso molto semplice, in cui le variabili che entrano in gioco sono soltanto due,  $x$  ed  $y$ , è possibile rappresentare lo spazio delle possibili soluzioni come una superficie tridimensionale, dove l’asse  $z$  rappresenta il valore della soluzione. Osservando il problema da tale prospettiva, è facile intuire come la questione della ricerca/ottimizzazione si complichino in funzione della topografia della superficie, la quale può essere composta da picchi, valli ed altopiani.



**Figura 17** – Quattro possibili esempi di spazi di ricerca tridimensionali. I casi (a) e (b) sono relativamente semplici e, su di essi, anche le tecniche tradizionali di ricerca analitica (ad esempio il metodo del gradiente) riescono a lavorare con successo. Al contrario, i casi (c) e (d) corrispondono a panorami più “complessi”, le cui peculiarità impediscono ai metodi suddetti di riuscire ad individuare il punto di massimo.

Il picco più alto rappresenta il punto di massimo (ottimo) assoluto; quelli più bassi sono invece ottimi (massimi) locali. Ottimizzare una funzione significa riuscire ad individuare il punto più alto all’interno di un tale panorama.

---

Laurea: quella di Gianluca Massera, *Robotica Evolutiva: un approccio distribuito per il controllo di un robot insettoide*.

Si tenga presente il fatto che in casi reali, dove le variabili in gioco sono una quantità decisamente maggiore, non è possibile visualizzare lo spazio di ricerca come una superficie tridimensionale. I concetti di picchi e di valli rimangono però invariati. Infatti, se è possibile definire una distanza fra le soluzioni possibili del problema, e ad ognuna di esse attribuire una “misura di bontà”, allora nello spazio di ricerca i picchi si troveranno in corrispondenza delle soluzioni migliori e le valli saranno composte da soluzioni “pessime”.

## 2.14 Gli Algoritmi Genetici

Gli algoritmi genetici (GA, *Genetic Algorithms*) sono una metodologia di ricerca stocastica di carattere globale<sup>21</sup>, appartenente alla famiglia degli algoritmi evolutivi<sup>22</sup> e che, in quanto tale, trae ispirazione dalla teoria darwiniana dell’evoluzione biologica naturale. I GA operano su una “popolazione” di potenziali soluzioni applicando, sui singoli “individui” che la compongono, i principi della sopravvivenza del più adatto e della conseguente “riproduzione innovatrice”. E’ in questo modo che, simulando per un sufficiente numero di generazioni l’evoluzione biologica delle possibili soluzioni, l’algoritmo genetico riesce a pervenire all’individuazione di approssimazioni progressivamente migliori della soluzione “ottima”.

---

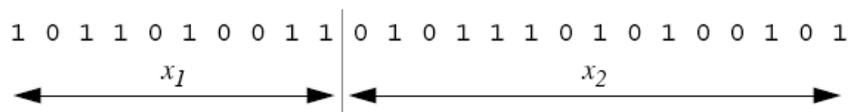
<sup>21</sup> “Globale” nel senso che mirano ad individuare la soluzione ottima a livello dell’intera funzione su cui operano.

<sup>22</sup> Per una panoramica sulle altre metodologie appartenenti alla categoria degli algoritmi evolutivi (Programmazione Evolutiva, Strategie Evolutive, Sistemi a Classificatori e Programmazione Genetica), si veda ad esempio l’ottima pagina Internet curata dal SEMEION, rintracciabile all’indirizzo: <http://www.semeion.it/algoevol.htm>.

Più nel dettaglio, gli individui (le approssimazioni correnti della soluzione) sono codificati sotto forma di stringhe, i “cromosomi”, appartenenti ad un alfabeto descritto all’uopo in maniera tale che un certo genotipo (l’insieme dei valori cromosomici) abbia una corrispondenza univoca nel dominio (fenotipico) della variabile per la quale si sta ricercando il valore “ottimo”.

La rappresentazione più frequentemente utilizzata nell’ambito dei GA è quella binaria, in accordo alla quale i singoli cromosomi possono assumere soltanto i valori 0 ed 1. Esistono tuttavia molte rappresentazioni alternative, quali possono essere quella ternaria, a valori interi, a valori reali, ecc...

Sfruttando una codifica di tipo binario, un problema che prevede il ricorso a due variabili,  $x_1$  e  $x_2$ , può essere mappato nella struttura cromosomica in modo analogo al seguente:



**Figura 18** – Esempio di codifica binaria di due variabili. I primi 10 bits del cromosoma codificano il valore della variabile  $x_1$ , mentre i rimanenti 15 sono dedicati alla variabile  $x_2$ .

Esaminando la stringa cromosomica qui sopra riportata, non otteniamo alcuna informazione relativamente al problema che stiamo tentando di risolvere. E’ soltanto con la decodifica del cromosoma nel suo corrispondente valore fenotipico che tale rappresentazione si arricchisce di significato. Decodificando il fenotipo, diventa infatti possibile misurare la performance (valore di “fitness”)

dell'individuo portatore del genotipo in esame. Questo compito è svolto mediante il ricorso ad una “funzione obiettivo”, la quale serve appunto a caratterizzare la performance del singolo individuo nel dominio del problema<sup>23</sup>.

Una volta generata la popolazione di partenza dell'algoritmo genetico (la cosiddetta “generazione 0”) il processo evolutivo ha inizio. Ad ogni “generazione”, il processo di selezione, guidato dal livello di “fitness” (che, come abbiamo detto, è una sorta di misura della “bontà adattiva”) dei singoli individui che compongono la popolazione e con l'ausilio di un meccanismo riproduttivo che provvede al rimescolamento o comunque alla modificazione del materiale genico, porta alla creazione di un nuovo insieme di soluzioni approssimate derivante da quello della generazione precedente. Tale processo, ripetuto un certo numero di volte, basandosi sulla riproduzione degli individui migliori, determina l'evoluzione di popolazioni di individui che risultano essere progressivamente più adatti all'ambiente rispetto a quanto non lo fossero i loro antenati, alla stregua di ciò che avviene nella natura.

Particolare importanza, nei GA, è rivestita dai cosiddetti “operatori genetici”, meccanismi che garantiscono, durante la riproduzione, che gli individui figli non siano copie identiche dei genitori da cui sono stati generati, ma differiscano rispetto a loro per una qualche caratteristica. La presenza di tali meccanismi è fondamentale, giacché è soltanto in questo modo che, casualmente, nel passaggio

---

<sup>23</sup> In natura, la funzione obiettivo corrisponde all'abilità di un individuo nel sopravvivere all'interno della sua nicchia ecologica. Nel contesto di un algoritmo genetico, la funzione obiettivo determina le basi per la selezione degli individui (o delle coppie di individui, in caso di riproduzione “sessuata”) che si riprodurranno.

da una generazione all'altra, possono nascere individui più performanti rispetto ai genitori. E' bene sottolineare come, nella maggior parte delle implementazioni, gli operatori genetici non agiscano in maniera indiscriminata durante ogni processo riproduttivo, ma vengano bensì applicati in accordo ad una certa funzione di probabilità. Per quanto esista una moltitudine di operatori genetici differenti<sup>24</sup>, quelli generalmente più utilizzati rientrano in due categorie:

- *crossover* (o *recombination*): gli operatori appartenenti a tale famiglia, applicati solitamente nel caso della riproduzione sessuata, fanno sì che il genotipo dell'individuo (o degli individui) nato (nati) dall'incrocio di due genitori, contenga parti del genotipo di entrambi. Per implementare un tale operatore, si impostano in maniera arbitraria uno o più "punti di taglio"<sup>25</sup>. Scorrendo il genoma dei genitori, il figlio eredita dal primo genitore i geni che vanno dall'inizio della stringa cromosomica fino al punto di taglio e dal secondo genitore i geni rimanenti. Se si imposta l'algoritmo genetico in maniera tale che i figli nati da una coppia siano due, il secondo figlio erediterà i geni in maniera esattamente opposta. Ad esempio, dati due genitori aventi il seguente codice genetico:

$$P_1 = 1 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 1 \ 1 \ 0, \text{ and}$$

$$P_2 = 1 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0.$$

---

<sup>24</sup> Per una panoramica, ricca e ben fatta ma comunque non del tutto esaustiva, degli operatori genetici ad oggi elaborati, si rimanda a Mitchell M., *An Introduction to Genetic Algorithms*. Alcuni esempi di applicazioni di GA a casi reali si possono invece trovare in Rondanini P., *Esempi applicativi di Algoritmi Genetici*.

<sup>25</sup> Si parla pertanto, rispettivamente, di "*single-point crossover*" o di "*multiple-points crossover*".

al fine di generare altrettanti figli, l'applicazione dell'operazione di crossover a singolo punto di taglio (impostato in corrispondenza della quinta "casella" del genoma), darà origine ad individui con il seguente codice genetico:

$$O_1 = 1 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0, \text{ and}$$

$$O_2 = 1 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 0.$$

- *mutazione*: l'operatore di mutazione agisce sull'intero genoma degli individui figli, con una certa probabilità (solitamente, ma non necessariamente, uniforme) per ciascun gene. I geni che vengono "colpiti" dalla mutazione variano il proprio valore. Nel caso di cromosomi codificati in maniera binaria, ad esempio, un gene avente valore 0 che subisce una mutazione si ritroverà ad avere valore 1.

## 2.15 Evoluzione genetica di reti neurali

Arrivati a questo punto della trattazione, qualcuno potrebbe legittimamente domandarsi come mai abbiamo parlato degli algoritmi evolutivi e dei GA in particolare. Il motivo è presto detto. L'apprendimento da parte delle reti neurali, può infatti essere effettuato attraverso un algoritmo genetico. Partendo da una popolazione di reti neurali nelle quali i parametri liberi (quali possono essere ad esempio i pesi sinaptici, ma anche il numero di strati di cui è composta la rete, il numero di neuroni appartenenti ad un determinato strato, la direzionalità delle connessioni sinaptiche, ecc...) vengono generati in maniera casuale, si arriva, tramite il processo evolutivo, a reti neurali in grado di svolgere il compito prefissato.

Uno dei vantaggi offerti dagli algoritmi genetici è quello di non richiedere retroazioni correttive. Molte tecniche di apprendimento delle reti neurali, come ad esempio quelle che abbiamo osservato nei paragrafi precedenti, necessitano infatti di una sorta di “supervisione<sup>26</sup>” esterna. Occorre in sostanza la presenza di un “addestratore”, che sia in grado di dire alla rete neurale se un certo output che ha elaborato sia “corretto” oppure “sbagliato”<sup>27</sup>, al fine di innescare la necessaria catena di correzioni dei pesi sinaptici. Al contrario, nell’algoritmo genetico, la funzione di fitness non deve necessariamente controllare ogni singolo output della rete neurale per essere in grado di valutare la bontà di una certa risposta. Ciò semplifica notevolmente il processo di addestramento, evitando tra l’altro di dover inserire vincoli particolari, potenzialmente in grado di condizionare la ricerca della soluzione.

Quando l’evoluzione genetica di una rete neurale si ha soltanto in riferimento ai pesi delle sue connessioni sinaptiche, l’architettura è considerata come una costante, fissa ed identica per tutti gli individui. Il numero di neuroni, la loro collocazione lungo i vari layer e le connessioni tra questi sono dunque variabili che non devono essere codificate all’interno del genotipo: i parametri in evoluzione sono soltanto i pesi sinaptici  $w_{ij}$ .

Dato che il numero dei parametri da ottimizzare è noto a priori e si tratta esclusivamente di valori numerici, la codifica scelta è generalmente “diretta”: il

---

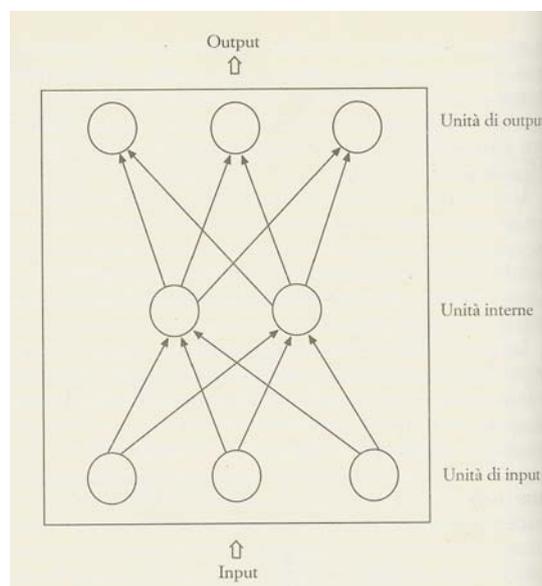
<sup>26</sup> Si parla, proprio per questo motivo, di “algoritmi di *supervised learning*”.

<sup>27</sup> Esistono, in realtà, anche algoritmi, detti di “*unsupervised learning*”, i quali non richiedono la presenza di un “addestratore” esterno, ma risulterebbe superfluo trattarne in questa sede.

genotipo è un vettore contenente al suo interno, esplicitamente, i valori dei pesi sinaptici. La posizione di un numero all'interno della stringa rappresentate il genotipo assume importanza fondamentale, poiché indica a quale connessione sinaptica si riferisce il peso in questione.

## 2.16 Ecological Neural Networks

Come abbiamo accennato nel primo capitolo, nella prospettiva dell'Artificial Life si adotta un particolare tipo di approccio, secondo il quale una rete neurale costituisce, in tutto e per tutto, il sistema nervoso di un organismo artificiale. Tale sistema nervoso è deputato ad innescare, in base alle percezioni sensoriali correnti, le appropriate risposte motorie dell'organismo, le quali trovano attuazione all'interno dell'ambiente in cui si svolge la simulazione.



**Figura 19** – Schema elementare di una Ecological Neural Network a tre strati. In basso abbiamo le unità di input, corrispondenti al sistema percettivo/sensoriale dell'organismo artificiale, al centro le unità interne (il luogo dove l'informazione ricevuta in input viene processata) ed in alto le unità di output, deputate ad innescare la risposta motoria dell'organismo (corrispondenti, cioè, agli effettori del sistema motorio).

Reti neurali di questo tipo vengono chiamate “reti neurali ecologiche”. Da un punto di vista più formale, le Ecological Neural Networks, così come sono state definite da Parisi, Cecconi e Nolfi<sup>28</sup> in un lavoro pionieristico pubblicato a cavallo tra gli anni '80 e '90, sono innanzitutto reti neurali la cui “vita” si svolge all'interno di un environment ben definito. In tale contesto, lo sperimentatore definisce innanzitutto la struttura iniziale dell'ambiente (intesa sia in termini di conformazione fisica, sia come eventuale presenza e relativa distribuzione spaziale di oggetti, artefatti, ecc...), nonché il modo in cui l'organismo lo percepisce (la cosiddetta “codifica sensoriale”) ed il repertorio motorio/comportamentale dell'organismo (o della popolazione di organismi) che andrà ad abitare tale ambiente. Questo repertorio determina indirettamente le modalità secondo le quali si svolgerà la vita dell'organismo, vale a dire secondo quale ordine e con quale frequenza appariranno, ma anche e soprattutto quali saranno, gli stimoli sensoriali cui sarà sottoposto con il passare del tempo.

Le reti neurali ecologiche, all'interno dell'ambiente nel quale vivono, perseguono obiettivi ben precisi. Ciò implica che gli organismi agiscono sull'ambiente producendo dei cambiamenti, nell'ambiente stesso o nella relazione che esiste tra loro stessi e l'ambiente. Nel modello presentato in questo mio lavoro, ad esempio, gli organismi producono modifiche dell'ambiente ogni qualvolta riescono a raccogliere un'unità di cibo, siccome, in seguito alla sua raccolta, essa scompare.

---

<sup>28</sup> D. Parisi, F. Cecconi e S. Nolfi, *Econets: Networks that learn in an environment*. Nel testo originale, in realtà, la definizione è leggermente diversa rispetto a quella da me sintetizzata, poiché prende in considerazione reti neurali ecologiche che imparano a perseguire il loro obiettivo attraverso un algoritmo di apprendimento per rinforzo. Il lessico utilizzato nell'articolo, pertanto, riflette questa caratteristica, parlando ad esempio in termini di “teaching inputs”, piuttosto che di semplici “input sensoriali”.

Mutando l'ambiente, muta di conseguenza anche il rapporto organismo/environment, inteso come percezione dell'ambiente da parte dell'organismo: a parità di tutte le altre condizioni, il pattern sensoriale in input all'organismo, prima e dopo aver raccolto un'unità di cibo, risulterà essere sostanzialmente diverso. Una differenza fondamentale tra le reti neurali non-ecologiche e quelle ecologiche risiede nel fatto che le prime si limitano a scoprire eventuali regolarità negli input che vengono loro somministrati; le seconde, oltre a fare questo, sono inoltre costrette ad individuare delle regolarità anche negli effetti che le azioni da loro prodotte hanno sull'ambiente. Ciò, naturalmente, è possibile soltanto se consideriamo, come appena sottolineato, che gli effetti di un'azione motoria compiuta dall'organismo diventano manifesti nei suoi susseguenti input sensoriali.

Da tutto ciò deriva un'altra caratteristica fondamentale delle ecological neural networks: le informazioni sensoriali percepite in input dalla rete variano sia in funzione della struttura dell'ambiente, sia in funzione dell'output della rete fatto registrare nei cicli precedenti. Le reti neurali ecologiche hanno dunque una loro intrinseca dimensione temporale. Questo anche perché esse non sono progettate per assolvere a singoli compiti di replicazione di processi mentali astratti, ma per perseguire obiettivi ben specifici. Obiettivi che si traducono in intere sequenze di azioni, traiettorie motorie che si concludono con un'azione finale rappresentante il perseguimento dell'obiettivo. Un "*consumatory act*", come si dice nella psicologia animale per indicare le situazioni di consumo di cibo analoghe a quelle che, come vedremo, hanno luogo nel modello simulativo descritto in questa Tesi.

Riguardo all'ambiente, l'environment all'interno del quale vivono le reti neurali ecologiche, un'ottima riflessione è quella espressa a suo tempo da Parisi, Cecconi e Nolfi:

*“The environment in which an ecological network lives can contain natural objects, other organism (e.g. conspecifics), instruments and artefacts. Furthermore, the notion of environment that is needed for ecological networks must be sufficiently general and abstract to include the organism's body as part of the organism's environment. According to this abstract notion, the environment of an organism is whatever systematically mediates the relationship between the organism's actions and the sensory consequences (input patterns) of these actions for the organism itself. An object is part of an organism's environment if an action of the organism changes the sensory information coming from that object to the organism. It is clear, from this definition, that the organism's body is part of the organism's environment. If the organism moves one part of its body this may result in proprioceptive or visual information from that body part to the organism. Another kind of effect is tactile information when the body's moving part touches an external object. This effect is doubled if the touched object is another part of the organism's own body. Then, tactile sensory consequences from the organism's actions result from both the touching (and moving) part and from the touched part.”*

L'importanza di includere come parte dell'ambiente anche il corpo dell'organismo, risiede nel fatto che in questo modo è possibile simulare fenomeni quali la crescita. Lo sviluppo di un organismo, infatti, in molte specie animali procede in parallelo con un progressivo aumento delle sue dimensioni corporee. Così come l'ambiente esterno, anche il corpo di un organismo può dunque modificarsi con il passare del tempo e ciò implica la necessità, per l'organismo stesso, di adattarsi alla nuova situazione. Una continua necessità di adattarsi alle sempre mutevoli condizioni ambientali, appare più che mai chiaro, è una caratteristica comune a tutti gli organismi viventi e li accompagna per il loro intero ciclo vitale.

## **Capitolo 3: La motivazione: questa sconosciuta**

### **3.1 Il concetto di “motivazione”**

Il comportamento degli esseri umani, così come quello di ogni altro essere vivente, è motivato (cioè spiegato) da una serie di cause ed è orientato alla realizzazione di determinati scopi, nonché alla soddisfazione di specifici bisogni mediante singole azioni o una serie di attività fra loro collegate in maniera più o meno sequenziale.

Tuttavia, malgrado l'apparente completezza della definizione di cui sopra, spiegare le motivazioni che stanno alla base del comportamento umano è compito tutt'altro che semplice. Filosofi e pensatori di tutti i generi, fin da tempi antichissimi, hanno cercato di cimentarsi in tale impresa. Basti pensare al fatto che la stragrande maggioranza dei temi che incontriamo nella letteratura, nell'arte e nel teatro sono incentrati su aspetti quali la gelosia, l'ambizione, l'eroismo, il sacrificio, l'amore, l'odio. Tutti comportamenti umani altamente motivati. Ma è proprio la grande varietà e ricchezza di questi temi a rendere difficile la formulazione di una teoria semplice ed ordinata della motivazione umana.

L'esperienza quotidiana ci insegna molte cose circa il comportamento motivato. Sappiamo che alcuni individui si pongono obiettivi assai ambiziosi e lottano strenuamente per riuscire a raggiungerli. Le gare d'atletica ce ne forniscono un esempio quanto mai lampante: in tali contesti, il superamento dei record precedenti e il conseguimento delle medaglie d'oro sono i segni del successo. Ma

anche molte persone che non si occupano di sport, quali possono essere artisti, musicisti, scienziati o uomini d'affari, si impegnano per arrivare talvolta a difficilissimi risultati. All'estremità opposta della scala troviamo i soggetti apatici ed apparentemente incapaci di portare avanti un programma o di competere con sufficiente energia nelle attività quotidiane per sostenere un ruolo di partecipazione nella società. Insomma. Parlando di motivazione, la realtà ci offre un panorama di una vastità sconcertante.

Per cercare di mettere un minimo d'ordine in questo mare magnum di caratteristiche del mondo reale, iniziamo la nostra analisi fornendo una definizione del concetto di motivazione, prendendo in prestito quella elaborata da Luigi Anolli e Paolo Legrenzi<sup>29</sup>:

*“In generale, la motivazione (dall'etimo latino motus) è una spinta per svolgere una certa attività e si può definire come un processo di attivazione dell'organismo finalizzato alla realizzazione di un dato scopo in relazione alle condizioni ambientali. Da tale processo dipende l'avvio, la direzione, l'intensità, la durata e la cessazione di una condotta da parte del soggetto”.*

Le condizioni ambientali, naturalmente, includono sia quelle interne all'organismo (dunque, lo stato fisiologico e quello “psicologico<sup>30</sup>”), sia quelle che potremmo definire ecologiche, ossia riguardanti l'ambiente all'interno del quale l'organismo vive e compie le proprie azioni. Il rapporto tra queste due componenti, quella interna e quella esterna, è cruciale per comprendere la

---

<sup>29</sup> Anolli L. e Legrenzi P., “*Psicologia Generale*” (pag. 201).

<sup>30</sup> Con il termine di “stato psicologico” ci riferiamo, in questa sede, alla percezione consapevole di un soggetto relativa al proprio stato di benessere interiore non-fisiologico. Nello stato psicologico così definito, rientrano dunque tutti quei concetti difficilmente formalizzabili quali possono essere ad esempio il “trovarsi bene in un certo contesto sociale”, il “sentirsi a disagio per aver appena vissuto un'esperienza traumatizzante”, ecc...

motivazione. Generalmente, infatti, è proprio il feedback ricevuto dall'ambiente esterno ad influenzare lo stato interno, motivazionale, di un essere vivente:

- da un lato perché l'uomo è un animale prettamente sociale. Le sue motivazioni, interne, intime, si traducono nella pratica in comportamenti manifesti, i quali si riflettono pertanto sull'ambiente esterno. Così come, da esso, traggono un eventuale appagamento. Se, ad esempio, un soggetto è motivato a comportarsi in un certo modo (magari adottando comportamenti altruistici) perchè pensa che da questo suo modo d'agire ne trarrà beneficio il suo status sociale, deve essere proprio la "società" a dare al soggetto, attraverso la messa in pratica di determinati comportamenti, la conferma del mutato status sociale;
- dall'altro lato poiché l'uomo, così come la totalità degli esseri viventi, necessita di una costante interazione "fisica" con l'ambiente. Si pensi soltanto alla respirazione, oppure all'alimentazione. L'essere umano necessita di ossigeno per respirare e di cibo per soddisfare la propria fame ed è pertanto costretto a cercare questi elementi nell'ambiente circostante. In maniera pressoché inconsapevole quando tali risorse abbondano (ad esempio, nel caso dell'ossigeno), in modo razionale e sofisticato quando invece queste risorse scarseggiano (si pensi, a tal riguardo, all'altro esempio: il cibo).

### 3.2 I diversi livelli della motivazione

Sulla base di quanto abbiamo detto nel paragrafo precedente, non è esagerato sostenere che la motivazione sia uno dei costrutti psicologici in assoluto più complessi da analizzare. Il comportamento degli esseri viventi, di cui la motivazione costituisce il “drive” fondamentale, è infatti classificabile su una moltitudine di livelli differenti: partendo da risposte automatiche semplici e spinte elementari, si giunge sino a condotte estremamente articolate ed elaborate, finalizzate a perseguire, anche indirettamente e senza un’immediatezza temporale, taluni obiettivi (“goal”) che l’essere vivente si prefigge.

Cerchiamo, qui di seguito, di descrivere brevemente quali sono questi livelli gerarchici nei quali si articola la motivazione.

### 3.3 I riflessi

I riflessi rappresentano il più semplice meccanismo di risposta dell’organismo di fronte al presentarsi di stimoli interni o esterni. I riflessi sono meccanismi innati, automatici ed involontari, determinati e regolati da dispositivi neurofisiologici su base genetica. Essi svolgono una funzione difensiva nei riguardi di stimoli nocivi (si pensi al “riflesso di ritrazione”, che scatta ad esempio nel momento in cui si tocca con la mano un qualcosa di bollente), oppure una funzione di regolazione per riportare l’organismo allo stato di equilibrio (in quest’ultimo caso si parla di “omeostasi”, cioè l’insieme dei processi per conservare nel tempo uno stato di equilibrio interno, o per ripristinarlo in caso di squilibrio momentaneo: classico esempio di fenomeno omeostatico è la sudorazione).

### 3.4 Un esempio di riflesso: la “startle response”

La “startle response”, conosciuta anche come “startle reaction” o “alarm reaction”, è una categoria di risposte autonome ed involontarie adottate dalla mente e dal corpo di un organismo nel momento in cui si trova esposto ad uno stimolo improvviso ed inaspettato, quale può essere ad esempio un lampo di luce, un forte rumore o un rapido movimento compiuto nelle vicinanze del viso. Negli esseri umani, questo tipo di risposta comprende movimenti fisici di allontanamento dallo stimolo, la contrazione dei muscoli delle braccia e delle gambe e, talvolta, anche il “blinking”, ossia lo sbattimento delle palpebre. La risposta di startle chiama in causa il sistema nervoso simpatico, provocando un aumento del battito cardiaco e modificazioni nella frequenza della respirazione. Mentre la reazione muscolare, generalmente, svanisce nel giro di pochi secondi, le altre risposte possono durare più a lungo.

Da un punto di vista evolutivo è chiaro come lo startle si collochi tra quei comportamenti di tipo involontario, messi in atto dall'organismo in chiave difensiva per rispondere prontamente al presentarsi di un pericolo. L'aumento del battito cardiaco (con il conseguente maggior afflusso di sangue al cervello, che favorisce lo stato di vigilanza e la sensibilità agli stimoli esterni<sup>31</sup>), unitamente all'allargamento delle vie aeree polmonari (che si preparano a ricevere più abbondanti flussi di ossigeno per allungare il più possibile la fase aerobica dello sforzo fisico previsto come immediato) ed all'aumento della produzione

---

<sup>31</sup> Si pensi ad esempio al fatto che, all'epoca dell'inquisizione, diversi tipi di tortura prevedevano che, durante la loro esecuzione, il torturato fosse immobilizzato a testa in giù. Il maggior afflusso di sangue al cervello provocava nella vittima una maggior sensibilità alle torture subite (si veda a riguardo: [www.museodelletorture.it/ita/sega.htm](http://www.museodelletorture.it/ita/sega.htm)).

ormonale, in genere, prepara il corpo all'esecuzione di un compito delicato ed altamente dispendioso in termini energetici, quale può essere una fuga, oppure un feroce combattimento<sup>32</sup> (ovvero, la cosiddetta “*fight or flight response*”, che tuttavia tratteremo in maniera più dettagliata nel corso del quarto capitolo). La reazione di “startle” ha però una durata estremamente limitata da un punto di vista temporale. Dopo la “scarica” iniziale, dovuta all'improvvisa esposizione allo stimolo scatenante, l'organismo si rende conto del fatto che non vi è alcun pericolo reale. La produzione ormonale cessa ed il soggetto può tornare così ad uno stato di attivazione “normale”.

La startle reaction è stata studiata estensivamente in relazione ai bambini. Il cosiddetto “Moro reflex”, o “effetto Moro<sup>33</sup>”, così chiamato in onore del pediatra austriaco Ernst Moro che per primo lo analizzò in maniera sistematica, è uno di quei riflessi infantili (come, ad esempio, il succhiare, il rotolarsi su se stessi, ecc...) che chiama in causa proprio un meccanismo di “startle”. Quando un neonato avverte la sensazione di una perdita di equilibrio, la sua reazione è quella di contrarre i muscoli di gambe e braccia, protendendo queste ultime verso l'alto. L'effetto Moro può essere osservato, seppur in forma incompleta, già nei bambini nati prematuri dopo la ventottesima settimana di gestazione. Esso è invece

---

<sup>32</sup> Premesso che il processo che porta alla contrazione dei muscoli è innescato da impulsi nervosi ([http://it.wikipedia.org/wiki/Muscolo#Fisiologia\\_della\\_contrazione\\_muscolare](http://it.wikipedia.org/wiki/Muscolo#Fisiologia_della_contrazione_muscolare)), le secrezioni ormonali che si verificano nel momento in cui l'organismo è sottoposto ad uno shock possono essere anche potenzialmente controproducenti ai fini di una pronta risposta, conducendo ad un vasospasmo (contrazione improvvisa e transitoria di un vaso sanguigno, con conseguente riduzione del flusso di sangue al suo interno). Nel caso in cui il vasospasmo colpisse le arterie che irrorano certi muscoli scheletrici, essi si troverebbero momentaneamente in una situazione di semi-paralisi. Il pallore del viso che contraddistingue chi ha provato una forte paura è un classico esempio di vasospasmo (utile, in questo caso, per la protezione delle parti vitali dell'organismo nella quali va a concentrarsi il sangue).

<sup>33</sup> Si veda a riguardo: [http://en.wikipedia.org/wiki/Moro\\_reflex](http://en.wikipedia.org/wiki/Moro_reflex).

presente, nella sua forma completa, intorno alla trentaquattresima settimana e scompare, solitamente, nel corso del sesto mese post-parto. L'assoluta regolarità con la quale questo tipo di riflesso si manifesta (e successivamente scompare) in neonati sani ha fatto sì che, in pediatria, la sua mancanza (o il suo eccessivo perdurare) venga generalmente interpretata come un pericoloso campanello d'allarme relativo alla presenza di gravi disfunzioni, motorie o addirittura cerebrali, nel bambino.

Affascinante l'ipotesi avanzata da alcuni ricercatori, secondo i quali l'effetto Moro sarebbe un "residuo" di tempi antichi. I neonati di nostri lontani antenati, quadrupedi e ricoperti di pelo, avrebbero sviluppato, nel corso dell'evoluzione, l'abitudine di farsi trasportare "passivamente" dalle madri, rimanendo aggrappati al loro pelo, in maniera tale da lasciar libere le zampe anteriori delle genitrici, necessarie per raccogliere cibo e quindi sfamare, ma anche difendere, i piccoli. L'istinto è rimasto anche negli esseri umani. Il riflesso Moro, ossia l'allungare le braccia da parte del bambino nel momento in cui si sente cadere, assomiglia decisamente alla ricerca di un appiglio: il pelo della madre, dal cui corpo si è scivolati.

### **3.5 I comportamenti istintivi**

Ad un livello più articolato rispetto ai riflessi, gli istinti costituiscono sequenze congenite, fisse e stereotipate di comportamenti specie-specifici su base genetica, in relazione a determinate sollecitazioni ambientali.

In ambito etologico, piuttosto che di istinti si parla invece di “predisposizioni istintive”, intese come condotte specie-specifiche regolate da uno schema fisso di azione. Tali predisposizioni non risultano così essere comportamenti intelligenti (nel senso di flessibili e differenziati a seconda delle variabili soggettive e/o ambientali), bensì stereotipati e che, come tali, non danno modo all’organismo che le attua di essere consapevole dello scopo che intende raggiungere.

### **3.6 I bisogni e le pulsioni**

Nello studio della motivazione, il concetto d’istinto fu criticato in quanto deterministico ed incapace di rendere ragione della varietà e della flessibilità motivazionale dell’essere umano. Le inclinazioni dell’individuo sono soggette alle pressioni ed alle influenze dell’ambiente, nonché al suo costante apprendimento.

In psicologia, si è soliti distinguere tra “bisogno” (una condizione fisiologica di carenza e di necessità, quale può essere la fame, il sete, il sesso, ecc...) e “pulsione” (intesa come la dimensione psicologica del bisogno: esprime uno stato di disagio e di tensione interna che l’individuo tende ad eliminare o, quanto meno, a ridurre con appropriate condotte, qualora i bisogni non siano soddisfatti).

### **3.7 La piramide di Maslow**

Immaneabile, in qualunque studio sulla motivazione che si rispetti, è un paragrafo dedicato al modello della “gerarchia dei bisogni” proposto da Maslow diversi anni fa ed esemplificato da una figura piramidale.

La cosiddetta “Piramide di Maslow” si articola su 5 livelli distinti. Alla sua base troviamo i “bisogni fisiologici”, connessi con la sopravvivenza fisica dell’organismo (fame, sete, regolazione della temperatura corporea, ecc...). Sopra a questa base vi sono i “bisogni di sicurezza”, i quali devono garantire all’individuo protezione, prevedibilità, tranquillità, libertà dalla paura, ecc... Al gradino successivo troviamo i “bisogni di appartenenza e di attaccamento”, che consistono nel bisogno di amare ed essere amato, di cooperare con gli altri, ecc... Vi sono poi i “bisogni di stima”, riguardanti il bisogno di essere rispettati, apprezzati ed approvati dai membri dell’ambiente sociale di riferimento ed infine i “bisogni di auto-realizzazione”, come l’esigenza di realizzare la propria identità, di portare a compimento le proprie aspettative, di occupare una posizione significativa all’interno del proprio contesto sociale, ecc...

Una delle osservazioni più interessanti operate da Maslow è che, non solo i bisogni hanno una dimensione gerarchica, ma per poter soddisfare quelli collocati ad un certo livello della piramide è prima necessario aver soddisfatto tutti quelli che stanno nei gradini inferiori.

### **3.8 La motivazione da un punto di vista “neuro”**

Ad oggi, la scienza non è in grado di darci una risposta esauriente sul come la motivazione sia implementata nel nostro cervello.

Come ammettono candidamente Bear, Connors e Paradiso<sup>34</sup>:

*“Neuroscientist have found concrete answers to both the ‘how’ and the ‘why’ of behavior in the body’s periphery. We move because of the release of ACh at the neuromuscular junction. We drink because we are thirsty, and we are thirsty when angiotensin II levels rise in response to decreased blood flow to the kidneys. However, we remain largely ignorant about the convergence of ‘how’ and ‘why’ in the brain. [...] We chose to focus on feeding behavior, in part because the trail leads farthest into the brain. The discovery of orexigenic peptide neurone in the lateral hypothalamus that respond to changes in leptin levels was a major breakthrough. We can at least begin to frame the question of how these neurone might be elsewhere in the brain to initiate feeding behavior. The next few years should be an exciting time of discovery. Advances in research will have a significant impact on how we interpret our own behavior, and the behavior of those around us.”*

Tuttavia attorno al tema della fame sono stati effettuati moltissimi studi, la maggior parte dei quali, curiosamente, riguarda la fame.

Per il momento possiamo tuttavia evitare di addentrarci in un’analisi eccessivamente dettagliata, che esulerebbe dagli scopi di questa Tesi, e chiudere qui questo capitolo dedicato al concetto di motivazione.

---

<sup>34</sup> Bear M.F., Connors B.W., Paradiso M.A., *“Neuroscience. Exploring the Brain”* (pag. 530). Nel pezzo citato, gli autori cercano di “giustificare” il fatto che nel capitolo in questione abbiano trattato l’argomento della motivazione soltanto con riferimento alla fame.

## **Capitolo 4: The Predator.**

### **Una simulazione di Artificial Life per lo studio della motivazione**

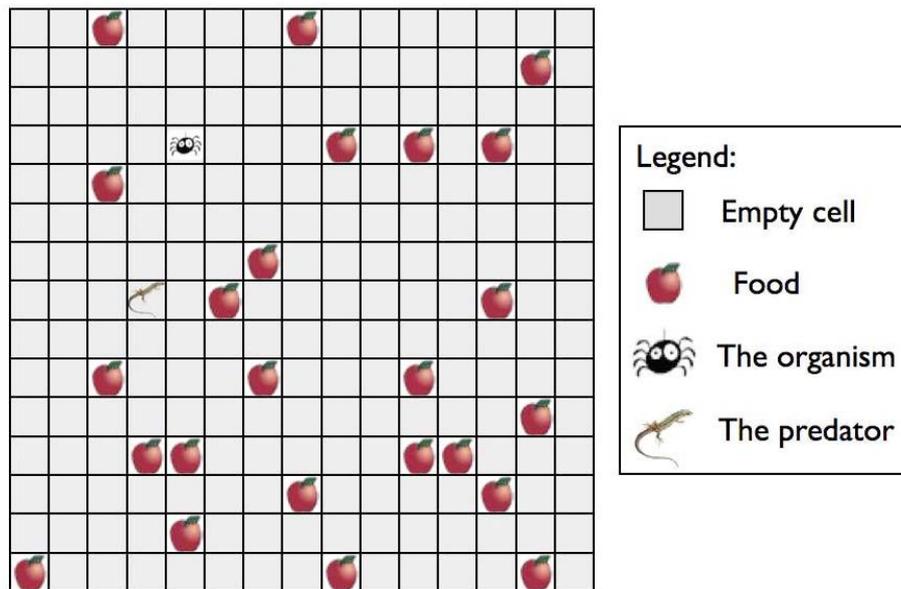
#### 4.1 Descrizione del modello

L'ambiente all'interno del quale si svolge la simulazione è un mondo discreto, non-toroidale, formato da una matrice quadrata di 225 celle (15 per lato). Ciascuna di queste celle può essere "vuota", oppure contenere al suo interno un'unità di cibo.

Dentro a questo ambiente è presente un organismo, che a sua volta occupa lo spazio di una cella, il quale si muove con lo scopo di raccogliere, in un determinato numero di movimenti, quante più unità di cibo possibile. Ogni volta che l'organismo finisce su una cella contenente un'unità di cibo, infatti, quest'ultima scompare. Essa viene "mangiata" dall'organismo.

Di tanto in tanto, sulla scena compare anche un altro tipo di agente. Si tratta di un predatore, che occupa a sua volta lo spazio di una cella ed il cui comportamento lo porta ad ignorare completamente il cibo (anche stazionando su una cella nella quale è presente un'unità di cibo, questa non scompare), concentrandosi esclusivamente sull'organismo allo scopo di "catturarlo". La "cattura" ha luogo quando, in seguito ad un movimento (compiuto da uno qualsiasi dei due tipi di agenti presenti nella simulazione), organismo e predatore si trovano a stazionare, anche solo per un istante, nella medesima cella.

Gli organismi non condividono un medesimo schema comportamentale. Alcuni sono più efficienti nella ricerca di cibo, mentre altri risultano più abili nell'eseguire il compito di fuggire dal predatore. Scopo ultimo di ciascun organismo è comunque quello di riuscire a miscelare in maniera efficiente l'esecuzione dei due task.

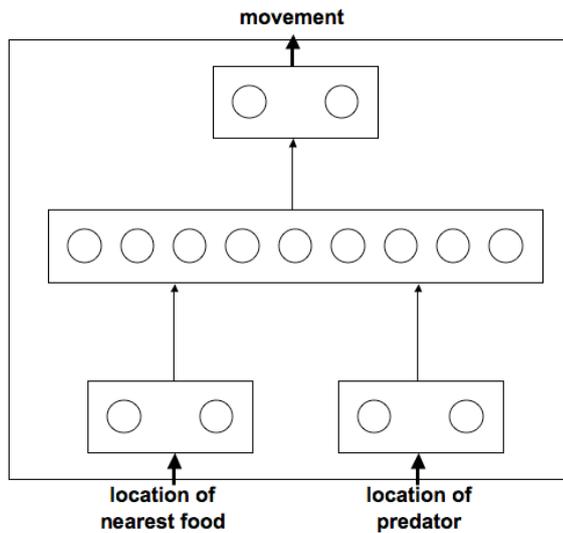


**Figura 20** – Un esempio dell'ambiente all'interno del quale si svolge la simulazione. In questo caso sono presenti 25 unità di cibo e convivono sia l'organismo che il predatore.

#### 4.2 L'architettura neurale dell'organismo

Il comportamento dell'organismo è governato da una rete neurale di tipo feed-forward, strutturata in quattro neuroni di input (due relativi all'informazione sensoriale sull'unità di cibo più vicina, due riguardanti invece il predatore), nove neuroni nello strato intermedio e due neuroni di output.

La figura 21 mostra da un punto di vista grafico l'architettura neurale in questione.



**Figura 21** - Schema grafico della rete neurale che “modella” gli organismi.

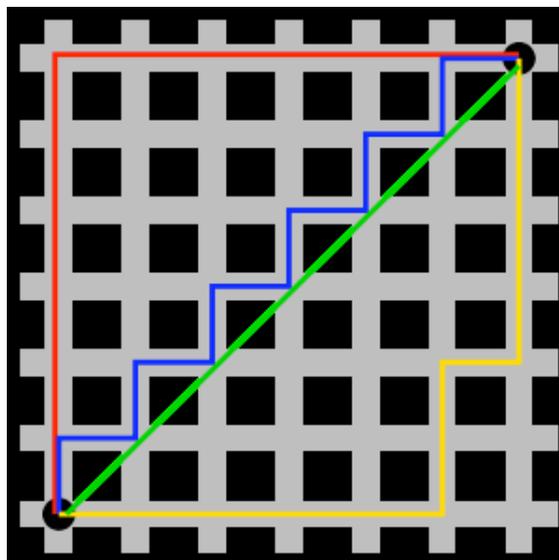
Nel dettaglio, i quattro neuroni di input e i nove che costituiscono l’hidden layer sono di tipo continuo, mentre i due neuroni di output sono booleani e possono pertanto assumere i soli valori 0 o 1. I clusters neurali di input non hanno alcuna funzione di trasferimento (oppure, in altri termini, hanno una funzione identità); lo strato intermedio è dotato di una funzione di trasferimento sigmoideale, mentre l’output layer, per uniformarsi ai neuroni booleani che lo costituiscono, adotta invece una funzione di trasferimento a gradino.

In ciascun momento, nel corso della simulazione, l’organismo percepisce l’unità di cibo ad esso più vicina. L’informazione sensoriale che riceve in ingresso alla sua rete neurale si divide in due categorie, ciascuna delle quali si traduce nel valore di attivazione di uno dei due neuroni dedicati alla gestione dell’input del cibo:

- distanza: misurata attraverso la cosiddetta “distanza di Manhattan” (o “distanza del taxi”), viene calcolata a partire dalla cella in cui si trova l’organismo per arrivare alla cella all’interno della quale è contenuta l’unità di cibo. La formula per calcolare la distanza di Manhattan è la seguente:

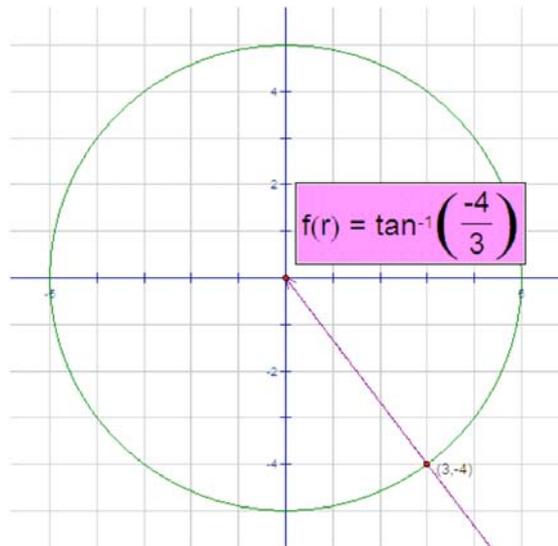
$$M.D. = |x_1 - x_2| + |y_1 - y_2|$$

dove  $x_1$  ed  $y_1$  sono le coordinate dell’organismo, mentre  $x_2$  ed  $y_2$  sono le coordinate dell’unità di cibo in riferimento alla quale si sta misurando la distanza. La Figura 22 mostra graficamente alcuni esempi di calcolo della distanza di Manhattan tra due punti.



**Figura 22** – Esempio di calcolo della distanza di Manhattan tra i due punti ai vertici opposti del reticolo. Le linee rossa, blu e gialla hanno tutte la stessa lunghezza (12). La linea verde rappresenta invece la distanza euclidea tra i due punti.

- angolo: misurato mediante il calcolo dell'arcotangente tra il punto in cui si trova l'organismo e quello in cui è situata l'unità di cibo. La Figura 23 mostra un esempio del calcolo dell'arcotangente su di un piano cartesiano.

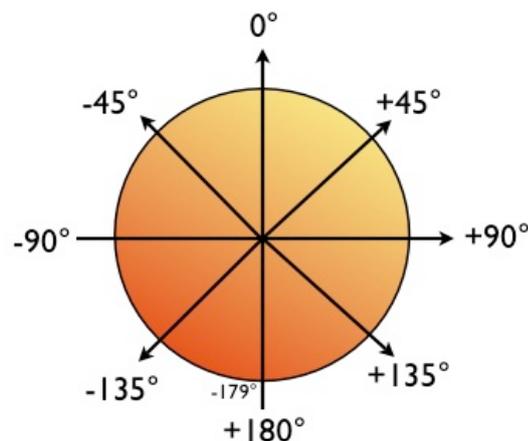


**Figura 23** - Esempio di calcolo dell'arcotangente tra il punto di coordinate (0,0) e quello avente coordinate (3,-4).

Entrambi i valori, sia quello riferito alla distanza sia quello relativo all'angolo, una volta calcolati vengono normalizzati, seppur all'interno di due intervalli distinti: l'intervallo  $[0,1]$  per quanto riguarda la distanza, l'intervallo  $]0,1]$  per quel che concerne l'angolo. I risultati della duplice operazione di normalizzazione diventano i valori d'attivazione delle unità di input della rete neurale.

Relativamente alla distanza, la normalizzazione avviene senza vincoli particolari. La distanza massima (organismo ed unità di cibo situati ai due angoli opposti del reticolo) assume il valore 0, la minima (organismo ed unità di cibo nella stessa

cella<sup>35</sup>) il valore 1. Per quanto concerne l'angolo, invece, la situazione è leggermente più complessa. L'organismo, oltre che da una propria posizione nell'ambiente (identificata dalle coordinate x ed y), è contraddistinto infatti da un certo orientamento spaziale. Esso può in sostanza essere rivolto verso uno qualunque dei quattro punti cardinali (nord, sud, ovest, est) e ciò influenza la percezione dell'angolo che lo separa dalla più vicina unità di cibo.



**Figura 24** – L'angolo che separa l'organismo dall'unità di cibo più vicina, riferito ad un ipotetico organismo orientato in direzione nord.

Il valore  $-179,9^\circ$  viene normalizzato in un numero molto piccolo, tendente a 0. Il valore  $+180^\circ$  diventa invece il valore normalizzato 1. Si noti che, utilizzando questo tipo di codifica, due unità di cibo che si trovano entrambe “alle spalle” dell'organismo ed a poca distanza l'una dall'altra possono essere normalizzate con due valori opposti nell'intervallo  $]0,1]$ . La codifica scelta, che pone questa “soglia” alle spalle dell'organismo (dunque in una posizione “poco comoda”), cerca di mitigare il più possibile gli effetti di questa potenziale fonte d'errore.

---

<sup>35</sup> Tale condizione, nella pratica, non si verifica mai. Questo perché l'organismo “mangia” l'eventuale cibo che trova all'interno di una cella immediatamente dopo essersi spostato al suo interno. Nel successivo step, quando verrà calcolato il nuovo suo input sensoriale, la cella all'interno della quale si trova risulterà dunque essere sempre vuota.

Lo stesso discorso fatto finora per l'input sensoriale relativo al cibo deve essere esteso a quello riguardante il predatore. Quando il predatore è presente all'interno dell'ambiente, infatti, l'organismo processa l'informazione relativa alla sua posizione/distanza in maniera analoga a quanto fa nel caso del cibo. In assenza del predatore, l'input netto dei due neuroni che dovrebbero codificarne la collocazione nell'ambiente viene impostato, al contrario, sul valore 0<sup>36</sup>.

