

Università degli Studi "La Sapienza" di Roma

Facoltà di Psicologia

Corso di Laurea in Psicologia Generale e Sperimentale

*Tesi di Laurea in
Teorie e Sistemi di Intelligenza Artificiale*

Cesare Bianchi

***Complessità e dimensione delle reti neurali
Fattori a confronto nell'emergenza di comportamenti
intelligenti***

Relatore:

Chiar.mo Prof. Alessandro Londei

Correlatore:

Chiar.ma Prof.sa Marta Olivetti Belardinelli

Anno Accademico 2004-2005

Sessione invernale

Matricola: 15188291

Ai miei nonni.

Sommario

Sommario	5
Introduzione	9
<i>Oggetto di studio</i>	<i>11</i>
<i>Struttura dell'elaborato</i>	<i>14</i>
<i>Alcune note</i>	<i>16</i>
Studi sulle variazioni di complessità e massa del cervello nell'evoluzione delle specie	19
<i>Studi comparativi su vari vertebrati</i>	<i>26</i>
Specie murine	26
Specie aviarie	28
Cetacei	29
Comparazione di varie specie	30
<i>Studi comparativi tra primati</i>	<i>32</i>
<i>Studi comparativi tra uomini</i>	<i>34</i>
<i>Teorie esplicative</i>	<i>38</i>
<i>Conclusioni</i>	<i>42</i>
Basi teoriche della ricerca sperimentale condotta	45
<i>Informazione, Complessità e Coscienza</i>	<i>47</i>
Integrazione e Complessità Neurale	47
Complessità di Abbinamento (Matching Complexity)	51
Misure strutturali delle reti	52
Informazione Effettiva (Effective Information) e Integrazione dell'Informazione (Information Integration)	55
Complessità, Organizzazione e Coscienza	59
Altri studi sulla Complessità	61
<i>Intelligenza o Intelligenze</i>	<i>64</i>
<i>Reti Neuronal e Robotica Evolutiva</i>	<i>66</i>
Architetture di Reti Neuronal	67
Evoluzione ed Algoritmi Genetici	71
Il robot Khepera	73
<i>Conclusioni</i>	<i>74</i>
Esperimenti, Analisi e Risultati	77
<i>Materiale usato negli esperimenti</i>	<i>80</i>

Hardware	80
Software	80
<i>Il simulatore YAKS</i>	<i>81</i>
Implementazione del modello di rete di Elman	82
Compito, Ambiente e Fitness	84
Simulazione e salvataggio dei dati	87
<i>Gli esperimenti condotti</i>	<i>90</i>
Esperimento 1: Navigazione nel labirinto	90
Esperimento 2: Ricerca delle fonti di luce	92
Esperimento 3: Ricerca di fonti di luce in un labirinto	95
Esperimento 4: Spostamento di oggetti verso una fonte di luce	97
<i>Calcolo delle misure di complessità</i>	<i>104</i>
<i>L'analisi dei dati</i>	<i>107</i>
Relazione tra la numerosità di neuroni e la fitness	107
Relazioni tra le misure di complessità e la fitness	109
Confronto dei risultati tra i diversi esperimenti	111
<i>Discussione</i>	<i>114</i>
<i>Conclusioni</i>	<i>117</i>
Ringraziamenti	121
Bibliografia	123

- 1. A robot may not harm a human being, or, through inaction, allow a human being to come to harm.*
- 2. A robot must obey the orders given to it by human beings, except where such orders would conflict with the First Law.*
- 3. A robot must protect its own existence, as long as such protection does not conflict with the First or Second Law.*

I. Asimov, *Runaround*, originariamente pubblicato su *Astounding Science Fiction*, Street & Smith, NYC, 1942; incluso in *I, Robot*, Doubleday, NYC, 1951

Introduzione

Chiunque si occupi di robotica ha probabilmente nel proprio bagaglio culturale i robot di Asimov e le tre leggi che li governano. Allo stato attuale, di quelle tre leggi, l'unica che si riesce quasi sempre ad attuare è la terza; la seconda funziona solo in alcuni casi fortunati, e per quanto riguarda la prima, le capacità cognitive dei robot sono ancora talmente scarse da non essere neanche in grado di riconoscere un oggetto animato da uno inanimato, figuriamoci quindi classificarlo come essere umano.