Una volta ricevuto l'input sensoriale nella sua interezza, la rete neurale processa questa informazione trasmettendola allo strato intermedio e da qui all'output layer. I due neuroni booleani di output codificano le quattro possibili risposte comportamentali dell'organismo. Nel dettaglio, queste sono:

- 00: nessun movimento;
- 01: rotazione di 90° in senso orario;
- 10: rotazione di 90° in senso antiorario;
- 11: spostamento in avanti di una cella lungo la direzione verso la quale l'organismo è orientato.

Come già accennato in precedenza, l'ambiente all'interno del quale si svolge la simulazione non è toroidale. Per questo motivo, in modo tale da non rendere eccessivamente complicata la gestione del movimento da parte degli organismi, è

---

<sup>36</sup> Anche l'eventuale assenza del cibo viene tradotta in un input sensoriale uguale a 0 per i due neuroni che ne codificano angolo e distanza. Tale situazione è però estremamente rara: in soli 100 passi, gli organismi non riescono praticamente mai a "svuotare" l'ambiente.

stato fatto in modo che, un movimento che teoricamente porterebbe un organismo al di fuori dei confini spaziali, si traduca in realtà in una rotazione di 180°.

Per quanto riguarda il predatore, il suo comportamento è “hardwired”. Esso percepisce in qualsiasi momento la posizione dell’organismo e si muove automaticamente in quella direzione. Il predatore gode di un vantaggio rispetto alla sua preda, in quanto può muoversi liberamente in una qualsiasi cella adiacente rispetto a quella in cui si trova (purché il movimento non avvenga in diagonale), senza dover preliminarmente ruotare il corpo nella direzione verso la quale intende in seguito spostarsi. La potenziale eccessiva efficienza del predatore nei confronti dell’organismo viene mitigata dall’introduzione di un po’ di “rumore” casuale, il quale può portare il predatore a compiere mosse che lo allontanano dall’organismo invece che avvicinarlo ad esso<sup>37</sup>.

### 4.3 Il funzionamento della simulazione

La simulazione elaborata prevede l’evoluzione, ottenuta tramite un algoritmo genetico, di una popolazione di organismi del tipo finora descritto. All’inizio del processo evolutivo, ciascuno dei 100 organismi che compongono la generazione 0 riceve in dotazione un set di pesi sinaptici casuali, il valore di ognuno dei quali è compreso tra 0 ed 1.

Ciascun individuo della generazione corrente viene “testato” singolarmente per un totale di 2’500 “passi”, suddivisi in 25 epoche da 100 passi ciascuna, che si

---

<sup>37</sup> Vedremo tra un paio di paragrafi, quando saranno analizzati più nel dettaglio gli aspetti tecnici della simulazione, in cosa consiste questo rumore.

svolgono all'interno di 25 ambienti diversi. Gli ambienti differiscono tra loro in virtù di una diversa disposizione iniziale del cibo (nel momento in cui l'ambiente viene creato, ciascuna cella ha probabilità 0,15 di contenere al suo interno un'unità di cibo), ed a variare, tra un'epoca e l'altra, sono anche l'orientamento e la posizione di partenza dell'organismo. Il predatore, in ogni epoca, compare casualmente all'inizio di uno dei 100 *step* (all'interno di una cella vuota, scelta in maniera altrettanto casuale) e vive per 25 passi (o meno, nel caso in cui la sua comparsa avvenga dopo il 75° *step*). Una volta che tutti gli organismi terminano i 2'500 passi "regolamentari", attraverso una formula di fitness viene valutata singolarmente la performance fatta da loro registrare. La formula in questione è estremamente semplice:

$$fitness = food\ amount\ collected - (number\ of\ captures\ suffered * capture\ damage)$$

Essa tiene conto di entrambe le componenti importanti per la vita di un organismo: la capacità di raccogliere cibo e l'abilità nell'evitare la cattura da parte del predatore. Osservando questa formula è immediatamente evidente, aspetto che verrà poi approfondito nel seguito, come giochi un ruolo estremamente importante la variabile *capture damage*, la quale indica "quanto dannoso" per l'organismo sia il subire una cattura.

In base ai risultati ottenuti al termine della generazione 0, i 20 organismi che realizzano i migliori valori di fitness si riproducono dando origine ciascuno a 5 nuovi individui. La riproduzione avviene per clonazione, ma nel momento in cui

viene generato un figlio ciascun peso sinaptico ereditato ha probabilità 0.25 di subire una mutazione, la quale si traduce in una modifica del suo valore di una quantità casuale compresa tra -1 e +1. I genitori scompaiono ed i 100 organismi “figli” vanno a costituire la popolazione della generazione 1. L’intero processo (“testing”, selezione, riproduzione con mutazione) si ripete fino ad originare complessivamente 1000 generazioni di individui.

#### 4.4 Implementazione tecnica del modello

Il modello simulativo presentato in questa Tesi è stato scritto interamente in linguaggio C++, basandosi in maniera massiccia sull’ottimo Neural Network Framework (NNFW<sup>38</sup>), un set di classi per questo linguaggio di programmazione dedicate alla creazione ed alla gestione di reti neurali. L’utilizzo di un tale framework semplifica notevolmente l’elaborazione di una simulazione di Artificial Life come quella presentata in questo lavoro, poiché libera il programmatore dal gravoso compito di scrivere il codice necessario ad implementare i vari “*building blocks*”. Il NNFW, inoltre, si caratterizza per una facilità d’uso a tratti disarmante. A titolo di esempio, sono riportate di seguito le porzioni di codice necessarie ad implementare la rete neurale descritta al paragrafo 4.2.

Per creare una rete neurale mediante NNFW, devono innanzitutto essere definiti i *cluster*, gruppi di unità neurali che condividono la medesima funzione di trasferimento. Come abbiamo già avuto modo di vedere, la rete neurale

---

<sup>38</sup> Il sito ufficiale del progetto, coordinato da Gianluca Massera, è: <http://www.nnfw.org>.

schematizzata nella Figura 21 è caratterizzata da: due distinti cluster di input (uno dedicato alla gestione dell'informazione sensoriale relativa alla posizione del cibo, un altro riservato alla percezione del predatore), ciascuno dei quali formato da 2 neuroni<sup>39</sup>; un cluster che costituisce lo stato intermedio, composto da 9 neuroni; un cluster di output avente 2 neuroni. I cluster di input devono essere privi di una loro funzione di trasferimento; inoltre, non si vuole che al loro valore di attivazione venga sommato del “*bias*” casuale. Essi vengono pertanto definiti come “*FakeCluster*”. I rimanenti due cluster, quello intermedio e quello di output, devono invece avere una propria funzione di trasferimento e possono giovare dall'aggiunta di un po' di rumore: per questi motivi, essi devono essere definiti come “*BiasedCluster*”.

```
// Input layer definition
FakeCluster *inF, *inP;
// Cluster #1 of the input layer (2 neurons)
inF = new FakeCluster(2);
// Cluster #2 of the input layer (2 neurons)
inP = new FakeCluster(2);
// Hidden and output layers definition
BiasedCluster *hidden, *output;
// Hidden layer, formed by 9 neural units
hidden = new BiasedCluster(9);
// Output layer, formed by 2 neural units
output = new BiasedCluster(2);
```

**Porzione di codice 1** – La definizione dei cluster che formano la rete neurale.

Una volta definiti i cluster, occorre impostare le loro funzioni di trasferimento. Per il cluster intermedio scegliamo una funzione di trasferimento sigmoideale (“*ScaledSigmoidFunction*”), con estremi -1.0 e +1.0. Al cluster di output

---

<sup>39</sup> Teoricamente, sarebbe stato possibile raggruppare tutti i 4 neuroni di input in un singolo cluster. L'utilità della suddivisione effettuata diventerà però evidente quando apporteremo delle modifiche a questa architettura neurale, introducendo il cosiddetto “circuitto emozionale”.

applichiamo invece una funzione di trasferimento a gradino (“*StepFunction*”), con uscita 0 o +1 e valore di soglia impostato a 0.

```
// Activation functions setting
// Hidden layer, set with a sigmoidal activation function
hidden->setFunction(ScaledSigmoidFunction(1.0, -1.0, 1.0));
// Output layer, set with a step activation function
output->setFunction(StepFunction(0.0, 1.0, 0.0));
```

**Porzione di codice 2** – Il setting delle funzioni di trasferimento del cluster intermedio e di quello di output.

Una rete neurale non è costituita soltanto da neuroni, ma anche e soprattutto dai collegamenti che intercorrono tra loro. In ambito NNFV, deputate a gestire le connessioni sinaptiche sono strutture matriciali chiamate “*MatrixLinker*”, che nel caso specifico sono state definite come mostrato qui di seguito:

```
// Synaptic connections setting
MatrixLinker *fh, *ph, *ho;
// Connections between the cluster #1 and the hidden layer
fh = new MatrixLinker(2,9);
// Connections between the cluster #2 and the hidden layer
ph = new MatrixLinker(2,9);
// Connections between the hidden layer and the output layer
ho = new MatrixLinker(9,2);
```

**Porzione di codice 3** – La definizione delle matrici delle connessioni sinaptiche tra i vari cluster.

A questo punto, ora che abbiamo ultimato la costruzione dei vari pezzi che compongono la rete neurale, ci serve un “contenitore” dove inserire il tutto. Tale contenitore è l’oggetto “*BaseNeuralNet*”, che nel codice qui sotto viene dapprima creato, per poi inserire al suo interno i vari cluster e matrici delle connessioni sinaptiche creati in precedenza (attraverso due delle funzioni membro di *BaseNeuralNet*: “*addCluster*” e “*addLinker*”).

```

// NN creation
BaseNeuralNet *net;
net = new BaseNeuralNet();

// Inserting the clusters into the NN
net->addCluster(inP, true);
net->addCluster(inF, true);
net->addCluster(hidden);
net->addCluster(output, false, true);

// Adding the linkers (synaptic connections) to the NN
net->addLinker(fh);
net->addLinker(ph);
net->addLinker(ho);

```

**Porzione di codice 4** – Creazione della rete neurale ed inserimento, al suo interno, dei cluster e dei linker creati precedentemente.

L’ultima operazione che è necessario effettuare è l’impostazione dell’ordine di “aggiornamento” dei vari cluster della rete neurale. A tal scopo, è sufficiente creare un vettore di tipo “*UpdatableVec*”, contenente i nomi, in sequenza, dei cluster e delle matrici delle connessioni sinaptiche che la rete deve man mano valutare quando le si chiede di calcolare un output.

```

// NN's update order
UpdatableVec updatables_order;
updatables_order << fh << ph << hidden << ho << output;
net->setOrder(updatables_order);

```

**Porzione di codice 5** – Impostazione della sequenza di aggiornamento di cluster e matrici delle connessioni sinaptiche.

La rete neurale, a questo punto, è stata creata ed è perfettamente utilizzabile. Tutte le operazioni più comuni possono essere effettuate invocando le apposite funzioni membro delle classi “*BaseNeuralNet*” ed “*Updatables*” (quest’ultima racchiude al suo interno sia i cluster, *FakeCluster* o *BiasedCluster* che siano, sia le *MatrixLinker*). Tra queste, le funzioni più utili sono sicuramente “*step*” e “*randomize*” per la classe *BaseNeuralNet*, che permettono rispettivamente di

effettuare l'aggiornamento della rete neurale in base ai valori impostati in input e di impostare su valori casuali i pesi sinaptici; “*setOutput*” e “*getOutput*” per la classe *Updatables*, che consentono rispettivamente di settare in maniera arbitraria il valore di attivazione di un neurone e di leggerlo.

Il resto del programma è scritto con codice C++ standard. Da un punto di vista algoritmico, il modello elaborato ricalca il seguente schema:

```
// INIZIO

Dichiarazioni (librerie, files di include, variabili globali,
creazione directory per la memorizzazione dei risultati);

FOR numero seed = 1 → 10

    Definizione architettura neurale;
    Inizializzazione generazione 0;

        FOR numero generazioni = 1 → 1000

            FOR numero epoche = 1 → 25

                Creazione ambiente;

                FOR numero organismi = 1 → 100

                    Setting pesi sinaptici;
                    Inserimento organismo nell'ambiente;
                    Calcolo momento di arrivo del predatore;

                    FOR step = 1 → 100

                        Controllo predatore (inserire
                        predatore se necessario,
                        muoverlo se già presente e poi
                        eliminarlo se arrivato al
                        limite massimo di vita);
                        Calcolo input sensoriale
                        organismo;
                        Movimento organismo;

                    END FOR step

                Re-immissione del cibo nell'ambiente

            END FOR numero organismi

        END FOR numero generazioni

    END FOR numero seed
```

```

END FOR numero epoche

Calcolo statistiche singolo seed;
Applicazione algoritmo genetico (selezione,
riproduzione con mutazione, definizione nuova
generazione);

END FOR numero generazioni

Esecuzione eventuali esperimenti (misurazione pattern di
attivazione, lesioni architettura neurale, ecc...);

END FOR numero seed

Calcolo statistiche aggregate di tutti i seed;
Elaborazione grafici riepilogativi:

// FINE PROGRAMMA

```

**Schema 1** – Pseudo-codice del programma elaborato.

Sempre rimanendo nell’ottica di un’analisi “tecnica” del modello simulativo elaborato, diamo un’occhiata più da vicino a come viene calcolato l’input sensoriale relativo all’angolo che separa l’organismo dall’unità di cibo più vicina e/o dal predatore.

La funzione “ $\text{atan2}^{40}$ ” di C++, utilizzata per ottenere l’angolo tra il punto in cui si trova l’organismo e quello in cui è situato l’oggetto (cibo o predatore) più vicino, restituisce come risultato il valore 0 (inteso in gradi) se la posizione dell’unità di cibo ha la stessa coordinata y dell’organismo, ma un valore di x minore. Ciò che serve ai nostri fini è che il valore restituito da  $\text{atan2}$  sia relativo all’orientamento dell’organismo. Se scegliamo, per convenzione, che il valore 0 debba riferirsi ad una “cosa” (unità di cibo o predatore) che si trova “alle spalle” all’organismo (vedi Figura 24), quando quest’ultimo è rivolto verso est risulta allora sufficiente fornire direttamente in input alla rete neurale il valore (post-normalizzazione)

<sup>40</sup> Una breve descrizione della funzione C++  $\text{atan2}$  può essere trovata all’indirizzo: <http://www.cplusplus.com/reference/cmath/atan2.html>.

restituito dalla suddetta funzione. Negli altri casi occorre invece “adattare” il valore ottenuto all’orientamento dell’organismo, aggiungendo o sottraendo una certa quantità intera. Il codice che implementa tale processo di “aggiustamento” è riportato qui sotto:

```
// Calculate the angle
food_angle = atan2(((float)row_number-
(float)organism[current_organism].y_position), ((float)col_number-
(float)organism[current_organism].x_position)) * 180 / PI;

// Rotate the angle, according to the organism's direction
if (organism[current_organism].direction == EAST) {
    // Do nothing
} else if (organism[current_organism].direction == SOUTH) {
    // Modify the "point of view" according to SOUTH direction
    if (food_angle <= -90) {
        food_angle = food_angle + 270;
    } else {
        food_angle = food_angle - 90;
    }
} else if (organism[current_organism].direction == NORTH) {
    // Modify the "point of view" according to NORTH direction
    if (food_angle > 90) {
        food_angle = food_angle - 270;
    } else {
        food_angle = food_angle + 90;
    }
} else if (organism[current_organism].direction == WEST) {
    // Modify the "point of view" according to WEST direction
    if (food_angle <= 0) {
        food_angle = food_angle + 180;
    } else {
        food_angle = food_angle - 180;
    }
}
```

**Porzione di codice 6** – Codice che si occupa di adattare il valore restituito dalla funzione *atan2* all’orientamento dell’organismo.

Il risultato dell’operazione viene successivamente normalizzato e dato in pasto, come valore di input, alla rete neurale.

Infine, per chiudere questa panoramica di carattere tecnico, una piccola nota va fatta in merito al “rumore” che, come abbiamo già accennato, rende meno

efficiente il comportamento del predatore, “disturbandolo” durante la caccia all’organismo. Il predatore, prima di compiere il suo movimento, misura l’angolo che lo separa dall’organismo attraverso la stessa funzione  $\text{atan2}$  utilizzata da quest’ultimo. Prima di compiere lo spostamento, però, viene calcolato un numero random intero compreso tra 0 e 60, che con probabilità 0.5 viene sommato al valore restituito da  $\text{atan2}$ , oppure, con altrettanta probabilità, viene da esso sottratto. Tale risultato determina in quale direzione si muoverà il predatore, secondo il seguente schema:

- angolo compreso tra  $-135^\circ$  e  $-45^\circ$ : movimento in direzione nord;
- angolo compreso tra  $-45^\circ$  e  $+45^\circ$ : movimento in direzione est;
- angolo compreso tra  $+45^\circ$  e  $+135^\circ$ : movimento in direzione sud;
- altro angolo<sup>41</sup>: movimento in direzione ovest.

In questo modo, potrà talvolta capitare che il predatore si muova in maniera “errata”, allontanandosi dall’organismo invece che avvicinandovisi, o che comunque non compia il movimento “ottimale” in una data situazione, a tutto vantaggio dell’organismo fuggiasco.

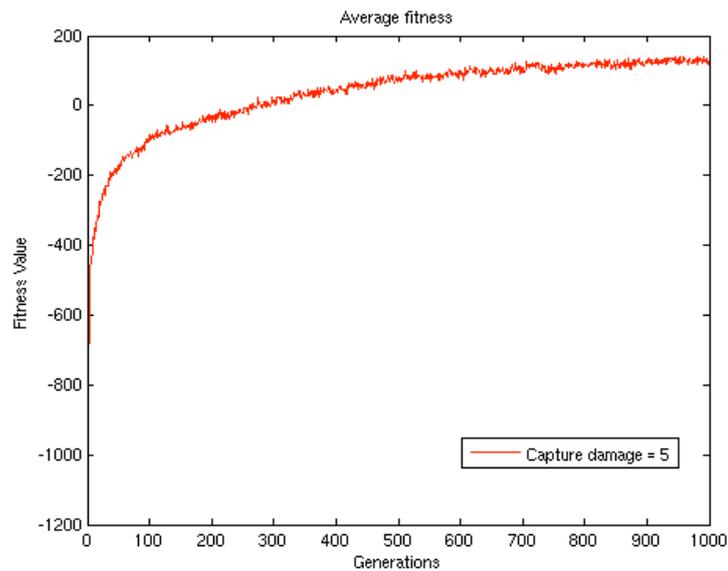
#### 4.5 I primi risultati: capture damage = 5

Ora che sono stati delineati nel dettaglio i meccanismi alla base del modello simulativo elaborato, vediamo quali sono i risultati che otteniamo facendolo “girare” su un calcolatore.

---

<sup>41</sup> Si consideri che, con l’aggiunta di rumore nel modo che abbiamo descritto, è possibile che il risultato sia maggiore di +180 o minore di -180. Questo è il motivo per cui si è usato un “else”.

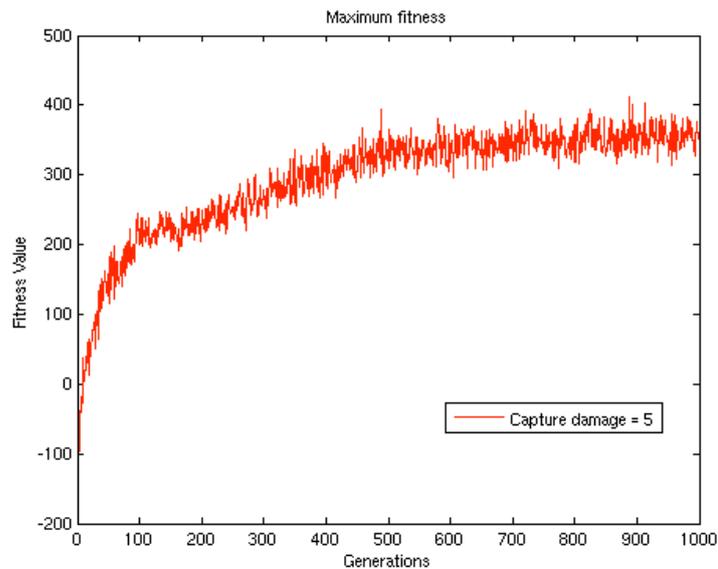
Come abbiamo visto, il comportamento degli organismi, ovvero la maniera in cui essi rispondono ad un determinato input sensoriale, dipende esclusivamente dalla configurazione dei pesi sinaptici della rete neurale che modella il loro sistema nervoso. Tale configurazione è completamente casuale per gli organismi della prima generazione, ma su di essa agisce in seguito una certa pressione selettiva. Con il ricorso all'algoritmo genetico, infatti, le connessioni sinaptiche che originano i comportamenti maggiormente efficienti si riproducono, cioè si trasmettono alle generazioni successive rimanendo parte del sistema, a scapito di quelle meno efficienti, che al contrario scompaiono.



**Figura 25** – Fitness media della popolazione nel corso delle 1000 generazioni.

Grazie all'introduzione di mutazioni casuali che intervengono durante il processo riproduttivo, il sistema può vantare una fonte di variabilità genetica che, generazione dopo generazione, garantisce l'evoluzione di individui i cui comportamenti risultano essere tendenzialmente più efficienti.

Tale caratteristica del sistema è evidente osservando i grafici relativi all'andamento della fitness con il passare delle generazioni. Le Figure 25 e 26 mostrano rispettivamente il valore medio della fitness degli individui nelle varie generazioni e quello della fitness massima (intesa come punteggio di fitness fatto registrare dal miglior individuo di ciascuna generazione).

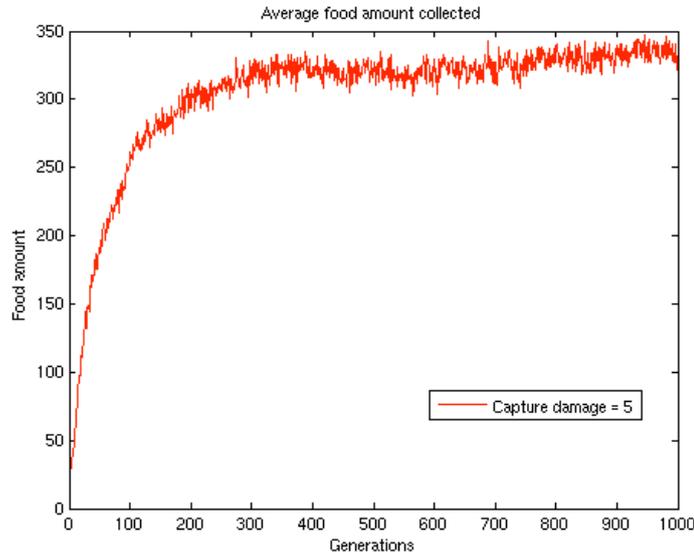


**Figura 26** – Fitness del miglior individuo di ciascuna delle 1000 generazioni.

Le due curve mostrano un andamento del tutto simile tra loro. A mutare sono i valori di riferimento sull'asse delle Y: più alti, ovviamente, per il grafico della fitness massima (dopo 1000 generazioni si attestano circa sul valore 360), più bassi per quelli della fitness media (ca. 175 all'ultima generazione). Nelle primissime generazioni, caratterizzate dalla presenza di individui del tutto indifferenti all'input sensoriale o comunque portatori di comportamenti fortemente stereotipati, i valori di fitness sono molto bassi. Con la comparsa dei primi organismi capaci di adottare comportamenti più efficienti (e la contemporanea "sparizione" degli organismi inadatti) le curve si impennano

rapidamente, fino a giungere ad una stabilità asintotica a partire circa dalla 800esima generazione.

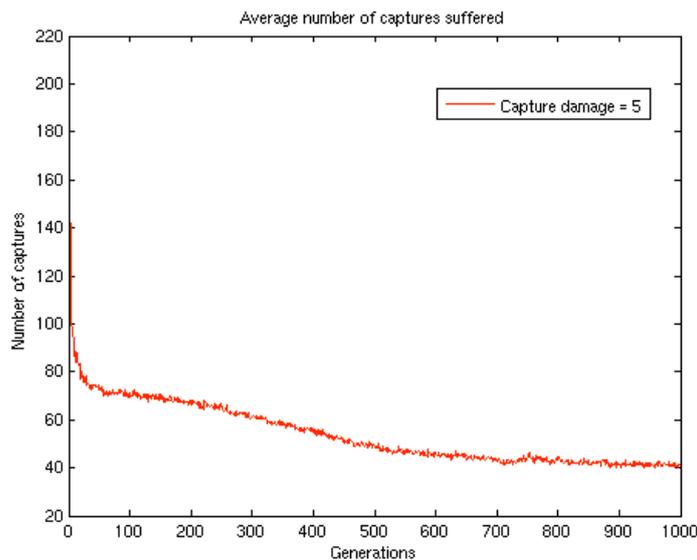
La formula di fitness utilizzata per valutare la performance degli organismi è formata da due componenti. Da un lato, l'ammontare di cibo raccolto. Dall'altro, il numero di catture subite, moltiplicato per il valore del parametro *capture damage*. In questa prima simulazione abbiamo impostato la variabile *capture damage* sul valore 5; in altre parole, mangiare un'unità di cibo fa guadagnare all'organismo un "punto", mentre farsi catturare dal predatore comporta un danno pari a cinque "punti". Vi è dunque uno squilibrio di fondo tra l'importanza dei due compiti cui si devono dedicare gli organismi: fuggire dal predatore è molto più importante rispetto al mangiare cibo.



**Figura 27** – Ammontare medio di cibo raccolto dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni.

Gli organismi imparano molto rapidamente a raccogliere cibo. Come si può osservare dalla figura 27, la curva relativa all'ammontare medio di cibo mangiato

da ciascun individuo raggiunge l'equilibrio asintotico già attorno alla 300esima generazione (ca. 320 unità di cibo). Più lentamente, invece, si sviluppa il comportamento di fuga dal predatore. La figura 28 mostra il numero di catture subite mediamente da ciascun organismo nel corso dei 2500 passi della sua vita.

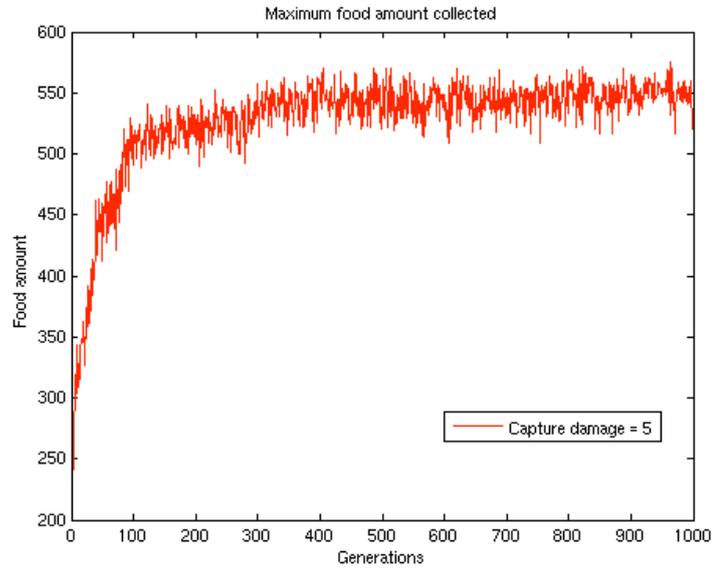


**Figura 28** – Numero medio di catture da parte del predatore subite dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni.

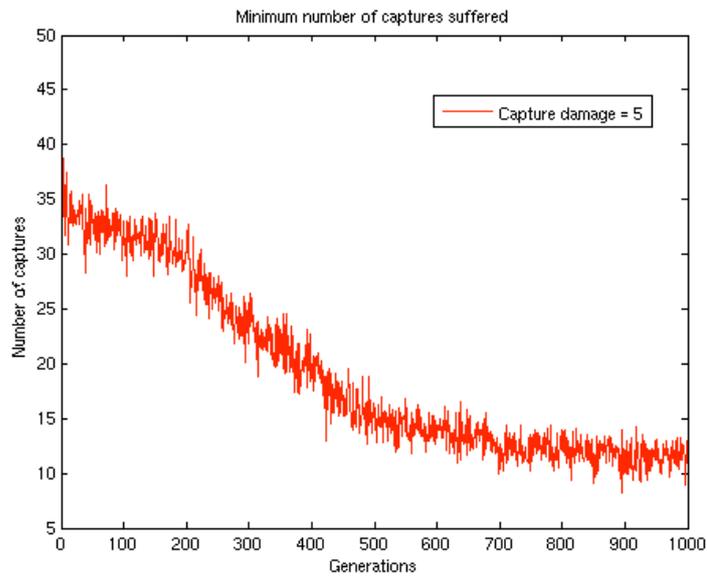
L'equilibrio asintotico (ca. 40 catture subite da ciascun individuo, poco più di 1.5 per ogni epoca), in questo caso, viene raggiunto soltanto nelle ultime generazioni.

L'evoluzione biologica, è bene sottolinearlo, non avviene in maniera uniforme. Alcuni individui, grazie a mutazioni casuali della loro configurazione dei pesi sinaptici che si rivelano essere estremamente favorevoli, si riproducono a discapito di altri meno efficienti. Arrivando, nel giro di alcune generazioni, a “colonizzare” l'intera popolazione. Dunque, in ogni generazione esistono (quasi) sempre degli organismi che sono in qualche modo dei “precursori” delle tendenze medie che osserveremo in seguito. Le Figure 29 e 30 mostrano rispettivamente la

curva relativa all'ammontare di cibo raccolto dal miglior "mangiatore" di ogni generazione e quella riferita al numero di catture subite dal più efficiente "avoider" della popolazione.



**Figura 29** – Ammontare di cibo raccolto dal "miglior raccoglitore" di ciascuna delle 1000 generazioni.

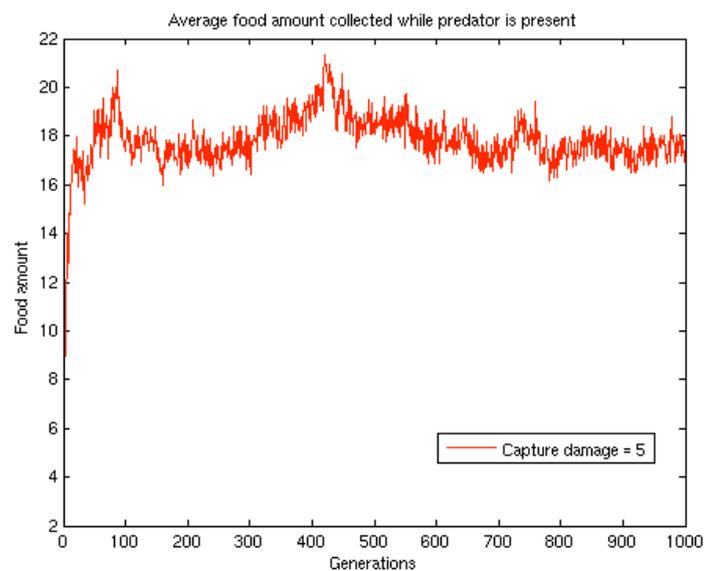


**Figura 30** – Numero di catture da parte del predatore subite dal "miglior scappatore" di ciascuna delle 1000 generazioni.

Il fatto che questi due grafici evidenzino valori molto diversi rispetto a quelli riportati nelle Figure 27 e 28, potrebbe far sospettare che l'algoritmo genetico sia stato fermato troppo presto, quando ancora era lontano dalla convergenza. Ma così non è. In questo caso, gli individui che osserviamo non sono infatti dei precursori delle generazioni future, ma semplicemente degli organismi complessivamente poco efficienti, eccessivamente specializzati in uno dei due compiti valutati dalla formula di fitness. Siccome la performance dei singoli individui è misurata sulla base della loro capacità nel miscelare l'esecuzione dei due task contrapposti, una smisurata efficacia nell'eseguirne uno ha generalmente come rovescio della medaglia una scarsa efficienza nello svolgimento dell'altro. Non si spiegherebbe altrimenti il fatto che, ad esempio, quegli organismi che già attorno alla 400esima generazione si fanno catturare soltanto 15 volte non riescano a colonizzare la popolazione e rimangano per tutto il corso dell'evoluzione un'esigua minoranza. Per come è stato elaborato il modello simulativo che stiamo osservando, i singoli individui possono tranquillamente ignorare l'esecuzione di uno dei due task e specializzarsi nello svolgimento dell'altro. Non esiste alcun vincolo esplicito che imponga loro di eseguire sufficientemente bene entrambi. E questo rende estremamente difficoltosa la lettura comparata dei diversi grafici.

E' però evidente che, ad un certo punto dell'evoluzione, per poter vincere la concorrenza dei conspecifici, gli organismi devono imparare a comportarsi in maniera differente a seconda del contesto, miscelando le due abilità richieste. Quando nell'ambiente vi è soltanto del cibo, essi devono cercare di avvicinarsi ad

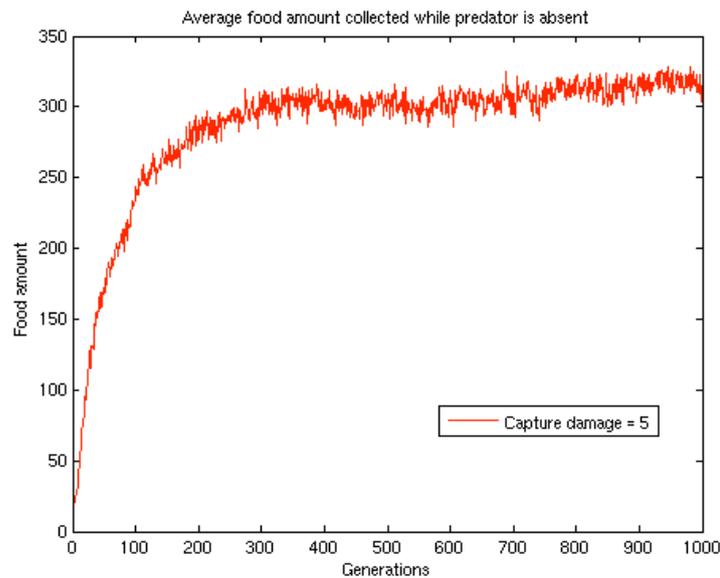
esso, e quindi mangiarlo, nella maniera più rapida ed efficiente possibile. Quando compare il predatore, al contrario, gli organismi devono invece concentrare le proprie risorse sul riuscire a mettersi in salvo, ignorando o comunque attribuendo importanza marginale al cibo. Sebbene nulla, se non l'osservazione "dal vivo" delle simulazioni, può darci la garanzia che il comportamento adottato dagli organismi abbia effettivamente tale carattere discriminatorio, questa caratteristica può essere estrapolata dall'osservazione dei grafici riportati nelle Figure 31 e 32, riferiti all'ammontare medio di cibo raccolto dagli individui negli step in cui il predatore è rispettivamente presente ed assente.



**Figura 31** - Ammontare medio di cibo raccolto dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni, durante gli steps nei quali il predatore è presente nell'ambiente.

Notiamo infatti che, quando il predatore è presente nell'ambiente, gli organismi mangiano mediante una quantità di cibo quasi irrisoria: ca. 17 unità all'ultima generazione. Vero è che il predatore è presente soltanto per il 25% (anche questo un valore medio) della vita degli organismi. Sui 2500 passi che costituiscono il

lifespan degli individui, il 25% corrisponde a 625 step. Gli organismi più evoluti, dunque, raccolgono mediamente un'unità di cibo ca. ogni 36 passi. La situazione è radicalmente diversa quando il predatore non minaccia gli organismi. In questi 1875 step, essi raccolgono mediamente ca. 320 unità di cibo a testa: una ogni (neanche) 6 passi.



**Figura 32** - Ammontare medio di cibo raccolto dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni, durante gli steps nei quali il predatore non è presente nell'ambiente.

Dovrebbe essere evidente, ora, che gli organismi evoluti in questa simulazione sono riusciti a sviluppare un comportamento che, quando il predatore è presente all'interno dell'ambiente, risulta essere discriminatorio nei confronti del cibo.

#### 4.6 Discriminare tra gli input sensoriali: l'emergere di un meccanismo di attenzione selettiva

Un modello come quello che abbiamo appena descritto, pur nella sua semplicità, ci permette di osservare l'emergere di fenomeni estremamente interessanti. Prima

di approfondire ciò cui sto facendo riferimento, ritengo sia però necessario aprire una piccola parentesi relativa al modo in cui gli esseri umani percepiscono gli stimoli sensoriali esterni (relativi, pertanto, all'interazione dell'organismo con l'ambiente esterno ed i suoi prodotti) e quelli interni (intesi come provenienti dall'interno del corpo).

Innanzitutto, le nostre percezioni hanno un carattere selettivo. Durante lo svolgimento delle normali attività quotidiane, noi, intesi come esseri umani normodotati, non reagiamo indifferentemente a tutti gli stimoli che ci colpiscono, ma bensì mettiamo a fuoco soltanto alcuni di essi. Tale focalizzazione percettiva prende il nome di “attenzione<sup>42</sup>”. Attraverso i processi attentivi poniamo il focus su un limitato sottoinsieme degli stimoli potenzialmente percepibili in un dato momento, resistendo così a quelli che ci distraggono, ovvero a quelli che, per il compito che stiamo affrontando in quel dato momento, ci appaiono fuorvianti o comunque superflui. Così come superfluo è il cercare di dimostrare da quale moltitudine di stimoli siamo bombardati in ciascun istante della nostra vita. Chiunque stia leggendo queste righe, ad esempio, si fermi per un attimo e provi a prestare attenzione alla pressione esercitata sulle sue spalle o sul suo collo dal vestito che indossa, oppure cerchi di captare i rumori provenienti dall'ambiente esterno. Si tratta di informazioni sensoriali che, fino a qualche secondo fa, venivano elaborate in maniera del tutto inconsapevole dal vostro cervello. Eppure, la pressione esercitata dalla stoffa appoggiata al proprio corpo, il fragore emesso

---

<sup>42</sup> Una definizione più rigorosa è quella fornita da Luigi Anolli e Paolo Legrenzi: “L’attenzione è l’insieme dei dispositivi e meccanismi che consentono di concentrare e focalizzare le proprie risorse mentali su alcune informazioni piuttosto che su altre, definendo ciò di cui siamo consapevoli in un dato momento” (Anolli L., Legrenzi P., “*Psicologia Generale*”, pag. 73).

da una macchina o da un paio di passanti impegnati in una vibrante discussione, sono fenomeni fisici. Assolutamente reali. Ci sono, ora che vi state prestando attenzione, ma esistevano allo stesso modo, seppur in forma leggermente diversa, anche prima. La questione, molto semplicemente, ruota attorno al fatto che le vostre risorse attentive, fino a poco fa, erano focalizzate nel compito di leggere questo paragrafo della mia Tesi e non in uno degli altri task esemplificati qui sopra.

Si può dire che il nostro sistema percettivo scelga come oggetto di attenzione soltanto gli stimoli pertinenti ed ignori gli altri, fino al momento in cui una trasformazione avvenuta in un particolare stimolo (indipendentemente dal fatto che siano mutate le sue caratteristiche oppure quelle dell'ambiente) non renda quest'ultimo importante ed utilizzabile. Ma abbiamo tuttavia la prova che persino gli stimoli cui non prestiamo attivamente attenzione lasciano comunque delle tracce nel nostro sistema percettivo, anche se sul momento non siamo in grado di riconoscerli. Ad esempio, a tutti noi capita di frequentare, più o meno regolarmente, luoghi affollati. In un luogo affollato, di solito, il fatto che molte persone parlino contemporaneamente fa sì che il "rumore" in sottofondo sia piuttosto alto. Ma, anche in queste situazioni, siamo in grado di portare avanti efficacemente una conversazione con una o più persone specifiche (a patto, ovviamente, che l'intensità del "brusio" di fondo non sia superiore rispetto a quella della voce di coloro con cui stiamo interloquendo). Lo facciamo focalizzando la nostra attenzione sui suoni emessi dal nostro interlocutore ed ignorando, per quanto possibile, il vociare della folla sullo sfondo. Parliamo,

parliamo, poi, tutto d'un tratto, sentiamo pronunciare il nostro nome da qualcuno che sta alle nostre spalle. Pensavamo di non prestare alcuna attenzione alle voci della folla ed invece è bastato che qualcuno pronunciasse una determinata parola, nel caso specifico il nostro nome, per far sì che noi ci voltassimo di scatto. Dunque, il nostro apparato percettivo/sensoriale non si limita a lavorare con quegli stimoli cui noi stiamo dedicando le nostre risorse attentive, ma elabora anche gli stimoli che stiamo pensando di ignorare. A tal proposito, reputo interessante riportare un esperimento raccontato da Ernest Hilgard, Richard e Rita Atkinson in una loro vecchia opera dei primi anni '70<sup>43</sup>:

*“Informazioni su quanto noi effettivamente registriamo delle conversazioni cui non prestiamo attenzione ci sono fornite da una situazione sperimentale [...]. Si presentano al soggetto, mediante cuffie, applicate una all'orecchio destro e una all'orecchio sinistro, due differenti messaggi verbali. Il soggetto non ha difficoltà ad ascoltare uno dei due discorsi, rifiutando l'altro; ed è in grado di focalizzare alternativamente la propria attenzione sull'uno o sull'altro. Se noi gli chiediamo di ripetere ad alta voce il discorso che gli è stato trasmesso all'orecchio destro, egli riesce a farlo adeguatamente anche se il messaggio è continuo; le sue parole sono solo leggermente in ritardo rispetto a quelle che egli sta ascoltando. La sua voce tende ad assumere un'intonazione monotona, senza alcuna inflessione, e probabilmente alla fine del brano il soggetto avrà un'idea molto vaga del suo contenuto, specialmente se l'argomento è complesso. Ma che cosa avviene dell'altro messaggio, al quale egli non presta attenzione? Quante informazioni vengono, nonostante tutto, assimilate. La risposta dipende da una serie di fattori, tra cui è compresa la difficoltà dei messaggi stessi. Se il brano fatto oggetto di attenzione è costituito da una filastrocca familiare, il soggetto riceverà una notevole quantità dell'altro messaggio; se invece il materiale impiegato è più difficile, il soggetto, almeno nella maggior parte dei casi, non terrà a mente nulla del contenuto verbale di quanto gli è stato trasmesso senza che egli vi prestasse attenzione e forse non saprà neppure dire se era in inglese o in tedesco. Ha presente però alcune caratteristiche generali: se si trattava di un messaggio parlato o di una semplice tonalità, se la voce era maschile o femminile, e (ciò almeno accade con alcuni soggetti) se è stato o meno pronunciato il suo nome.*

---

<sup>43</sup> Ernest R. Hilgard, Richard C. Atkinson, Rita L. Atkinson, “Psicologia. Corso introduttivo”.

*Se si interrompe il soggetto mentre sta ripetendo il messaggio su cui era focalizzata la sua attenzione e gli si chiede di dire immediatamente che cosa gli è stato appena trasmesso all'altro orecchio, sembra che risulti un temporaneo ricordo del messaggio [...]. Analogamente, se qualcuno che noi stiamo ascoltando ci rivolge una domanda, subito ci viene fatto di rispondere: «Che cosa ha detto?», ma prima ancora che la domanda venga ripetuta realizziamo improvvisamente quanto ci è stato chiesto.»*

Ciò che emerge in maniera chiara da questi esperimenti è che, sebbene la focalizzazione dell'attenzione non ci renda del tutto impermeabili nei confronti degli stimoli che stiamo percependo in maniera non-cosciente, la “qualità” della loro elaborazione risulta essere molto bassa. Di tutti gli stimoli che bombardano i nostri sensi, in sostanza, sono soltanto quelli che i nostri “processi mentali superiori” ci indicano come rilevanti ai fini dei meccanismi psicologici attivi in quel momento a venire selezionati per essere fatti oggetto di attenzione e quindi processati in maniera più rigorosa.

Naturalmente, l'attenzione non è un processo che chiama in causa soltanto il l'udito, ma riguarda, molto più in generale, qualsiasi oggetto della percezione. Così, ad esempio, un meccanismo di attenzione selettiva lo utilizziamo anche quando siamo impegnati ad osservare qualcosa. Posto di fronte all'enorme quantità di stimoli che l'ambiente offre, il soggetto è in grado di selezionarne uno che occupa una determinata posizione nello spazio. Inoltre è in grado di orientarvi l'attenzione, normalmente compiendo alcuni particolari movimenti, quali possono essere ad esempio la rotazione degli occhi e del capo, oppure, talvolta, un completo spostamento del corpo. Di solito vi è coincidenza tra la direzione dello sguardo e la direzione dell'attenzione nel selezionare una data posizione nello spazio. E' per questo motivo che si parla spesso di “fuoco dell'attenzione”, un

meccanismo (che possiamo metaforicamente immaginare come un fascio di luce che parte dai nostri occhi), il quale permette di concentrare le risorse attentive su uno specifico stimolo (oggetto, evento, ecc...) dell'ambiente.

Ma è ovvio che l'attenzione del soggetto riguarda non soltanto la posizione di uno stimolo nello spazio<sup>44</sup>, ma concerne tutte le proprietà degli oggetti e degli eventi (colore, forma, dimensione, suoni, rumori, ecc...). L'attenzione è basata sugli oggetti, ossia procede selezionando gli oggetti piuttosto che le coordinate spaziali. In generale, si ritiene che le singole caratteristiche di uno stimolo siano elaborate senza l'intervento dell'attenzione (processamento preattentivo), mentre l'attenzione focalizzata debba intervenire successivamente per combinare insieme tali caratteristiche (processamento attentivo). Il processamento preattentivo prevede lo svolgimento di operazioni mentali in parallelo e conduce alla segmentazione del campo visivo in oggetti percettivamente rilevanti. Solo in un secondo momento interviene l'attenzione, al fine di integrare le informazioni captate procedendo in maniera seriale (un'operazione dopo l'altra) e dunque più sofisticata. Questo tipo di attenzione basata sugli oggetti, che possiamo definire "selettiva", si articola in una serie di cinque competenze tra loro connesse:

- integrazione: la capacità di mettere in relazione diversi aspetti e caratteristiche dello stimolo (situazione), in funzione della sua complessità;

---

<sup>44</sup> Questo tipo di attenzione prende solitamente il nome di "attenzione selettiva".

- filtraggio: la capacità di ignorare le informazioni non rilevanti per selezionare soltanto quelle richieste e pertinenti. Essa varia in relazione alla presenza e al numero dei distrattori, nonché alla loro distanza dal target;
- ricerca: la capacità di individuare un certo oggetto presente all'interno del campo visivo;
- priming: il meccanismo di regolazione in base al quale la precedente elaborazione delle informazioni influenza le elaborazioni successive. Si parla di “priming positivo” quando l'elaborazione precedente facilita l'esecuzione della prestazione successiva, di “priming negativo” quando al contrario la peggiora;
- enumerazione visiva: la capacità di precisare in maniera automatica (quando il numero dei target è inferiore a 5) o mediante un'operazione di “conteggio” (quando il numero dei target è superiore a 5) il numero delle immagini-target presenti all'interno di una serie spaziale.

Diversi esperimenti<sup>45</sup> hanno messo in evidenza il fatto che l'attenzione procede ad elaborare lo stimolo percettivo in maniera completa, trattando tutte le sue caratteristiche, ivi comprese quelle che cadono al di fuori del fuoco dell'attenzione e che non sono ritenute rilevanti e pertinenti da parte del soggetto. Il filtro dell'attenzione selettiva interverrebbe soltanto in seguito, a “correggere” l'interpretazione della percezione ad un livello cognitivo.

---

<sup>45</sup> Tra tutti, si vedano gli esperimenti condotti da Simon, Navon e Stroop:  
[http://en.wikipedia.org/wiki/Simon\\_effect](http://en.wikipedia.org/wiki/Simon_effect)  
<http://step.psy.cmu.edu/scripts/Attention/Navon1977.html>  
<http://faculty.washington.edu/chudler/words.html>

Un meccanismo del tutto simile a quello dell'attenzione selettiva evolve anche negli organismi artificiali protagonisti delle nostre simulazioni. Osservando il loro comportamento, si nota infatti che, dopo un certo numero di generazioni, essi imparano a comportarsi in maniera differente a seconda della situazione ambientale. In condizioni "normali", quando cioè non esiste alcuna potenziale fonte di pericolo, gli organismi si muovono liberamente nell'ambiente cercando di raccogliere quante più unità di cibo possibile. E svolgono questo compito piuttosto bene se si considera il fatto che quelli dell'ultima generazione, nel corso della loro vita, arrivano mediamente a raccogliere oltre 300 unità di cibo a testa. Nel momento in cui compare il predatore, essi si concentrano su di esso ed abbandonano l'attività di raccolta cibo per dedicarsi al tentativo di evitare una cattura. E' in questa seconda situazione che gli organismi mettono in mostra un meccanismo che ricorda molto da vicino quello attentivo degli esseri umani. Nello scappare dal predatore, gli individui devono infatti rimanere concentrati su di esso, senza farsi "distrarre" dall'informazione sensoriale relativa al cibo, il quale è tuttavia presente nell'ambiente e che essi continuano regolarmente a percepire.

Delle cinque competenze in cui, come abbiamo visto, si articola il meccanismo di attenzione selettiva, non abbiamo in questo modello l'enumerazione: gli organismi percepiscono una singola unità di cibo e, se presente, il predatore. Dunque essi non hanno alcuna necessità di "contare" il numero di elementi presenti all'interno del loro campo percettivo. Anche la ricerca, per come è stato implementato il sistema sensoriale degli organismi, non è a sua volta necessaria. Il loro meccanismo attentivo si basa su processi che assomigliano molto da vicino a

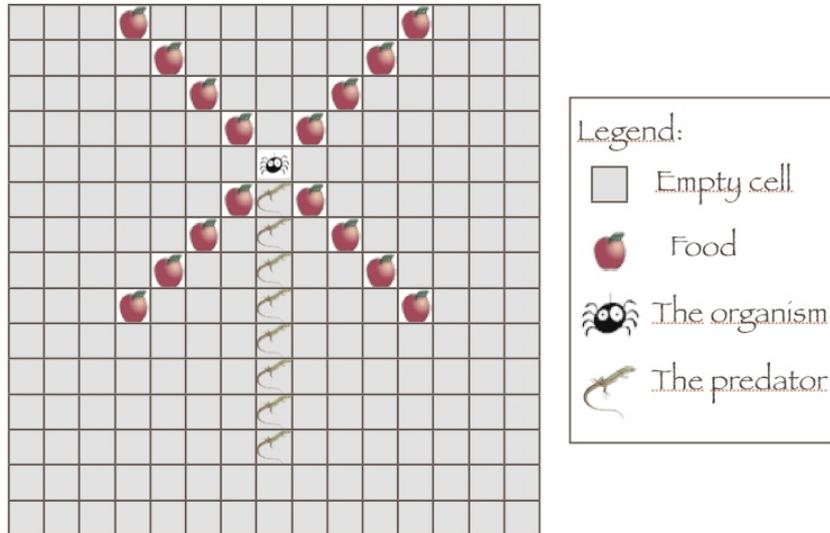
quelli di integrazione e di filtraggio (“*filtering*”), mentre non abbiamo strumenti per ritenere che esso implementi anche una qualche forma di priming, così come non abbiamo elementi per escluderlo.

Per indagare come funziona, nella pratica, il meccanismo di attenzione selettiva sviluppato dai nostri organismi artificiali è stato elaborato un particolare esperimento. I migliori individui evolutisi in ciascuno dei 10 seed sono stati presi singolarmente, registrando il pattern di attivazione dei neuroni che formano il loro strato intermedio nel momento in cui sono esposti a determinate combinazioni di stimoli sensoriali.

Nel dettaglio, le condizioni di test sono state tre:

- presenza esclusiva di cibo: l’unità di cibo percepita dall’organismo viene collocata alle distanze (misurata come distanza di Manhattan): 2, 4, 6 ed 8. Per ciascuna di queste quattro distanze, il cibo è stato posizionato, rispetto all’orientamento dell’organismo, ad un’angolazione di 45, 135, 225 e 315 gradi. Si sono così ottenuti  $4*4=16$  differenti pattern di attivazione dell’hidden layer;
- presenza esclusiva del predatore: il predatore è stato collocato alle spalle dell’organismo (angolazione fissa), alle distanze: 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 ed 8;
- compresenza di cibo e predatore: sono state “mixate” le due condizioni sopraelencate, ottenendo un totale di  $8*4*4=128$  pattern di attivazione.

Lo schema proposto qui sotto offre un riepilogo grafico di tutte le combinazioni possibili di cibo e predatore che sono state analizzate.



**Figura 33** – Riepilogo grafico delle varie condizioni sperimentali cui è stato sottoposto l'organismo (orientato in direzione nord). Esso, alternativamente, percepisce soltanto il predatore (posto, alle sue spalle, ad una distanza di Manhattan che varia da 1 a 8), oppure sia il predatore, ad una certa distanza, che un'unità di cibo (posizionata ad una distanza di Manhattan che può essere 2, 4, 6 oppure 8 e con un angolo che può essere di 225, 315, 45 o 135 gradi rispetto alla direzione nella quale è orientato l'organismo).

Per volontà di sintesi, nelle pagine che seguono vengono riportate soltanto le tabelle riepilogative riguardanti il miglior individuo nato dal primo seed. Si tratta di quello che, all'ultima generazione, ha fatto registrare il valore di fitness in assoluto più alto dell'intera simulazione. Ciò che si osserva è però del tutto generalizzabile anche agli organismi evolutisi negli altri seed, a parte qualche ovvia differenza numerica e nella distribuzione della codifica sui vari neuroni.

Iniziamo la nostra analisi osservando la tabella contenente i risultati della prima condizione sperimentale, quella in cui l'organismo non percepisce il predatore, ma soltanto un'unità di cibo.

<i>Food distance / Food angle</i>	<i>N1</i>	<i>N2</i>	<i>N3</i>	<i>N4</i>	<i>N5</i>	<i>N6</i>	<i>N7</i>	<i>N8</i>	<i>N9</i>
2 / 225	-0.999947	0.297235	0.915368	-0.947819	-0.697097	0.976726	-0.815675	-0.933343	0.999813
2 / 315	-0.999879	0.678138	0.904139	0.863969	0.242072	0.989918	0.333203	-0.985078	0.9997
2 / 45	-0.999723	0.872828	0.891505	0.999715	0.875364	0.995649	0.950469	-0.996727	0.999995
2 / 135	-0.999366	0.953048	0.877312	0.999999	0.985627	0.998126	0.997425	-0.999286	0.999999
4 / 225	-0.999947	0.297235	0.915368	-0.947819	-0.697097	0.976726	-0.815675	-0.933343	0.999813
4 / 315	-0.999879	0.678138	0.904139	0.863969	0.242072	0.989918	0.333203	-0.985078	0.9997
4 / 45	-0.999723	0.872828	0.891505	0.999715	0.875364	0.995649	0.950469	-0.996727	0.999995
4 / 135	-0.999366	0.953048	0.877312	0.999999	0.985627	0.998126	0.997425	-0.999286	0.999999
6 / 225	-0.999947	0.297235	0.915368	-0.947819	-0.697097	0.976726	-0.815675	-0.933343	0.999813
6 / 315	-0.999879	0.678138	0.904139	0.863969	0.242072	0.989918	0.333203	-0.985078	0.9997
6 / 45	-0.999723	0.872828	0.891505	0.999715	0.875364	0.995649	0.950469	-0.996727	0.999995
6 / 135	-0.999366	0.953048	0.877312	0.999999	0.985627	0.998126	0.997425	-0.999286	0.999999
8 / 225	-0.999947	0.297235	0.915368	-0.947819	-0.697097	0.976726	-0.815675	-0.933343	0.999813
8 / 315	-0.999879	0.678138	0.904139	0.863969	0.242072	0.989918	0.333203	-0.985078	0.9997
8 / 45	-0.999723	0.872828	0.891505	0.999715	0.875364	0.995649	0.950469	-0.996727	0.999995
8 / 135	-0.999366	0.953048	0.877312	0.999999	0.985627	0.998126	0.997425	-0.999286	0.999999

**Tabella 3** – Pattern di attivazione dell’hidden layer per il miglior organismo del Seed 1. Nell’ambiente non vi è il predatore, ma soltanto cibo, posizionato ad una distanza (misurata come distanza di Manhattan) che varia da 2 ad 8 (a passi di 2) ed un’angolazione di 225, 315, 45 o 135 gradi).

Emerge subito un dato interessante: gli organismi risultano essere del tutto insensibili rispetto alla distanza alla quale si trova il cibo. Percependo in ogni dato istante una sola unità di cibo, che per come abbiamo implementato il modello risulta essere sempre quella più vicina all’organismo, l’informazione relativa alla sua distanza risulta essere assolutamente superflua. Tanto più considerando il fatto che gli organismi non possono spostarsi di più di una casella per volta. L’organismo deve soltanto sapere in quale direzione si trova il cibo per poter ruotare il suo corpo nella direzione corretta ed iniziare la marcia di avvicinamento verso di esso. I pattern di attivazione dell’hidden layer della rete neurale, pertanto, a parità di angolo, risultano essere del tutto uguali tra loro.

La seconda situazione sperimentale ci mostra invece come, nella condizione in cui all'interno dell'ambiente non è presente alcuna unità di cibo, ma vi è soltanto il predatore, il tipo di rappresentazioni interne dell'organismo (e, di riflesso, il comportamento motorio) sia differente. Non solo, come ovvio, perché la risposta comportamentale dev'essere diametralmente opposta (non “reaching”, ma “escaping from”), ma anche perché, per poter rispondere nella maniera più efficiente possibile ad un tentativo di cattura, per l'organismo non è importante soltanto sapere da che parte si trova il predatore, ma anche a che distanza si trova. Così, come emerge chiaramente nella tabella riepilogativa presentata qui sotto, il pattern di attivazione delle unità intermedie varia sia in funzione dell'angolo, sia in funzione della distanza.

<i>Predator distance</i>	<i>N1</i>	<i>N2</i>	<i>N3</i>	<i>N4</i>	<i>N5</i>	<i>N6</i>	<i>N7</i>	<i>N8</i>	<i>N9</i>
1	-0.999692	-0.998657	0.615905	1	-1	0.999999	-0.673432	-0.705084	-1
2	-0.999743	-0.999239	0.421804	1	-1	0.999999	-0.747742	-0.713123	-1
3	-0.999786	-0.999569	0.179425	1	-1	1	-0.807093	-0.720979	-1
4	-0.999822	-0.999756	-0.0868872	1	-1	1	-0.853648	-0.728654	-1
5	-0.999852	-0.999861	-0.341335	1	-1	1	-0.889655	-0.73615	-1
6	-0.999876	-0.999922	-0.553975	1	-1	1	-0.917198	-0.74347	-1
7	-0.999897	-0.999956	-0.712672	1	-1	1	-0.938092	-0.750616	-1
8	-0.999914	-0.999975	-0.821394	1	-1	1	-0.95384	-0.75759	-1

**Tabella 4** – Pattern di attivazione dell'hidden layer per il miglior organismo del Seed 1. Nell'ambiente non vi è cibo, ma soltanto il predatore, sempre posizionato alle spalle dell'organismo ad una distanza (misurata come distanza di Manhattan) che varia da 1 ad 8.

La terza condizione sperimentale è quella che offre il più ampio ventaglio di combinazioni sensoriali. Di seguito sono proposti i 128 patterns di attivazione dello strato nascosto della rete neurale, registrati nelle varie situazioni in cui nell'ambiente è presente sia il predatore (sempre situato alle spalle

dall'organismo, ad una distanza che varia da 1 ad 8), sia un'unità di cibo (posizionata a 45, 135, 225 o 315 gradi rispetto all'orientamento dell'organismo e ad una distanza che spazia da 2 a 8, ad intervalli di 2).

<i>F distance, P distance, F Angle</i>	<i>N1</i>	<i>N2</i>	<i>N3</i>	<i>N4</i>	<i>N5</i>	<i>N6</i>	<i>N7</i>	<i>N8</i>	<i>N9</i>
<i>F2/P1/A225</i>	-1	-0.997891	0.994596	1	-1	1	-0.959297	-0.996982	-1
<i>F2/P1/A315</i>	-1	-0.994056	0.993845	1	-1	1	-0.419296	-0.999341	-0.999998
<i>F2/P1/A45</i>	-1	-0.983301	0.99299	1	-1	1	0.779205	-0.999856	-0.999989
<i>F2/P1/A135</i>	-1	-0.953541	0.992017	1	-1	1	0.987477	-0.999969	-0.99993
<i>F2/P2/A225</i>	-1	-0.998805	0.990772	1	-1	1	-0.969735	-0.997078	-1
<i>F2/P2/A315</i>	-1	-0.996628	0.989493	1	-1	1	-0.535379	-0.999362	-0.999997
<i>F2/P2/A45</i>	-1	-0.990504	0.988037	1	-1	1	0.712639	-0.999861	-0.999983
<i>F2/P2/A135</i>	-1	-0.973409	0.986381	1	-1	1	0.983105	-0.99997	-0.999896
<i>F2/P3/A225</i>	-1	-0.999323	0.984264	1	-1	1	-0.977528	-0.997171	-0.999999
<i>F2/P3/A315</i>	-1	-0.998088	0.982091	1	-1	1	-0.634237	-0.999382	-0.999996
<i>F2/P3/A45</i>	-1	-0.994609	0.97962	1	-1	1	0.630177	-0.999865	-0.999975
<i>F2/P3/A135</i>	-1	-0.984847	0.976813	1	-1	1	0.977225	-0.999971	-0.999844
<i>F2/P4/A225</i>	-1	-0.999616	0.973228	1	-1	1	-0.98333	-0.997261	-0.999999
<i>F2/P4/A315</i>	-1	-0.998916	0.969553	1	-1	1	-0.715953	-0.999402	-0.999994
<i>F2/P4/A45</i>	-1	-0.996942	0.965384	1	-1	1	0.530536	-0.99987	-0.999963
<i>F2/P4/A135</i>	-1	-0.991386	0.960655	1	-1	1	0.96933	-0.999972	-0.999767
<i>F2/P5/A225</i>	-1	-0.999783	0.954628	1	-1	1	-0.987644	-0.997348	-0.999999
<i>F2/P5/A315</i>	-1	-0.999386	0.948468	1	-1	1	-0.781849	-0.999421	-0.999991
<i>F2/P5/A45</i>	-1	-0.998266	0.941497	1	-1	1	0.413705	-0.999874	-0.999944
<i>F2/P5/A135</i>	-1	-0.99511	0.933614	1	-1	1	0.958754	-0.999972	-0.999653
<i>F2/P6/A225</i>	-1	-0.999877	0.923607	1	-1	1	-0.990847	-0.997432	-0.999998
<i>F2/P6/A315</i>	-1	-0.999652	0.913422	1	-1	1	-0.833937	-0.99944	-0.999987
<i>F2/P6/A45</i>	-1	-0.999017	0.901948	1	-1	1	0.28145	-0.999878	-0.999917
<i>F2/P6/A135</i>	-1	-0.997227	0.889042	1	-1	1	0.944635	-0.999973	-0.999482
<i>F2/P7/A225</i>	-1	-0.99993	0.872759	1	-1	1	-0.993222	-0.997514	-0.999997
<i>F2/P7/A315</i>	-1	-0.999803	0.8563	1	-1	1	-0.874464	-0.999457	-0.99998
<i>F2/P7/A45</i>	-1	-0.999443	0.837897	1	-1	1	0.137561	-0.999882	-0.999876
<i>F2/P7/A135</i>	-1	-0.998428	0.817369	1	-1	1	0.925865	-0.999974	-0.999227
<i>F2/P8/A225</i>	-1	-0.99996	0.791728	1	-1	1	-0.994983	-0.997593	-0.999995
<i>F2/P8/A315</i>	-1	-0.999888	0.766098	1	-1	1	-0.90561	-0.999475	-0.99997
<i>F2/P8/A45</i>	-1	-0.999684	0.737775	1	-1	1	-0.012379	-0.999885	-0.999814
<i>F2/P8/A135</i>	-1	-0.999109	0.706592	1	-1	1	0.901056	-0.999975	-0.998847
<i>F4/P1/A225</i>	-1	-0.99788	0.992346	1	-1	1	-0.946134	-0.995903	-1
<i>F4/P1/A315</i>	-1	-0.994025	0.991284	1	-1	1	-0.294391	-0.999105	-0.999999
<i>F4/P1/A45</i>	-1	-0.983214	0.990075	1	-1	1	0.829588	-0.999805	-0.999996
<i>F4/P1/A135</i>	-1	-0.953303	0.9887	1	-1	1	0.990586	-0.999957	-0.999972
<i>F4/P2/A225</i>	-1	-0.998799	0.986941	1	-1	1	-0.959879	-0.996034	-1
<i>F4/P2/A315</i>	-1	-0.99661	0.985134	1	-1	1	-0.425333	-0.999134	-0.999999

F4/P2/A45	-1	-0.990455	0.98308	1	-1	1	0.776302	-0.999811	-0.999993
F4/P2/A135	-1	-0.973272	0.980745	1	-1	1	0.987293	-0.999959	-0.999959
F4/P3/A225	-1	-0.999319	0.977761	1	-1	1	-0.97017	-0.99616	-1
F4/P3/A315	-1	-0.998078	0.9747	1	-1	1	-0.5406	-0.999161	-0.999998
F4/P3/A45	-1	-0.994581	0.971226	1	-1	1	0.709005	-0.999817	-0.99999
F4/P3/A135	-1	-0.984768	0.967281	1	-1	1	0.982857	-0.99996	-0.999939
F4/P4/A225	-1	-0.999614	0.96225	1	-1	1	-0.977852	-0.996282	-1
F4/P4/A315	-1	-0.998911	0.957102	1	-1	1	-0.638609	-0.999188	-0.999998
F4/P4/A45	-1	-0.996926	0.951269	1	-1	1	0.625727	-0.999823	-0.999985
F4/P4/A135	-1	-0.991341	0.944666	1	-1	1	0.976892	-0.999961	-0.999908
F4/P5/A225	-1	-0.999781	0.93627	1	-1	1	-0.983572	-0.9964	-0.999999
F4/P5/A315	-1	-0.999383	0.92771	1	-1	1	-0.719515	-0.999214	-0.999996
F4/P5/A45	-1	-0.998257	0.918049	1	-1	1	0.525236	-0.999829	-0.999978
F4/P5/A135	-1	-0.995085	0.907158	1	-1	1	0.968883	-0.999963	-0.999863
F4/P6/A225	-1	-0.999876	0.893383	1	-1	1	-0.987823	-0.996514	-0.999999
F4/P6/A315	-1	-0.99965	0.879421	1	-1	1	-0.784688	-0.999239	-0.999995
F4/P6/A45	-1	-0.999012	0.863762	1	-1	1	0.407597	-0.999834	-0.999967
F4/P6/A135	-1	-0.997212	0.846235	1	-1	1	0.958156	-0.999964	-0.999796
F4/P7/A225	-1	-0.99993	0.824254	1	-1	1	-0.99098	-0.996625	-0.999999
F4/P7/A315	-1	-0.999802	0.802185	1	-1	1	-0.836161	-0.999263	-0.999992
F4/P7/A45	-1	-0.99944	0.777682	1	-1	1	0.27467	-0.999839	-0.999951
F4/P7/A135	-1	-0.998419	0.750563	1	-1	1	0.943838	-0.999965	-0.999695
F4/P8/A225	-1	-0.99996	0.717003	1	-1	1	-0.993321	-0.996732	-0.999998
F4/P8/A315	-1	-0.999888	0.6838	1	-1	1	-0.876182	-0.999287	-0.999988
F4/P8/A45	-1	-0.999683	0.6475	1	-1	1	0.130345	-0.999844	-0.999927
F4/P8/A135	-1	-0.999104	0.608004	1	-1	1	0.924809	-0.999966	-0.999545
F6/P1/A225	-1	-0.997869	0.989165	1	-1	1	-0.928869	-0.994441	-1
F6/P1/A315	-1	-0.993994	0.987664	1	-1	1	-0.158548	-0.998785	-1
F6/P1/A45	-1	-0.983127	0.985957	1	-1	1	0.869319	-0.999735	-0.999998
F6/P1/A135	-1	-0.953064	0.984015	1	-1	1	0.992926	-0.999942	-0.999989
F6/P2/A225	-1	-0.998792	0.981533	1	-1	1	-0.946899	-0.994617	-1
F6/P2/A315	-1	-0.996592	0.978987	1	-1	1	-0.301088	-0.998824	-1
F6/P2/A45	-1	-0.990405	0.976093	1	-1	1	0.827284	-0.999743	-0.999997
F6/P2/A135	-1	-0.973133	0.972807	1	-1	1	0.990447	-0.999944	-0.999984
F6/P3/A225	-1	-0.999316	0.968612	1	-1	1	-0.960453	-0.994788	-1
F6/P3/A315	-1	-0.998068	0.964316	1	-1	1	-0.431332	-0.998861	-0.999999
F6/P3/A45	-1	-0.994552	0.959444	1	-1	1	0.773366	-0.999752	-0.999996
F6/P3/A135	-1	-0.984689	0.953922	1	-1	1	0.987106	-0.999946	-0.999976
F6/P4/A225	-1	-0.999612	0.946892	1	-1	1	-0.970599	-0.994954	-1
F6/P4/A315	-1	-0.998905	0.939714	1	-1	1	-0.545779	-0.998898	-0.999999
F6/P4/A45	-1	-0.99691	0.9316	1	-1	1	0.705332	-0.999759	-0.999994
F6/P4/A135	-1	-0.991296	0.922438	1	-1	1	0.982606	-0.999948	-0.999964
F6/P5/A225	-1	-0.99978	0.910824	1	-1	1	-0.978171	-0.995114	-1
F6/P5/A315	-1	-0.999379	0.899024	1	-1	1	-0.642939	-0.998933	-0.999999
F6/P5/A45	-1	-0.998248	0.885756	1	-1	1	0.621235	-0.999767	-0.999991
F6/P5/A135	-1	-0.995059	0.870862	1	-1	1	0.976554	-0.999949	-0.999946
F6/P6/A225	-1	-0.999875	0.85212	1	-1	1	-0.983809	-0.995269	-1
F6/P6/A315	-1	-0.999648	0.83323	1	-1	1	-0.72304	-0.998967	-0.999998

F6/P6/A45	-1	-0.999007	0.812172	1	-1	1	0.519896	-0.999775	-0.999987
F6/P6/A135	-1	-0.997198	0.78876	1	-1	1	0.968429	-0.99951	-0.999919
F6/P7/A225	-1	-0.999929	0.759634	1	-1	1	-0.988	-0.995419	-1
F6/P7/A315	-1	-0.999801	0.730647	1	-1	1	-0.787495	-0.998999	-0.999997
F6/P7/A45	-1	-0.999437	0.698764	1	-1	1	0.401452	-0.999782	-0.999981
F6/P7/A135	-1	-0.998411	0.66384	1	-1	1	0.95755	-0.99952	-0.99988
F6/P8/A225	-1	-0.99996	0.621136	1	-1	1	-0.991111	-0.995565	-0.999999
F6/P8/A315	-1	-0.999887	0.57944	1	-1	1	-0.838358	-0.999031	-0.999995
F6/P8/A45	-1	-0.999681	0.534473	1	-1	1	0.267864	-0.999789	-0.999971
F6/P8/A135	-1	-0.999099	0.486261	1	-1	1	0.94303	-0.99954	-0.999821
F8/P1/A225	-1	-0.997858	0.984671	1	-1	1	-0.906335	-0.992458	-1
F8/P1/A315	-1	-0.993962	0.982553	1	-1	1	-0.016425	-0.998351	-1
F8/P1/A45	-1	-0.983039	0.980146	1	-1	1	0.900292	-0.99964	-0.999999
F8/P1/A135	-1	-0.952823	0.97741	1	-1	1	0.994686	-0.999922	-0.999996
F8/P2/A225	-1	-0.998786	0.973916	1	-1	1	-0.92987	-0.992697	-1
F8/P2/A315	-1	-0.996575	0.970335	1	-1	1	-0.165702	-0.998403	-1
F8/P2/A45	-1	-0.990355	0.966271	1	-1	1	0.867513	-0.999652	-0.999999
F8/P2/A135	-1	-0.972994	0.96166	1	-1	1	0.992822	-0.999924	-0.999994
F8/P3/A225	-1	-0.999312	0.955784	1	-1	1	-0.947653	-0.992929	-1
F8/P3/A315	-1	-0.998058	0.949777	1	-1	1	-0.307754	-0.998454	-1
F8/P3/A45	-1	-0.994524	0.942978	1	-1	1	0.824951	-0.999663	-0.999998
F8/P3/A135	-1	-0.984609	0.935288	1	-1	1	0.990307	-0.999926	-0.99999
F8/P4/A225	-1	-0.99961	0.925524	1	-1	1	-0.961018	-0.993153	-1
F8/P4/A315	-1	-0.998899	0.915583	1	-1	1	-0.437294	-0.998503	-1
F8/P4/A45	-1	-0.996894	0.904381	1	-1	1	0.770396	-0.999673	-0.999998
F8/P4/A135	-1	-0.99125	0.891777	1	-1	1	0.986916	-0.999929	-0.999986
F8/P5/A225	-1	-0.999779	0.875869	1	-1	1	-0.971022	-0.99337	-1
F8/P5/A315	-1	-0.999376	0.859782	1	-1	1	-0.550918	-0.998551	-0.999999
F8/P5/A45	-1	-0.998239	0.841787	1	-1	1	0.70162	-0.999684	-0.999997
F8/P5/A135	-1	-0.995033	0.821704	1	-1	1	0.982351	-0.999931	-0.999979
F8/P6/A225	-1	-0.999875	0.796603	1	-1	1	-0.978486	-0.993581	-1
F8/P6/A315	-1	-0.999646	0.771496	1	-1	1	-0.647229	-0.998597	-0.999999
F8/P6/A45	-1	-0.999002	0.743732	1	-1	1	0.616703	-0.999694	-0.999995
F8/P6/A135	-1	-0.997183	0.713141	1	-1	1	0.976211	-0.999933	-0.999968
F8/P7/A225	-1	-0.999929	0.675479	1	-1	1	-0.984044	-0.993784	-1
F8/P7/A315	-1	-0.9998	0.63843	1	-1	1	-0.726528	-0.998641	-0.999999
F8/P7/A45	-1	-0.999434	0.598165	1	-1	1	0.514514	-0.999704	-0.999992
F8/P7/A135	-1	-0.998403	0.554635	1	-1	1	0.967969	-0.999935	-0.999953
F8/P8/A225	-1	-0.99996	0.50221	1	-1	1	-0.988174	-0.993981	-1
F8/P8/A315	-1	-0.999887	0.451851	1	-1	1	-0.79027	-0.998685	-0.999998
F8/P8/A45	-1	-0.999679	0.398437	1	-1	1	0.395271	-0.999713	-0.999989
F8/P8/A135	-1	-0.999095	0.342177	1	-1	1	0.956935	-0.999937	-0.999929

**Tabella 5** - Patterns di attivazione dell'hidden layer per il miglior organismo del Seed 1. Nell'ambiente vi è sia un'unità di cibo percepita a diverse combinazioni di angolo e distanza, nonché il predatore, posizionato alle spalle dell'organismo, ad una distanza che varia da 1 a 8, estremi compresi.

Attraverso l'attenzione, come abbiamo descritto in inizio di paragrafo, gli esseri umani prestano tanta più attenzione ad un determinato stimolo quanto più esso è pertinente con i loro scopi. D'altronde questa è esperienza quotidiana. Se impegnati in un compito molto importante e che richiede grande concentrazione, difficilmente possiamo prestare attenzione (e pertanto venire distratti) da stimoli esterni o comunque incongruenti rispetto a ciò che stiamo facendo. In altre parole, se il compito cui ci stiamo dedicando richiede un ampio ricorso alle nostre facoltà cognitive, siamo in grado di filtrare in misura molto maggiore gli stimoli sensoriali che riteniamo essere controproducenti rispetto al nostro scopo. Qualcosa di analogo si verifica in questo modello simulativo. Se il predatore è presente nell'ambiente, la struttura motivazionale dell'organismo, evoluta geneticamente, "suggerisce" a quest'ultimo di abbandonare l'attività di ricerca del cibo, dedicandosi piuttosto a fuggire il più lontano possibile dalla potenziale minaccia. Dato che, com'è ovvio, quanto più il predatore è vicino all'organismo tanto più è probabile che abbia luogo una cattura, possiamo legittimamente ipotizzare che la distanza tra il predatore e la sua potenziale preda influisca sul modo in cui l'organismo è in grado di "filtrare" gli stimoli incongruenti, interamente rappresentati, nel caso specifico, dall'informazione sensoriale relativa al cibo. In particolare, ci aspettiamo che quanto più il predatore è vicino all'organismo, tanto più quest'ultimo ignori la presenza del cibo. Un modo per verificare quest'ipotesi è quello di confrontare tra loro i vari pattern di attivazione dell'hidden layer fatti registrare dall'organismo quando è alle prese soltanto con il predatore (nessuna unità di cibo presente nell'ambiente), con quelli emersi nelle situazioni in cui il predatore è presente e collocato nella stessa identica posizione,

ma l'organismo percepisce allo stesso tempo anche un'unità di cibo. Quanto più il pattern d'attivazione in compresenza di cibo e predatore "assomiglia" a quello che si ottiene in una situazione nella quale è presente soltanto il predatore, tanto più forte significa che il "filtraggio" dell'informazione sensoriale relativa al cibo è stato posto in essere.

La Tabella 6 fornisce una misurazione di carattere quantitativo della similarità tra i pattern di attivazione in presenza esclusiva del predatore ed in compresenza di cibo e predatore. Nel dettaglio, il pattern di attivazione delle hidden layer che l'organismo analizzato adotta quando è presente esclusivamente il predatore viene confrontato con i quattro pattern di attivazione dello strato nascosto nella condizione in cui il predatore è presente e situato sempre alla medesima distanza, ma nell'ambiente vi è anche del cibo, posizionato rispettivamente a quattro diverse angolazioni rispetto all'organismo. Il confronto viene operato calcolando la differenza, in valore assoluto e neurone per neurone, tra il pattern di attivazione innescato dal solo predatore e quelli provocati dalla presenza contemporanea di cibo e predatore. Le differenze riscontrate su ogni singolo neurone vengono sommate tra di loro: i 4 risultati parziali ottenuti (ciascuno dei quali costituisce una misura della somiglianza tra il pattern di attivazione in presenza esclusivamente del predatore e quello in situazione di compresenza di cibo e predatore analizzato) vengono infine sommati a loro volta tra di loro, in maniera tale da ottenere la misura di somiglianza complessiva tra i pattern, data una certa combinazione della distanza del predatore e dell'unità di cibo più vicina.

In termini più rigorosi, ciascuna riga della seconda colonna della Tabella 6 viene calcolata come:

$$PD_{Dist\ from\ food}^{Dist\ from\ pred} = \sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^9 \left| x_{i,j}^{Food\ and\ predator} - x_j^{Only\ predator} \right|$$

dove:

- *PD (Patterns Difference)*, indica il pattern di attivazione cui si sta facendo riferimento, caratterizzato dalla presenza del predatore ad una certa distanza *Dist from pred*, e dall'eventuale presenza di un'unità di cibo, posizionata ad una distanza *Dist from food*;
- $x_{i,j}^{Food\ and\ predator}$  corrisponde al valore di attivazione del neurone j-esimo nel pattern di attivazione che si ha quando l'organismo percepisce sia il predatore, sia un'unità di cibo, con quest'ultima collocata ad un'angolazione *i* rispetto al predatore (con *i*=1 che corrisponde a 45°, *i*=2 a 135°, *i*=3 a 225° ed *i*=4 a 315°);
- $x_j^{Only\ predator}$  rappresenta invece il valore di attivazione del neurone j-esimo, nel pattern di attivazione dell'hidden layer che si verifica nel momento in cui l'organismo percepisce soltanto il predatore.

La terza colonna della tabella è una semplice media aritmetica tra i valori calcolati attraverso la formula precedente e che condividono la medesima distanza dal predatore:

$$APD_{Dist\ from\ pred}^{Dist\ from\ pred} = \frac{\sum_{Dist\ from\ food=1}^4 \left( PD_{2*Dist\ from\ food}^{Dist\ from\ pred} \right)}{4}$$

dove *APD* (“*Average Patterns Different*”) rappresenta la distanza media tra i pattern di attivazione, in presenza e in assenza del cibo, per una data distanza dell’organismo dal predatore.

<i>Predator distance / Food distance</i>	<i>PD</i>	<i>APD</i>
<i>P1/F2</i>	6.4063	6.624975
<i>P1/F4</i>	6.5595	
<i>P1/F6</i>	6.7030	
<i>P1/F8</i>	6.8311	
<i>P2/F2</i>	7.0756	7.285675
<i>P2/F4</i>	7.2237	
<i>P2/F6</i>	7.3610	
<i>P2/F8</i>	7.4824	
<i>P3/F2</i>	7.9049	8.094225
<i>P3/F4</i>	8.0425	
<i>P3/F6</i>	8.1643	
<i>P3/F8</i>	8.2652	
<i>P4/F2</i>	8.7859	8.938675
<i>P4/F4</i>	8.9057	
<i>P4/F6</i>	9.0002	
<i>P4/F8</i>	9.0629	
<i>P5/F2</i>	9.5610	9.6537
<i>P5/F4</i>	9.6505	
<i>P5/F6</i>	9.7009	
<i>P5/F8</i>	9.7024	
<i>P6/F2</i>	10.0892	10.087425
<i>P6/F4</i>	10.1283	
<i>P6/F6</i>	10.1103	
<i>P6/F8</i>	10.0219	
<i>P7/F2</i>	10.2913	10.150525
<i>P7/F4</i>	10.2511	
<i>P7/F6</i>	10.1338	
<i>P7/F8</i>	9.9259	
<i>P8/F2</i>	10.1430	9.81955
<i>P8/F4</i>	9.9895	
<i>P8/F6</i>	9.7440	
<i>P8/F8</i>	9.4017	

**Tabella 6** – Risultati del confronto tra i pattern di attivazione dell’hidden layer con la presenza esclusiva del predatore e quelli con la compresenza contemporanea di cibo e predatore, per il miglior organismo del Seed 1.

Da questi dati ricaviamo innanzitutto una conferma della nostra teoria. La situazione nella quale l’organismo “filtra” in misura maggiore l’informazione sensoriale relativa al cibo si ha infatti quando il predatore è il più vicino possibile ad esso ( $APD^1 = 6.624975$ ). Man mano che la distanza fisica tra organismo e predatore aumenta, indipendentemente dal punto in cui è collocato il cibo, la somiglianza tra i pattern di attivazione dell’hidden layer diminuisce ( $APD^1 <$

$APD^2 < APD^3 < \dots$ ). Ciò sta ad indicare che, più il predatore è vicino, meno l'organismo si preoccupa del cibo e più concentra le sue risorse attentive sulla potenziale fonte di pericolo. Viceversa, quanto più il predatore è lontano, tanto più l'organismo tende ad ignorarlo e prendere in considerazione il cibo. Tale relazione vale per distanze che vanno da 1 a 7, dopodichè l'andamento risulta essere meno chiaro, fino ad avere:  $APD^8 < APD^6 < APD^7$ . Questo sembra testimoniare l'emergere di una sorta di “distanza di sicurezza” dal predatore percepita dall'organismo. Man mano che il predatore si allontana, abbiamo visto, tanto più l'organismo si lascia “distrarre” dall'input sensoriale relativo al cibo. Superata però una certa soglia (distanza di Manhattan tra l'organismo e il predatore  $\cong 7$ ), questa regola non vale più: anche un ulteriore aumento della distanza non corrisponde più ad un maggior “pensare” al cibo da parte dell'organismo. Sarebbe azzardato sostenere che l'organismo, quando si trova a “distanza di sicurezza” dal predatore, ignori quest'ultimo considerandosi fuori pericolo. Certo è che si comporta in maniera differente rispetto a quando si trova ad avere il nemico, ad esempio, ad un paio di passi di distanza.

Tale differenza è messa in luce anche dalla seconda evidenza che si può ricavare dai dati raccolti nella Tabella 6. Prima di osservare questi risultati, sarebbe stato lecito aspettarsi che, all'aumentare della distanza dall'unità di cibo più vicina, a parità della distanza dal predatore, i pattern di attivazione dell'organismo risultassero tra loro sempre più somiglianti. Se così fosse, l'organismo tenderebbe come sempre a filtrare in maniera selettiva l'informazione sensoriale relativa al cibo, ma il filtering risulterebbe essere tanto più forte quanto più il cibo fosse

lontano e quindi difficilmente raggiungibile. Con un meccanismo di questo tipo, un organismo sarebbe portato, anche se inseguito dal predatore, a mangiare un'unità di cibo che dovesse eventualmente trovare a portata di mano. In realtà, ciò che accade è l'esatto contrario. Fintanto che il predatore si trova all'interno della "zona di pericolo" (ovvero, entro la distanza di sicurezza) dell'organismo, quest'ultimo tende ad ignorare il cibo in maniera tanto più rigorosa quanto più esso è vicino. Il valore minimo che è stato registrato per la differenza tra i pattern di attivazione è infatti di 6.4063 e corrisponde alla situazione in cui il predatore si trova ad una sola casella di distanza dall'organismo (massimo livello di "pericolo": è più che legittimo il fatto che il cibo venga ignorato), ma anche il cibo è posizionato alla distanza minima possibile (due caselle, quindi molto facilmente raggiungibile). Tale relazione (maggior vicinanza del cibo → maggior filtraggio di tale input sensoriale) vale fintanto che il predatore è a distanza 1, 2, 3, 4 o 5 dall'organismo, inizia a vacillare con distanza 6 e finisce per invertirsi completamente a distanza 7 ed 8. In questi ultimi due casi, con il predatore che si colloca oltre la distanza di sicurezza dell'organismo, quanto più il cibo è vicino all'organismo, tanto meno esso viene ignorato. Sembra dunque che gli organismi delle nostre simulazioni, tendano tendenzialmente ad ignorare il cibo, basandosi non tanto sulla sua distanza, quanto piuttosto su quella del predatore.

#### 4.7 Variare l'importanza relativa delle motivazioni: capture damage =

**10 e capture damage = 50**

Abbiamo evidenziato come gli stimoli cui decidiamo di dedicare un'elaborazione di tipo consapevole siano accuratamente scelti dalle nostre "facoltà di alto

livello”. I nostri meccanismi attentivi, in sostanza, lavorano in stretta simbiosi con il nostro apparato motivazionale. Se la “motivazione corrente” è quella di eseguire un certo compito, allora opereremo una sorta di filtraggio tra tutti gli stimoli sensoriali cui siamo sottoposti, processando “coscientemente” soltanto quelli pertinenti al compito cui abbiamo deciso di dedicarci. Se, tuttavia, non riteniamo particolarmente importante il task che stiamo eseguendo, è molto probabile che anche un disturbo della minima entità sia più che sufficiente a far sì che ci facciamo distrarre da esso, che ci lasciamo in qualche modo distogliere dall’esecuzione del compito cui ci stavamo dedicando. Più un compito è importante, più risorse cognitive noi gli dedichiamo e più è difficile, di conseguenza, che possiamo venire distratti da eventuali elementi di disturbo. Da questa riflessione emerge in maniera lampante come, in ultima analisi, sia sempre il singolo individuo a decidere quante risorse cognitive dedicare all’esecuzione di un determinato compito.

Naturalmente esiste la possibilità di suddividere le risorse cognitive a disposizione per poter eseguire più di un compito contemporaneamente. Se alcune tipologie di task si rivelano essere tra loro incompatibili (ad esempio, leggere un libro e contemporaneamente sostenere una conversazione), ve ne sono altri che possono essere condotti in parallelo. Mentre si sta guidando la propria macchina, ad esempio, è esperienza comune quella di chiacchierare con il passeggero seduto nel seggiolino accanto. Tutti questi fenomeni sono noti in psicologia come “interferenze da doppio compito”. In genere si parla di “interferenza strutturale” quando i due compiti da eseguire contemporaneamente condividono il medesimo

meccanismo o stadio di processamento. Guardare un film e sostenere al tempo stesso una conversazione, ad esempio, è praticamente impossibile, dato che entrambi i compiti coinvolgono in egual misura l'apparato acustico e, più in generale, competono per i medesimi meccanismi che regolano l'acquisizione e l'elaborazione delle informazioni. Si parla invece di "interferenza da risorse" quando i compiti che vogliamo eseguire contestualmente non sono "strutturalmente" in conflitto tra loro. Il problema, in questo caso, riguarda il modo in cui le risorse attentive devono essere distribuite tra i vari task. Il compito principale, che assorbe la maggior parte delle risorse, è definito come "compito primario"; quello che può contare sulla quota residua delle risorse è invece definito "compito secondario". Diversi ricercatori sostengono l'ipotesi secondo la quale il compito secondario venga eseguito sfruttando le risorse attentive lasciate disponibili dall'esecuzione del compito primario. Tra i due tipi di compiti vi è dunque una relazione inversa: tanto maggiore è la quota di risorse destinata al compito primario, tanto minori sono le disponibilità per il compito secondario<sup>46</sup>.

Se riprendiamo in mano la tabella 6, possiamo arrivare ad azzardare l'ipotesi che i valori quantitativi che abbiamo ottenuto dalla nostra simulazione, corrispondenti alle differenze tra i vari pattern di attivazione, ricalchino proprio l'ammontare di risorse attentive lasciate libere per lo svolgimento del compito secondario. Che nella nostra simulazione, nella condizione in cui il predatore è presente all'interno dell'ambiente (l'unico momento, d'altronde, in cui vi è interferenza da doppio compito), corrisponde al raccogliere cibo.

---

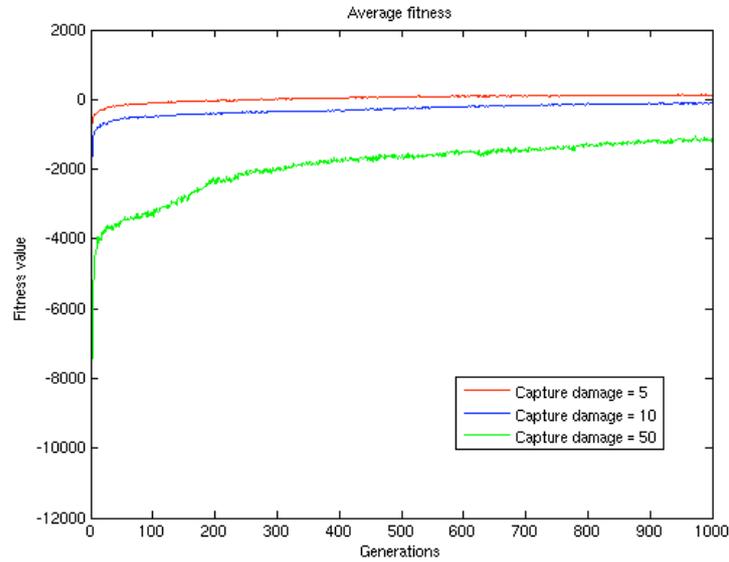
<sup>46</sup> Si veda a riguardo Anolli L., Legrenzi P., *Psicologia Generale* (pag. 77).

In condizioni “normali” (intese come tutte quelle condizioni di “non-emergenza”), la scelta del compito primario, così come quella della quantità di risorse da dedicarvi, viene effettuata dagli individui in maniera del tutto consapevole. E’ l’apparato motivazionale, infatti, inteso nell’accezione più ampia possibile del termine, a suggerire quale compito è in un dato momento il più importante, tra i tanti cui l’individuo potrebbe applicarsi. Il soggetto, in sostanza, sceglie quale task eseguire in funzione delle sue motivazioni correnti. Estremamente numerose e complesse nel caso degli esseri umani, decisamente più limitate e di facile comprensione per gli organismi della simulazione sviluppata per questa Tesi

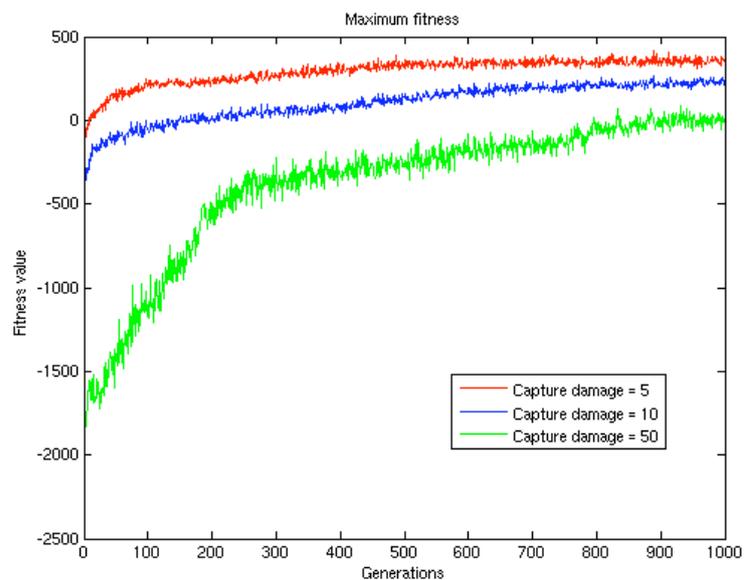
Nel nostro modello, la struttura motivazionale degli organismi, la quale codifica l’importanza relativa dei compiti cui possono dedicarsi (raccolgere cibo e fuggire dal predatore), è rappresentata dalla formula di fitness che regola l’evoluzione genetica. Può essere legittimo, quindi, chiedersi cosa accadrebbe nel caso in cui andassimo a modificare tale formula. A tal scopo sono state elaborate altre due simulazioni, con il parametro *capture damage* impostato rispettivamente sui valori 10 e 50. Abbiamo, in sostanza, provato rispettivamente a raddoppiare ed a decuplicare l’importanza relativa di una cattura da parte del predatore nei confronti del compito di raccolta del cibo.

Le Figure da 34 a 43 mostrano i risultati ottenuti in queste due nuove situazioni sperimentali, comparati tra loro e con la situazione precedente (*capture damage* = 5).

Osserviamo innanzitutto i grafici relativi ai valori di fitness, media e massima, fatti registrare lungo le 1000 generazioni.



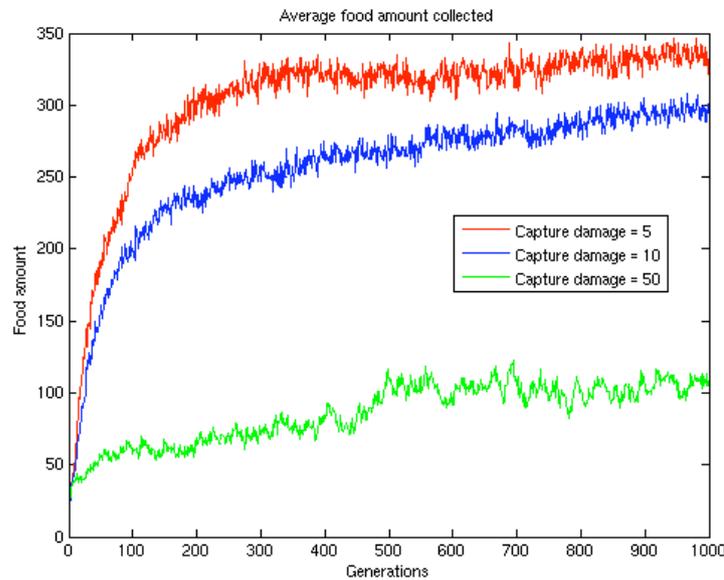
**Figura 34** - Fitness media della popolazione nel corso delle 1000 generazioni. Confronto fra tre diversi valori del parametro *capture damage* (5, 10 e 50).



**Figura 35** – Fitness del miglior individuo di ciascuna delle 1000 generazioni. Confronto fra tre diversi valori del parametro *capture damage* (5, 10 e 50).

Questi primi due risultati non possono stupire più di tanto. Al di là dei differenti comportamenti emergenti che andremo ad approfondire tra un attimo, è chiaro che variando un fattore moltiplicativo della formula di fitness nelle tre condizioni sperimentali, i valori che otteniamo (anche a parità di quantità di cibo raccolto e di numero di catture subite) risultano tra loro molto diversi.

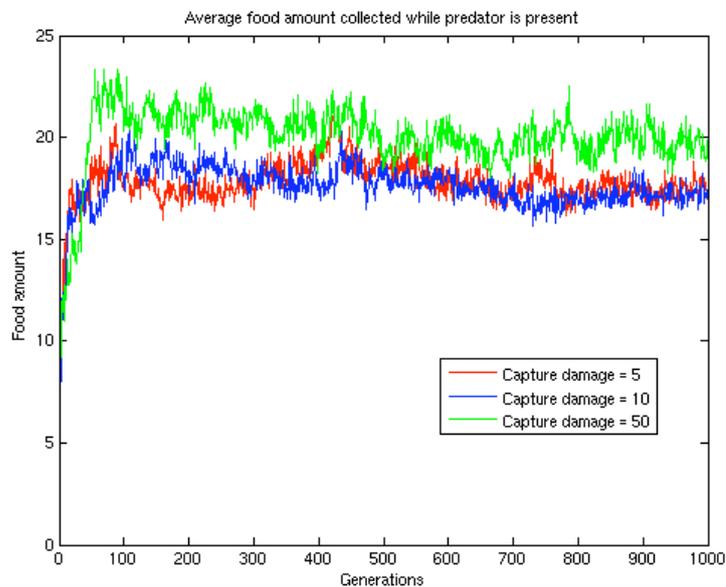
Più interessante notare come l'evoluzione proceda in maniera molto più lenta nel caso in cui il valore del parametro *capture damage* sia impostato sul valore 50, rispetto alle altre due condizioni. E ancora più interessante é riscontrare come gli schemi comportamentali che evolvono nelle tre situazioni siano molto diversi tra loro.



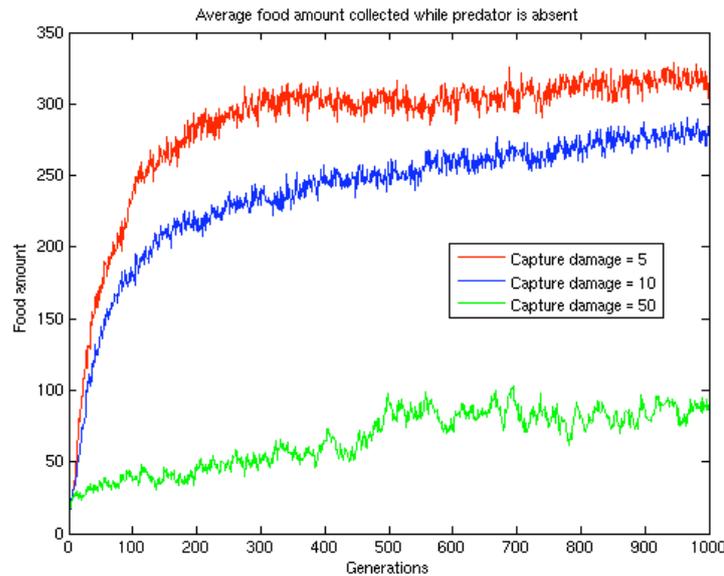
**Figura 36** – Ammontare medio di cibo raccolto dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni. Confronto fra tre diversi valori del parametro *capture damage* (5, 10 e 50).

Osservando l'ammontare medio di cibo raccolto dagli organismi, si nota infatti che, all'aumentare dell'importanza relativa della cattura da parte del predatore, gli organismi ne raccolgono, nel corso della loro vita, un minor quantitativo.

Come mostra la Figura 37, non si evidenziano divergenze significative per quanto riguarda l'ammontare di cibo raccolto negli step durante i quali il predatore è presente all'interno dell'ambiente (la differenza è di poche unità, in maniera evidente, però, a favore degli organismi evolutisi con *capture damage* = 50). Il diverso comportamento di approvvigionamento si manifesta soprattutto in assenza del predatore (Figura 38): 310 unità di cibo raccolte con *capture damage* uguale a 5, 277 per *capture damage* uguale a 10 e soltanto 88 per *capture damage* uguale a 50.



**Figura 37** – Ammontare medio di cibo raccolto dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni, durante gli steps nei quali il predatore è presente nell'ambiente. Confronto fra tre diversi valori del parametro *capture damage* (5, 10 e 50).

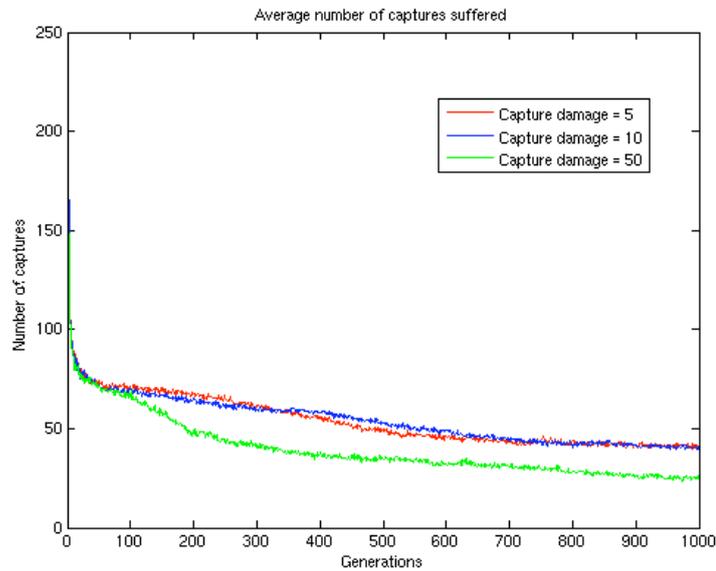


**Figura 38** – Ammontare medio di cibo raccolto dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni, durante gli step nei quali il predatore non è presente nell’ambiente. Confronto fra tre diversi valori del parametro *capture damage* (5, 10 e 50).

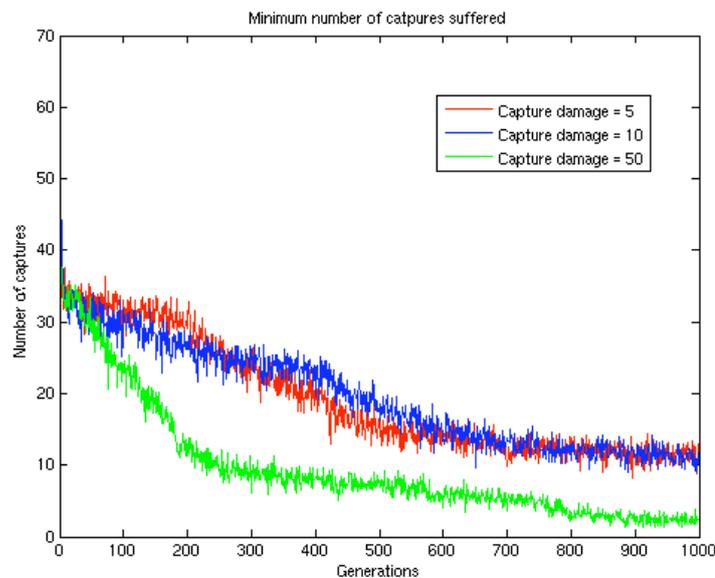
Abbiamo ottenuto la prima indicazione del fatto che gli schemi comportamentali evoluti in queste tre condizioni sperimentali sono tra loro diversi. Tale indicazione risulta ulteriormente rafforzata dall’osservazione delle Figure 39 e 40, relative al numero di catture, medie e minime, subite dagli organismi delle tre simulazioni.

Ciò che si osserva è infatti che gli organismi per i quali una cattura è estremamente dannosa (*capture damage* 50) risultano essere molto abili nel fuggire dal predatore. In sostanza, si specializzano nell’esecuzione di uno dei due compiti (quello più importante, la fuga), ignorando l’altro. La formula di fitness adottata, d’altronde, fa sì che le possibilità di riprodursi dei singoli individui dipendano quasi esclusivamente dalla loro capacità di fuga. Interessante osservare inoltre come, confrontando le situazioni *capture damage* = 5 e *capture damage* = 10, non si riscontrino differenze significative nell’efficacia del comportamento di

escaping. Sembra quasi che, nella seconda condizione, la “paura” di farsi catturare dal predatore condizioni il comportamento degli organismi anche in sua assenza, impedendo loro di sviluppare appieno la capacità di raccogliere cibo.

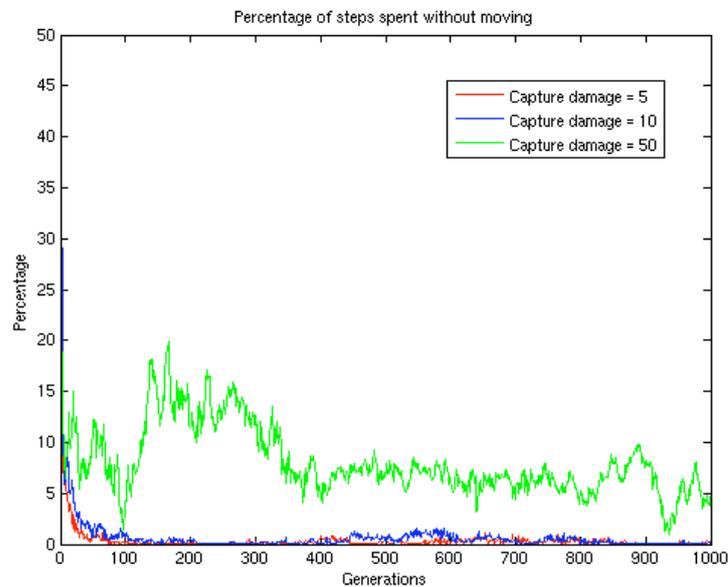


**Figura 39** – Numero medio di catture da parte del predatore subite dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni. Confronto fra tre diversi valori del parametro *capture damage* (5, 10 e 50).



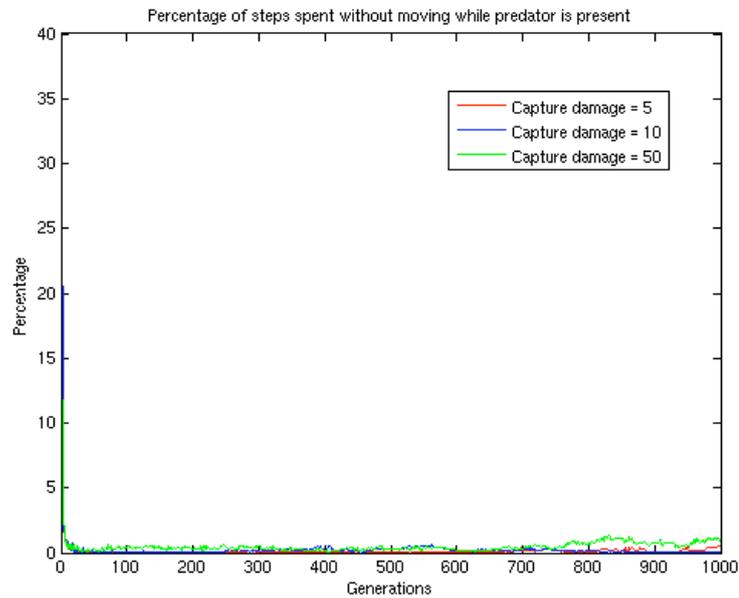
**Figura 40** – Numero di catture da parte del predatore subite dal “miglior scappatore” di ciascuna delle 1000 generazioni. Confronto fra tre diversi valori del parametro *capture damage* (5, 10 e 50).

Come abbiamo appena sottolineato, gli organismi cresciuti con una struttura motivazionale per la quale una cattura da parte del predatore viene valutata come 50 volte più grave rispetto al non raccogliere cibo, non evolvono questa seconda capacità, se non in una forma estremamente primitiva. Osservando la Figura 41, si scopre che essi trascorrono una parte significativa della loro vita rimanendo fermi, insensibili all'input sensoriale.

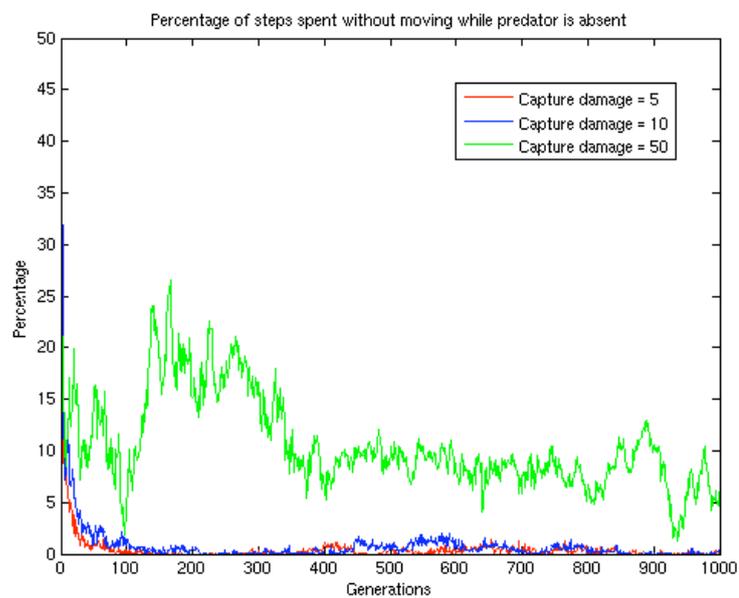


**Figura 41** – Percentuale delle “mosse” degli organismi che non si traducono in un movimento nel corso delle 1000 generazioni. Confronto fra tre diversi valori del parametro *capture damage* (5, 10 e 50).

Il risultato è abbastanza sorprendente. Stare fermi, in una simulazione come quella che stiamo osservando, non ha infatti alcun senso. Ed in particolar modo, non ha senso farlo quando nell'ambiente non è presente il predatore. Eppure è proprio questo ciò che accade, come testimoniano le Figure 42 e 43. La possibile spiegazione di un tale comportamento è abbastanza articolata ed è da ricercarsi innanzitutto nel fatto che, con *capture damage* 50, gli individui più bravi nel fuggire colonizzano immediatamente l'intera popolazione.



**Figura 42** – Percentuale delle “mosse” degli organismi, compiute quando il predatore è presente nell’ambiente, che non si traducono in un movimento, nel corso delle 1000 generazioni. Confronto fra tre diversi valori del parametro *capture damage* (5, 10 e 50).



**Figura 43** – Percentuale delle “mosse” degli organismi, compiute quando il predatore non è presente nell’ambiente, che non si traducono in un movimento, nel corso delle 1000 generazioni. Confronto fra tre diversi valori del parametro *capture damage* (5, 10 e 50).

Se ipotizziamo che un comportamento di fuga altamente efficiente richieda l'impiego della quasi totalità delle “risorse cognitive” a disposizione dell'organismo (ovvero della quasi totalità dei neuroni costituenti lo strato intermedio della sua rete neurale), allora diventa chiaro come non vi sia lo “spazio” per lo sviluppo contemporaneo di due abilità distinte. Per una neural network come quella che modella il sistema nervoso degli organismi di questa simulazione, l'essere specializzata nel rispondere agli input ricevuti su due particolari neuroni comporta infatti il non essere in grado di performare in maniera appropriata di fronte alla presentazione di input ricevuti su due neuroni differenti.

Una volta che, nel giro di poche generazioni, gli individui bravi nel fuggire dal predatore hanno colonizzato l'intera popolazione, ogni eventuale figlio mutante, nel momento in cui sviluppa casualmente un minimo di capacità di raccogliere cibo, si trova peggiorato nell'adottare il comportamento di escaping. Quindi, per poter sperare di riprodursi, deve essere “enormemente” più bravo rispetto ai conspecifici, in maniera tale da poter compensare l'handicap acquisito con un maggior ammontare di cibo raccolto. Più bravo, ma anche più fortunato, dato che il riuscire a non farsi catturare dipende anche dal punto dell'ambiente nel quale il predatore viene collocato nel momento della sua comparsa. Questa ipotesi, che qualcuno potrebbe (temo in maniera legittima) considerare eccessivamente “barocca”, spiega sia l'immobilità osservata negli organismi evoluti con *capture damage* 50, sia la lentezza dell'evoluzione (evidenziata dai grafici relativi all'andamento della fitness) in questa particolare condizione sperimentale.

In chiusura di paragrafo, torniamo sul discorso relativo al meccanismo di attenzione selettiva. Le Tabelle 7 e 8 mostrano le differenze tra i pattern di attivazione dello strato intermedio della rete neurale che si hanno in presenza esclusiva del predatore ed in compresenza di cibo e predatore, rispettivamente nelle condizioni con *capture damage* 10 e *capture damage* 50, calcolate secondo le stesse modalità delineate in precedenza.

<i>Predator distance / Food distance</i>	<i>PD</i>	<i>APD</i>
<i>P1/F2</i>	9.4579	8.489375
<i>P1/F4</i>	8.6956	
<i>P1/F6</i>	8.0971	
<i>P1/F8</i>	7.7069	
<i>P2/F2</i>	11.037	9.970525
<i>P2/F4</i>	10.2157	
<i>P2/F6</i>	9.5488	
<i>P2/F8</i>	9.0806	
<i>P3/F2</i>	12.9564	11.794475
<i>P3/F4</i>	12.0763	
<i>P3/F6</i>	11.3445	
<i>P3/F8</i>	10.8007	
<i>P4/F2</i>	15.2067	13.9506
<i>P4/F4</i>	14.2659	
<i>P4/F6</i>	13.4725	
<i>P4/F8</i>	12.8573	
<i>P5/F2</i>	17.6993	16.3495
<i>P5/F4</i>	16.6945	
<i>P5/F6</i>	15.8422	
<i>P5/F8</i>	15.1620	
<i>P6/F2</i>	20.2591	18.81695
<i>P6/F4</i>	19.1869	
<i>P6/F6</i>	18.2790	
<i>P6/F8</i>	17.5428	
<i>P7/F2</i>	22.6708	21.14095
<i>P7/F4</i>	21.5302	
<i>P7/F6</i>	20.5716	
<i>P7/F8</i>	19.7912	
<i>P8/F2</i>	24.7612	23.153725
<i>P8/F4</i>	23.5564	
<i>P8/F6</i>	22.5544	
<i>P8/F8</i>	21.7433	

**Tabella 7** – Risultati del confronto tra i pattern di attivazione dell’hidden layer con la presenza esclusiva del predatore e quelli con la compresenza contemporanea di cibo e predatore, per il miglior organismo del Seed 1, nella simulazione con valore del parametro *capture damage* 10.

Osserviamo innanzitutto la scomparsa di ogni indizio relativo ad una presunta “distanza di sicurezza” adottata dall’organismo nei confronti del predatore. Se l’organismo poteva infatti permettersi di “giocare” con il predatore, tendendo ad

ignorarlo se posizionato oltre ad una certa distanza, quando questo aveva una bassa importanza relativa (*capture damage* 5), ora ciò non accade più. Il filtraggio dell'input sensoriale relativo al cibo ha luogo con intensità tanto maggiore quanto più predatore e organismo sono tra loro vicini.

<i>Predator distance / Food distance</i>	<i>PD</i>	<i>APD</i>
<i>P1/F2</i>	8.9176	7.616275
<i>P1/F4</i>	8.0005	
<i>P1/F6</i>	7.1453	
<i>P1/F8</i>	6.4017	
<i>P2/F2</i>	9.9325	8.58305
<i>P2/F4</i>	8.9964	
<i>P2/F6</i>	8.1037	
<i>P2/F8</i>	7.2996	
<i>P3/F2</i>	11.0920	9.70695
<i>P3/F4</i>	10.1438	
<i>P3/F6</i>	9.2227	
<i>P3/F8</i>	8.3693	
<i>P4/F2</i>	12.3674	10.958125
<i>P4/F4</i>	11.4133	
<i>P4/F6</i>	10.4721	
<i>P4/F8</i>	9.5797	
<i>P5/F2</i>	13.7065	12.28345
<i>P5/F4</i>	12.7524	
<i>P5/F6</i>	11.7985	
<i>P5/F8</i>	10.8764	
<i>P6/F2</i>	15.0589	13.631875
<i>P6/F4</i>	14.1109	
<i>P6/F6</i>	13.1506	
<i>P6/F8</i>	12.2071	
<i>P7/F2</i>	16.4013	14.98005
<i>P7/F4</i>	15.4663	
<i>P7/F6</i>	14.5051	
<i>P7/F8</i>	13.5475	
<i>P8/F2</i>	17.7374	16.33185
<i>P8/F4</i>	16.8232	
<i>P8/F6</i>	15.8665	
<i>P8/F8</i>	14.9003	

**Tabella 8** - Risultati del confronto tra i pattern di attivazione dell'hidden layer con la presenza esclusiva del predatore e quelli con la compresenza contemporanea di cibo e predatore, per il miglior organismo del Seed 1, nella simulazione con valore del parametro *capture damage* 50.

A lasciare un po' stupiti, piuttosto, sono i valori assoluti restituiti da questa operazione di filtering. Quello che ci saremmo aspettati di trovare è che, al crescere della "pericolosità" del predatore, i pattern d'attivazione risultassero tra loro più simili. Ovvero che gli organismi, nel momento in cui il predatore è presente, discriminassero in maniera sempre più efficace l'informazione

sensoriale relativa al cibo. Così in realtà non è. Tale relazione, come evidenziato nella Tabella 9, semplicemente non esiste. Al contrario, la situazione nella quale il cibo viene filtrato con la maggior efficacia è quella caratterizzata dal più basso valore del parametro *capture damage* (uguale a 5).

<i>Predator distance</i>	<i>Capture damage 5</i>	<i>Capture damage 10</i>	<i>Capture damage 50</i>
1	6.624975	8.489375	7.616275
2	7.285675	9.970525	8.58305
3	8.094225	11.794475	9.70695
4	8.938675	13.9506	10.958125
5	9.6537	16.3495	12.28345
6	10.087425	18.81695	13.631875
7	10.150525	21.14095	14.98005
8	9.81955	23.153725	16.33185

**Tabella 9** – Riepilogo del confronto tra i pattern di attivazione dell’hidden layer con la presenza esclusiva del predatore e quelli con la compresenza contemporanea di cibo e predatore, per il miglior organismo del Seed 1, nelle condizioni sperimentali caratterizzate da tre diversi valori del parametro *capture damage* (5, 10 e 50).

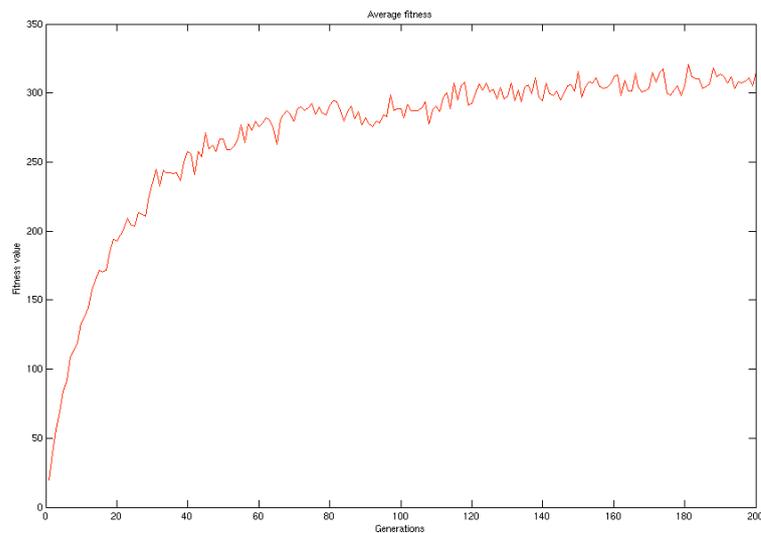
#### 4.8 Un caso particolare: *capture damage* = 0

Tra i diversi valori di *capture damage* che è possibile impostare, interessante è l’osservazione del comportamento che si ottiene quando esso assume il valore 0. In questa particolare condizione, il predatore non provoca alcun danno all’organismo in caso di cattura. In tale situazione, pertanto, il predatore agisce semplicemente come un “disturbatore”, una fonte di rumore che va a creare “confusione” nell’input sensoriale dell’organismo.

Per studiare ciò che accade in una circostanza del genere, è stata elaborata una nuova condizione sperimentale dove, essendo gli organismi alle prese con un

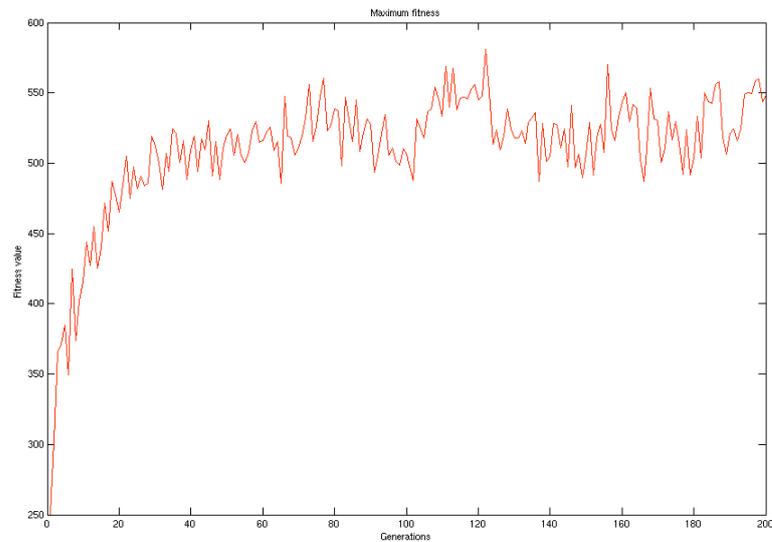
compito molto più semplice rispetto a prima (non dovendosi più preoccupare di un'eventuale cattura), l'evoluzione avviene in maniera molto più rapida. Già attorno alla 200esima generazione, l'algoritmo genetico tende a convergere verso un sottoinsieme di punti nello spazio delle soluzioni che può essere considerato un attrattore asintotico.

Nelle Figure 44 e 45 sono riportati i risultati della simulazione svolta con *capture damage* = 0 ed evoluzione limitata alle prime 200 generazioni.



**Figura 44** - Valore medio della fitness dei singoli individui lungo le 200 generazioni, con *capture damage* = 0 (media di 10 seeds).

Notiamo innanzitutto che, senza più il “danno” costituito dalle catture da parte del predatore, i grafici ricavati da questa simulazione riportano valori di fitness, media e massima, nettamente superiori rispetto a quelli fatti registrare nelle precedenti situazioni sperimentali. Il motivo di ciò è chiarissimo, dato che la formula di fitness non comprende ora alcun termine negativo.

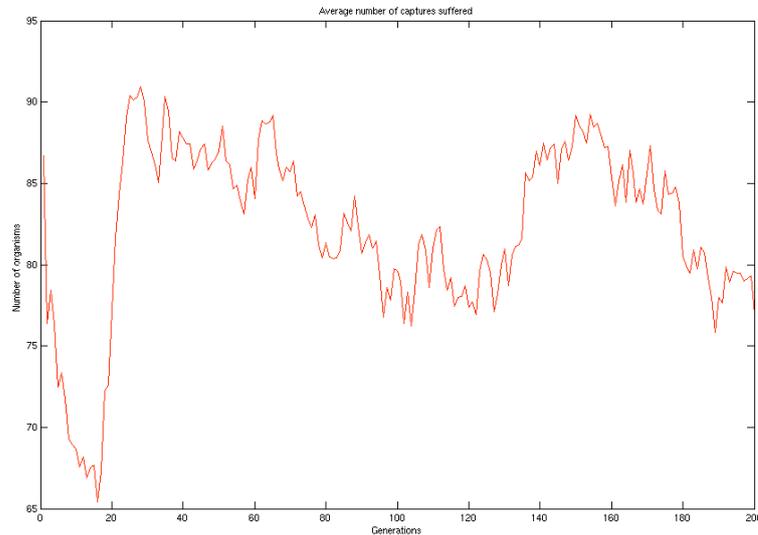


**Figura 45** - Valore di fitness del miglior individuo lungo le 200 generazioni, con *capture damage* = 0 (media di 10 seeds).

Mancano, rispetto alle simulazioni osservate in precedenza, i dati relativi all'ammontare di cibo mangiato dagli organismi. Questo perché, con un valore di *capture damage* 0, la seconda parte della formula di fitness utilizzata assume sempre valore 0. La fitness di un organismo, di conseguenza, equivale alla quantità di cibo da lui mangiata.

Interessante infine osservare la curva relativa al numero di catture subite dagli organismi, la quale, sebbene non ci fornisca informazioni inattese, mostra in maniera molto evidente come la tendenza, osservata negli altri casi, all'evoluzione di individui progressivamente più bravi nel fuggire dal predatore, ora non abbia più luogo. Le precedenti curve, tendenzialmente decrescenti, lasciano il posto ad un nuovo andamento vagamente sinusoidale. Il risultato è perfettamente in linea con le nostre previsioni: non essendo più esercitata una pressione selettiva sul "comportamento di fuga" esso si sviluppa semplicemente come un "prodotto

derivato” dell’evoluzione e la curva che ne descrive l’andamento con il passare delle generazioni conosce pertanto un alternarsi di “alti e bassi”.



**Figura 46** - Numero medio di catture subite dai singoli individui lungo le 200 generazioni con *capture damage* = 0 (media di 10 seeds).

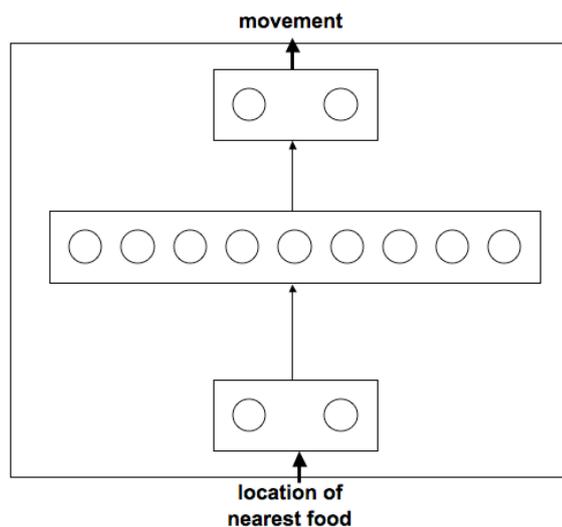
#### 4.9 White noise vs. rumore “direzionato”: l’impatto sulla distribuzione della fitness durante l’evoluzione genetica

Come abbiamo accennato in apertura del paragrafo precedente, nel momento in cui il predatore, in caso di cattura, non provoca all’organismo alcun danno, si può ragionevolmente sostenere che esso non rappresenti altro che un puro e semplice fattore di disturbo. “Rumore”, per dirla in termini statistici.

Nella situazione appena simulata, in linea di principio, gli organismi non hanno la necessità di essere dotati di un’architettura neurale particolarmente sofisticata. Potendo infatti ignorare senza alcuna ripercussione l’informazione sensoriale proveniente dal predatore, tutto quello che essi devono fare è muoversi in

funzione della propria percezione sensoriale relativa ad oggetti la cui posizione nell'ambiente è assolutamente stabile.

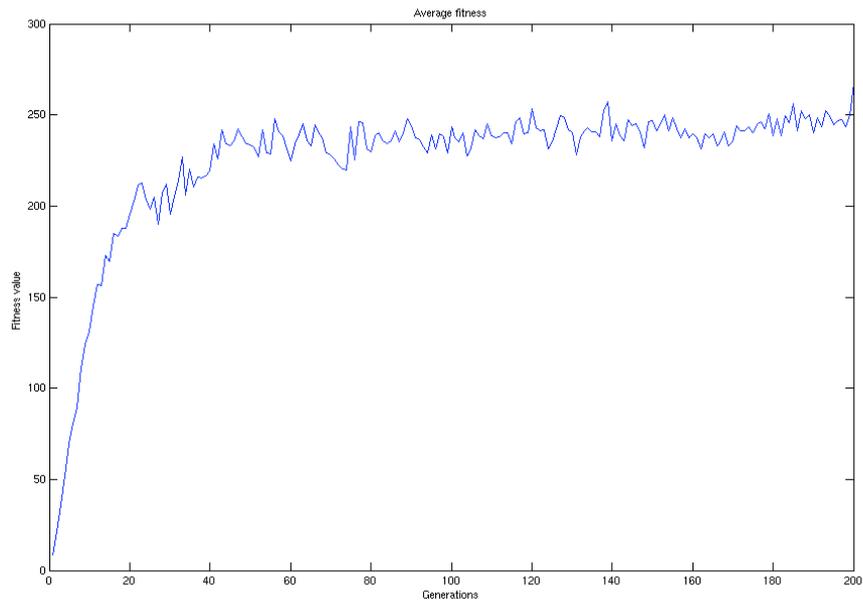
Per avere conferma della bontà di questa tesi è stata pertanto elaborata una nuova simulazione in una condizione più semplice rispetto a quella vista fino a questo momento. Ciò che si è fatto è stato rimuovere totalmente l'apparizione del predatore e “semplificare” di conseguenza la rete neurale degli organismi, eliminando i due neuroni di input preposti a recepire l'informazione sensoriale relativa appunto al predatore.



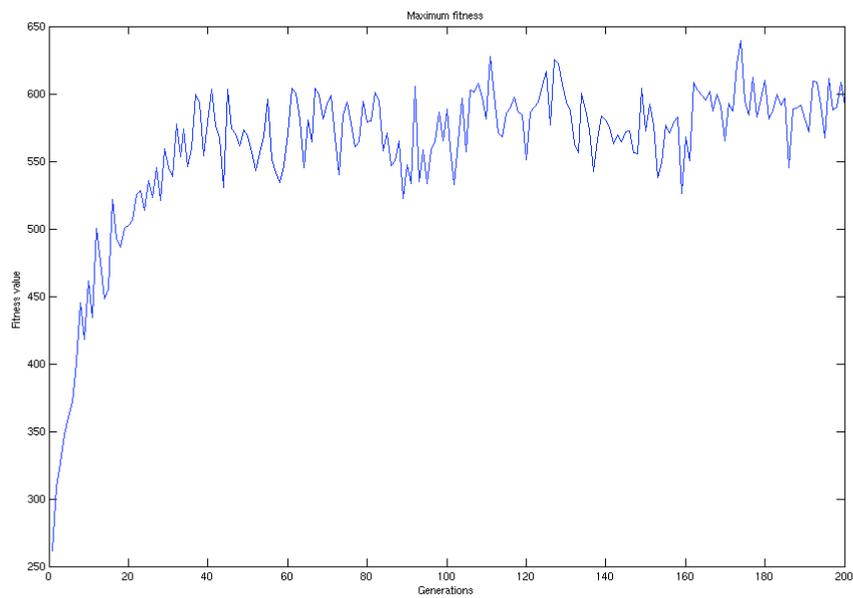
**Figura 47** – Rappresentazione grafica dell'architettura della rete neurale che “modella” gli organismi in questa variante della simulazione. Rispetto all'architettura neurale utilizzata in precedenza sono stati rimossi i neuroni di input deputati a codificare la posizione del predatore.

Quello che ci si aspetta di osservare é che i risultati di questa nuova situazione sperimentale siano, se non migliori rispetto a quelli ottenuti nella situazione in cui il predatore è presente, ma il valore di *capture damage* é impostato sul valore zero, perlomeno fortemente simili ad essi.

I grafici che seguono evidenziano effettivamente una sostanziale somiglianza nell'andamento delle curve relative alla fitness media ed a quella massima, tra questa simulazione e la precedente.



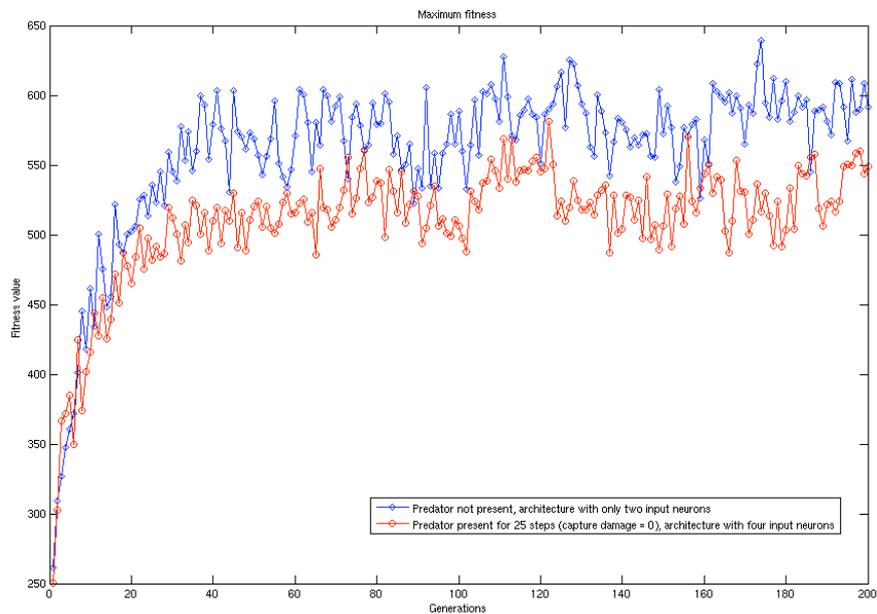
**Figura 48** - Valore medio della fitness dei singoli individui lungo le 200 generazioni, in assenza del predatore (media di 10 seeds).



**Figura 49** - Valore di fitness del miglior individuo lungo le 200 generazioni, in assenza del predatore (media di 10 seeds).

Un'analisi un po' più attenta, però, mette in luce come, in questa seconda situazione sperimentale, le curve si attestino su livelli differenti rispetto al caso visto in precedenza in cui la variabile *capture damage* era impostata sul valore 0.

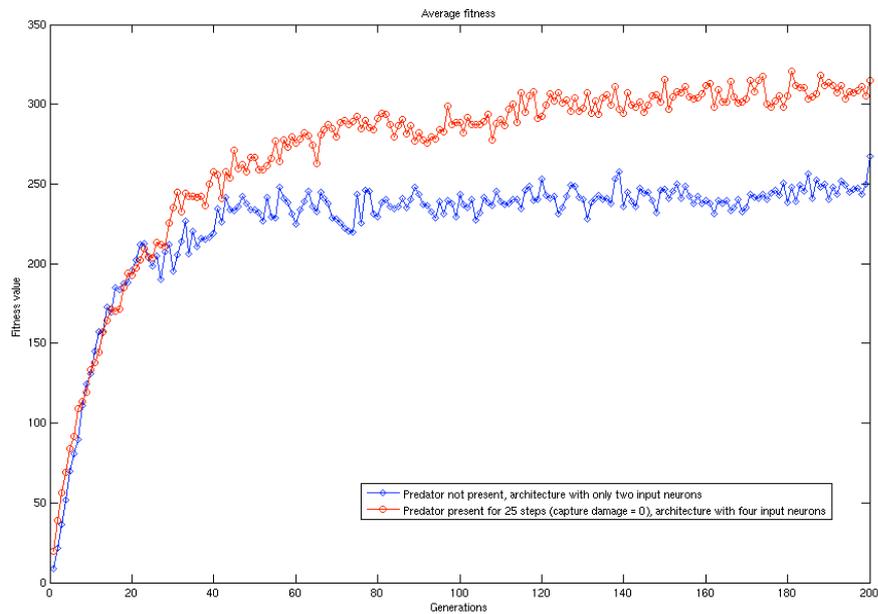
Per quanto riguarda la fitness del miglior individuo, in assenza del predatore si registrano valori nettamente più alti rispetto a quando il predatore è presente ma non provoca danni all'organismo. Se interpretiamo la presenza di un predatore “innocuo” (ossia con *capture damage* = 0) come puro e semplice “rumore”, questo risultato non può sorprenderci: in una situazione ambientale “pulita”, l'organismo impara a dirigersi in maniera più efficace verso il cibo, non essendo “disturbato” da una seconda percezione derivante dalla presenza del predatore.



**Figura 50** - Valore della fitness del miglior individuo lungo le 200 generazioni: confronto tra la situazione in cui il predatore è assente e quella in cui è presente, ma il valore di *capture damage* è uguale a zero (medie di 10 seeds).

Sorprende, al contrario, il dato relativo alla fitness media. Come evidenziato nella figura 51, infatti, essa si attesta su valori notevolmente inferiori nella situazione in

cui il predatore non entra mai in gioco. Mediamente, dunque, gli individui ottengono punteggi di fitness migliori quando sono alle prese con un compito che, sulla carta, sembrerebbe essere più difficile: distinguere l'input sensoriale relativo al predatore da quello legato al cibo, ignorare il primo e muoversi basandosi esclusivamente sul secondo.

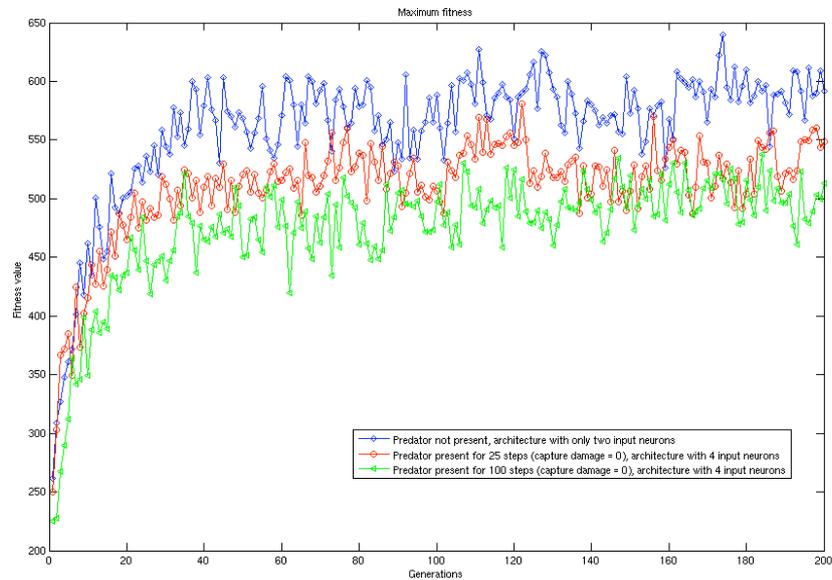


**Figura 51** - Valore medio della fitness dei singoli individui lungo le 200 generazioni: confronto tra la situazione in cui il predatore è assente e quella in cui è presente, ma il valore di *capture damage* è uguale a zero (medie di 10 seeds).

Il fenomeno appena descritto trova conferma anche nei risultati restituiti da un'ulteriore simulazione, sviluppata ad hoc, nella quale il predatore, pur sempre innocuo (ossia con *capture damage* = 0), non appare soltanto per il 25% del tempo complessivo, ma risulta essere sempre presente all'interno dell'ambiente.

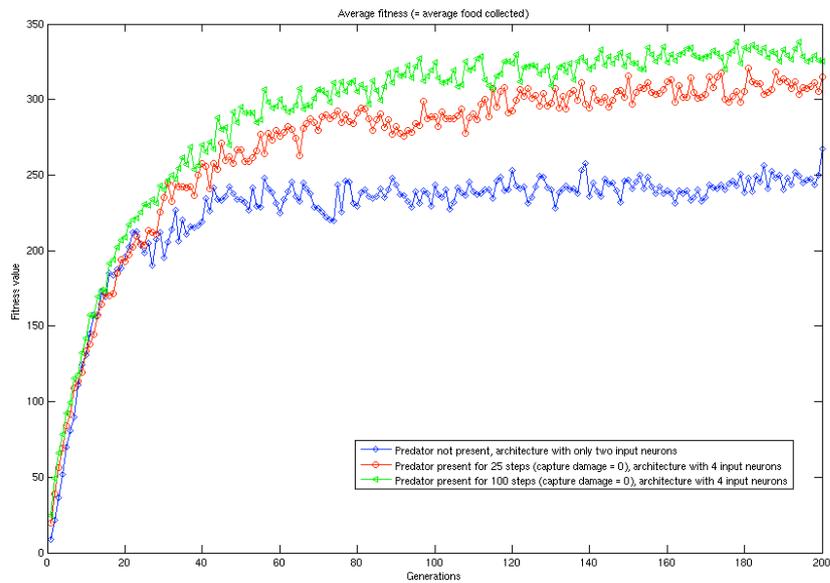
In questa nuova situazione, la fitness massima risulta essere peggiore rispetto ai due casi precedenti, a conferma del fatto che un maggior quantitativo di "rumore"

impedisce l'evoluzione di comportamenti tanto efficaci quanto quelli che gli organismi riescono ad apprendere in un ambiente più "pulito". La relazione, a questo punto, appare sufficientemente chiara: tanto minore è il rumore ambientale, tanto più efficiente è il comportamento di approvvigionamento che i migliori organismi di una generazione riescono ad evolvere.



**Figura 52** - Valore della fitness del miglior individuo lungo le 200 generazioni: confronto tra la situazione in cui il predatore è assente, quella in cui è mediamente presente per 25 passi in ciascuna epoca, e quella in cui è sempre presente (il valore di *capture damage*, in entrambi i casi, è uguale a zero) (medie di 10 seeds).

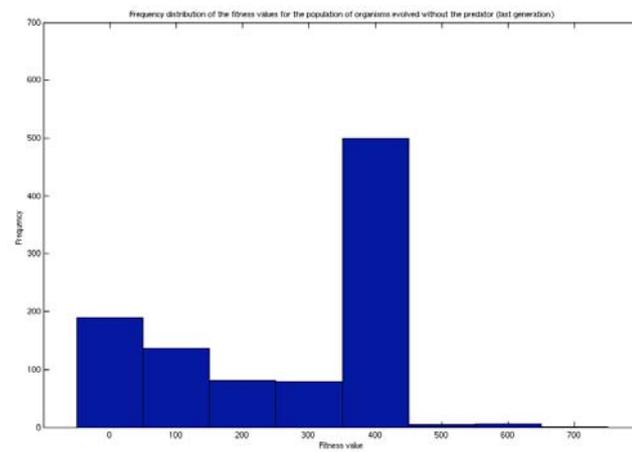
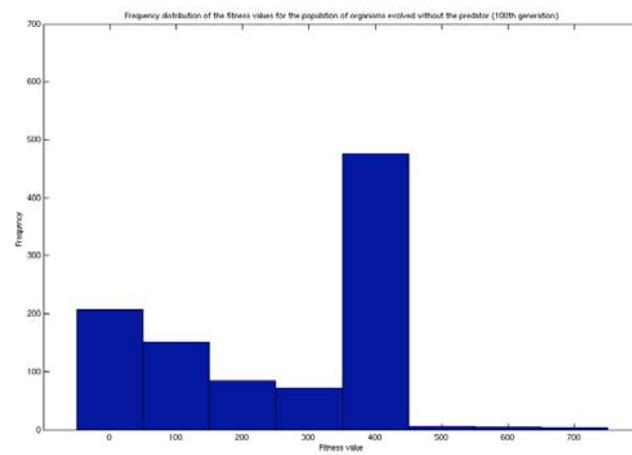
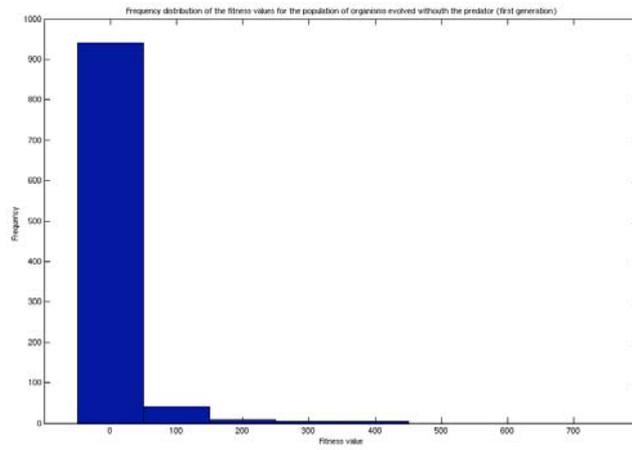
Ancora una volta, però, per quanto riguarda la fitness media ci scontriamo con un apparente non-sense. In quest'ultima simulazione, infatti, la curva relativa al valore di fitness medio degli individui si attesta su livelli più alti rispetto a quelli derivanti dalle altre due simulazioni.



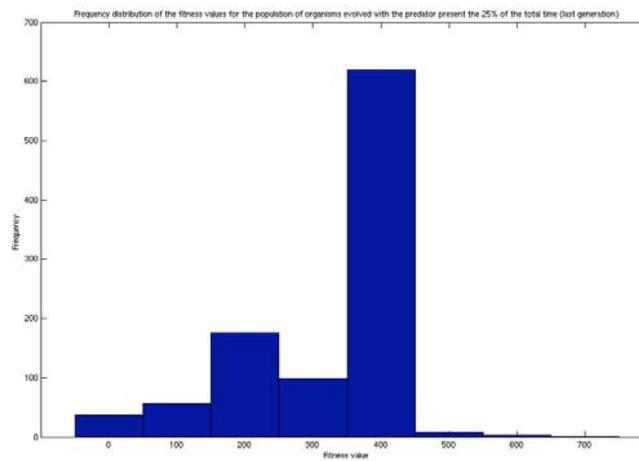
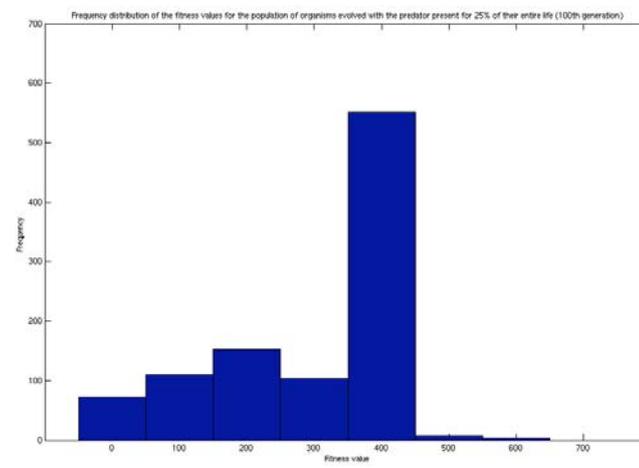
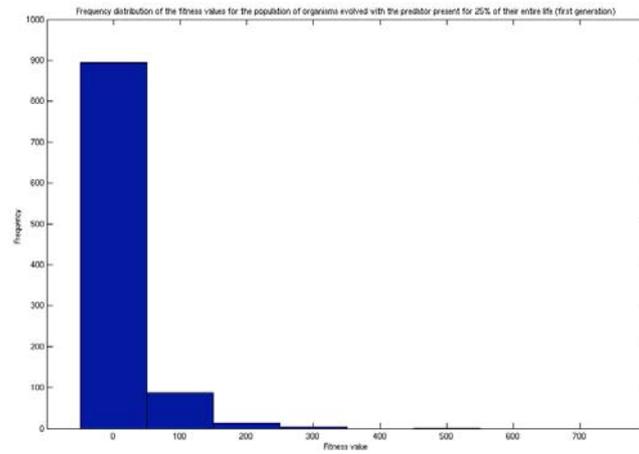
**Figura 53** - Valore medio della fitness dei singoli individui lungo le 200 generazioni: confronto tra la situazione in cui il predatore è assente, quella in cui è mediamente presente per 25 passi in ciascuna epoca, e quella in cui è sempre presente (il valore di *capture damage*, in entrambi i casi, è uguale a zero).

La ragione della differenza riscontrata tra fitness media e fitness massima può essere ricercata andando a confrontare tra loro le popolazioni evolute nelle tre situazioni sperimentali descritte.

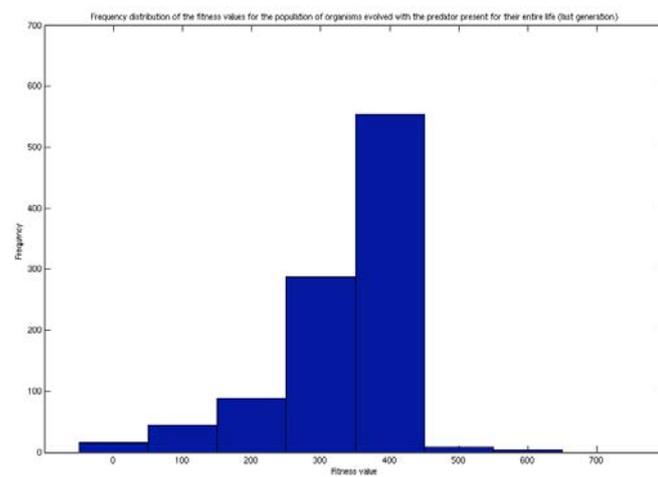
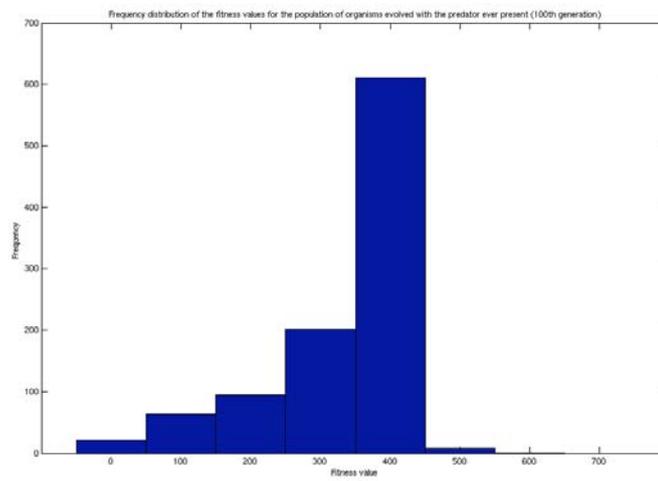
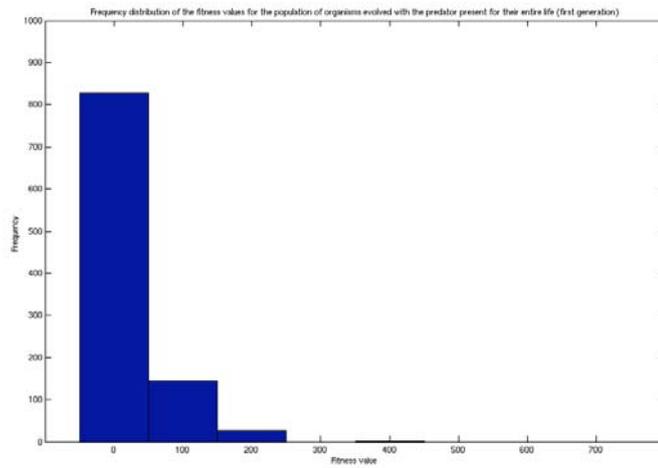
I grafici che seguono mostrano la distribuzione dei valori di fitness della popolazione, nelle tre condizioni sperimentali descritte, all'ultima generazione. La popolazione complessiva, in tutti e tre i casi, è sempre composta da 1000 individui, poiché raccoglie tutti gli individui dell'ultima generazione evoluti nei 10 seed elaborati.



**Figura 54** – Distribuzione dei valori di fitness, rispettivamente alla prima, alla centesima ed all’ultima generazione, nella simulazione in cui il predatore non è mai presente nell’ambiente.



**Figura 55** - Distribuzione dei valori di fitness, rispettivamente alla prima, alla centesima ed all'ultima generazione, nella simulazione in cui il predatore ( $cd=0$ ) è presente nell'ambiente, mediamente, per il 25% della vita degli organismi.



**Figura 56** - Distribuzione dei valori di fitness, rispettivamente alla prima, alla centesima ed all'ultima generazione, nella simulazione in cui il predatore ( $cd=0$ ) è sempre presente nell'ambiente.

Questi grafici mostrano che il succo della questione si concentra principalmente nelle code delle varie distribuzioni.

Osservando la distribuzione delle diverse popolazioni all'inizio dell'evoluzione, notiamo che la stragrande maggioranza degli organismi ha valori di fitness prossimi allo zero. Come d'altronde era più che lecito aspettarsi: gli organismi i cui pesi sinaptici vengono assegnati in maniera casuale risultano perlopiù insensibili all'input sensoriale o comunque caratterizzati da comportamenti fortemente stereotipati, che allo stesso modo li portano a non raccogliere un significativo ammontare di cibo. Una minima percentuale degli organismi, al contrario, risulta in grado di rispondere, pur in maniera tutt'altro che efficiente, agli input percettivi e, spostandosi nell'ambiente, raccogliere "accidentalmente" un certo quantitativo di cibo. E' proprio questa piccola frazione della popolazione a riprodursi, dando il la alla traiettoria evolutiva che verrà meglio delineata con il passare delle generazioni.

Già qui, alla prima generazione, è tuttavia possibile osservare una significativa differenza fra le tre diverse situazioni sperimentali. La tabella che segue presenta il riepilogo del numero di individui che, alla prima generazione, hanno fatto registrare un punteggio di fitness minore di 50 (ovvero che hanno mangiato mediamente meno di due unità di cibo a testa in ciascuna epoca), nelle tre simulazioni.

<i>Condizione sperimentale</i>	<i>Numero di individui con fitness minore di 50</i>
Assenza del predatore	938 (93.8%)
Predatore presente per il 25% del tempo	893 (89.3%)
Predatore sempre presente	822 (82.2%)

**Tabella 10** – Il numero di individui che, alla prima generazione, ha totalizzato un valore di fitness minore di 50 nelle tre diverse condizioni sperimentali.

Si può notare che, all'aumentare della frequenza con la quale il rumore viene avvertito dagli organismi, diminuisce la percentuale di questi ultimi che manifesta insensibilità all'input sensoriale o un comportamento stereotipato. La differenza è significativa: nel passaggio dalla situazione in cui non compare mai il predatore a quella in cui esso è sempre presente vi è uno scarto del 10% abbondante.

La situazione non cambia a metà evoluzione, ma anzi, si rafforza ulteriormente.

<i>Condizione sperimentale</i>	<i>Numero di individui con fitness minore di 50</i>
Assenza del predatore	205 (20.5%)
Predatore presente per il 25% del tempo	73 (7.3%)
Predatore sempre presente	21 (2.1%)

**Tabella 11** - Il numero di individui che, alla centesima generazione, ha totalizzato un valore di fitness minore di 50 nelle tre diverse condizioni sperimentali.

Esattamente in linea con ciò che si riscontra al termine dell'evoluzione, dopo un'evoluzione della durata complessiva di 200 generazioni.

<i>Condizione sperimentale</i>	<i>Numero di individui con fitness minore di 50</i>
Assenza del predatore	190 (19%)
Predatore presente per il 25% del tempo	36 (3.6%)
Predatore sempre presente	16 (1.6%)

**Tabella 12** - Il numero di individui che, al termine dell'evoluzione, ha totalizzato un valore di fitness minore di 50 nelle tre diverse condizioni sperimentali.

Nelle simulazioni in cui compare il predatore, l'iniziale coda sinistra della distribuzione, costituita dagli organismi incapaci di adottare un comportamento anche soltanto un minimo efficiente, si smaltisce con il passare delle generazioni. Effetto che si verifica invece, soltanto in misura del tutto marginale, nel caso in cui il predatore non sia mai presente: in questa situazione, il 20% circa degli organismi, alla centesima generazione così come all'ultima, risulta ancora incapace di sviluppare un comportamento adattivo nei confronti dell'ambiente.

#### **4.10 Il rumore "direzionato" è utile?**

Per verificare se la presenza di rumore è effettivamente sfruttata dagli organismi per muoversi in maniera mediamente più efficace, al di là di quanto già emerso a livello globale dalle simulazioni precedenti, è stato elaborato un ulteriore test.

Da ciascuno dei 10 seeds della simulazione svolta con il predatore, innocuo (capture damage = 0), presente mediamente per il 25% del lifespan degli organismi (una condizione nella quale, pertanto, gli organismi hanno imparato a convivere sia con la presenza sia con l'assenza di rumore), sono stati presi i 100 organismi dell'ultima generazione e li si sono "trasferiti" in un altro contesto.

I 1000 individui sono stati inseriti, singolarmente, all'interno di 200 ambienti diversi, dentro a ciascuno dei quali hanno vissuto per 100 step. Nei primi 100 ambienti il predatore non appariva mai. Nei secondi 100, al contrario, il predatore era sempre presente. La Tabella pubblicata di seguito riepiloga le performance che gli individui hanno fatto registrare, in media, nei diversi ambienti.

Situazione sperimentale	Quantità media di cibo raccolto
Predatore sempre assente	120.857
Predatore sempre presente	338.169

**Tabella 13** – Quantità media di cibo raccolto dagli organismi cresciuti in un ambiente dove il predatore (innocuo) era presente per il 25% del tempo complessivo, “testati” all’interno di ambienti dove, al contrario, il predatore era sempre presente o sempre assente.

Da questi risultati sembra emergere il fatto che il rumore abbia un effetto positivo sulla capacità degli organismi di raccogliere cibo. Ancora più in generale, osservando nel dettaglio le performance fatte registrare dai singoli individui, si nota come oltre 300 organismi evoluti in una condizione “mista”, nel nuovo ambiente siano risultati del tutto incapaci di muoversi (aspetto che si deduce, pur senza aver operato uno studio di carattere “behaviourista”, dal fatto che in 20'000 step essi non sono riusciti a raccogliere neppure una singola unità di cibo).

#### 4.11 Rumore gaussiano

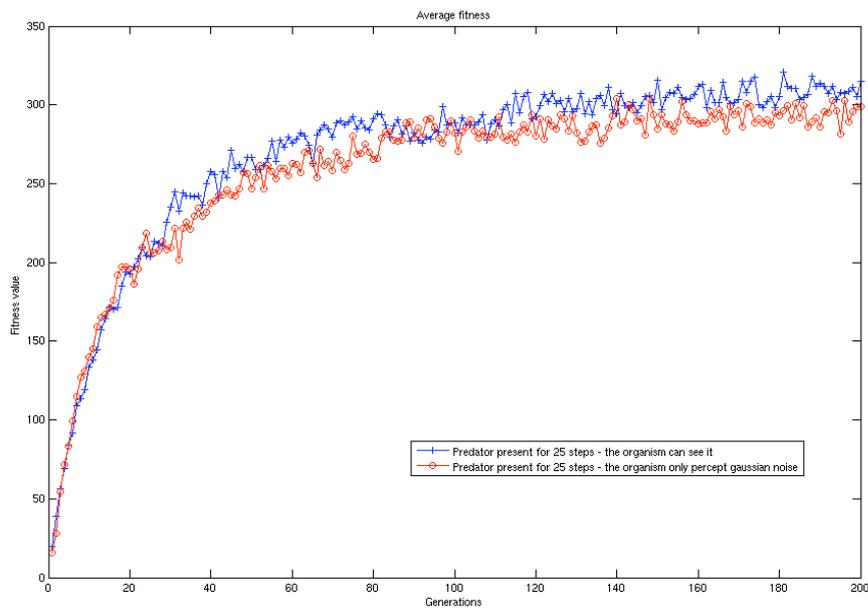
Il rumore di cui abbiamo discusso fino a questo momento non è il “classico” rumore gaussiano che si distribuisce con leggi probabilistiche attorno ad un certo valore medio. Il tipo di “rumore” preso in considerazione finora varia in funzione della posizione del predatore, trattandosi della percezione che di esso ha l’organismo. In sostanza, la tipologia di disturbo che stiamo analizzando è, per così dire, “direzionata”.

E’ legittimo chiedersi, giunti a questo punto della trattazione, se gli effetti positivi derivanti dalla presenza di rumore che abbiamo osservato siano dovuti proprio a questa caratteristica di “direzionalità” o se invece essi prescindano dalla tipologia del rumore. Si potrebbe infatti sospettare che il fenomeno emerso sia legato al

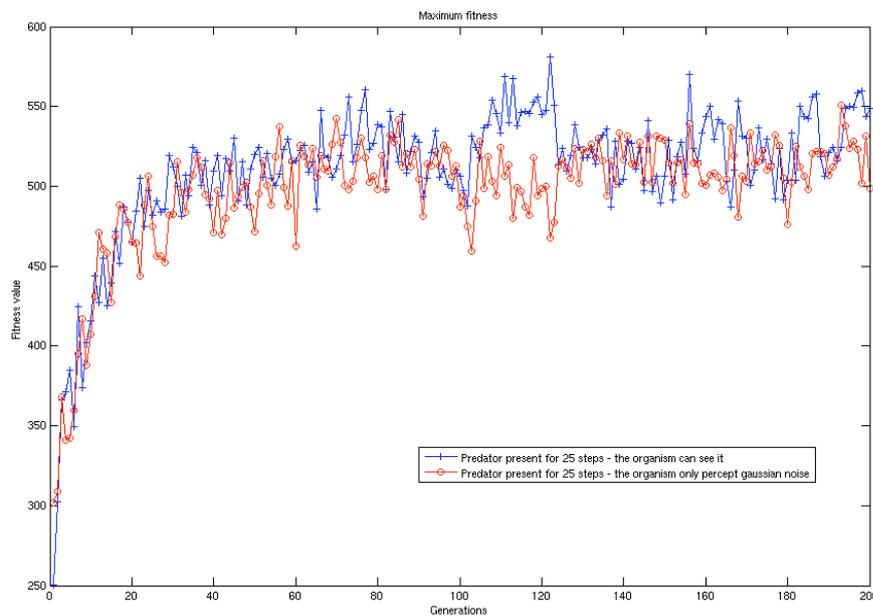
fatto che gli organismi non hanno “consapevolezza” di quali siano i confini del mondo all’interno del quale si muovono (il quale, come già ricordato, non è toroidale). L’input sensoriale del predatore potrebbe così essere utilizzato, in aggiunta a quello del cibo, per orientarsi tendenzialmente, in un modo non necessariamente molto preciso, verso le ricche (in termini di cibo) zone centrali dell’ambiente ed evitare così di vagare lungo le avare “periferie” (comportamento agevolato dal fatto che, in caso di urto contro uno dei confini, l’organismo viene ruotato di 180°: soprattutto alle prime generazioni, infatti, è frequente vedere organismi il cui comportamento, fortemente stereotipato, li porta a percorrere continuamente i bordi dell’ambiente senza mai staccarsi da esso).

Per chiarire la questione sono state elaborate altre due simulazioni, nelle quali il predatore non compare più rispettivamente per il 25% ed il 100% del tempo complessivo. Al posto del predatore, con le medesime tempistiche, l’organismo percepisce ora rumore gaussiano (con media 0.5 e deviazione standard 0.05).

Le figure 57 e 58, utilizzando come termine di confronto la fitness media e quella massima, comparano la situazione in cui per il 25% del tempo è presente rumore direzionato con quella in cui, per lo stesso tempo, è presente rumore gaussiano. I risultati mostrano una tendenziale somiglianza (vi è, in questo caso, un leggero “vantaggio” del rumore direzionato), assestandosi su valori medi migliori rispetto alla corrispondente situazione priva di rumore, ma su valori massimi inferiori.



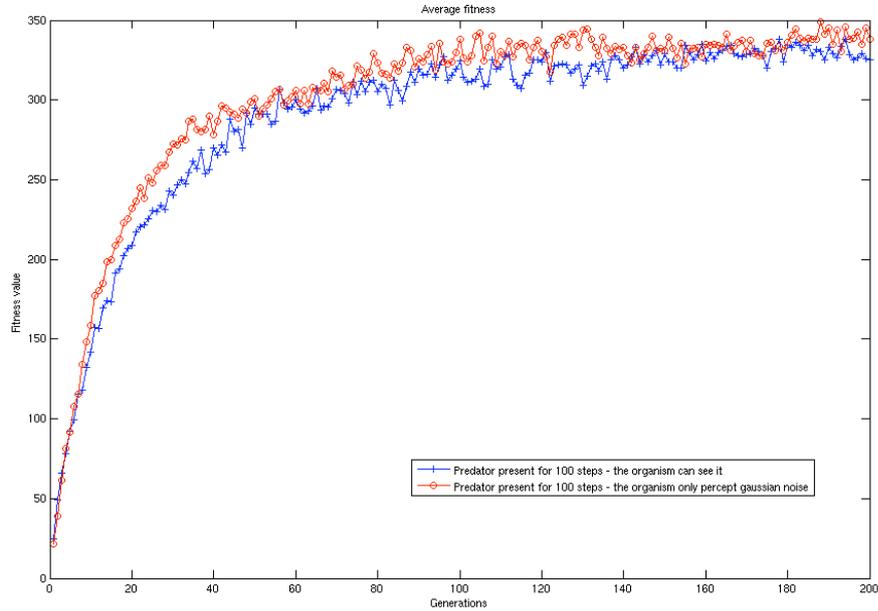
**Figura 57** - Valore medio della fitness dei singoli individui lungo le 200 generazioni: confronto tra rumore direzionato e rumore gaussiano percepiti dagli organismi per il 25% del tempo della simulazione (media di 10 seeds).



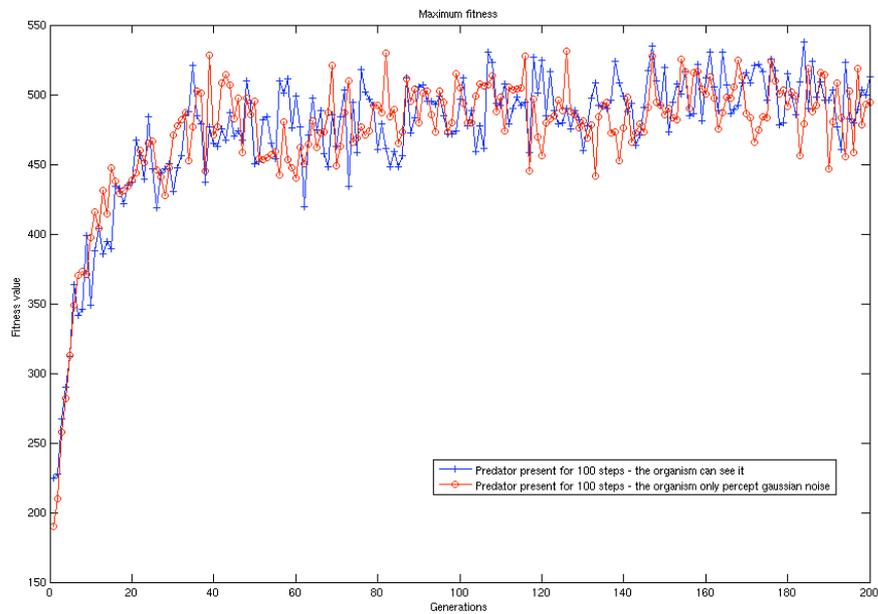
**Figura 58** - Valore massimo della fitness dei singoli individui lungo le 200 generazioni: confronto tra rumore direzionato e rumore gaussiano percepiti dagli organismi per il 25% del tempo della simulazione (media di 10 seeds).

Discorso del tutto analogo (Figure 59 e 60) nel caso in cui il rumore gaussiano è presente per tutta la vita degli organismi. L'unica differenza, in questo caso, è che

le performance sono migliori quando c'è rumore gaussiano rispetto a quando vi è rumore direzionato.

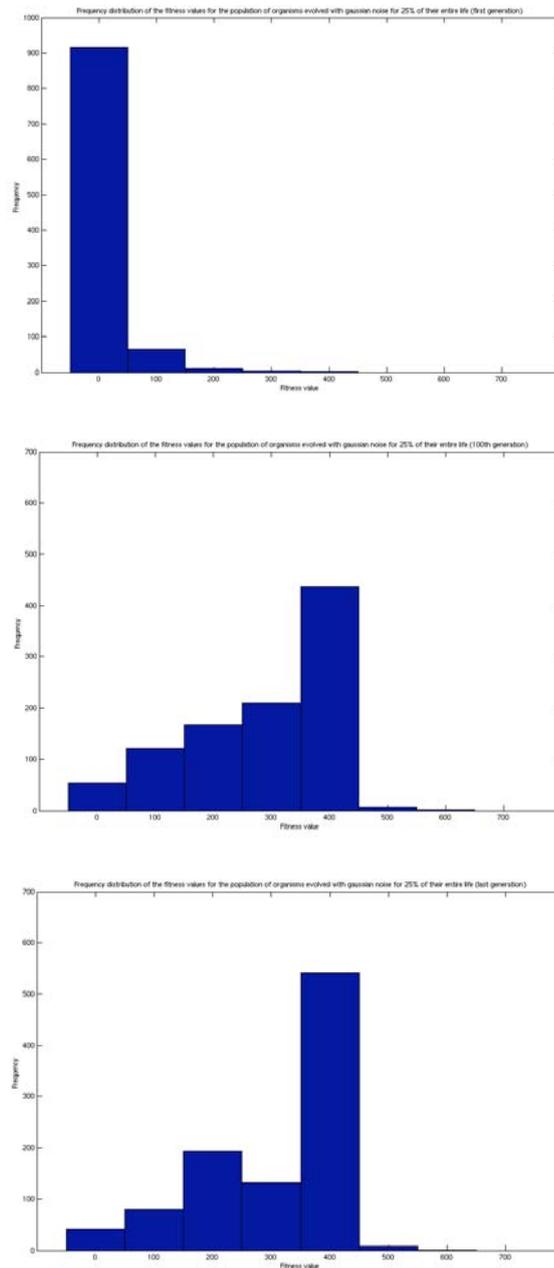


**Figura 59** - Valore medio della fitness dei singoli individui lungo le 200 generazioni: confronto tra rumore direzionato e rumore gaussiano percepiti dagli organismi per il tempo totale della simulazione (media di 10 seeds).

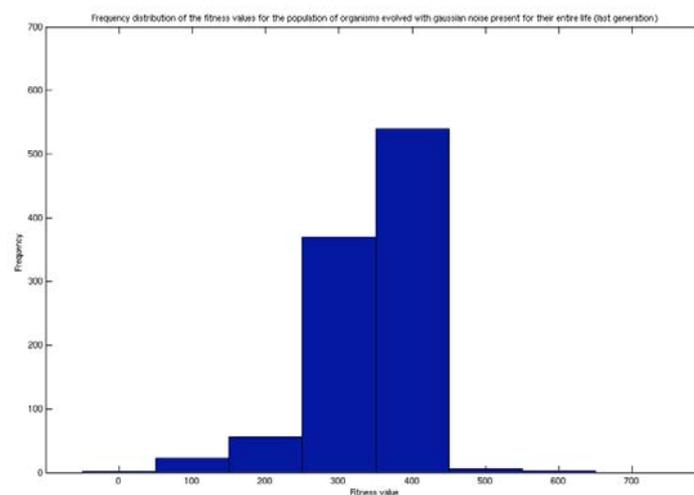
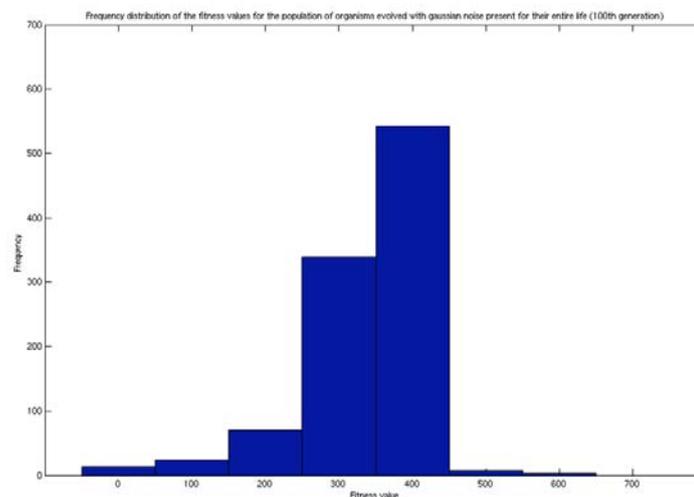
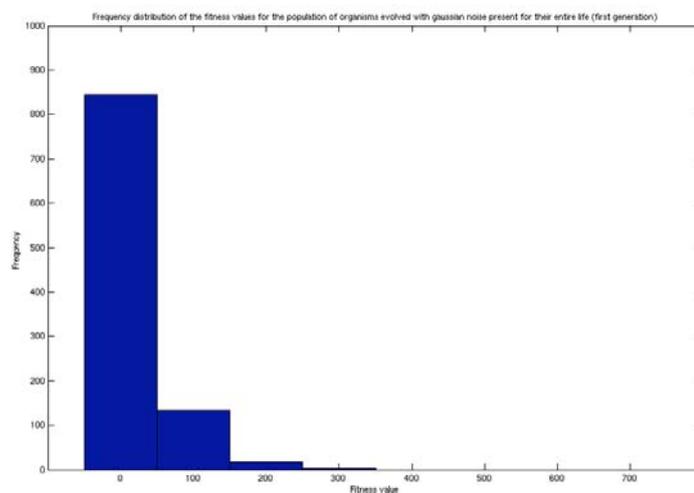


**Figura 60** - Valore massimo della fitness dei singoli individui lungo le 200 generazioni: confronto tra rumore direzionato e rumore gaussiano percepiti dagli organismi per il tempo totale della simulazione (media di 10 seeds).

L'analisi delle distribuzioni (Figure 61 e 62) mostra ancora una volta come la presenza di rumore contribuisca a diminuire il volume della coda di sinistra. In maniera tanto più marcata quanto più a lungo è presente il rumore.



**Figura 61** - Distribuzione dei valori di fitness, rispettivamente alla prima, alla centesima ed all'ultima generazione, nella simulazione in cui rumore gaussiano è percepito dall'organismo, mediamente, per il 25% della sua vita.



**Figura 62** - Distribuzione dei valori di fitness, rispettivamente alla prima, alla centesima ed all'ultima generazione, nella simulazione in cui rumore gaussiano è sempre percepito dall'organismo.

Possiamo dunque concludere, dicendo che ciò che emerge in maniera estremamente chiara da questi risultati è l'importanza del rumore per l'evoluzione genetica.

#### 4.12 Una chance in più per gli organismi: il freezing

Chiusa la discussione di carattere metodologico sul ruolo del rumore svolta negli ultimi paragrafi, osserviamo ora una nuova variante sperimentale del modello simulativo di base.

Gli organismi, come abbiamo visto, sono fortemente svantaggiati nel confronto con il predatore. Per quanto questo sia disturbato dall'aggiunta di rumore casuale alla sua percezione, gode comunque di un vantaggio notevole dovuto alla maggior facilità di movimento. Ad ogni generazione, anche gli organismi più bravi nel fuggire (vedi i grafici riportati in precedenza) subiscono comunque un certo numero di catture. Per cambiare le carte in tavola, introduciamo una nuova componente nel repertorio comportamentale degli organismi, rendendo "adattivo" il loro star fermi (output della rete neurale = 00).

In natura, d'altronde, lo star fermi, immobilizzandosi di fronte ad un pericolo o comunque in presenza di una situazione stressante, è un comportamento dall'alto valore adattivo. E ciò è confermato dal fatto che si tratta ancora oggi di una tra le più comuni reazioni istintive adottate dalla maggior parte delle specie animali, ivi compreso l'uomo. La "*freeze response*" ha tuttavia riscosso poca attenzione da parte degli scienziati nel corso del secolo appena trascorso. La colpa di ciò è da

attribuire al fatto che a farla da padrone, fin dall'anno della sua formulazione originaria ad opera di Walter Cannon<sup>47</sup>, è stato il modello di risposta identificato come “*fight or flight*” (detto talvolta anche “*acute stress response*”)<sup>48</sup>. Di fronte ad un pericolo, ad un'immediata minaccia per la sopravvivenza, gli esseri umani reagiscono con una “scarica” ormonale: medulla oblungata e ghiandole surrenali liberano nell'organismo adrenalina e noradrenalina. Tali ormoni provocano l'aumento del battito cardiaco (e, di conseguenza, della pressione sanguigna), l'accelerazione della frequenza respiratoria, una restrizione dei vasi sanguigni periferici (vasospasmi), il dilatamento delle pupille, il “rizzarsi” dei peli, e, più in generale, la dilatazione delle arterie dei muscoli volontari (così come accade a quelle cardiache), la quale permette l'afflusso di un maggior quantitativo di sangue a tali tessuti. L'attività neurale all'interno del locus ceruleus, che in condizioni “normali” è ridotta al minimo, si intensifica in maniera decisa, ponendo l'individuo in uno stato di allerta. Se la percezione dello stimolo potenzialmente pericoloso, poi, si protrae per alcuni secondi, il locus ceruleus provvede ad attivare anche la divisione simpatica del sistema nervoso autonomo, con effetti che si manifestano principalmente sulla peristalsi ed a livello del fegato (il quale rilascia le sue riserve di glucosio, in maniera tale da rendere disponibile alle cellule dell'organismo una fonte di energia facilmente e rapidamente utilizzabile). Tutte condizioni, quelle elencate, che secondo Cannon preparano l'organismo all'esecuzione di un compito altamente dispendioso in termini energetici. Il combattimento (*fight*), oppure la fuga (*flight*).

---

<sup>47</sup> La formulazione di Walter Cannon, poi ripresa da numerosi ricercatori, risale agli anni '20 del secolo scorso.

<sup>48</sup> Si veda a riguardo una interessantissima lettera, dal titolo “*Does 'Fight or Flight' Need Updating?*” apparsa nel 2004 sulla rivista *Psychosomatics* e reperibile oggi su Internet all'indirizzo: <http://www.psy.psychiatryonline.org/cgi/content/full/45/5/448>.

Tutti gli effetti fisiologici appena descritti dovrebbero esserci familiari. Chi di noi non è mai “sbiancato” o non ha mai provato i “sudori freddi” o la “pelle d’oca”? Si tratta degli effetti descritti qui sopra, raccontati con il lessico della lingua parlata quotidiana. Il pallore del viso, infatti, altro non è se non l’effetto più manifesto della restrizione dei vasi sanguigni periferici innescata dalla sovrabbondante produzione di adrenalina e noradrenalina. I sudori freddi, a loro volta, derivano da questo effetto vasocostringente, anche se ad essere freddo non è in realtà il sudore, che pur aumenta in quanto ad emissione, ma bensì la cute, a causa della limitata affluenza sanguigna. La pelle d’oca si ha invece quando il “meccanismo di emergenza” cerca di attivare il rizzarsi dei peli del corpo. Per quest’ultimo fenomeno può non essere del tutto evidente il valore adattivo, soprattutto se pensiamo esclusivamente agli esseri umani di oggi, pressoché glabri. Ma il corpo dei nostri antenati era ricoperto di peli in misura molto maggiore rispetto al nostro. Il loro rizzarsi poteva conferire all’intera figura un aspetto più imponente. In altre parole, poteva far sembrare l’individuo molto più grande, e dunque pericoloso, di quanto in realtà non fosse<sup>49</sup>.

E’ interessante notare come la reazione di fight or flight sia presente negli esseri umani ancor oggi, nonostante molto difficilmente una “persona media” (e ciò vale in particolar modo per coloro che hanno la fortuna di abitare nel cosiddetto mondo Occidentale) possa trovarsi di fronte a situazioni talmente minacciose da richiedere effettivamente l’impiego di un tale meccanismo. Le situazioni stressanti, al giorno d’oggi, sono altre. Ma i meccanismi neuro-fisiologici deputati

---

<sup>49</sup> Chi non trovasse convincente quest’ultima spiegazione, provi a spendere qualche minuto nell’osservazione di due gatti intenti a duellare tra loro.

a gestirle rimangono gli stessi. Ad esempio, chi tra noi si è trovato a dover tenere in pubblico un importante discorso senza essere abituato a svolgere tal genere di compito, ricorderà benissimo il suo cuore battere all'impazzata, la sudorazione fredda e fuori controllo, ecc... Tutti effetti tipici della risposta di fight or flight<sup>50</sup>.

Nel corso degli ultimi anni, diversi ricercatori si sono cimentati nell'impresa di estendere la teoria del fight or flight elaborata da Cannon, ritenendo quest'ultima eccessivamente generica. Uno dei tentativi più riusciti è sicuramente quello ad opera di Jeffrey A. Gray, che in un libro scritto nella seconda metà degli anni '80<sup>51</sup> ha proposto un'articolazione più dettagliata della risposta d'emergenza degli organismi viventi, suddivisa in quattro fasi distinte e che può essere sintetizzata nella frase "*freeze, flight, fight or fright*". La prima fase, quella del "*freeze*" (o "*freezing*"), corrisponde a ciò cui si fa generalmente riferimento con il termine di "iper-vigilanza". Essa consiste innanzitutto nell'immobilizzazione da parte dell'organismo, che si pone in una condizione di "*stop, look and listen*". Il valore adattivo di un tale comportamento è stato ampiamente dimostrato. Studi specifici di carattere etologico hanno infatti evidenziato come un organismo che si immobilizzi di fronte al comparire di una minaccia abbia minori probabilità di essere scoperto rispetto ad un conspecifico che continua imperterrito a muoversi. Questo, soprattutto, perché sia la retina che la corteccia visuale dei mammiferi carnivori risultano essere molto più efficaci nell'individuare un movimento

---

<sup>50</sup> Data l'attenzione mediatica che negli ultimi anni si è rivolta attorno al concetto di stress, su Internet sono tantissimi gli articoli che parlano dell'argomento. Tra tutti, si veda ad esempio: <http://www.medital.net/approfondimenti/stress/index.asp>.

<sup>51</sup> Gray J.A., *The Psychology of Fear and Stress*.

piuttosto che una caratteristica visiva “fissa”, quale potrebbe essere ad esempio un colore<sup>52</sup>.

Nella sua teoria, Gray ha poi invertito l’ordine dei concetti di fight e flight, ipotizzando che quest’ultimo abbia la precedenza sul primo<sup>53</sup>, ed introdotto come ultima fase della risposta di emergenza il “*fright*”, altresì detto “immobilità tonica”. Mediante il ricorso al *fright*, che i primi studi etologici identificavano più semplicemente come “il fingersi morto”, gli organismi viventi impegnati a condurre uno scontro fisico che li vede soccombere, possono immobilizzarsi, dando l’impressione, all’avversario di essere già morti. Questo, forte di tale convinzione, potrebbe così allentare la presa sulla sua preda, dando a quest’ultima la possibilità di fuggire.

Ma torniamo ora alla nostra simulazione. Al fine di attribuire valore adattivo alla risposta di freezing, è stato impostato per gli organismi uno stato di “visibilità”. Quando gli organismi compiono un movimento, indipendentemente dal fatto che si tratti di uno spostamento in avanti o di una rotazione del corpo, essi diventano “visibili”. Il predatore, che effettua la propria “mossa” dopo quella dell’organismo, si comporta in maniera normale nel caso in cui la sua preda sia nello stato “visibile”, cercando di avvicinarsi ad essa (pur con le limitazioni all’efficienza del suo comportamento derivanti dalla presenza di rumore). Al

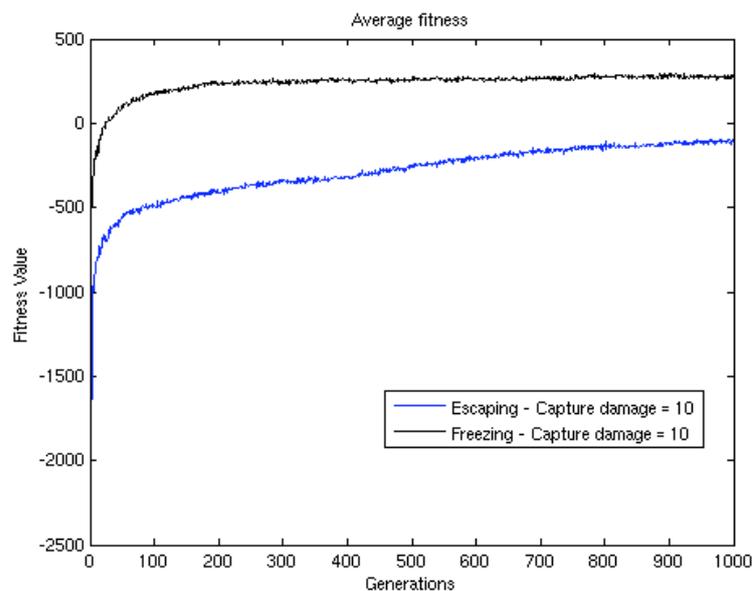
---

<sup>52</sup> Nesse R.M., *Proximate and evolutionary studies of anxiety, stress and depression: synergy at the interface*.

<sup>53</sup> Studi condotti su personale militare hanno mostrato come lo stress sia accentuato, in una situazione di potenziale pericolo (quale potrebbe essere, ad esempio, un imminente conflitto a fuoco), dal fatto di non poter scappare. Basandosi su questa osservazione, Gray ha ipotizzato che la prima reazione istintiva che un essere vivente cerca di adottare, dopo il freezing, sia il flight.

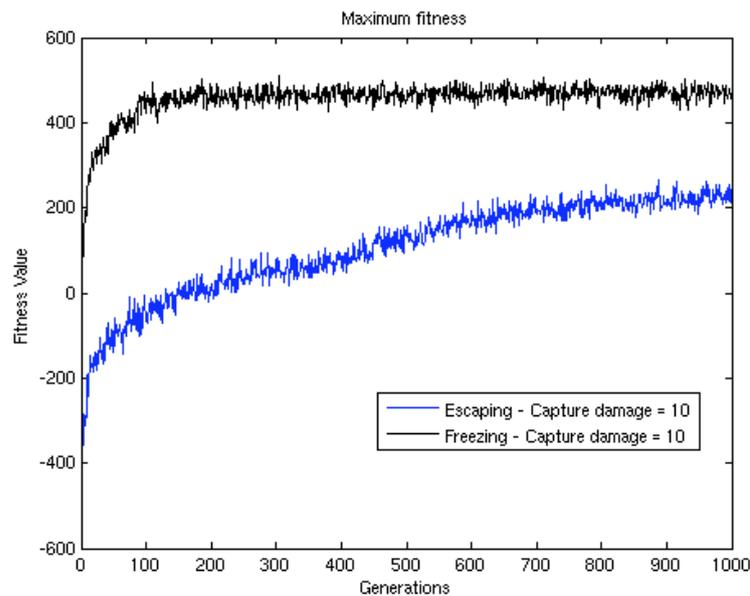
contrario, se l'organismo non effettua alcun movimento ma decide di rimanere fermo, il suo stato diventa di "non visibilità". Il predatore non è in grado di percepire la presenza di un organismo che non è visibile e, quando questa situazione si verifica, compie pertanto uno spostamento casuale all'interno dell'ambiente<sup>54</sup>.

I grafici che seguono mostrano i risultati ottenuti dalla comparazione tra una simulazione "classica" di escaping, ed una nella quale gli organismi potevano adottare liberamente la risposta di freezing. In entrambi i casi, il valore del parametro *capture damage* è stato impostato a 10.



**Figura 63** – Fitness media della popolazione nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra la situazione di "escaping" e quella dove gli organismi hanno la possibilità di adottare il "freezing", per un valore di *capture damage* uguale a 10.

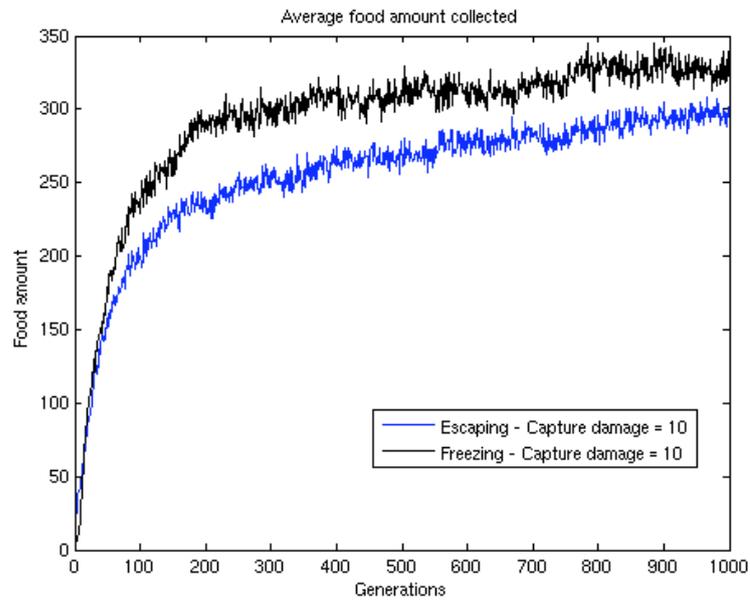
<sup>54</sup> Nel seguito, utilizzeremo i termini "escaping" per riferirci alla situazione analizzata finora (l'organismo, per evitare una cattura, non ha altra possibilità se non quella di fuggire) e "freezing" per indicare la nuova condizione sperimentale, nella quale l'organismo può rendersi invisibile al predatore semplicemente immobilizzandosi.



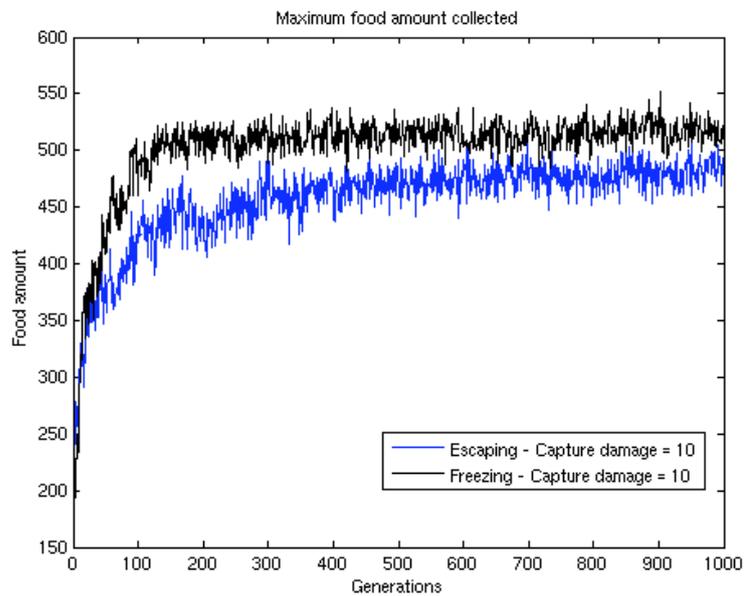
**Figura 64** – Fitness del miglior individuo di ciascuna delle 1000 generazioni. Confronto tra la situazione di “escaping” e quella dove gli organismi hanno la possibilità di adottare il “freezing”, per un valore di *capture damage* uguale a 10.

Notiamo immediatamente come gli organismi, nella condizione di freezing, ottengano valori di fitness, media e massima, notevolmente maggiori rispetto a quelli fatti registrare nella situazione di escaping. Nella nuova situazione sperimentale, inoltre, le curve raggiungono con estrema rapidità uno stato di equilibrio asintotico.

Sappiamo che la formula di fitness è data da due componenti: l’ammontare di cibo raccolto ed il numero di catture subite. Le Figure 65 e 66 mostrano rispettivamente la quantità media e massima di cibo raccolto dagli individui nelle due condizioni sperimentali. In entrambe le situazioni, risultano essere raccoglitori di cibo più abili quegli organismi che possono adottare il freezing.



**Figura 65** – Ammontare medio di cibo raccolto dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra la situazione di “escaping” e quella dove gli organismi hanno la possibilità di adottare il “freezing”, per un valore di *capture damage* uguale a 10.



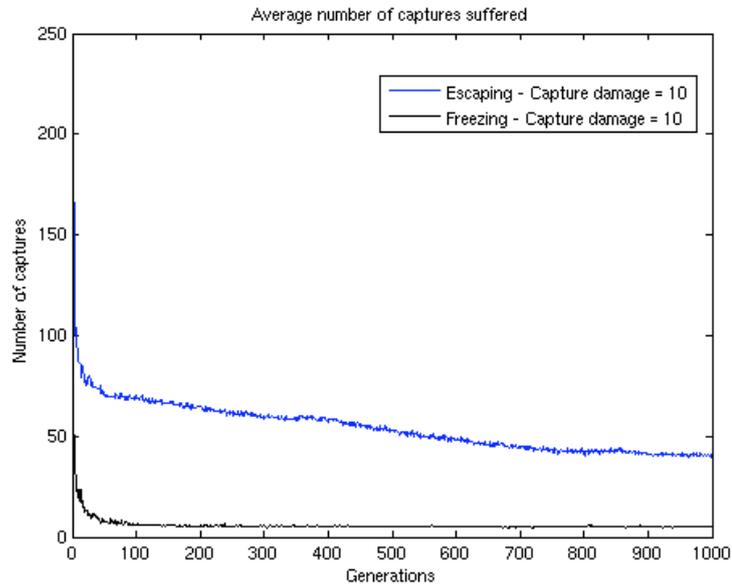
**Figura 66** – Ammontare di cibo raccolto dal “miglior raccoglitore” di ciascuna delle 1000 generazioni. Confronto tra la situazione di “escaping” e quella dove gli organismi hanno la possibilità di adottare il “freezing”, per un valore di *capture damage* uguale a 10.

La spiegazione al fatto che gli organismi che evolvono avendo nel proprio repertorio comportamentale anche la possibilità di adottare la risposta di freezing risultano essere molto più bravi a raccogliere cibo rispetto alle loro controparti non dotate di questa caratteristica, è da ricercarsi proprio nell'evoluzione. Vedremo tra alcune pagine come gli organismi imparino con estrema rapidità a servirsi del freezing ed abbiano dunque più tempo a disposizione (inteso come numero di generazioni), per perfezionarsi nel compito di approvvigionamento del cibo.

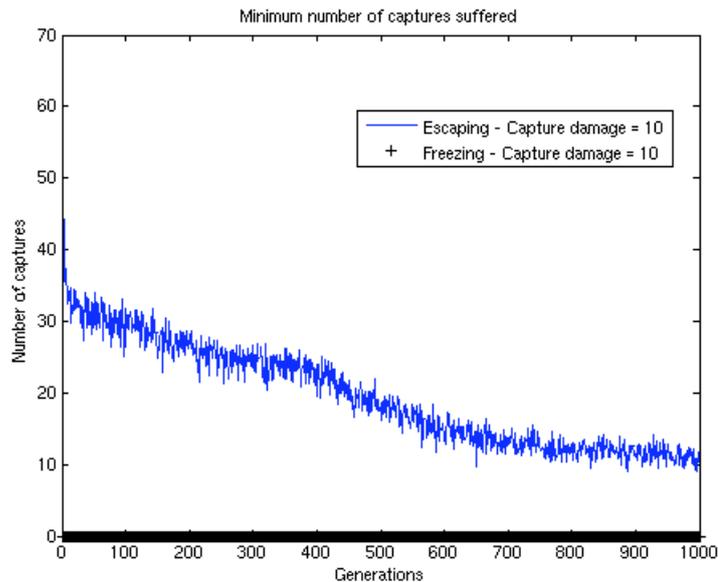
Al di là della dimensione temporale, emerge poi un ulteriore aspetto che abbiamo già toccato in precedenza: la distribuzione delle risorse cognitive. Potendo adottare la semplicissima ed efficace tattica del freezing, gli organismi non hanno più la necessità di configurazioni di rete estremamente sofisticate, deputate a gestire il complesso comportamento di escaping. Risulta quindi essere estremamente rilevante l'ammontare di risorse cognitive a disposizione (ed effettivamente utilizzate) per elaborare, contestualmente alla capacità di adottare il freeze in modo appropriato, un efficace comportamento di approvvigionamento.

Abbiamo accennato all'efficacia del freezing. Per come è stato sviluppato il modello, il fatto che la freezing response risultasse più efficace rispetto alla risposta di escaping era un dato ovvio. I risultati ottenuti hanno fin oltrepassato le attese. Nelle Figure 67 e 68 sono riportate rispettivamente le curve relative al numero di catture subite mediamente dalla popolazione e dal miglior "avoider". Il

confronto con la condizione di escaping, è irrisultante nei confronti di quest'ultima.

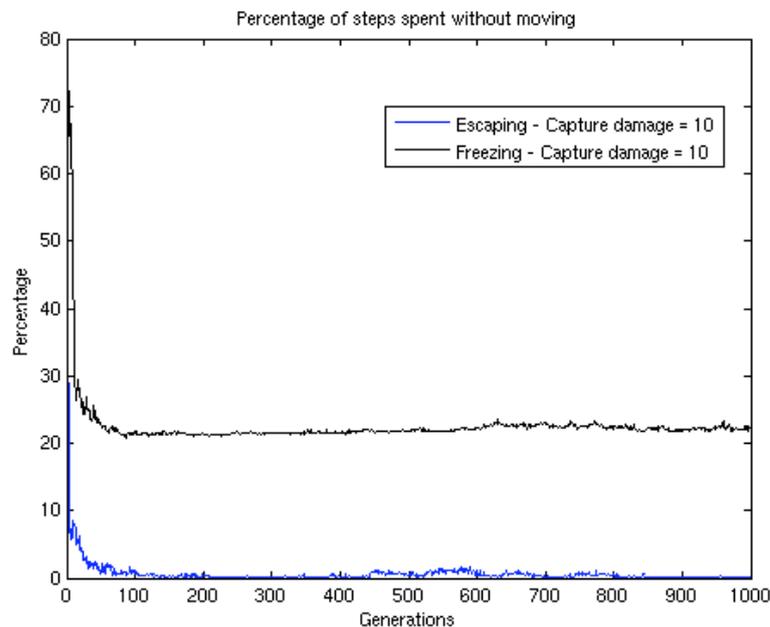


**Figura 67** – Numero medio di catture da parte del predatore subite dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra la situazione di “escaping” e quella dove gli organismi hanno la possibilità di adottare il “freezing”, per un valore di *capture damage* uguale a 10.



**Figura 68** – Numero di catture da parte del predatore subite dal “miglior scappatore” di ciascuna delle 1000 generazioni. Confronto tra la situazione di “escaping” e quella dove gli organismi hanno la possibilità di adottare il “freezing”, per un valore di *capture damage* uguale a 10.

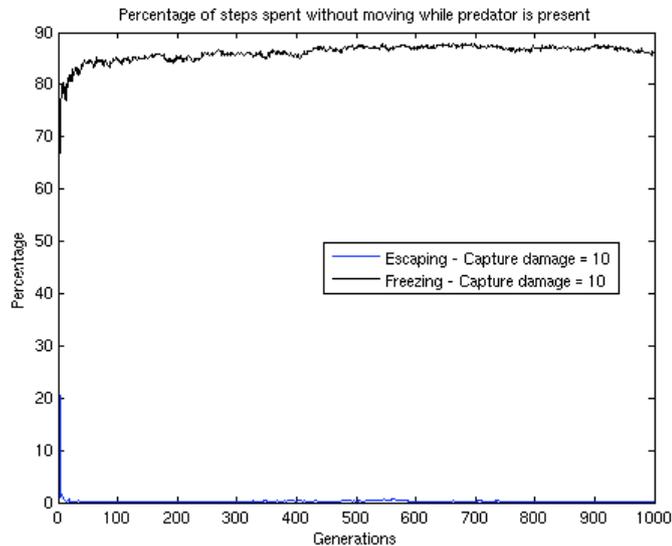
Osserviamo ora, per convincerci di non essere stati tratti in inganno dai grafici presentati nelle pagine precedenti, quand'è che gli organismi adottano il meccanismo di freezing. La Figura 69 ci mostra innanzitutto come gli organismi che dispongono della freezing response nel loro repertorio comportamentale passino circa il 22% della loro vita in questa condizione. Risultato che è in linea con le attese, dato che il predatore è presente mediamente nell'ambiente per il 25% dei 2500 step che costituiscono la vita dell'organismo.



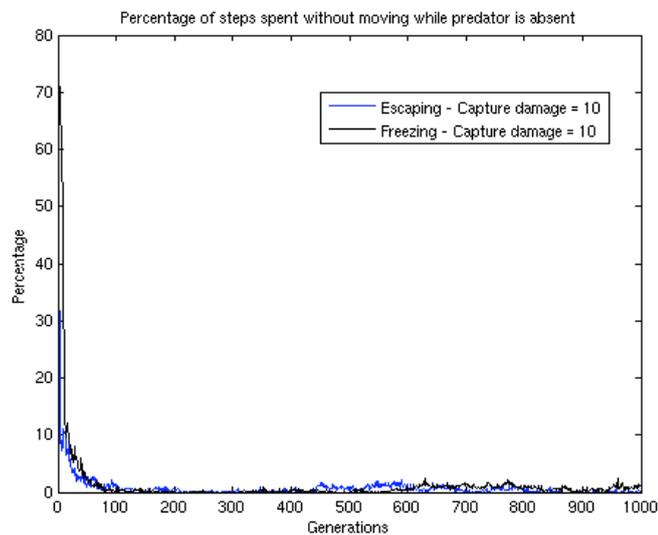
**Figura 69** – Percentuale delle “mosse” degli organismi che non si traducono in un movimento nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra la situazione di “escaping” e quella dove gli organismi hanno la possibilità di adottare il “freezing”, per un valore di *capture damage* uguale a 10.

Le Figure 70 e 71 evidenziano poi come questa risposta di freezing venga correttamente adottata, in maniera pressoché esclusiva quando il predatore è presente all'interno dell'ambiente. In sua assenza, non vi è alcuna differenza significativa nel numero di “non-mosse” compiute dagli organismi aventi o meno la possibilità di adottare il freezing. Interessante comunque notare come gli

organismi non rimangano nella condizione di freezing per tutto il tempo in cui il predatore è presente, ma soltanto per circa l'87% di tale numero di passi<sup>55</sup>.



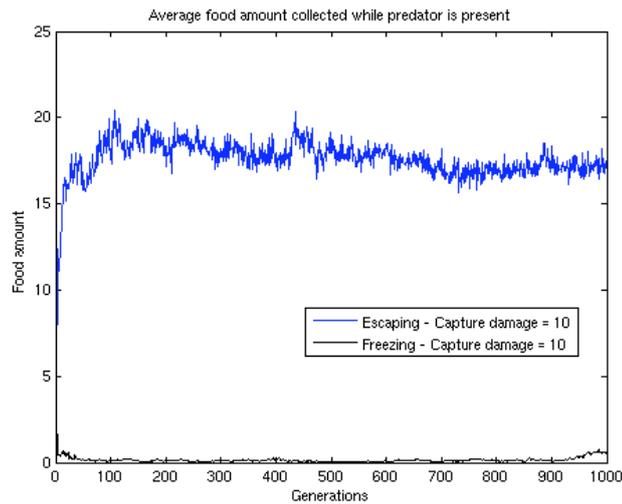
**Figura 70** – Percentuale delle “mosse” degli organismi, compiute quando il predatore è presente nell’ambiente, che non si traducono in un movimento, nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra la situazione di “escaping” e quella dove gli organismi hanno la possibilità di adottare il “freezing”, per un valore di *capture damage* uguale a 10.



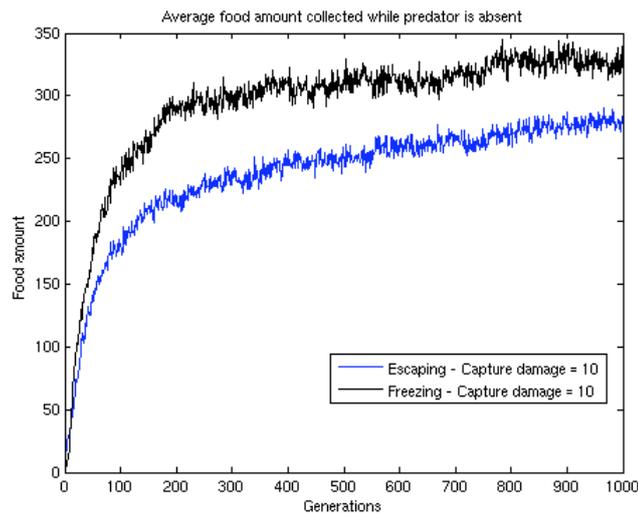
**Figura 71** – Percentuale delle “mosse” degli organismi, compiute quando il predatore non è presente nell’ambiente, che non si traducono in un movimento, nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra la situazione di “escaping” e quella dove gli organismi hanno la possibilità di adottare il “freezing”, per un valore di *capture damage* uguale a 10.

<sup>55</sup> Questa osservazione spiega il risultato del 22% sottolineato alcune righe fa, inferiore rispetto al 25% atteso.

Di riflesso, gli organismi che adottano il freezing come risposta comportamentale, non muovendosi quando nell'ambiente è presente il predatore, non possono neppure raccogliere cibo. Le Figure 72 e 73 mostrano infatti come la quasi totalità della raccolta complessiva di cibo avvenga quando il predatore è assente.



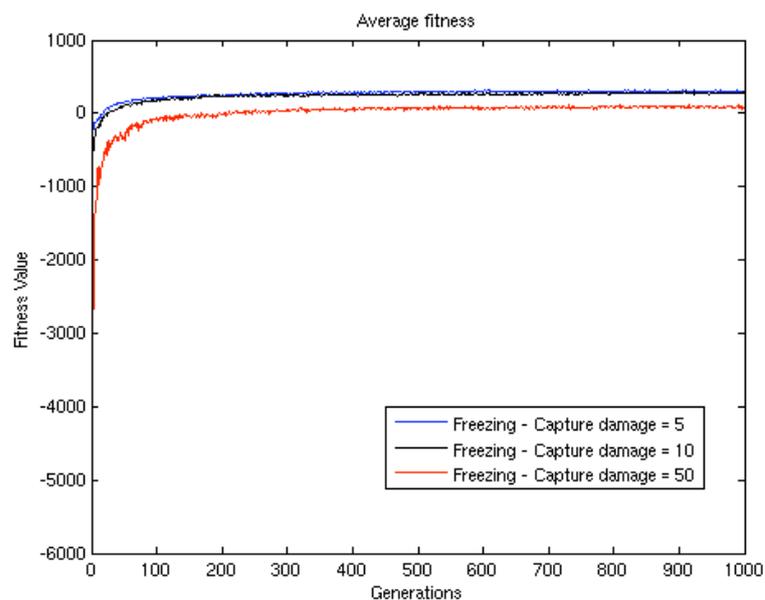
**Figura 72** – Ammontare medio di cibo raccolto dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni, durante gli steps nei quali il predatore era presente nell'ambiente. Confronto tra la situazione di “escaping” e quella dove gli organismi hanno la possibilità di adottare il “freezing”, per un valore di *capture damage* uguale a 10.



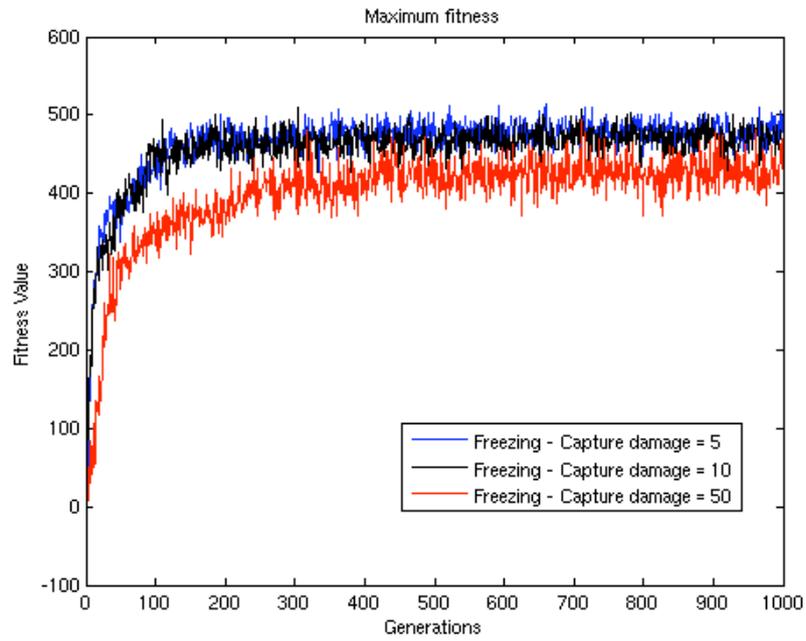
**Figura 73** – Ammontare medio di cibo raccolto dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni, durante gli steps nei quali il predatore non era presente nell'ambiente. Confronto tra la situazione di “escaping” e quella dove gli organismi hanno la possibilità di adottare il “freezing”, per un valore di *capture damage* uguale a 10.

Per quanto riguarda il confronto tra la condizione sperimentale di escaping e quella di freezing, questo è tutto. Ora analizziamo più da vicino il funzionamento di questa seconda situazione, “giocando” con il valore del parametro *capture damage* che, come abbiamo visto, nella condizione in cui gli organismi non avevano altra scelta per evitare il predatore se non quella di fuggire, provocava modifiche importanti nell’evolversi della simulazione.

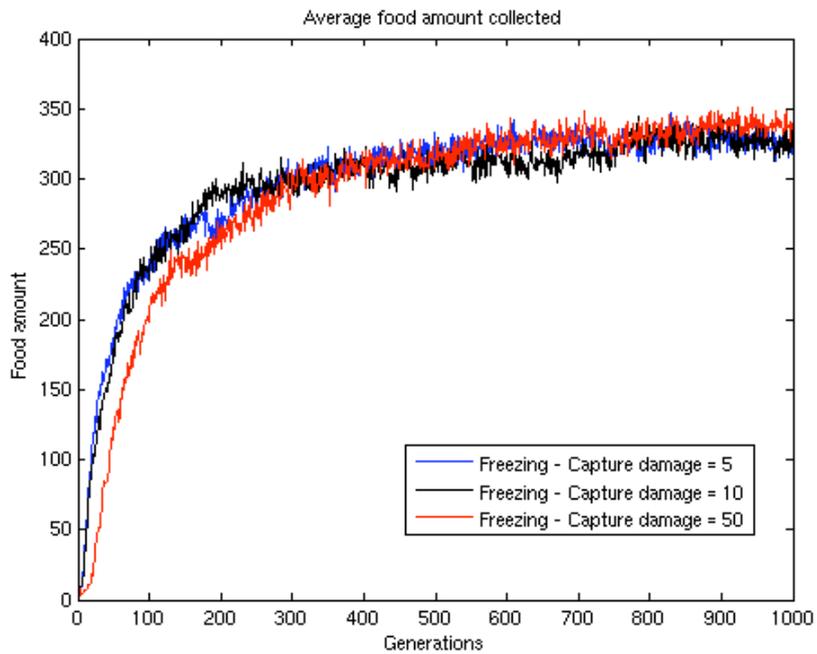
I grafici che seguono mostrano il confronto tra i risultati ottenuti nelle tre simulazioni elaborate, tutte con la possibilità da parte degli organismi di adottare il freezing, ma con valore di *capture damage* uguale rispettivamente a 5, 10 e 50. Al contrario di quanto si era osservato nella condizione di escaping, qui non si registra l’evolversi di schemi comportamentali differenti. Le uniche differenze sostanziali si riscontrano nei grafici relativi alla fitness (Figure 74 e 75), ma ciò è dovuto unicamente al diverso ruolo del moltiplicatore nella formula utilizzata



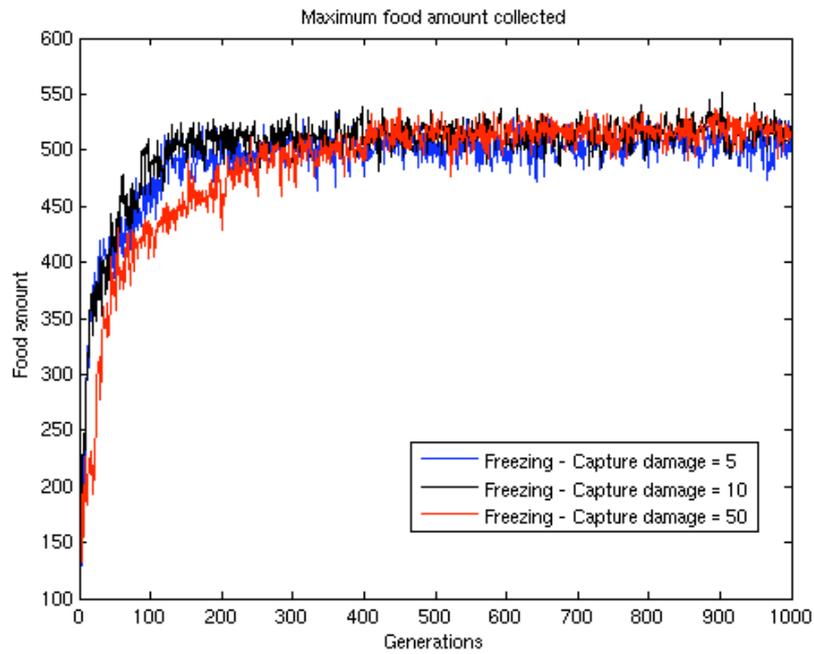
**Figura 74** – Fitness media della popolazione nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra diversi valori del parametro *capture damage*, uguale rispettivamente a 5, 10 e 50.



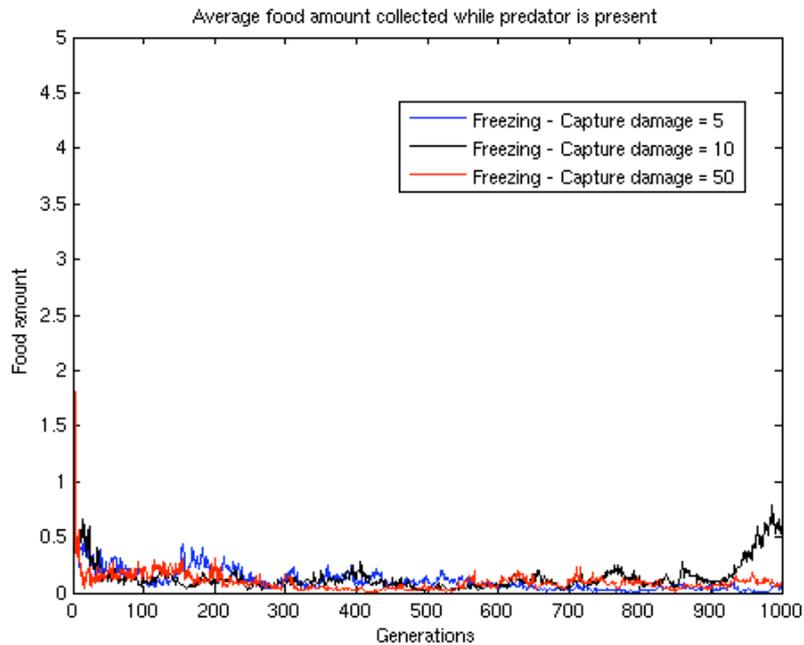
**Figura 75** – Fitness del miglior individuo di ciascuna delle 1000 generazioni. Confronto tra diversi valori del parametro *capture damage*, uguale rispettivamente a 5, 10 e 50.



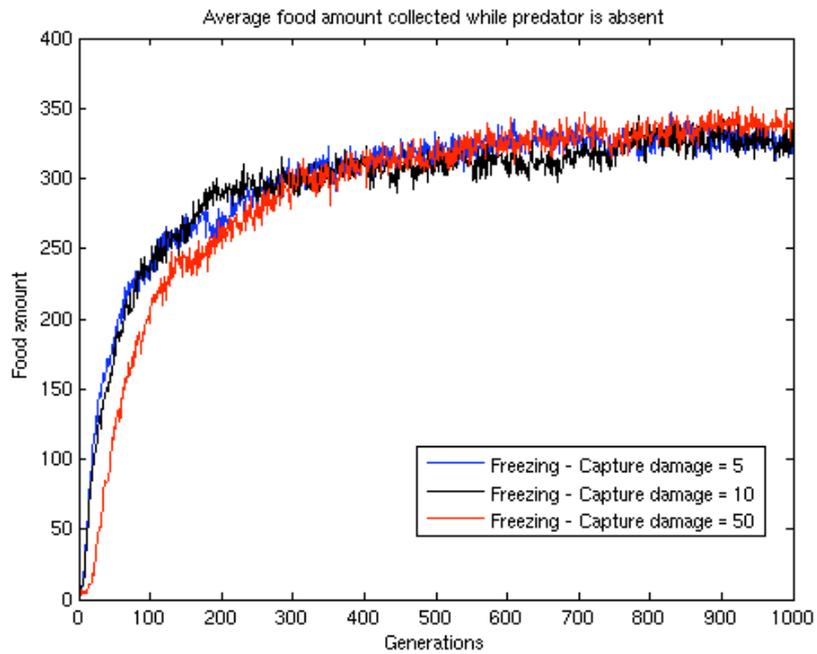
**Figura 76** – Ammontare medio di cibo raccolto dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra diversi valori del parametro *capture damage*, uguale rispettivamente a 5, 10 e 50.



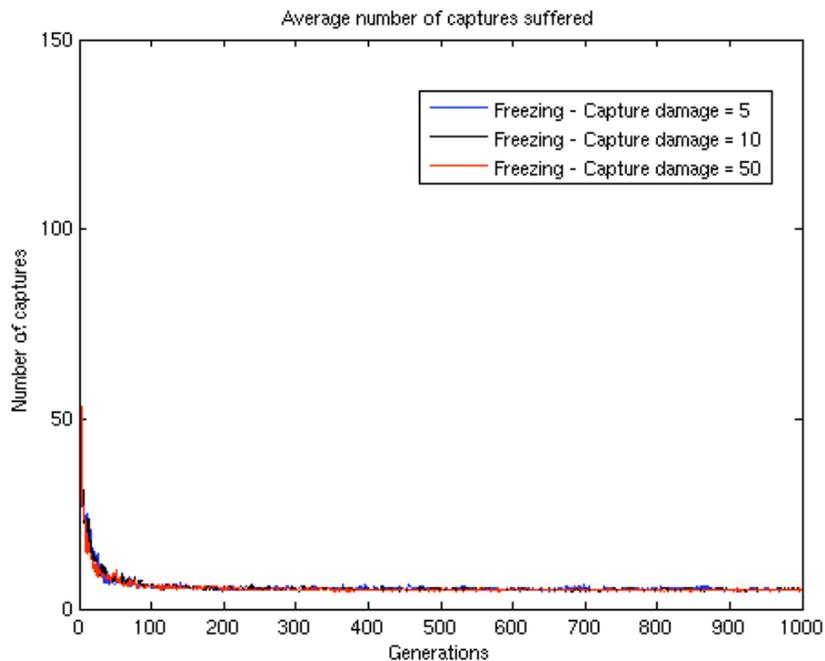
**Figura 77** – Ammontare di cibo raccolto dal “miglior raccoglitore” di ciascuna delle 1000 generazioni. Confronto tra diversi valori del parametro *capture damage*, uguale rispettivamente a 5, 10 e 50.



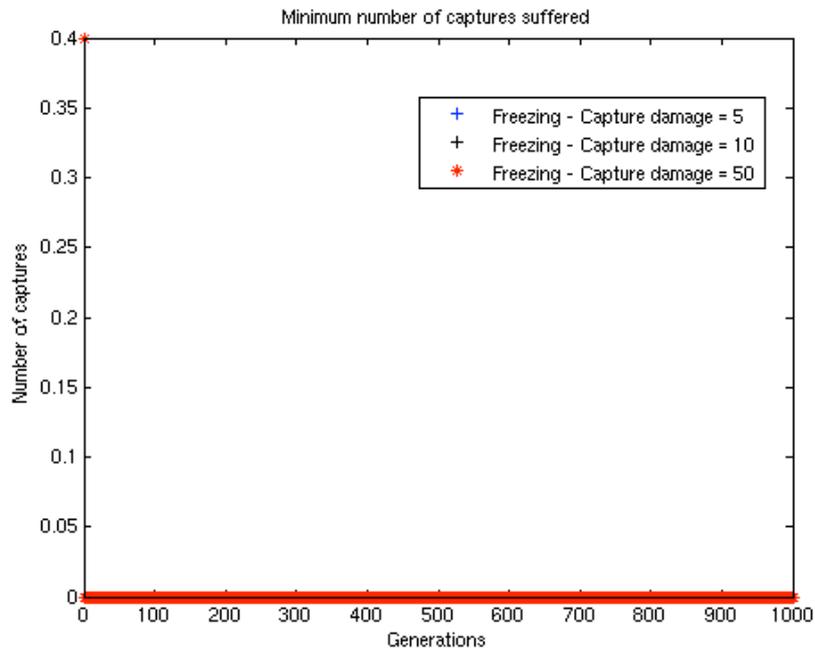
**Figura 78** – Ammontare medio di cibo raccolto dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni, durante gli step nei quali il predatore è presente nell’ambiente. Confronto tra diversi valori del parametro *capture damage*, uguale rispettivamente a 5, 10 e 50.



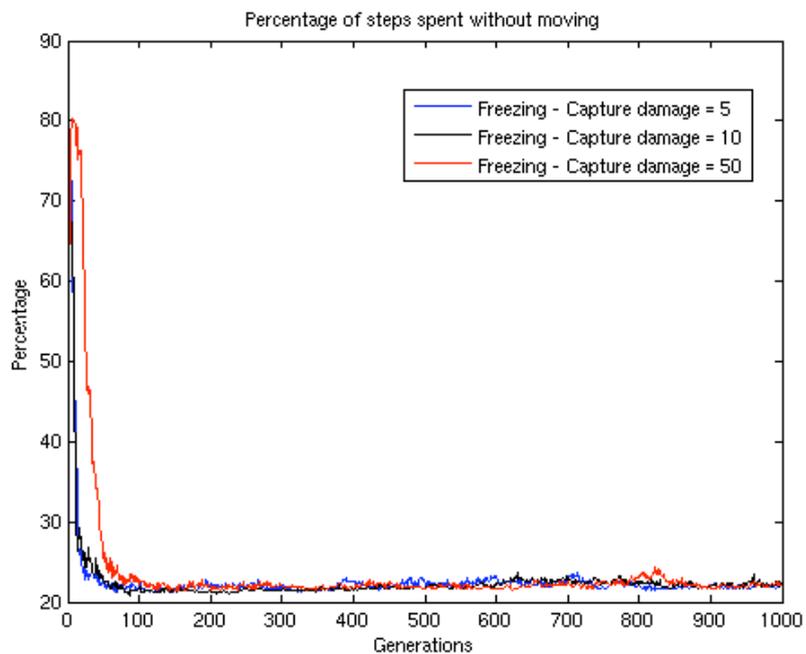
**Figura 79** – Ammontare medio di cibo raccolto dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni, durante gli step nei quali il predatore non è presente nell’ambiente. Confronto tra diversi valori del parametro *capture damage*, uguale rispettivamente a 5, 10 e 50.



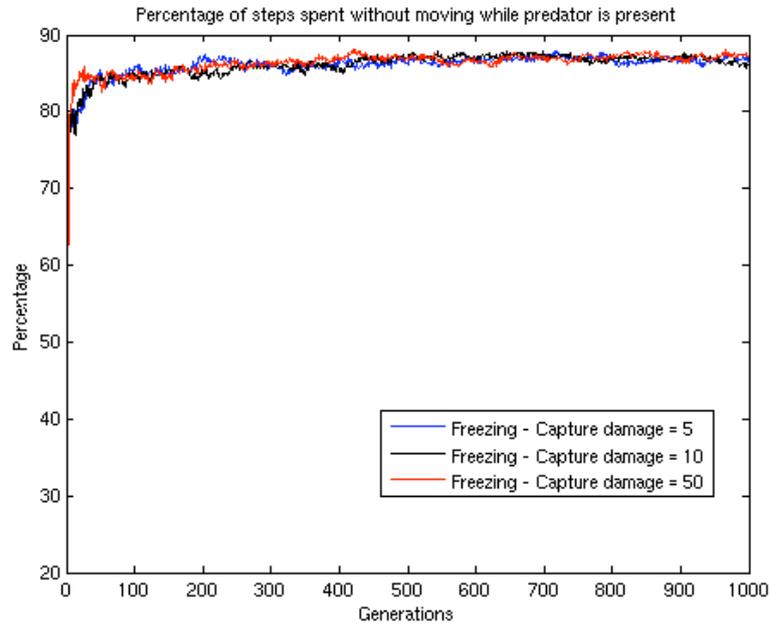
**Figura 80** – Numero medio di catture da parte del predatore subite dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra diversi valori del parametro *capture damage*, uguale rispettivamente a 5, 10 e 50.



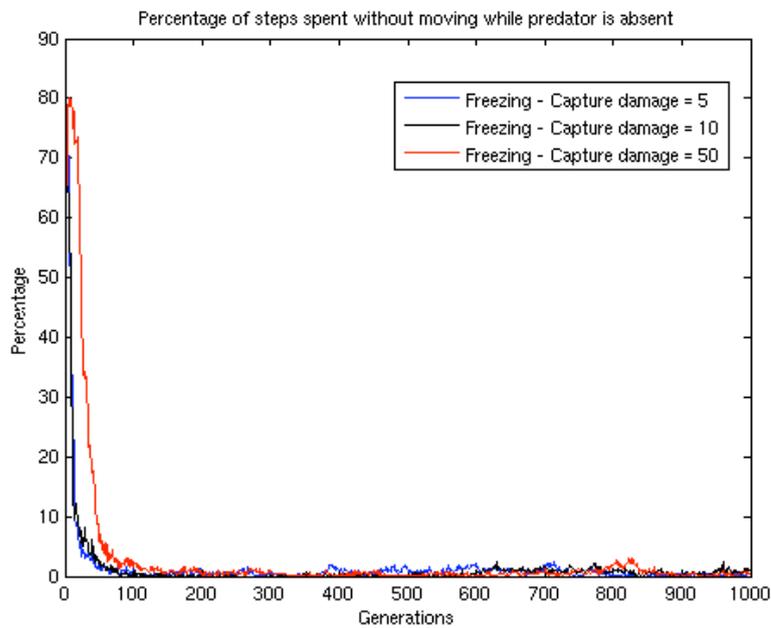
**Figura 81** – Numero di catture da parte del predatore subite dal “miglior scappatore” di ciascuna delle 1000 generazioni. Confronto tra diversi valori del parametro *capture damage*, uguale rispettivamente a 5, 10 e 50.



**Figura 82** – Percentuale delle “mosse” degli organismi che non si traducono in un movimento nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra diversi valori del parametro *capture damage*, uguale rispettivamente a 5, 10 e 50.



**Figura 83** – Percentuale delle “mosse” degli organismi, compiute quando il predatore è presente nell’ambiente, che non si traducono in un movimento, nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra diversi valori del parametro *capture damage*, uguale rispettivamente a 5, 10 e 50.



**Figura 84** – Percentuale delle “mosse” degli organismi, compiute quando il predatore non è presente nell’ambiente, che non si traducono in un movimento, nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra diversi valori del parametro *capture damage*, uguale rispettivamente a 5, 10 e 50.

### 4.13 Cortical e sub-cortical pathways

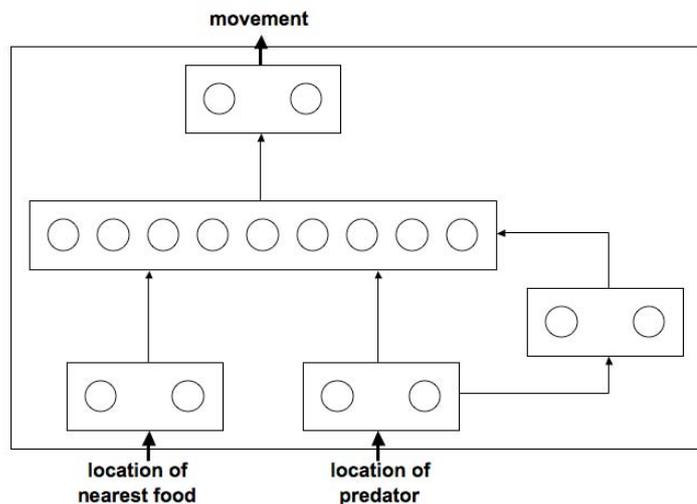
Prendendo spunto dal lavoro di Cecconi e Parisi cui ho già fatto cenno nell'introduzione, si è deciso di mettere alla prova un altro tipo di architettura neurale per i nostri organismi, con l'introduzione di due unità di elaborazione aggiuntive, che ribattezziamo "unità emozionali".

Nel capitolo 3 abbiamo visto come il mangiare e l'auto-conservazione siano entrambe due motivazioni primarie (che nello schema delineato da Maslow condividono il gradino più basso della piramide) degli esseri viventi. Nel nostro modello, tuttavia, la fame non entra in gioco. L'atto di approcciarsi al cibo e quindi consumarlo, non risponde a presunte necessità di tipo fisiologico degli organismi. Esso serve soltanto a dare agli organismi un "di più", un vantaggio in termini riproduttivi, dato che gli individui che mangiano in misura maggiore, a parità della loro capacità nel riuscire a sfuggire dal predatore, si riproducono di più. Gli organismi possono pertanto passare periodi di tempo, anche lunghi, senza cibarsi e ciò non va ad intaccare la loro capacità riproduttiva. In un tale contesto, la "fame" (che tale, come abbiamo visto, non è) potrebbe essere sostituita da una qualsiasi altra motivazione.

Al contrario, la presenza del predatore comporta una seria ed immediata minaccia, se non alla sopravvivenza, perlomeno alle capacità riproduttive dell'organismo. Questi devono pertanto avere una reazione di fronte alla comparsa del loro cacciatore, che potremmo, in maniera un po' azzardata, definire di tipo "emotivo". Per potersi comportare in maniera ancora più efficiente rispetto a quanto abbiamo

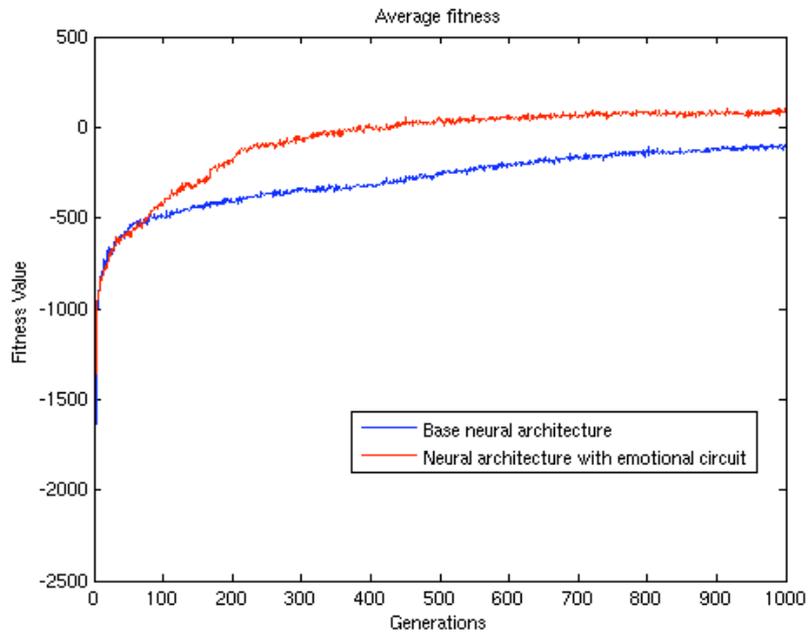
visto finora, in sostanza, gli organismi della nostra simulazione devono “avere paura”.

Per implementare una sorta di “emotività” alla rete neurale, come accennato in apertura di paragrafo, sono state aggiunte all’architettura di base due unità aggiuntive, che ricevono il proprio input dalla percezione sensoriale relativa al predatore, lo elaborano e quindi lo inviano alle unità che compongono lo strato intermedio. Lo schema ricalca quello riportato nella Figura che segue.

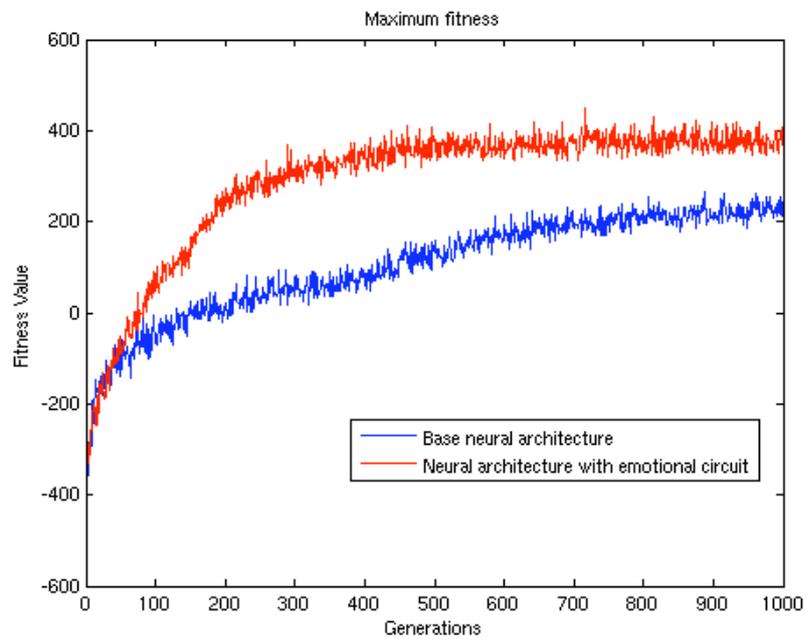


**Figura 85** – Schema grafico della rete neurale che “modella” gli organismi, con le due unità aggiuntive che vanno a costituire il “circuito emozionale”.

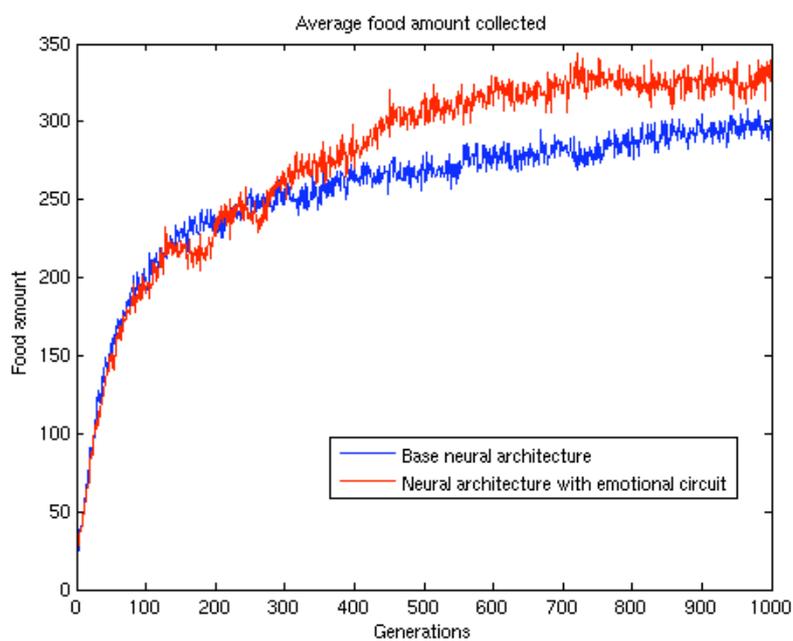
I grafici che seguono mostrano una comparazione dei risultati ottenuti rispettivamente dalle due architetture neurali che prevedono o meno la presenza del circuito emozionale. La condizione di riferimento è quella di escaping, per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



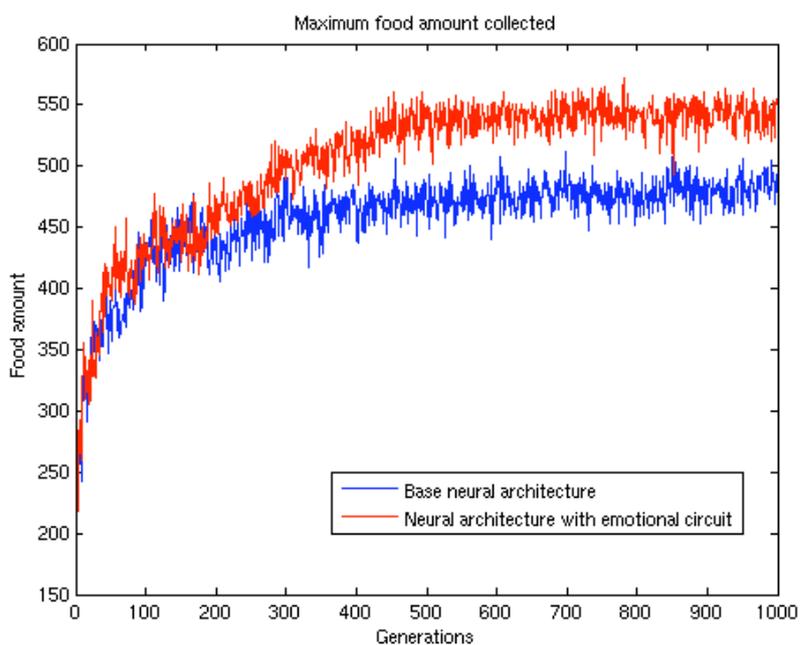
**Figura 86** – Fitness media della popolazione nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra l'architettura base e quella con l'aggiunta del circuito emozionale, nella condizione di escaping e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



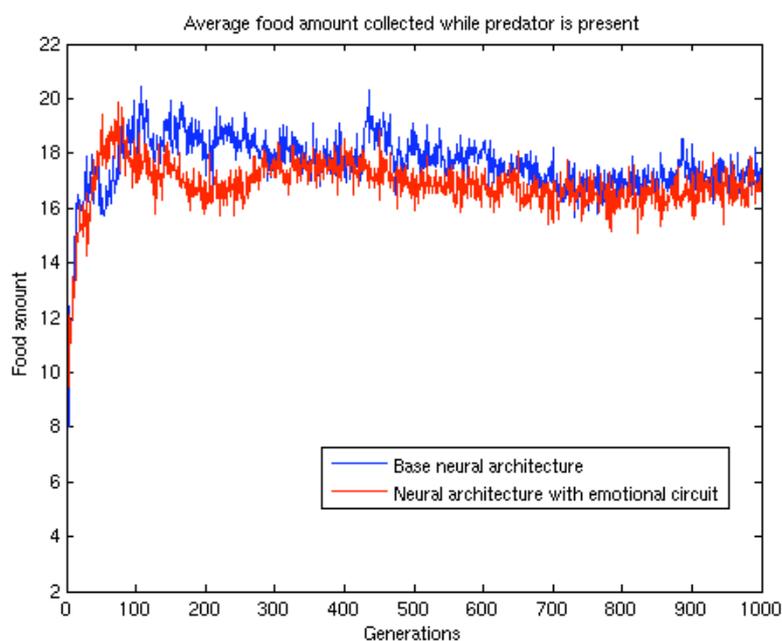
**Figura 87** – Fitness del miglior individuo di ciascuna delle 1000 generazioni. Confronto tra l'architettura base e quella con l'aggiunta del circuito emozionale, nella condizione di escaping e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



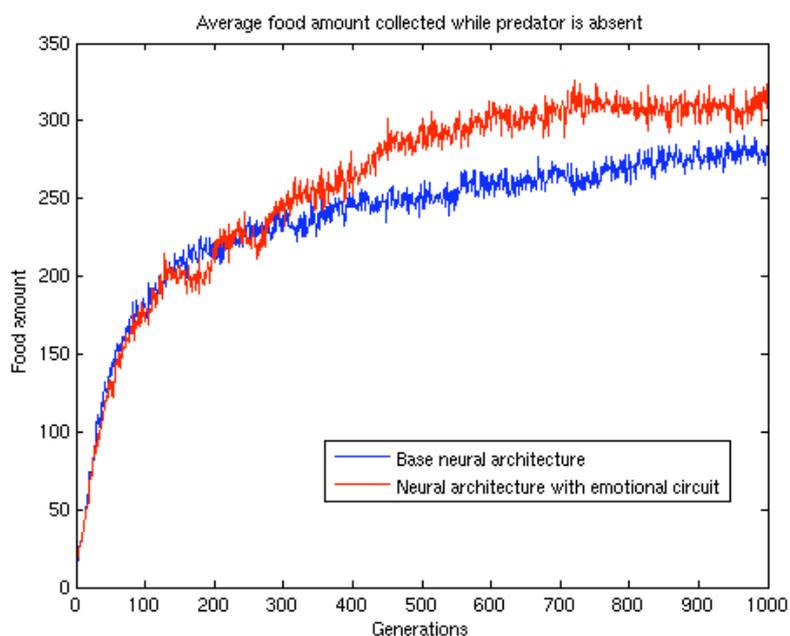
**Figura 88** – Ammontare medio di cibo raccolto dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra l’architettura base e quella con l’aggiunta del circuito emozionale, nella condizione di escaping e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



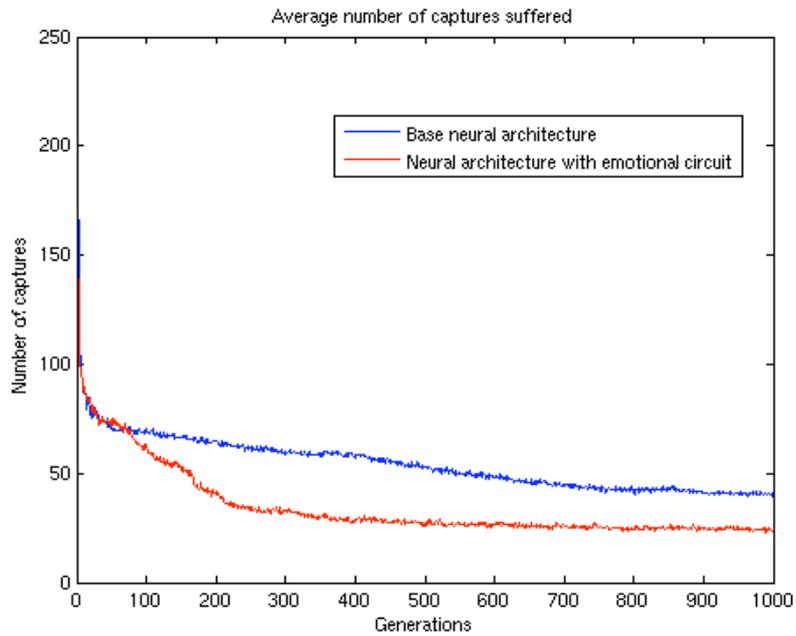
**Figura 89** – Ammontare di cibo raccolto dal “miglior raccoglitore” di ciascuna delle 1000 generazioni. Confronto tra l’architettura base e quella con l’aggiunta del circuito emozionale, nella condizione di escaping e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



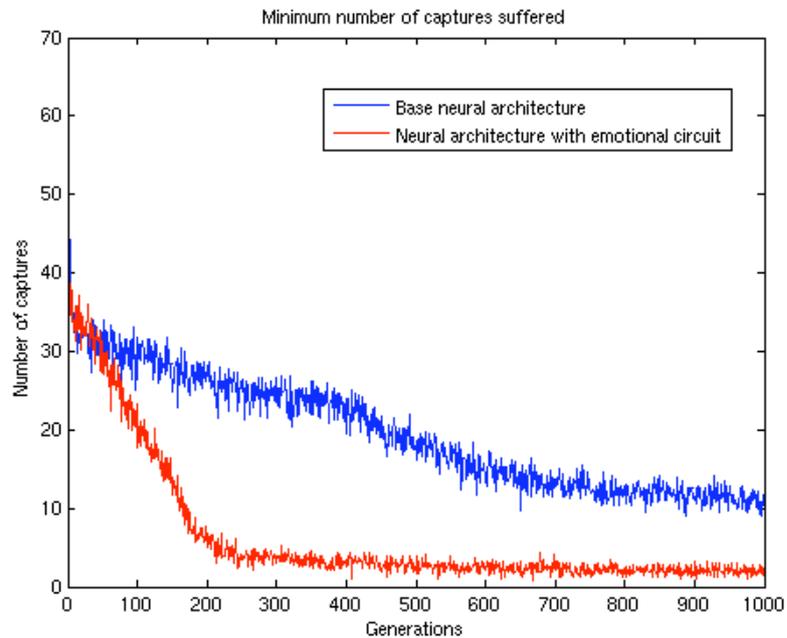
**Figura 90** – Ammontare medio di cibo raccolto dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni, durante gli step nei quali il predatore é presente nell’ambiente. Confronto tra l’architettura base e quella con l’aggiunta del circuito emozionale, nella condizione di escaping e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



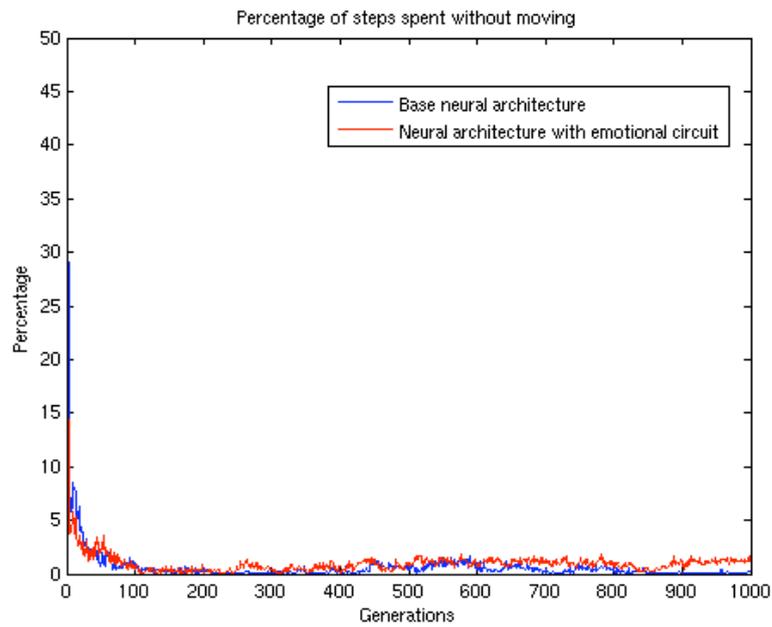
**Figura 91** – Ammontare medio di cibo raccolto dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni, durante gli step nei quali il predatore non è presente nell’ambiente. Confronto tra l’architettura base e quella con l’aggiunta del circuito emozionale, nella condizione di escaping e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



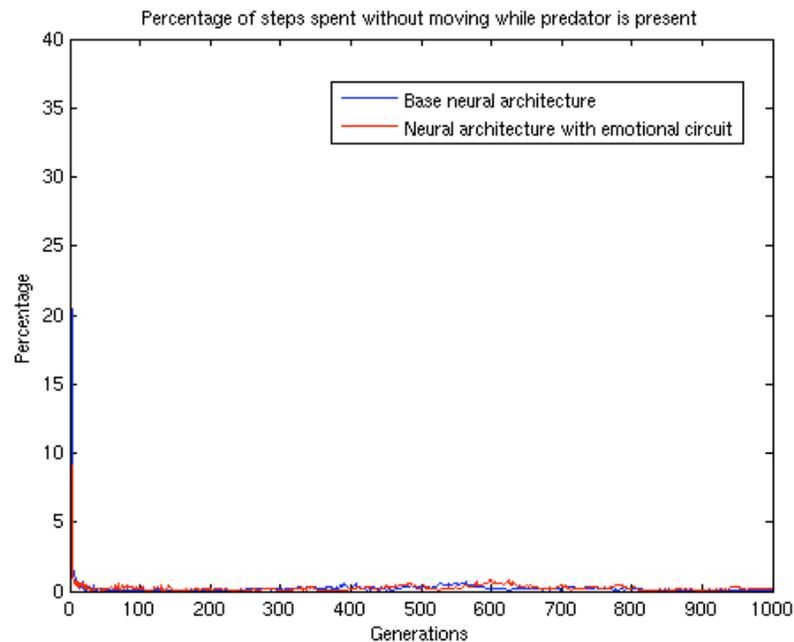
**Figura 92** – Numero medio di cattura da parte del predatore subite dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra l’architettura base e quella con l’aggiunta del circuito emozionale, nella condizione di escaping e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



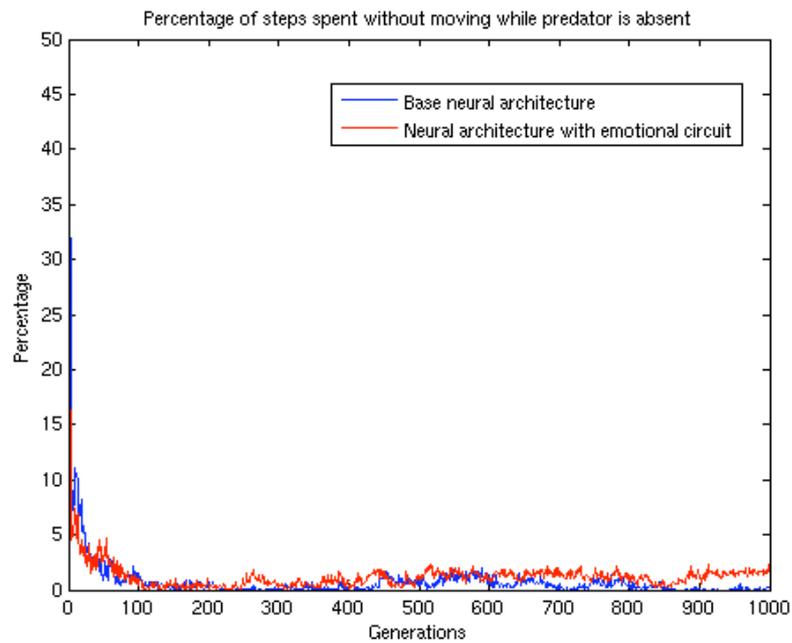
**Figura 93** – Numero di catture da parte del predatore subite dal “miglior scappatore” di ciascuna delle 1000 generazioni. Confronto tra l’architettura base e quella con l’aggiunta del circuito emozionale, nella condizione di escaping e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



**Figura 94** – Percentuale delle “mosse” degli organismi che non si traducono in un movimento nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra l’architettura base e quella con l’aggiunta del circuito emozionale, nella condizione di escaping e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



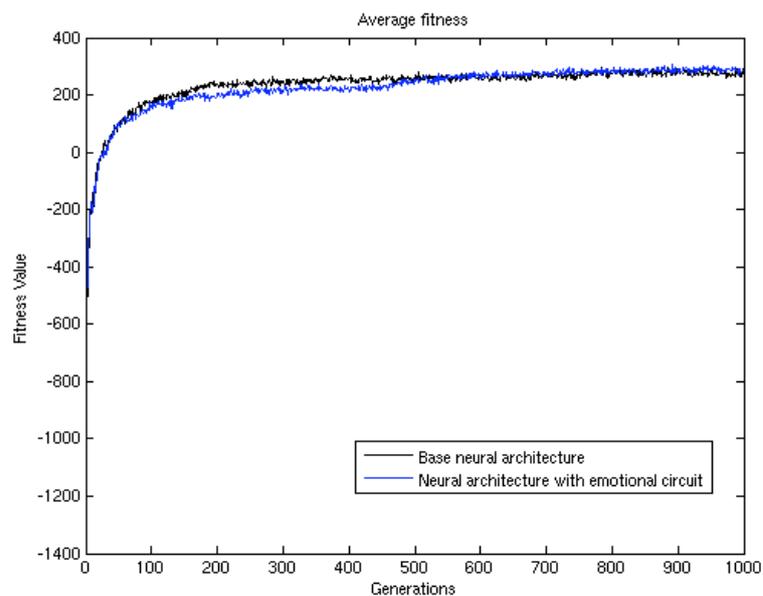
**Figura 95** – Percentuale delle “mosse” degli organismi, compiute quando il predatore è presente nell’ambiente, che non si traducono in un movimento, nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra l’architettura base e quella con l’aggiunta del circuito emozionale, nella condizione di escaping e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



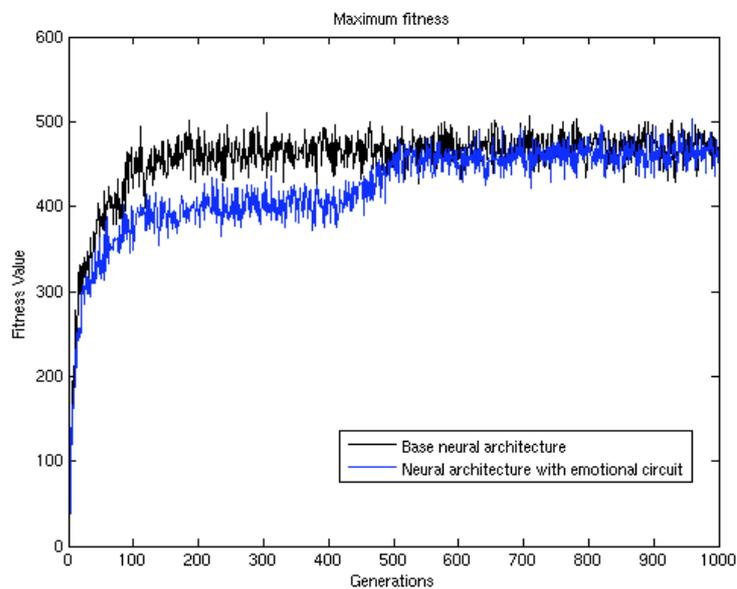
**Figura 96** – Percentuale delle “mosse” degli organismi, compiute quando il predatore non è presente nell’ambiente, che non si traducono in un movimento, nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra l’architettura base e quella con l’aggiunta del circuito emozionale, nella condizione di escaping e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.

Ciò che si osserva da queste Figure, molto semplicemente, è che l’architettura neurale dotata del circuito emozionale performa in maniera decisamente migliore rispetto a quelle che ne è priva. I vantaggi sono evidenti sia per quanto riguarda la capacità di raccogliere cibo, sia, soprattutto, per quanto riguarda l’abilità nel fuggire dal predatore.

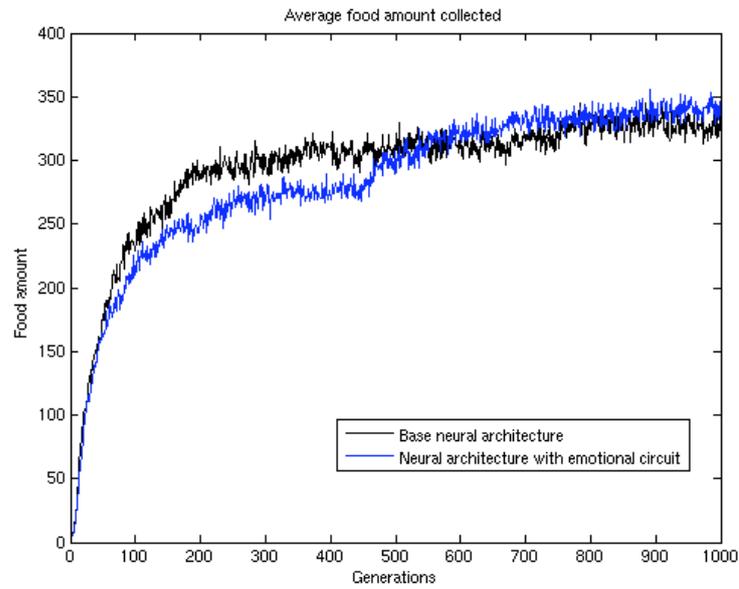
Questo, per quanto riguarda la condizione di escaping. Nella situazione in cui gli organismi possono adottare come risposta comportamentale anche il freezing, i risultati, come vedremo qui di seguito, sono diversi.



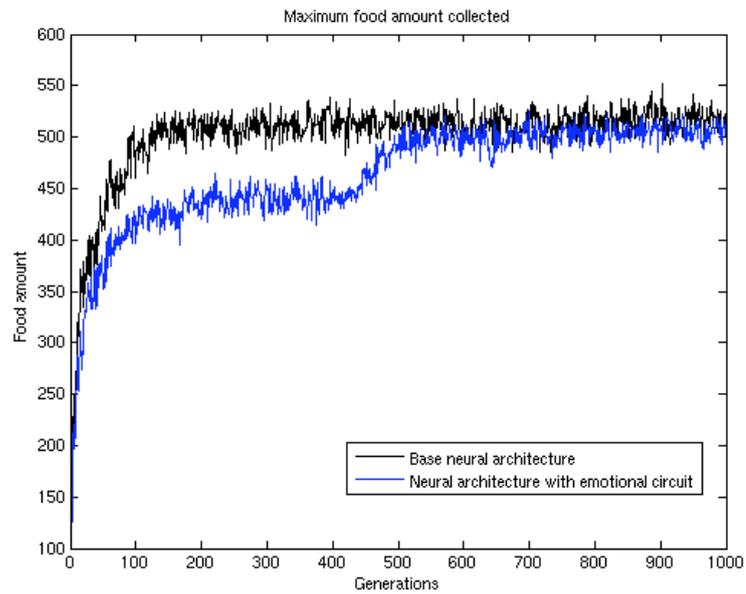
**Figura 97** - Fitness media della popolazione nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra l'architettura base e quella con l'aggiunta del circuito emozionale, nella condizione di freezing e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



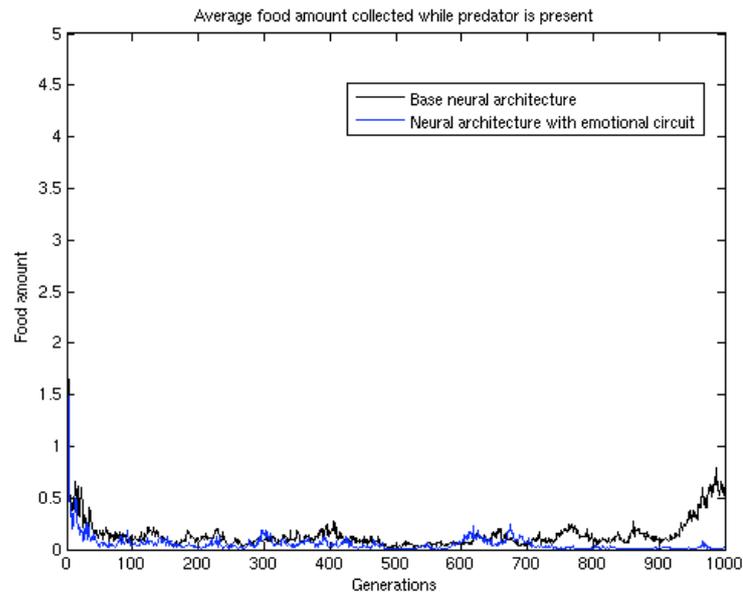
**Figura 98** - Fitness del miglior individuo di ciascuna delle 1000 generazioni. Confronto tra l'architettura base e quella con l'aggiunta del circuito emozionale, nella condizione di freezing e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



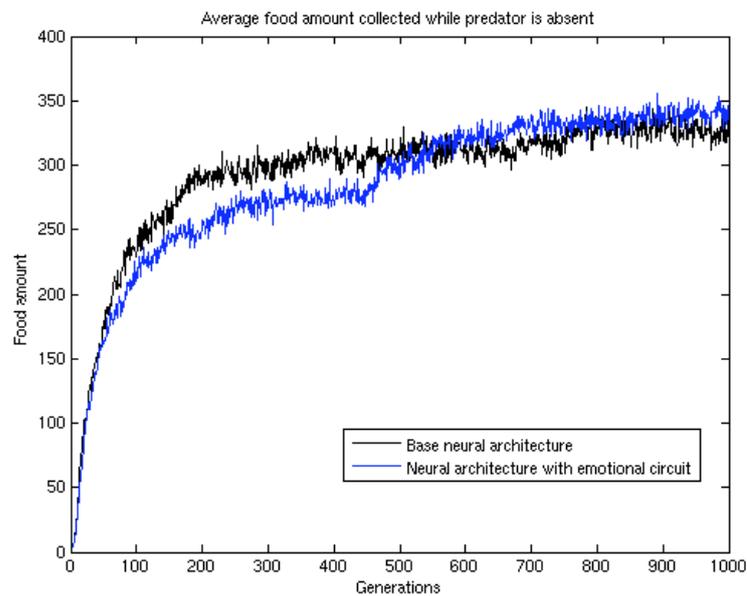
**Figura 99** – Ammontare medio di cibo raccolto dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra l’architettura base e quella con l’aggiunta del circuito emozionale, nella condizione di freezing e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



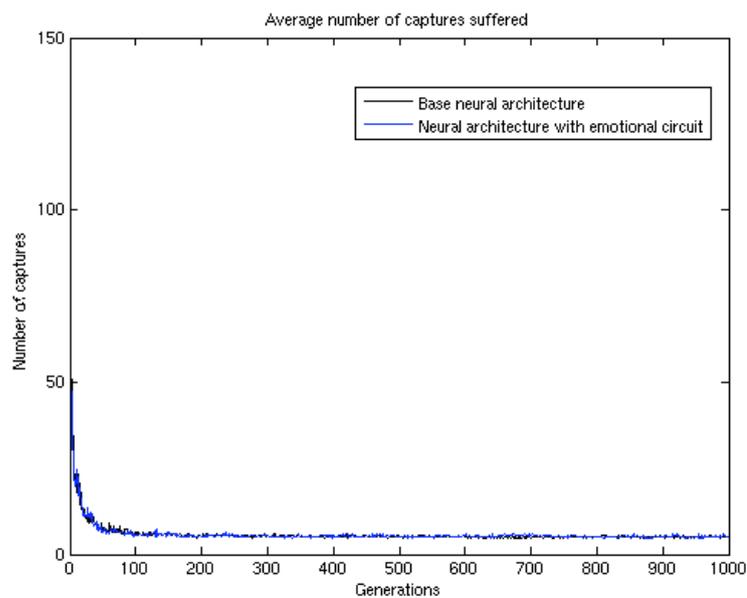
**Figura 100** – Ammontare di cibo raccolto dal “miglior raccoglitore” di ciascuna delle 1000 generazioni. Confronto tra l’architettura base e quella con l’aggiunta del circuito emozionale, nella condizione di freezing e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



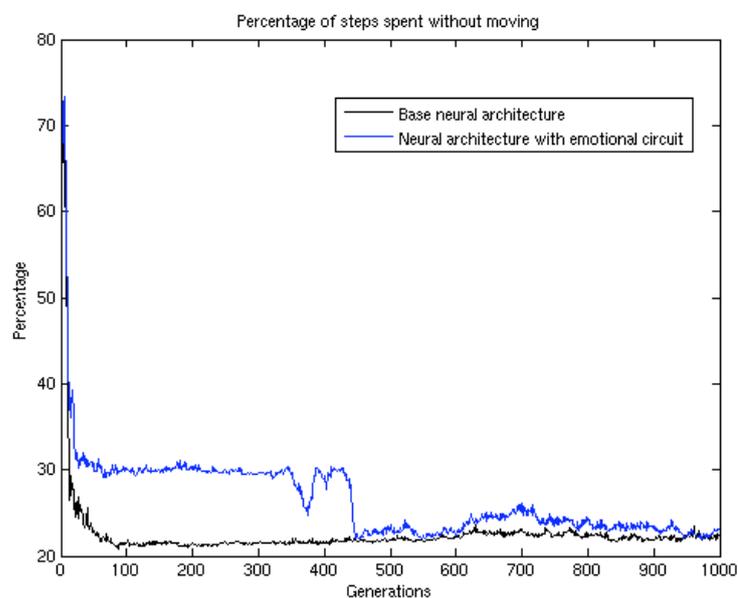
**Figura 101** – Ammontare medio di cibo raccolto dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni, durante gli step nei quali il predatore è presente nell’ambiente. Confronto tra l’architettura base e quella con l’aggiunta del circuito emozionale, nella condizione di freezing e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



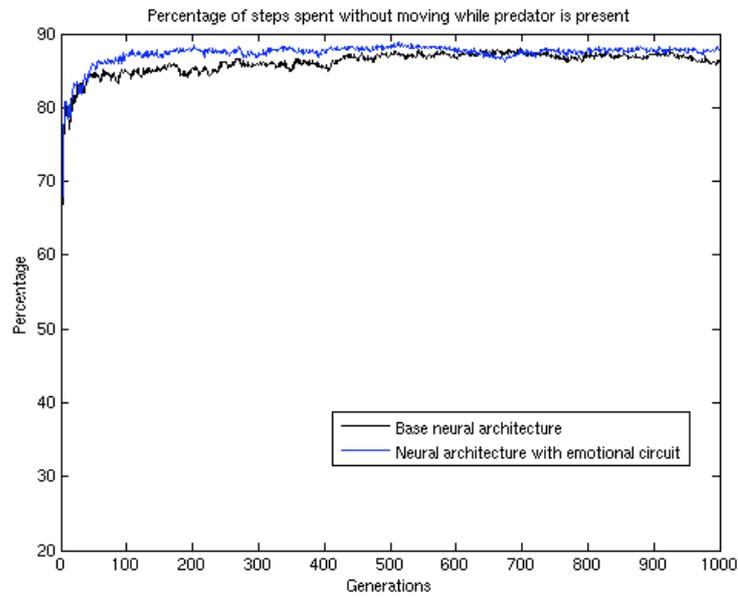
**Figura 102** – Ammontare medio di cibo raccolto dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni, durante gli step nei quali il predatore non è presente nell’ambiente. Confronto tra l’architettura base e quella con l’aggiunta del circuito emozionale, nella condizione di freezing e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



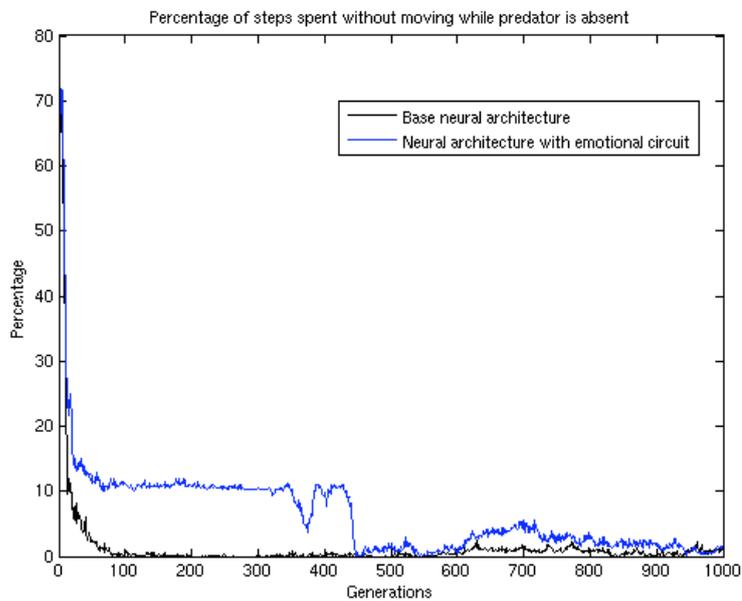
**Figura 103** – Numero medio di catture da parte del predatore subite dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra l’architettura base e quella con l’aggiunta del circuito emozionale, nella condizione di freezing e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



**Figura 104** – Percentuale delle “mosse” degli organismi che non si traducono in un movimento nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra l’architettura base e quella con l’aggiunta del circuito emozionale, nella condizione di freezing e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



**Figura 105** – Percentuale delle “mosse” degli organismi, compiute quando il predatore è presente nell’ambiente, che non si traducono in un movimento, nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra l’architettura base e quella con l’aggiunta del circuito emozionale, nella condizione di freezing e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



**Figura 106** – Percentuale delle “mosse” degli organismi, compiute quando il predatore non è presente nell’ambiente, che non si traducono in un movimento, nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra l’architettura base e quella con l’aggiunta del circuito emozionale, nella condizione di freezing e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.

Innanzitutto, occorre sottolineare che nel caso del freezing non è stato riportato il grafico relativo al numero di catture subite dal miglior “avoider” di ciascuna generazione, poiché tale valore era sempre uguale a 0 per entrambe le architetture neurali prese in esame.

In secondo luogo, l’analisi di questi grafici ha mostrato come, nel caso del freezing, una risposta comportamentale estremamente semplice, la presenza di un circuito emozionale, per come è stato definito in questo lavoro, risulta essere del tutto superflua. Ancora peggio, essa sembra “rallentare” l’evoluzione di un comportamento efficiente da parte degli organismi. Sebbene, all’ultima generazione, gli organismi dotati dei differenti tipi di architetture neurali arrivino a performare in maniera pressoché identica, il processo evolutivo risulta essere diverso.

In accordo con quanto sostenuto da diversi neuroscienziati, primo tra tutti Joseph LeDoux<sup>56</sup>, i risultati prodotti dal nostro modello dimostrano in maniera lampante come l’architettura neurale più efficiente sia quella che prevede la presenza di un circuito computazionale “principale”, che possiamo un po’ pomposamente definire corticale, molto sofisticato<sup>57</sup>, affiancato da un circuito più semplice, per

---

<sup>56</sup> La tesi di LeDoux, che si basa sull’esistenza di un apposito “*fear circuit*” sotto-corticale all’interno del cervello umano, strutturalmente separato dall’apparato corticale, è stata esplicitata in maniera compiuta nelle pagine del suo best-seller “*The Emotional Brain*”. Ottime review che trattano l’argomento, curate dallo stesso LeDoux, sono: Phelps E.A., LeDoux J.E., *Contributions of the Amigdala to Emotion Processing: From Animal Model to Human Behavior*; Sigurdsson T., Doyère V., Cain C.K., LeDoux J.E., *Long-term potentiation in the amigdala: A cellular mechanism of fear learning and memory*; Sotres-Bayon F., Cain C.K., LeDoux J.E., *Brain Mechanism of Fear Extinction: Historical Perspectives on the Contribution of Prefrontal Cortex*.

<sup>57</sup> La sofisticatezza del circuito neurale implementato in questo modello, naturalmente, impallidisce al confronto con quella del cervello umano. Al punto che un vero e proprio raffronto non è neppure lontanamente ipotizzabile.

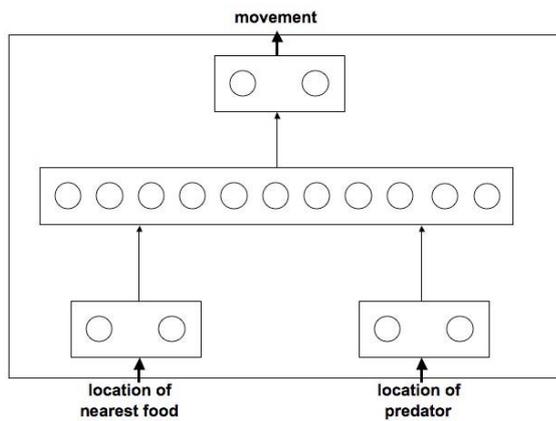
così dire sotto-corticale, che elabora soltanto una parte degli stimoli sensoriali, ma poi non innesca direttamente la risposta motoria, facendolo bensì in maniera indiretta, influenzando (probabilmente, in parte inibendola) l'elaborazione corticale.

#### 4.14 Non una questione computazionale: confronto con altre architetture neurali

La critica più semplice che potrebbe venir mossa nei riguardi della teoria espressa al paragrafo precedente è che i vantaggi fatti registrare dall'architettura comprensiva del circuito emozionale siano dovuti ad una mera questione computazionale. La rete in questione, infatti, può vantare un numero di neuroni notevolmente maggiore rispetto a quello della rete priva del circuito aggiuntivo e, di conseguenza, uno spazio delle soluzioni decisamente più ampio all'interno del quale l'algoritmo genetico può muoversi nella ricerca del punto di ottimo.

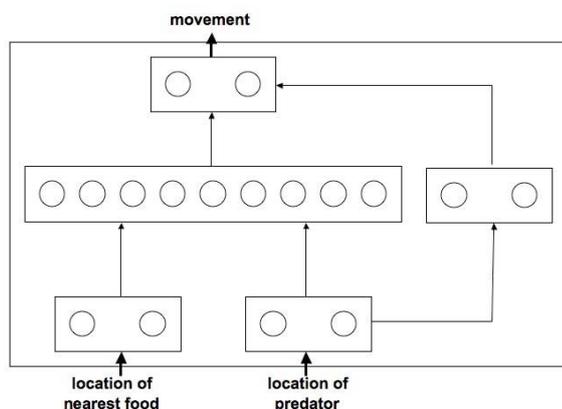
Per confutare una critica di questo tipo, le performance della rete neurale con circuito emozionale è stata messa a confronto con quella fatta registrare da altre due architetture neurali di complessità simile:

- architettura con 11 neuroni nell'hidden layer. Si tratta dell'architettura di base, con l'aggiunta di due ulteriori unità neurali all'interno dello strato nascosto. In questo modo, il numero di connessioni sinaptiche che entrano in gioco passa da 54 a 66.



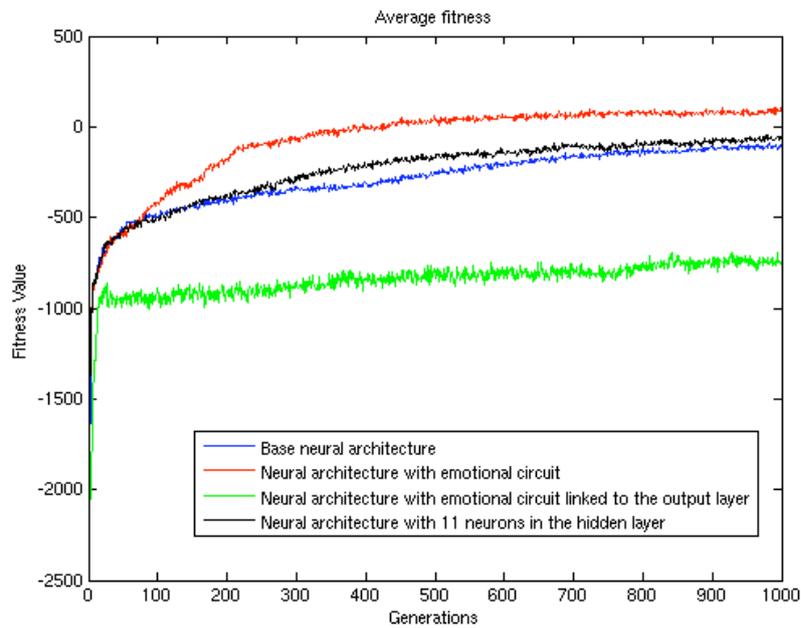
**Figura 107** - Schema grafico della rete neurale che “modella” gli organismi, con 11 neuroni a costituire l’hidden layer

- architettura con il circuito emozionale collegato direttamente all’output layer. Tale architettura rende tra loro alternativi i due circuiti, quello principale e quello emozionale. Quest’ultimo non fornisce più una sorta di elaborazione intermedia che poi deve essere processata a livello “corticale” perché sia utilizzata dall’organismo, ma va direttamente ad influenzare (pur se non in maniera esclusiva) gli effettori motori dell’organismo.



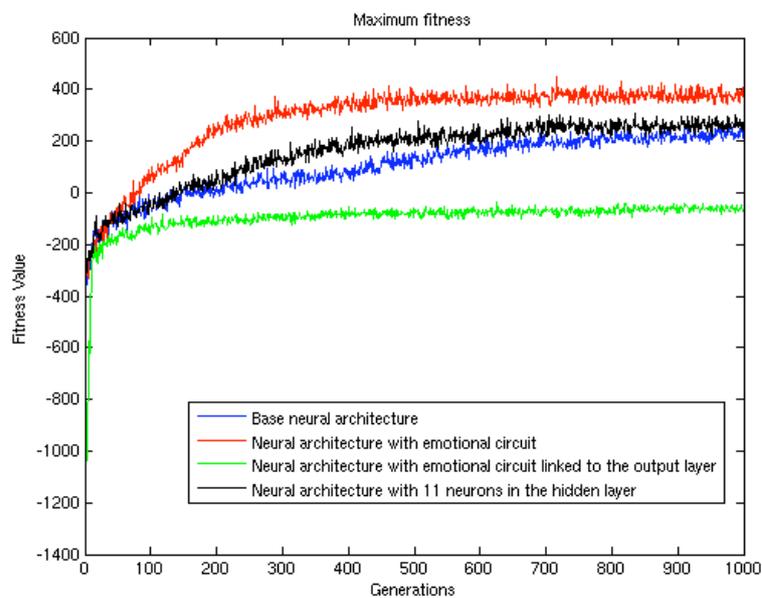
**Figura 108** - Schema grafico della rete neurale che “modella” gli organismi, con le due unità aggiuntive che vanno a costituire il “circuito emozionale”, collegato però allo strato di output invece che a quello nascosto.

I grafici che seguono evidenziano i risultati ottenuti dal confronto complessivo operato, nella condizione di escaping e con valore del parametro *capture damage* uguale a 10, tra le due architetture neurali descritte in questo paragrafo, quella di base (9 neuroni nello strato intermedio, senza circuito emozionale) e quella provvista di circuito motivazionale (connesso all'hidden layer).

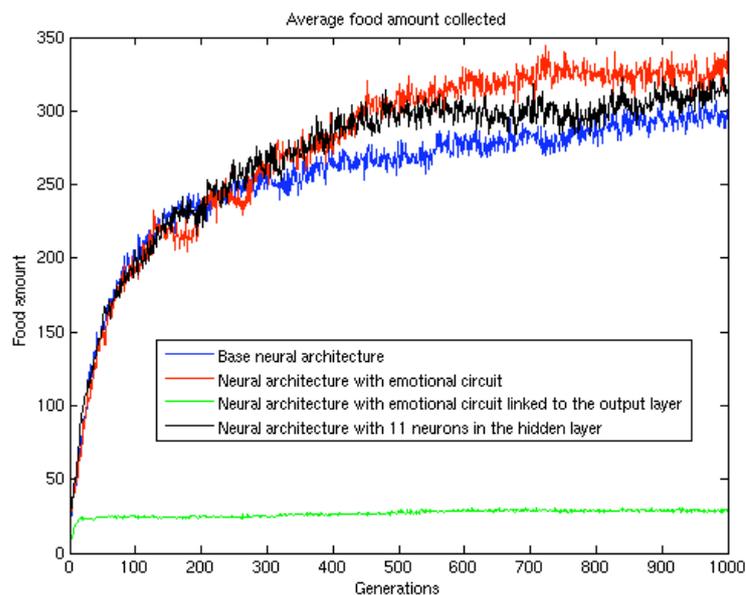


**Figura 109** – Fitness media della popolazione nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra le 4 architetture neurali elaborate, nella condizione di escaping e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.

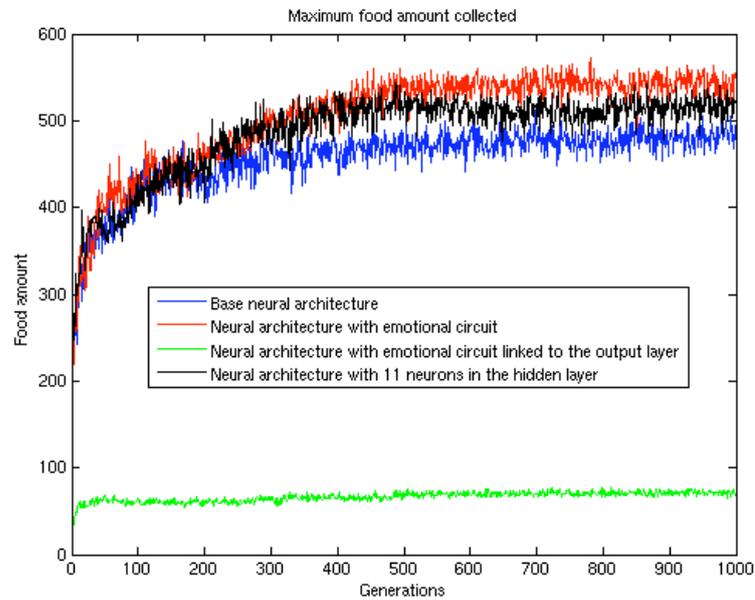
Già dall'osservazione del grafico di cui sopra si nota la tendenza che sarà poi riscontrata anche nelle Figure seguenti: l'architettura dotata di circuito emozionale connesso all'hidden layer rimane quella in assoluto più efficiente, anche ora che abbiamo esteso il confronto ad altre due architetture ad essa paragonabili in quanto a livello di "complessità".



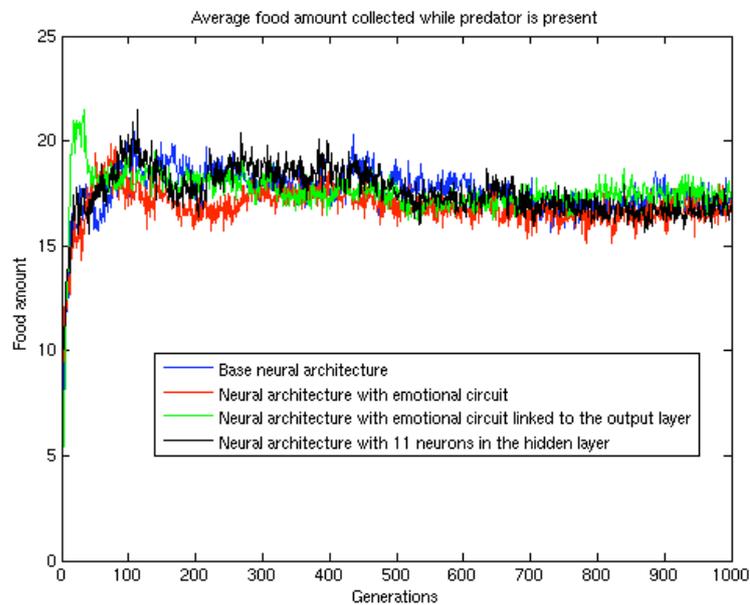
**Figura 110** - Fitness del miglior individuo della popolazione nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra le 4 architetture neurali elaborate, nella condizione di escaping e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



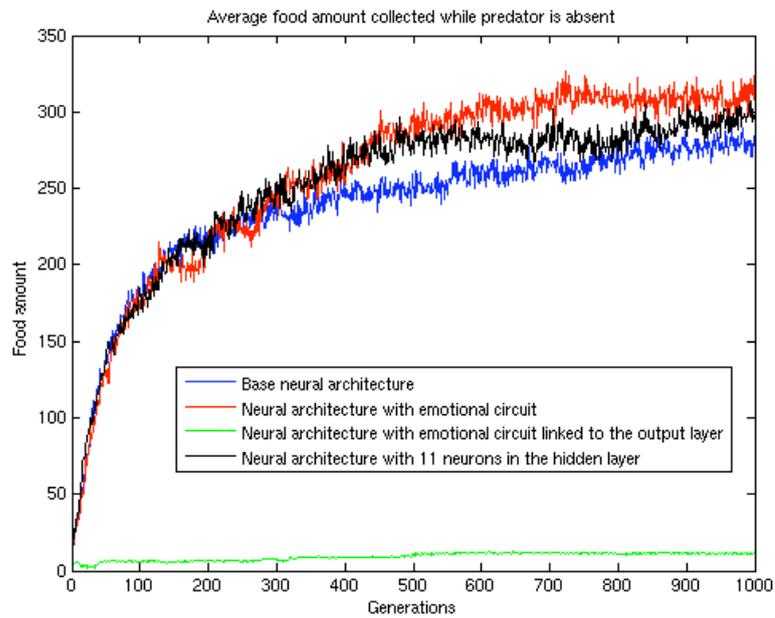
**Figura 111** – Ammontare medio di cibo raccolto dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra le 4 architetture neurali elaborate, nella condizione di escaping e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



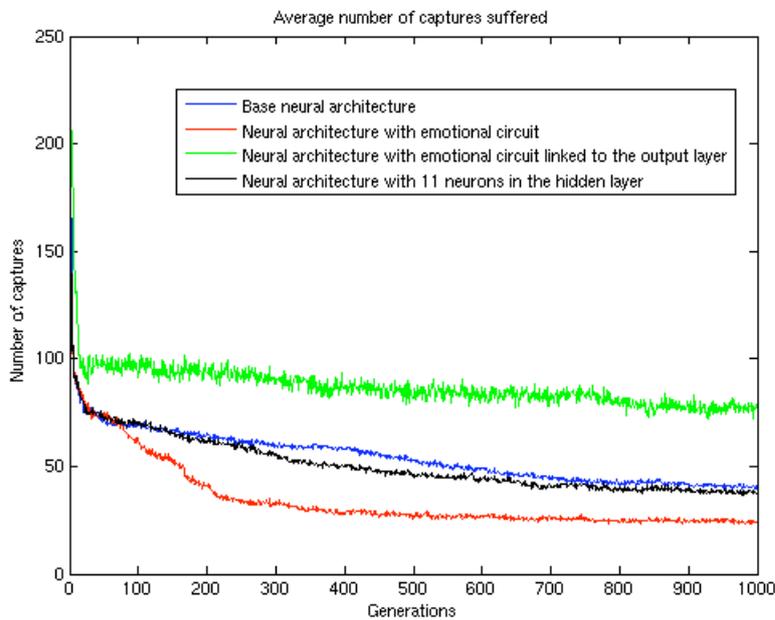
**Figura 112** – Ammontare di cibo raccolto dal “miglior raccoglitore” di ciascuna delle 1000 generazioni. Confronto tra le 4 architetture neurali elaborate, nella condizione di escaping e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



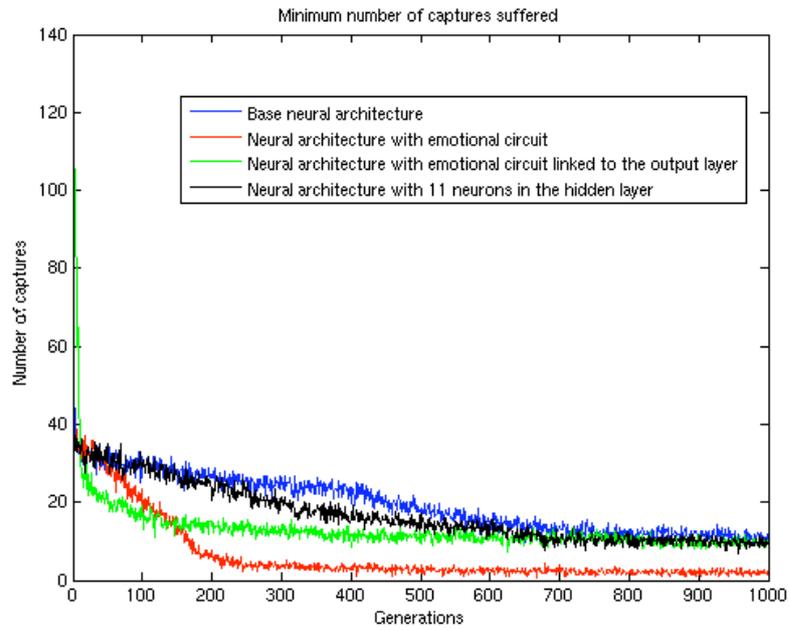
**Figura 113** – Ammontare medio di cibo raccolto dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni, durante gli step nei quali il predatore è presente nell’ambiente. Confronto tra le 4 architetture neurali elaborate, nella condizione di escaping e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



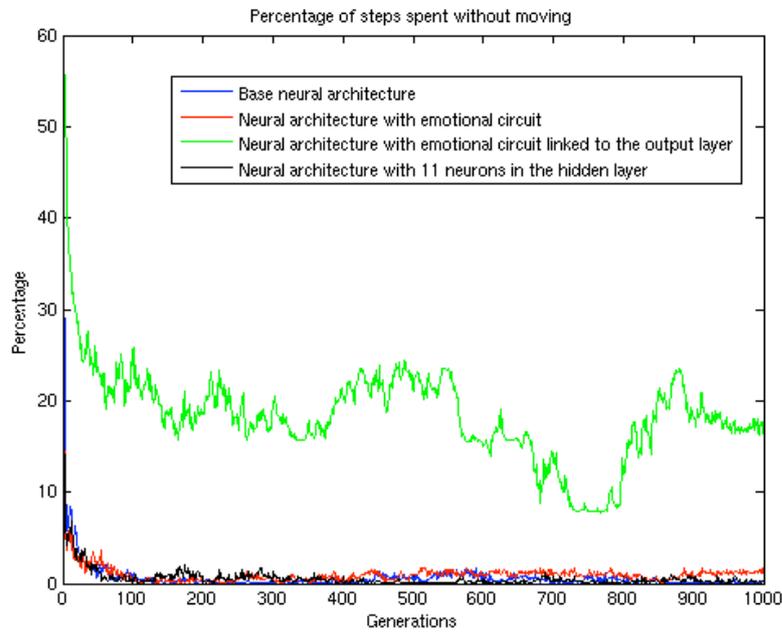
**Figura 114** – Ammontare medio di cibo raccolto dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni, durante gli step nei quali il predatore non è presente nell’ambiente. Confronto tra le 4 architetture neurali elaborate, nella condizione di escaping e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



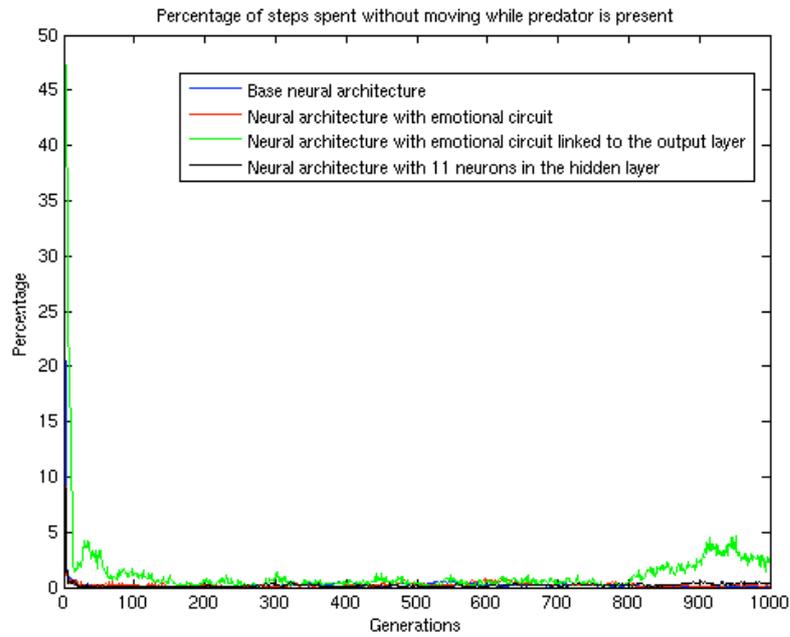
**Figura 115** – Numero medio di catture da parte del predatore subite dagli organismi nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra le 4 architetture neurali elaborate, nella condizione di escaping e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



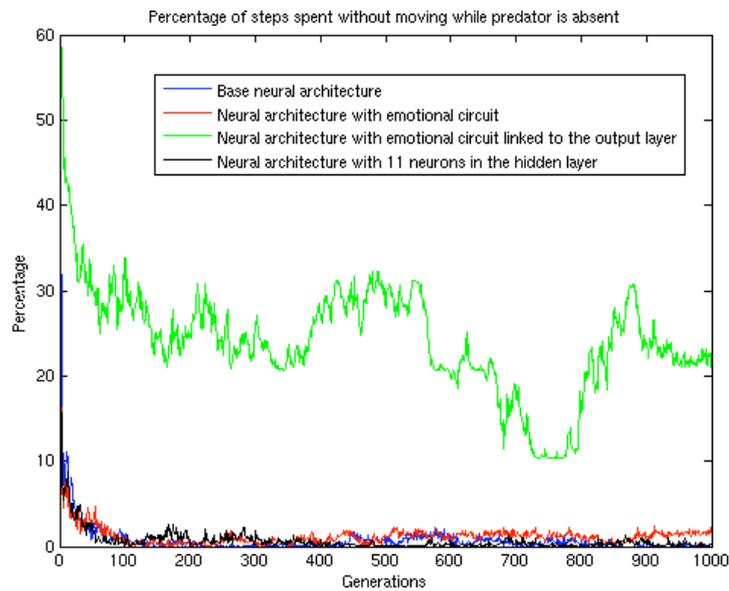
**Figura 116** – Numero di catture da parte del predatore subite dal “miglior scappatore” di ciascuna delle 1000 generazioni. Confronto tra le 4 architetture neurali elaborate, nella condizione di escaping e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



**Figura 117** – Percentuale delle “mosse” degli organismi che non si traducono in un movimento nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra le 4 architetture neurali elaborate, nella condizione di escaping e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



**Figura 118** – Percentuale delle “mosse” degli organismi, compiute quando il predatore è presente nell’ambiente, che non si traducono in un movimento, nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra le 4 architetture neurali elaborate, nella condizione di escaping e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.



**Figura 119** – Percentuale delle “mosse” degli organismi, compiute quando il predatore non è presente nell’ambiente, che non si traducono in un movimento, nel corso delle 1000 generazioni. Confronto tra le 4 architetture neurali elaborate, nella condizione di escaping e per un valore del parametro *capture damage* uguale a 10.

Al di là del fatto, facilmente osservabile, della miglior efficienza complessiva da parte dell'architettura dotata del circuito emozionale "tradizionale", salta all'occhio un altro aspetto. La rete neurale più simile a quella "vincitrice" del confronto operato, dotata a sua volta di circuito emozionale, collegato però allo strato di output e non a quello intermedio, è quella che in assoluto ha fatto registrare la performance peggiore.

Potremmo azzardare un'interpretazione, che ricorda molto da vicino la teoria dell'intelligenza modulare, formulata un po' vagamente dal filosofo spagnolo contemporaneo José Antonio Marina<sup>58</sup>. Quando l'aspetto "emotivo" dell'organismo governa direttamente il suo comportamento, senza essere previamente mediato dal circuito principale (e questo è esattamente ciò che accade andando a collegare direttamente il circuito emozionale agli effettori motori dell'organismo), i risultati che si ottengono sono pessimi.. L'individuo si concentra esclusivamente su quel task cui è deputato il circuito più semplice, ignorando l'altro (che in condizioni "ecologiche" reali sarebbe estremamente importante), ovvero la ricerca e raccolta di cibo.

L'emotività, rappresentata in questo caso dalla "paura" del predatore, prende il sopravvento sulla ragione. Si tratta di un classico esempio dei cosiddetti "fallimenti dell'intelligenza" di cui parla Marina.

---

<sup>58</sup> Marina J.A., *Il fallimento dell'intelligenza. Teoria e pratica della stupidità*.

#### 4.15 Malfunzionamenti del circuito emozionale: lesioni delle connessioni sinaptiche

Come ultimo esperimento, seguendo una metodologia adottata ad esempio da Marco Zorzi<sup>59</sup>, si è provato a simulare dei malfunzionamenti del circuito emozionale. Presi tutti gli individui evoluti con un'architettura neurale dotata di circuito emozionale, con *capture damage* uguale a 10 e soltanto l'escaping come meccanismo di difesa, sono state elaborate due condizioni sperimentali distinte:

- lesione “bassa”: sono stati “tagliati” (ossia, impostati sul valore 0) i collegamenti sinaptici tra le unità di input sensoriale relative al predatore e le due unità emozionali;
- lesione “alta”: sono stati “tagliate” le connessioni sinaptiche tra le due unità emozionali e l'hidden layer;

Gli individui, in tal modo lesionati, sono stati fatti vivere per 25 epoche in altrettanti ambienti diversi, in maniera tale da poter confrontare le performance fatte registrare dopo la lesione con quelle ottenute in precedenza. I risultati ottenuti sono sintetizzati nella tabella che segue:

	<i>Standard condition</i>	<i>Low lesion</i>	<i>High lesion</i>
<i>Average fitness</i>	28.132	-730.955	-1079.85
<i>Maximum fitness</i>	338.4	-162.1	-444.6

---

<sup>59</sup> Zorzi M., Priftis K., Umiltà C., *Neglect disrupts the mental number line.*

<i>Average food amount collected</i>	324.862	330.985	78.885
<i>Maximum food amount collected</i>	538.6	547.5	211.8
<i>Average number of captures suffered</i>	29.673	106.194	115.874
<i>Minimum number of captures suffered</i>	5.2	50.3	54.6
<i>Average food amount collect with predator</i>	15.253	17.589	18.775
<i>Average food amount collected without predator</i>	309.609	313.396	60.11
<i>Average number of non-moves</i>	9.453	10.874	695.884
<i>Average number of non-moves adopted with predator</i>	5.246	6.712	81.607
<i>Average number of non-moves adopted without predator</i>	4.207	4.162	614.277

**Tabella 14** – Riepilogo degli effetti provocati dalle lesioni del circuito emozionale sul comportamento degli organismi.

Ciò che si osserva è che, se la lesione “bassa” ha inciso in maniera rilevante sulla capacità degli organismi di fuggire dal predatore, quella “alta” ha avuto un effetto ben più dirompente, provocando un più generale tracollo delle performance degli organismi, non solo nel compito di fuga, ma anche in quello di approvvigionamento di cibo. Se era lecito aspettarsi il primo di tali effetti, sorprende invece il secondo. L’unica spiegazione possibile è che lo strato intermedio della rete neurale si fosse in qualche modo “abituato” a ricevere, sempre e comunque, un qualche valore dalle due unità emozionali. Lesionando la rete nella parte “bassa”, il pattern di attivazione delle unità del circuito sottocorticale risulta essere sempre zero per entrambi i neuroni. Ma all’hidden layer arriva comunque un minimo di segnale: il bias. Lesionando la rete nella parte

“alta”, anche questo pur minimo livello di attivazione viene a mancare.  
Conseguenza di ciò è che l’organismo non riesce più a svolgere alcun compito.

## **Capitolo 5: Il comportamento: un fenomeno complesso**

### **5.1 I sistemi adattivi complessi (CAS)**

Il problema principale che ci si trova ad affrontare nel momento in cui si cerca di collocare un lavoro come quello presentato in questa Tesi in un'ottica tipica delle scienze della complessità, risiede sicuramente nell'interpretazione da darsi, nel suo complesso, al modello sviluppato.

Nell'ambito della vita artificiale sono piuttosto numerosi gli studi effettuati su modelli simulativi nei quali una moltitudine di agenti inter/agisce in diversi modi a livello locale, dando origine complessivamente a fenomeni emergenti complessi, osservabili solamente spostando il punto di osservazione ad un livello più alto, guardando cioè al sistema nel suo complesso. Il problema consiste nel fatto che, solitamente, i modelli di artificial life che vengono presi in considerazione per essere studiati con il linguaggio della complessità sono soltanto i cosiddetti "sistemi adattivi complessi" (CAS, *Complex Adaptive System*).

Ma la definizione stessa di sistema adattivo complesso (la quale, comunque, non è unanimemente condivisa dalla comunità scientifica che orbita attorno alla complessità) sembra essere stata ritagliata su misura per quei modelli dove più agenti operano, contemporaneamente ed in parallelo, all'interno della medesima nicchia ecologica.

John H. Holland, ad esempio, così definisce i CAS<sup>60</sup>:

*“A Complex Adaptive System (CAS) is a dynamic network of many agents (which may represent cells, species, individuals, firms, nations) acting in parallel, constantly acting and reacting to what the other agents are doing. The control of a CAS tends to be highly dispersed and decentralized. If there is to be any coherent behavior in the system, it has to arise from competition and cooperation among the agents themselves. The overall behavior of the system is the result of a huge number of decisions made every moment by many individual agents.”*

Non è questo il caso presentato nel nostro lavoro. Pur essendo in presenza di “popolazioni” di organismi, infatti, i suoi componenti agiscono in maniera individuale nell’ambiente. Ciascun organismo vive in completo isolamento all’interno della sua nicchia ecologica, senza produrre modifiche che siano visibili agli occhi dei suoi conspecifici. Questi organismi sono privi, in sostanza, di una qualsivoglia dimensione sociale: ciascuna loro azione non ha alcuna influenza sulle percezioni (sia sensoriali che emotive) degli altri organismi. E, di riflesso, non ha alcuna ripercussione sul loro comportamento.

Vi è poi un’altra differenza sostanziale, seppur meno evidente, tra la tipologia del modello che ho elaborato e quanto detto da Holland. Sto parlando dell’evoluzione. Nel lavoro qui presentato, comportamenti via via più efficienti degli organismi si sviluppano esclusivamente tramite una pressione selettiva che agisce a basso livello, ad un livello genetico. E’ infatti un algoritmo genetico, trasposizione informatica del concetto darwiniano della riproduzione selettiva, idea forte della sua teoria evolutiva, a garantire la comparsa, con il passare del tempo e delle generazioni, di individui progressivamente più adatti al tipo di ambiente

---

<sup>60</sup> M. Mitchell Waldrop, “Complexity: The Emerging Science at the Edge of Order and Chaos” (citato in: [http://en.wikipedia.org/wiki/Complex\\_adaptive\\_system](http://en.wikipedia.org/wiki/Complex_adaptive_system)).

all'interno del quale si trovano a vivere. Non vi è nessuna forma di apprendimento in vita, culturale: il modo di comportarsi degli organismi è interamente codificato all'interno del loro genoma.

L'apprendimento culturale, però, è un aspetto di straordinaria importanza per gli esseri viventi. La sua rilevanza cresce con l'aumentare di livello della "socialità" degli organismi. Al punto che in riferimento all'homo sapiens, una della specie a più alto livello di socialità ad oggi esistente sul pianeta Terra, si può addirittura arrivare a parlare di una "mente sociale". Lo fa, ad esempio, Domenico Parisi, nell'illustrare gli obiettivi che dovrà porsi quella che lui chiama "la nuova scienza della mente"<sup>61</sup>:

*“Un'altra direzione in cui si muove la nuova scienza della mente per agganciare il livello sociale dei fenomeni umani è quella della mente sociale. [...] Diversamente dagli altri animali, che sopravvivono fondamentalmente con le capacità di cui dispone ciascun singolo individuo, un individuo umano per sopravvivere non dispone soltanto delle sue capacità individuali, di quello che sa e che sa fare, ma sfrutta quello che sanno e sanno fare gli altri. Questo vuol dire avere una mente sociale. Avere una mente che non è solo la propria ma è quella di molti altri individui, vicini e lontani, presenti e passati. Quello che un essere umano sa dell'ambiente in cui vive e dentro al quale deve sopravvivere non è solo quello di cui lo informano i suoi sensi e quello che elabora con la sua intelligenza, la sua memoria, il ragionamento, la capacità di fare e valutare previsioni e progetti. E' anche quello che sanno gli altri, quello di cui gli altri sono informati dai loro sensi e che gli altri elaborano con la loro intelligenza, con la loro memoria, con la loro capacità di ragionare e di fare previsioni e progetti. E' come se il singolo essere umano, pur stando in un particolare luogo dell'ambiente, abbia tentacoli dotati di sensori che lo informano su come è la realtà altrove, lontano nello spazio e anche nel tempo. La trasmissione culturale da una generazione all'altra e le tecnologie di conservazione e trasmissione delle informazioni, a cominciare dai libri e dalle modificazioni più o meno permanenti dell'ambiente, estendono questi tentacoli al passato.”*

---

<sup>61</sup> D. Parisi, “Una nuova mente” (pagg. 122-123)

Nei CAS, l'esistenza di una rete di agenti/organismi che si influenzano reciprocamente ed in maniera continua fa sì che anche l'apprendimento culturale possa essere efficacemente rappresentato. In tali sistemi possono pertanto venire implementati algoritmi di apprendimento che non abbiano esclusivamente base ereditaria. Come, ad esempio, i vari tipi di algoritmi di apprendimento per rinforzo che si basano sullo schema dell'attore-critico, dove ha luogo, di fatto, un processo imitativo da parte degli organismi/attori con riferimento agli organismi/critici di cui imitare il comportamento. Questa non è, ovviamente, una prerogativa indispensabile. Possono benissimo esistere sistemi adattivi complessi, nei quali gli organismi evolvono esclusivamente per via genetica, con una formula di fitness che valuta la performance che essi hanno ottenuto nell'ambiente (sociale) di riferimento. Ma la possibilità di avere interazioni sociali apre l'opportunità, nei CAS, di combinare i due tipi di apprendimento, quello genetico e quello culturale, perseguendo così un maggior livello di plausibilità biologica dei modelli sviluppati.

Non è un caso, dunque, che in questi ultimi anni gli scienziati della complessità si siano focalizzati, quasi esclusivamente, sui sistemi adattivi complessi "alla Holland" rispetto ai "modelli non a rete", come quello proposto in questo lavoro. I CAS sono d'altronde ricchi, molto ricchi di fenomeni estremamente interessanti per chi osserva il mondo da una prospettiva "complessa".

Quello che però vorrei dimostrare, in questa parte conclusiva del mio lavoro, è che anche i modelli non-CAS possono risultare ricchi di spunti per le scienze della complessità.

Senza tuttavia dimenticare che, come dicevo poche righe fa, non esiste una definizione condivisa del termine Complex Adaptive System. E sarebbe così possibile prendere in prestito quanto detto, ad esempio, da Kevin Dooley, della Arizona State University, per far rientrare il modello qui presentato nella categoria dei CAS<sup>62</sup>:

*“A CAS behaves/evolves according to three key principles: order is emergent as opposed to predetermined, the system's history is irreversible, and the system's future is often unpredictable. The basic building blocks of the CAS are agents. Agents are semi-autonomous units that seek to maximize some measure of goodness, or fitness, by evolving over time. Agents scan their environment and develop schema representing interpretive and action rules. These schema are often evolved from smaller, more basic schema. These schema are rational bounded: they are potentially indeterminate because of incomplete and/or biased information; they are observer dependent because it is often difficult to separate a phenomenon from its context, thereby identifying contingencies; and they can be contradictory. Schema exist in multitudes and compete for survival.”*

Un'operazione del genere, sarebbe però un'inutile forzatura. Ma mi preme sottolineare, in questa breve digressione, come non sia casuale, a mio avviso, che in quanto teorizzato da Dooley non vi sia un esplicito riferimento ai sistemi multi-agente, indipendentemente dal fatto che gli agenti/organismi implementati artificialmente abbiano o meno la possibilità di interagire tra loro.

---

<sup>62</sup> K. Dooley; citazione tratta da: <http://www.eas.asu.edu/~kdooley/casopdef.html>.

Fenomeni complessi, infatti, possono essere originati anche da sistemi adattivi (che, proprio in virtù del fatto di essere in grado di far emergere fenomeni complessi, viene loro assegnata l'etichetta di "complessi") dove non entra in gioco la componente sociale. Il come questo possa accadere è quanto cercherò di spiegare nelle pagine seguenti.

## 5.2 Ecological Neural Networks e complessità

Anche una semplice rete neurale ecologica, come ad esempio quella che abbiamo utilizzato per modellizzare il sistema nervoso degli organismi delle simulazioni presentate in questo lavoro, può essere vista come un sistema complesso. Complessità che deriva in particolare da alcune caratteristiche:

*Impossibilità di prevedere il comportamento complessivo della rete, ovvero il valore di attivazione dei suoi neuroni di output al presentarsi di un certo pattern di input.* Mi rendo conto del fatto che questo punto possa essere controverso e presti effettivamente il fianco a facili critiche. Ciò che avviene all'interno di una rete neurale deriva infatti da precise quanto semplici regole matematiche che agiscono a livello locale. Quello che fa ciascun neurone (eccezion fatta per quelli di input) non è nient'altro che calcolare la somma pesata dei vari contributi ricevuti in ingresso ed applicare quindi a questa somma una certa funzione di trasferimento, prima di trasferire il risultato dell'elaborazione ad altri neuroni. Le regole d'interazione locali, nel momento in cui si definisce arbitrariamente l'architettura di una rete neurale, sono note a priori. Ma, in maniera più che proporzionale al crescere del numero di neuroni e di connessioni, diminuisce

l'immediatezza di "comprensione", da parte di un osservatore. Seppur in linea teorica, avendo ovviamente a disposizione tutti i dati necessari, sarebbe dunque possibile prevedere con esattezza l'output di una rete neurale, tale compito si rivela nella pratica impossibile. Ad esempio, già con una rete come quella provvista di circuito emozionale che abbiamo visto in precedenza, composta da 4 neuroni di input, 9+2 nello strato intermedio e 2 di output, il numero totale di connessioni sinaptiche che entrano in gioco è 76. Impossibile, per una mente umana "normale", riuscire a dedurre l'uscita della rete semplicemente osservando il pattern in ingresso. Il problema, benché analiticamente risolvibile, deve necessariamente essere affrontato attraverso tecniche risolutive "numeriche". In sostanza, anche il conoscere alla perfezione tutte le regole d'interazione locali non ci fornisce indicazioni utili per capire quale sarà il comportamento della rete nel suo complesso.

*Non-linearità delle interazioni che hanno luogo a livello locale.* Questa non è una caratteristica comune a tutte le reti neurali, dato che le funzioni di trasferimento dei singoli neuroni possono anche essere di tipo "puramente" lineare. Nella pratica, tuttavia, ciò che si fa solitamente è includere all'interno di una rete anche funzioni di trasferimento non-lineari. Tale abitudine nasce dai lavori pionieristici di Hornik, Stinchcombe e White<sup>63</sup>, che già nel 1989 dimostrarono come fosse possibile, attraverso un perceptrone multi-strato (MLP, multi-layer perceptron), purché dotato di una sufficiente quantità di unità neurali e con almeno un layer caratterizzato da funzioni di trasferimento non-lineari, approssimare qualsiasi tipo

---

<sup>63</sup> K. Hornik, M. Stinchcombe, H. White, "*Multilayer feedforward networks are universal approximators*".

di funzione. E la non-linearità è proprio una delle caratteristiche “classiche” dei sistemi complessi. E’ da essa, ad esempio, che si genera la cosiddetta “dipendenza sensibile dalle condizioni iniziali” e, da qui, il suo possibile effetto manifesto, ossia il “*butterfly effect*”<sup>64</sup>. Inoltre, la non-linearità accentua quanto sottolineato nel punto precedente, riguardo alla non-prevedibilità del comportamento complessivo della rete.

*Emergentismo e gerarchia di livelli.* Anche ammesso (ma non concesso) che quanto sottolineato nel primo punto sia fondamentalmente sbagliato e che il funzionamento di una rete neurale sia classificabile tra i fenomeni di tipo “deterministico” e “prevedibili” (una rete neurale, d’altronde, è un modello computazionale assolutamente deterministico in termini matematici, per quanto le sue “dimensioni” ne impediscano una comprensione immediata), la questione sulla “prevedibilità” può comunque essere spostata su di un altro piano. O meglio, parlando in termini gerarchici, su di un altro livello. Le reti neurali ecologiche utilizzate nell’ambito dell’Embodied Cognitive Science, oltre ad essere dotate di un certo livello di “fisicità” (embodiment), come conseguenza concreta di tale proprietà sono infatti caratterizzate dal fatto di essere situate all’interno di un certo contesto ambientale (situatedness). Il risultato delle interazioni che avvengono all’interno della rete neurale, ovvero la percezione dell’input sensoriale e la sua successiva elaborazione, si traducono, ad un livello “superiore”, in un comportamento motorio. Un comportamento emergente, generato da decine,

---

<sup>64</sup> Sul butterfly effect, si veda ad esempio Cristoforo Sergio Bertuglia, Franco Vaio, “*Non linearità, caos, complessità. Le dinamiche dei sistemi naturali e sociali*”.

centinaia o addirittura migliaia di interazioni che avvengono a livello locale, all'interno della rete.

Vale ancora il discorso fatto in precedenza. La corrispondenza tra output della rete neurale e risposta motoria dell'organismo è "hardwirata" da parte di chi progetta il modello simulativo. Dunque, pur non venendo ancora meno il rigido determinismo di fondo, vi è ad ogni modo un livello di complicazione aggiuntivo: se già era difficile riuscire a determinare l'output della rete neurale dato un qualsiasi pattern di input, ora è necessario fare anche qualcosa in più, ossia tradurre pure questo output nel corrispondente effetto motorio. Nel nostro modello, la gamma di comportamenti motori che può adottare l'organismo è molto semplice e limitata. Esso può infatti spostarsi in avanti di una casella, ruotare il corpo di 90° in senso orario, ruotare di 90° in senso anti-orario, oppure rimanere fermo. Essendo poi i neuroni di output di tipo booleano, l'opera di "traduzione" non è per niente difficile.

Ma immaginiamo di dover compiere l'operazione inversa. Saremmo in grado, osservato un certo comportamento dell'organismo, di risalire al pattern di attivazione dell'intera rete neurale che ha generato tale comportamento? La risposta questa volta è tanto secca quanto priva di ambiguità. No, non potremmo. Potremmo determinare in maniera molto semplice il pattern di attivazione delle unità di output, data la relazione di cui sopra, ma non quello delle unità intermedie. Svitati patterns d'attivazione dell'hidden layer, tutti più o meno diversi l'uno dell'altro, generano infatti il medesimo pattern di output. Ciò che fa la rete, d'altronde, è proprio operare una classificazione sui vari patterns di input e rispondere ad essi con il comportamento motorio più appropriato, previa

trasformazione dei valori in ingresso, attraverso relazioni di tipo non-lineare, in eterogenei patterns di attivazione delle unità nascoste. Ancora una volta, dunque, quello descritto è un classico esempio di fenomeno dove anche la perfetta conoscenza di ciò che accade in maniera manifesta ad un certo livello (in questo caso, il comportamento motorio), non ci fornisce informazioni precise, ma solo qualche indicazione di massima, su ciò che accade a livello più basso (ossia, all'interno della rete neurale). Al tempo stesso, anche il conoscere alla perfezione il meccanismo di funzionamento delle interazioni che avvengono a livello locale, internamente alla rete, non ci dice molto sul comportamento motorio dell'organismo, che "emerge" come fenomeno complesso.

Questo, per ciò che riguarda le caratteristiche tali da rendere una rete neurale embodied un sistema complesso. Ma nel nostro lavoro vi sono anche un altro paio di implicazioni, potenzialmente interessanti nell'ottica della complessità, che andrò ora ad illustrare. Per trattare dei punti che seguono (e questo è il motivo per il quale ho preferito separarli concettualmente dai precedenti), occorre però abbandonare la prospettiva della singola rete neurale e considerare come "sistema" l'intera popolazione di reti neurali che evolve attraverso algoritmo genetico.

*Causalità circolare.* Nel paragrafo precedente abbiamo già accennato a questo concetto, le cui origini sono riconducibili alla cibernetica<sup>65</sup>, con riferimento alla

---

<sup>65</sup> Alla pagina <http://sistemicomplexi.humnet.unipi.it/lezioni2.htm>, per esempio, si dice: "In sintesi, alcuni caratteri della cibernetica (scienza della comunicazione e del controllo negli animali e negli uomini, secondo la prima definizione che ne fu data da Wiener): (a) venir meno della concezione lineare della causalità; (b) studio di cicli causali con rientri, feedback positivi o

singola rete neurale ecologica. Se osserviamo il nostro lavoro da una prospettiva più ampia, indagando il rapporto che c'è tra il singolo organismo e la popolazione cui appartiene, possiamo però individuare un ulteriore tipo di causalità circolare.

Nel modello sviluppato, il comportamento dell'organismo, inteso come sequenza di azioni motorie che lo portano a perseguire un certo obiettivo, viene valutato dall'algoritmo genetico, che attribuisce alla sua performance una valutazione quantitativa. Se la valutazione ottenuta dal singolo organismo risulta essere relativamente migliore rispetto a quelle fatte registrare dai suoi conspecifici, l'architettura neurale si riproduce, diffondendosi nella generazione successiva. In caso contrario, l'architettura incriminata scompare dalla popolazione. L'agire dell'organismo su di una certa scala temporale, quella della sua vita, ha dunque ripercussioni che si manifestano su dimensioni temporali più ampie, quali sono quelle dell'evoluzione genetico/biologica della sua specie. Un organismo con un particolare "modo di comportarsi", che nel momento in cui vive risulta essere il più "adatto" all'ambiente, condiziona il futuro evolversi della specie cui appartiene. Il singolo organismo, in altri termini, è in grado di influenzare la traiettoria evolutiva della sua intera specie. Ma, alle generazioni successive, sono proprio queste nuove proprietà della specie ad influenzare lo schema comportamentale degli organismi. La relazione causale non è dunque di tipo meramente lineare, ma piuttosto circolare.

Discorso analogo potrebbe essere fatto anche se, in aggiunta all'algoritmo genetico, l'evoluzione comportamentale degli organismi procedesse con il ricorso

---

*negativi; (c) studio di cicli causali ricorsivi, anelli (loop); (d) emergenza (emergence) di organizzazioni e strutture; (e) omeostasi (relazione sistema/ambiente). La cibernetica di secondo grado (von Foerster e Margaret Mead): riguarda i sistemi che osservano (conoscere la conoscenza, comunicare sul comunicare, eccetera)."*

ad algoritmi di apprendimento per rinforzo. A mutare sarebbe soltanto la scala temporale di riferimento, con l'aggiunta di un ulteriore livello di complessità. In quel caso, infatti, i singoli individui, nel corso della loro vita, in una prima fase imparerebbero dai loro "maestri", per poi comportarsi nel modo appreso con l'aggiunta di qualche, più o meno significativa, differenza rispetto allo schema appreso. Le performance dei singoli organismi, mediate dal ruolo dei maestri durante la fase di apprendimento, determinerebbero la convergenza genetica della popolazione verso un certo schema comportamentale, il quale, una volta affermatosi, influenzerebbe il comportamento dei singoli.

*Resilience.* Una rete neurale, una volta "evoluta"<sup>66</sup>, risulta essere estremamente sensibile ad eventuali modifiche, anche leggere, dei pesi sinaptici che la caratterizzano. In generale, questa sensibilità alle perturbazioni diviene tanto più marcata quanto più la rete si "specializza" nell'esecuzione del/dei task cui è dedicata<sup>67</sup>. Le mutazioni, d'altro canto, sono il meccanismo fondamentale su cui si basano gli algoritmi evolutivi. E' soltanto attraverso modifiche, casuali o "direzionate" che siano, dell'architettura globale e/o dei singoli pesi sinaptici, che si manifestano i progressivi miglioramenti di performance delle reti neurali. Il risultato concreto, però, è che il singolo organismo risulta essere estremamente "fragile": il suo comportamento, anche e soprattutto se molto efficiente, può rivelarsi del tutto inadeguato da un momento all'altro, in seguito ad un cambiamento anche apparentemente irrilevante del suo sotto-sistema neurale Ma

---

<sup>66</sup> Il termine "evoluto" viene messo tra virgolette, per sottolineare come si stia facendo riferimento indipendentemente al fatto che si sia trattato di evoluzione genetico/biologica oppure di apprendimento in vita.

<sup>67</sup> Questo aspetto è stato evidenziato con dovizia di particolari nel capitolo 4, quando ci siamo soffermati ad analizzare l'impatto del rumore sull'evoluzione genetica.

così non è per l'intera popolazione, per il sistema nel suo complesso. L'evoluzione biologica, infatti, non ha luogo tanto su scala individuale, quanto piuttosto al livello dell'intera popolazione. Così, se nel passaggio da una generazione all'altra alcuni schemi comportamentali possono scomparire, altri, prima più inefficienti, possono perfezionarsi, prendendo il loro posto. In questo modo, i comportamenti efficienti non scompaiono interamente dalla popolazione. Il sistema, in altri termini, è robusto.

### **5.3 Il comportamento individuale visto come un processo dinamico risultante da sequenze di micro-interazioni**

Chiusa la parte relativa al rapporto tra reti neurali e complessità, andiamo ora ad indagare più nel dettaglio perché il comportamento possa essere visto come un fenomeno emergente.

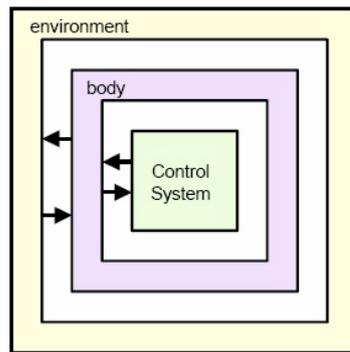
Nolfi, in un suo recente lavoro<sup>68</sup>, definisce il comportamento come un processo dinamico risultante dalle interazioni, di carattere non-lineare, tra un agente (naturale od artificiale che sia), il suo corpo e l'ambiente esterno (incluso in questo senso anche l'ambiente sociale). Ad ogni singolo istante, la struttura dell'ambiente e soprattutto le sue relazioni con l'agente influenzano il corpo di quest'ultimo (ovvero la sua percezione relativa all'ambiente) e di conseguenza la sua risposta motoria. La risposta motoria dell'organismo può produrre, a sua volta, dei cambiamenti nella struttura dell'ambiente o comunque una differente relazione tra questo e l'agente, innescando una sequenza di azioni aventi una

---

<sup>68</sup> S. Nolfi, *Behaviour as a Complex Adaptive System: On the role of Self-Organization in the Development of Individual and Collective Behaviour*.

dimensione per così dire “storica” ed in cui ciascuna di esse è sempre influenzata dall’azione precedente.

Tale definizione è ben sintetizzata dallo schema che segue:



**Figura 120** – Schema delle determinanti del comportamento di un organismo. Sono evidenziate sia le relazioni tra il corpo e l’ambiente, sia quelle tra corpo e “sistema di controllo”.

Il prodotto di queste sequenze di interazioni “fine-grained” è un processo dinamico: il comportamento. In esso, il contributo dei diversi aspetti (l’agente, il corpo e l’ambiente) non può essere considerato separatamente. Ciò implica che anche una completa conoscenza degli elementi che governano le interazioni non fornisce che un piccolo contributo alla comprensione del comportamento emergente dalle interazioni. Il termine “emergente”, in questo caso, è utilizzato nel senso “tradizionale” della complessità, allo scopo di indicare una proprietà risultante da una sequenza di interazioni che possono essere difficilmente predette o inferite da un osservatore esterno anche in possesso di una conoscenza completa degli elementi interagenti e delle regole che governano le interazioni.

La relazione che vi è tra le regole di interazione ed il comportamento risultante è ulteriormente complicata dal fatto che, quando le interazioni sono di tipo non-lineare, modifiche anche minime delle regole d'interazione “di basso livello” possono tradursi in forme molto differenti di comportamento, per via dell'azione di effetti cumulativi ed amplificativi.

#### 5.4 L'esigenza di utilizzare metodologie di progettazione self-organizing

La definizione di comportamento adottata da Nolfi implica che i “sistemi behaviourali”, quali ad esempio i robots in grado di muoversi in maniera autonoma o gli organismi visti in questo lavoro, siano estremamente difficili da disegnare, da progettare, muovendosi dalla prospettiva di un osservatore esterno. Essi possono pertanto venire sviluppati in maniera più efficiente facendo ricorso a metodi di auto-organizzazione (i metodi evolutivi, ad esempio, appartengono a pieno titolo a tale categoria), i quali permettono di far evolvere proprietà behaviourali emergenti dall'interazione tra gli agenti, i loro corpi e l'ambiente esterno.

Da una prospettiva ingegneristica, la complessa natura del comportamento è il motivo per cui i metodi tipici dell'intelligenza artificiale, basati su una sorta di “progettazione esplicita”, risultano essere inadeguati per lo sviluppo di sistemi behaviourali. L'inadeguatezza di queste metodologie di design deriva dal fatto che esse richiedono, da parte del progettista, la capacità di inferire tutte quelle regole che governano le interazioni tra l'agente e l'ambiente e che nel loro insieme

conducono al comportamento desiderato. Sfortunatamente però, come abbiamo già sottolineato, le proprietà del comportamento che emergono da una sequenza di interazioni “fine-grained” (e non necessariamente lineari) tra l’agente e l’ambiente non possono, di fatto, essere inferite.

In luogo delle metodologie di design esplicito deve pertanto essere preferito il ricorso a strategie di progettazione self-organizing. Il vantaggio consiste nel fatto che esse non richiedono di identificare le regole che governano tutte le micro-interazioni. Si tratta, in sostanza, di metodologie più semplici, che appoggiandosi su un processo evolutivo e/o di apprendimento, nel quale le regole che governano le interazioni, inizialmente definite in maniera del tutto casuale, vengono progressivamente modificate mediante il ricorso a meccanismi di mutazione casuale e selezione, arrivano a far evolvere il comportamento desiderato in maniera molto più semplice e soprattutto precisa<sup>69</sup>.

### **5.5 Un ulteriore livello di complessità: il comportamento collettivo**

Lo stesso schema che abbiamo appena delineato con riferimento al comportamento individuale, può essere facilmente esteso anche al comportamento collettivo di un insieme di agenti. Possiamo infatti definire il comportamento collettivo come un processo dinamico risultante non solo dalle interazioni fine-grained tra gli agenti, i loro corpi e l’ambiente esterno, ma anche tra gli stessi

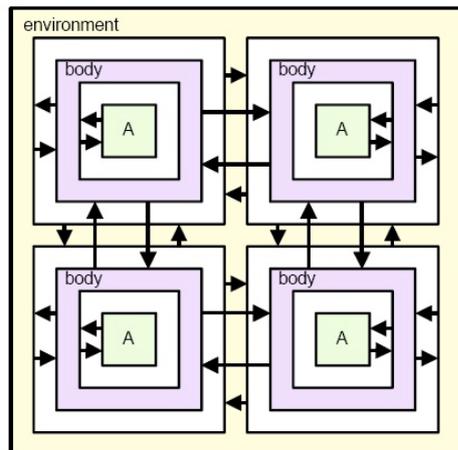
---

<sup>69</sup> Sull’importanza di adottare metodologie di progettazione self-organizing al posto di quelle di design esplicito, si veda anche Steve Grand, “*Life. Creation and how to make it*”, con particolare riguardo al capitolo 5, “*The importance of being emergent*”.

agenti, i quali hanno più o meno direttamente la capacità di influenzarsi l'un l'altro.

Il fatto che il comportamento collettivo, rispetto a quello individuale, emerga da uno spettro più ampio di interazioni fine-grained implica che la relazione tra le regole che governano le singole interazioni ed il comportamento risultante è ancora più indiretta e più difficile da inferire.

Il quadro, così come si può vedere nella schematizzazione grafica proposta qui sotto, si complica in maniera esponenziale:



**Figura 121** – Schema delle determinanti del comportamento di un organismo che vive all'interno di un ambiente sociale (caratterizzato dalla presenza di altri 3 conspecifici). Sono evidenziate sia le relazioni tra il corpo e l'ambiente, sia quelle tra corpo e "sistema di controllo", nonché tra corpo di un organismo e corpo degli altri organismi.

Nello specifico, infatti, non solo il comportamento individuale può essere arduo da inferire o da predire sulla base delle regole che governano le interazioni tra gli agenti, il loro corpo e l'ambiente esterno (come abbiamo visto nei paragrafi

precedenti), ma anche il comportamento a livello del gruppo può essere estremamente complicato da inferire o predire sulla base dell'osservazione dei soli comportamenti individuali. Non bisogna inoltre trascurare l'importanza degli effetti che le dinamiche di gruppo hanno sul comportamento individuale.

Per queste ragioni, il problema di disegnare le regole di interazione che conducono ad un certo comportamento collettivo desiderato può essere estremamente difficile anche nei casi più semplici. La situazione è, come abbiamo detto, ancora più complicata (complessa) rispetto al caso del comportamento individuale. Ancora una volta, però, questo livello di complessità non costituisce un problema per i metodi di progettazione di tipo self-organizing. Al contrario. Con il ricorso a metodi auto-organizzanti, l'ampio numero di interazioni che entrano in gioco tra i diversi elementi può aumentare le probabilità di individuare soluzioni parsimoniose (dal punto di vista della complessità delle regole che governano le interazioni) sfruttando proprietà behaviourali emergenti del sistema nel suo complesso.

Il fatto che il comportamento (anche nei casi più semplici, quali possono essere il toccare un oggetto, oppure spostarsi all'interno di una certa zona) sia una proprietà osservabile soltanto ad una scala temporale macro (nel range di secondi o minuti), mentre le interazioni che in ultima analisi lo determinano avvengono su scale temporali micro (nell'ordine dei millisecondi) implica che il comportamento emerge da un ampio numero di interazioni non-lineari, non soltanto nel caso del comportamento collettivo, ma anche nel caso del comportamento individuale. Il

comportamento è sempre il risultato di una sequenza di interazioni fine-grained, distribuite nel tempo, ed eventualmente anche di un certo numero di interazioni concorrenti tra i diversi agenti, spazialmente distribuiti.

Il quadro può venire ulteriormente complicato se consideriamo che il comportamento può essere visto anche come una serie di processi emergenti dinamici, gerarchicamente organizzati, che si influenzano l'un l'altro, sia in maniera bottom-up, sia con modalità di tipo top-down.

Più precisamente:

- interazioni tra le proprietà emergenti da una sequenza di interazioni fine-grained possono portare a proprietà emergenti di livello ancora più alto (le quali, tipicamente, si estendono su scale temporali più ampie rispetto a quelle delle proprietà emergenti/interagenti);
- proprietà di più alto livello possono influenzare le interazioni tra le proprietà di più basso livello.

## Conclusioni

Il lavoro di cui sono stati presentati i risultati all'interno di questo elaborato è parte di uno sforzo di più ampia portata. Fino ad oggi, nel campo dell'Artificial Life, la maggior parte degli studi volti ad indagare il comportamento degli organismi è stata condotta attraverso la creazione di semplici organismi artificiali impegnati ad eseguire singoli compiti, estremamente specifici. Compiti la cui esecuzione richiede solitamente la scomposizione del problema principale in diversi sotto-compiti, gerarchicamente organizzati o meno, ma tutti comunque finalizzati al raggiungimento dell'obiettivo "globale" prefissato.

Ad esempio, in un ambiente come quello di cui si è discusso in questa Tesi, in assenza del predatore un organismo ha un solo compito da svolgere: raccogliere cibo. Tale compito può essere suddiviso in vari task gerarchicamente sequenziali: ruotare il corpo nella direzione più appropriata, fare uno o più passi in avanti, ruotare nuovamente il corpo, ecc... Tutti task funzionali al medesimo obiettivo: raccogliere cibo.

Questa metodologia di ricerca, focalizzata sul perseguimento, da parte degli organismi, di un singolo obiettivo, ha prodotto (e continua a produrre) risultati estremamente interessanti, solide basi per i futuri sviluppi nell'intero campo delle scienze cognitive. Ma altrettanto importante, per arrivare un giorno a comprendere in tutto e per tutto il funzionamento della mente umana, è riuscire a compiere un ulteriore passo in avanti.

E' esperienza quotidiana, per qualsiasi persona, il provare conflitti motivazionali. Avere, in un dato momento, motivazioni tra loro contrastanti, che spingono ad adottare un certo tipo di comportamento piuttosto che un altro. Comportamenti che sono, solitamente, mutuamente esclusivi. L'adozione di un certo comportamento può portare a soddisfare una certa motivazione, ma al tempo stesso impedire di adottare un comportamento differente, il quale avrebbe potuto soddisfare una diversa motivazione. Gli esseri viventi, l'uomo (quale esponente più complesso di questa classe) in particolare, sono costantemente alle prese con dei conflitti motivazionali. Devono continuamente operare una scelta tra le diverse motivazioni (numerossime nel caso degli esseri umani) che intendono perseguire, prima di adottare (o non adottare) un qualsiasi comportamento. Ad entrare in gioco, in tutti questi casi, sono due aspetti della psiche ai quali viene solitamente fornita scarsa attenzione dalle "classiche" simulazioni di Vita Artificiale: la motivazione, come appare evidente dal discorso fatto sinora, ma anche l'attenzione. O, meglio ancora, il prodotto derivante dall'interazione tra questi due aspetti: il meccanismo di attenzione selettiva. E' ampiamente dimostrato, infatti, che la percezione sensoriale influenza lo stato motivazionale: vedere una pizzeria, quando si è affamati, accentua la sensazione di fame. Al tempo stesso vale il contrario, ossia che un certo stato motivazionale condiziona il modo in cui vengono percepiti gli stimoli esterni: un organismo bisognoso di cibo tenderà ad ignorare gli stimoli percettivi incongruenti con il suo stato motivazionale interno, focalizzandosi su quelli che possono invece giocare un ruolo positivo nel soddisfare la sua fame.

Ed è proprio un meccanismo di attenzione selettiva quello che evolve nelle simulazioni descritte in questo lavoro. Nel momento in cui all'interno dell'ambiente appare il predatore, gli organismi smettono di preoccuparsi di raccogliere cibo (ignorano, di fatto, quella parte dell'informazione sensoriale) e concentrano la loro attenzione sulla posizione della "fonte del pericolo" (la parte rimanente della percezione proveniente dall'ambiente), elaborando la risposta comportamentale più adatta, ovvero la fuga. In questo caso, il comportamento adottato dagli organismi è pressoché analogo a quello che essi adotterebbero nel caso in cui il cibo fosse del tutto assente dall'ambiente.

Quando il predatore è presente, il conflitto motivazionale che gli organismi vivono, se di vero e proprio conflitto motivazionale si può parlare, viene immediatamente risolto a favore del comportamento di fuga. Nonostante essi potrebbero tranquillamente ignorare il predatore e continuare a focalizzare le loro risorse cognitive sul compito di raccogliere cibo, tale modo d'agire non risulterebbe vantaggioso per gli organismi, poiché il danno procurato da una cattura risulta essere, pur nelle diverse varianti della simulazione che sono state elaborate, decisamente superiore rispetto al beneficio che è possibile trarre dal raccogliere un'unità di cibo.

In generale, l'informazione riferita all'importanza relativa delle singole motivazioni è contenuta all'interno della cosiddetta "struttura motivazionale" di un organismo. Si tratta evidentemente di una struttura dinamica, che varia parallelamente al processo di sviluppo/crescita dell'organismo ed anche a seconda

del contesto, fisiologico ed ambientale. In un modello simulativo sviluppato su base esclusivamente genetica come quello qui presentato (dove, in sostanza, non ha luogo un apprendimento culturale, in vita), la struttura motivazionale degli organismi che evolvono è fissata, sin dalla prima generazione, attraverso la formula di fitness. Sulla quale, come abbiamo osservato, gioca un ruolo molto importantissimo il parametro *capture damage*, che indica, in maniera quantitativa, l'ammontare del danno che il predatore procura all'organismo in caso di cattura. Ovvero, indica quanta "importanza", motivazionalmente parlando, l'organismo deve attribuire ad una eventuale cattura da parte del predatore. A seconda del valore di questo parametro, si è infatti osservato che gli organismi si comportano in maniera differente, ignorando in maniera più o meno netta l'informazione sensoriale proveniente dal cibo nel momento in cui all'interno dell'ambiente compare il predatore.

Come si può facilmente immaginare, sarebbe un compito oltremodo difficile quello di riuscire a definire aprioristicamente l'intera struttura motivazionale di un organismo, includendo al suo interno tutte le variabili che, in ogni dato momento, ne determinano il comportamento. Ancor più arduo sarebbe il riuscire a trovare il "giusto peso" da assegnare a ciascuna di queste componenti. Ma non va dimenticato che, d'altronde, le simulazioni devono necessariamente rimanere delle rappresentazioni semplificate del mondo reale. Esse non devono cadere nella tentazione di diventare fotocopie della realtà, o perderebbero ogni utilità, ricreando un fenomeno complesso e del tutto indecifrabile come quello che già abbiamo sotto ai nostri occhi (sebbene lo ricostruirebbero ipoteticamente in una

maniera assolutamente “quantitativa”, risolvendo così uno dei principali problemi che affligge la psicologia moderna, ossia la difficoltà nel “quantificare” fenomeni individuali che sono, per loro stessa natura, quanto di più soggettivo possa esistere).

Le simulazioni possono al contrario servirci per ricreare quei meccanismi basilari che poi, complicati con l’aggiunta di tutte le componenti che nella realtà esercitano una certa influenza, determinano il modo d’agire degli esseri viventi.

Esattamente come il meccanismo di attenzione selettiva che si è ricreato alla perfezione nella simulazione in esame.

O come l’evidente efficienza messa in mostra da parte di un’architettura neurale nella quale esiste un circuito, relativamente semplice, specializzato nell’elaborazione di una particolare categoria di stimoli dal valore per così dire “emotivo”.

## Bibliografia

Balkenius C., *Motivation and Attention in an Autonomous Agent* (in Sloman, A. (Ed.), Proceedings of the Workshop on Architectures Underlying Motivation and Emotion (WAUME '93). Birmingham: University of Birmingham, 1993);

Balkenius C., *Attention, Habituation and Conditioning: Toward a Computational Model* (Cognitive Science Quarterly, 1 (2), 171-214);

Mitchell M., *An introduction to Genetic Algorithms* (Cambridge MA, MIT Press, 1998);

Floreano D., Mattiussi C., *Manuale sulle Reti Neurali* (Bologna, Il Mulino, 2002);

Cecconi F., Parisi D., *Neural Networks with Motivational Units* (in J.A. Meyer, H. Roitblat, S.W. Wilson (eds), From Animals to Animats 2: proceedings of the Second International Conference on Simulation of Adaptive Behavior. MIT Press/Bradford Books, 1992);

Lund H.H., Parisi D., *Generalist and Specialist Behavior Due to Individual Energy Extracting Abilities* (in Proceedings of Artificial Life V. MIT Press/Bradford Books, 1996);

Parisi D., *Mente. I nuovi modelli della vita artificiale* (Bologna, Il Mulino, 1999);

Parisi D., *Simulazioni. La realtà rifatta nel computer* (Bologna, Il Mulino, 2001);

Parisi D., *Una nuova mente* (Torino, Codice, 2006);

Plunkett K., Elman J.L., *Exercises in Rethinking Innateness. A Handbook for Connectionist Simulations* (MIT Press/Bradford Books, 1997);

Nolfi S., Pedone R., Parisi D., *How noise helps generalization in feed-forward networks* (in E.R. Caianiello (ed.), Neural Nets Wirm Vietri-92: Fifth Italian Workshop. Singapore, World Scientific, 1992, pp. 133-139);

Miglino O., Pucci F., Cardaci M., Parisi D., *Evolvine ability to respond in time in populations of recurrent networks* (in E.R. Caianiello (ed.), Neural Nets Wirm Vietri-92: Fifth Italian Workshop. Singapore, World Scientific, 1992, pp. 118-123);

Nolfi S., Parisi D., *Neural Networks in an Artificial Life Perspective* (in W.Gerstner, A.Germond, M.Hasler, and J.D.Nicoud (Eds.) Artificial Neural Networks (ICANN97). Proceedings of the 7th International Conference on Artificial Neural Networks. Berlin: Springer Verlag, 1997, pp. 733-738);

- Nolfi S., Parisi D., *Evolution of Artificial Neural Networks* (in M. A. Arbib, Handbook of brain theory and neural networks, Second Edition (pp. 418-421). Cambridge, MA: MIT Press, 2002);
- Emmeche C., *Il giardino nella macchina. La nuova scienza della Vita Artificiale* (Torino, Bollati Boringhieri, 1996);
- Castelfranchi Y., Stock O., *Macchine come noi. La scommessa dell'intelligenza artificiale* (Bari, Laterza, 2003);
- Parisi D., *Motivation and attention in robots* (Draft, 2007);
- Parisi D., *Mental robotics* (Draft, 2006);
- Ruini F., Parisi D., *Towards a robotic model of depression* (Draft, 2007);
- Anolli L., Legrenzi P., *Psicologia generale* (Bologna, Il Mulino, 2006);
- Crossman A.R., Neary D., *Neuroanatomy. An illustrated colour text* (Churchill Livingstone Elsevier, 2005);
- Bear M.F., Connors B.W., Paradiso M.A., *Neuroscience. Exploring the Brain* (Lippincott Williams & Wilkins, 2007);
- Grand S., *Creation. Life and how to make it* (Phoenix, 2001);
- Casti J.L., *Would be worlds. How Simulation is Changing the Frontiers of Science* (John Wiley & Sons Inc, 1996);
- McCulloch W., Pitts, W., *A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity*. (Bulletin of Mathematical Biophysics, 1943, 7:115 – 133);
- Massera G., *Robotica Evolutiva: un approccio distribuito per il controllo di un robot insettoide* (Tesi di Laurea, Università degli Studi di Roma “La Sapienza”, Facoltà di Scienze MMFFNN, AA 2002/03);
- Bertuglia C.S., Vaio F., *Non linearità, caos, complessità. Le dinamiche dei sistemi naturali e sociali* (Bollati Boringhieri, 2005);
- Ingrassia S., Davino C. (a cura di), *Reti neurali e metodi statistici* (FrancoAngeli, 2002);
- Rondanini P., *Esempi applicativi di Algoritmi Genetici* (Milano, CUSL, 2003);
- Chipperfield A., Fleming P., Pohlheim H., Fonseca C., *Genetic Algorithm Toolbox for Use with MATLAB* (MATLAB documentation, v.1.2);

Nesse R.M., *Proximate and evolutionary studies of anxiety, stress and depression: synergy at the interface* (Neurosci Biobehav Rev 1999; 23:895–903);

Galli M., *Modelli statistici geneticamente evoluti* (Tesi di Laurea, Università degli Studi di Modena e Reggio Emilia, Facoltà di Economia, AA 1998/99);

Parisi D., *Sulla scienza cognitiva* (in Sistemi Intelligenti, Anno XIV, n.1, Il Mulino, 2002);

Parisi D., *Robot Futuri* (in Sistemi Intelligenti, Anno XVIII, n.1, Il Mulino, 2006);

Marina J.A., *Il fallimento dell'intelligenza. Teoria e pratica della stupidità* (Milano, Longanesi, 2006);

Knez I., Niedenthal S., *Affect in digital game worlds: A self-reported evaluation tool within a multi-disciplinary research context*:

<http://www.sics.se/interaction/wp9ws/doc/Knez-wp9ws.pdf>;

Arkin R.C., *Moving Up the Food Chain: Motivation and Emotion in Behavior-Based Robots* (in *Who Needs Emotions? The Brain Meets the Robot*, MIT Press, 2004);

Zapponi G.A., *Evolution, Complexity, Individual, Struggle and Co-Operation for Life*:

<http://www.biomod.org/complexity2004/zapponi.pdf>;

Breazeal C., *Function meets Style: Insights from Emotion Theory Applied to HRI* (Systems, Man and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, IEEE Transactions on Volume 34, Issue 2, May 2004 Page(s): 187 - 194);

Breazeal C., Brooks R., *Robot Emotion: A Functional Perspective* (in *Who Needs Emotions? The Brain Meets the Robot*, MIT Press, 2004);

Parisi D., *Motivation in Artificial Organisms* (in Machine Learning and Perception, edited by G. Tascini, F. Esposito, V. Roberto, and P. Zingaretti (Singapore: World Scientific), pp. 3-19, 1996);

Nesse R.M., *Computer Emotions and Mental Software* (in Social Neuroscience Bulletin Vol. 7, No.2, Spring 1994, pp. 36-37);

Gould S.J., *Quando i cavalli avevano le dita. Misteri e stranezze della natura* (Milano, Feltrinelli, 2006);

Hawkins J., *On Intelligence* (New York, Henry Holt, 2004);

Baldassarre G., *Introduzione alle reti neurali*:

<http://gral.ip.rm.cnr.it/baldassarre/elementiinformatica/Baldassarre-IntroduzioneAlleRetiNeurali.doc>;