Ma quando Asimov concepì quelle tre leggi, lo fece di sicuro per altri scopi e su altre basi: i robot (termine coniato nel 1920 - da "rabotnik", cioè "servo" o "schiavo" - dallo scrittore ceco Čapek nella sua commedia R.U.R., che indicava non delle macchine ma degli esseri organici creati a partire dagli uomini ma eliminando tutte le "funzioni non necessarie" - insomma una denuncia della deumanizzazione della classe operaia, più che un lavoro di fantascienza) erano stati fino ad allora protagonisti malvagi di racconti tragici, in cui si ribellavano contro i loro creatori, con esiti quasi sempre scontati.

Nient'altro che un mito già ampiamente utilizzato, e rivisto in chiave fantascientifica.

Le tre leggi, in tale panorama, erano una totale novità e aprirono nuove prospettive, tanto che quasi ogni scrittore di fantascienza le diede poi per scontate, o si sentì in dovere di specificare in qualche modo che i suoi robot rispondevano a leggi differenti.

Immaginiamo anche che Asimov si sia ispirato all'allora nuova disciplina psicanalitica, tanto che spesso per i suoi robot parla di forze in contrasto, pulsioni, dinamiche:

insomma una ricca vita mentale, a tratti quasi emotiva (benché, ovviamente, un assunto quasi mai infranto nella fantascienza è che i robot non possano provare emozioni). Non avendo idea di come potesse funzionare un cervello artificiale (per il quale conia il

termine "positronico", cioè a base di positroni: cosa che ci lascia comunque al punto di partenza) non poteva che ispirarsi al funzionamento del nostro, e la psicanalisi era un'ottima fonte di ispirazione, tanto che la protagonista delle sue storie altri non è che... una psicologa.

Insomma, sin dalle origini, il compito di comprendere i robot è stato affidato a noi psicologi, ed è con onore che accettiamo questa eredità, e ci proponiamo di far uso della robotica e dell'intelligenza artificiale per scoprire qualcosa di nuovo su di noi e sul nostro cervello. O almeno, visti i limiti che l'attuale tecnologia ci impone, se non sul nostro, su cervelli molto più semplici, nella speranza che in futuro si potranno studiare sistemi più grandi, e nell'ipotesi che anche a scale molto differenti vigano gli stessi principi di base.

I robot di cui faremo uso sono solo simulati, per risparmiare tempo e risorse, ma si basano su un modello realmente esistente e ampiamente utilizzato: il robot Khepera. Molto differente dalla forma antropomorfa cui la fantascienza ci ha abituati, è composto da otto sensori infrarossi e due ruote laterali, libere di ruotare in entrambi i sensi così da permettere ogni tipo di spostamento. Un sistema nato e utilizzato per semplici esperimenti di navigazione in ambienti semplici, composti da muri, ostacoli ed oggetti, e che permette di testare controllori di vario tipo, tra cui, in primis, le reti neurali. Sui robot Khepera è stato scritto molto e fatto molto, per cui ci sono sembrati i candidati ideali su cui sperimentare, ma l'uso che ne abbiamo fatto è innovativo: non ci ha interessato tanto costruire nuovi modelli di reti, esperimenti più o meno complessi, quanto usare questo strumento per verificare un'ipotesi che per anni ci aveva incuriosito e interessato.

Oggetto di studio

L'ipotesi in questione è che ad influire sull'intelligenza di un sistema neurale non è solo la sua grandezza (diremmo "massa cerebrale") ma anche la sua complessità. E' una credenza radicata che le persone più intelligenti abbiano cervelli più grandi (ed in parte è stata anche verificata - si veda il secondo capitolo) o che vi sia un "lobo dell'intelligenza", ma raramente ci si è posto il problema se la complessità del suo funzionamento potesse variare e quanto tali variazioni influiscano sull'intelligenza.

Mentre il rapporto tra massa cerebrale e intelligenza è stato da sempre oggetto di studio e dibattito, il rapporto tra complessità e intelligenza, anche a causa della difficile definizione e quantificazione della complessità, è stato raramente preso in considerazione, e spesso con l'assunzione che la complessità fosse correlata alla massa cerebrale, e che perciò cervelli più grandi fossero più complessi, tornando quindi alla fine ad avere come oggetto di analisi quello di innumerevoli altri studi.

D'altronde, prima di alcune recenti scoperte e innovazioni teoriche era materialmente impossibile quantificare la complessità di un cervello: tutto ciò che si aveva a disposizione era la sua macro-organizzazione e la sua massa. Solo da pochi anni è possibile analizzare più in dettaglio, in vivo, l'attività del cervello, tramite le "rivoluzionarie" tecniche di *neuroimaging* funzionale, ed i dati così raccolti possono finalmente essere oggetto di analisi più dettagliate, per tentare di quantificare altre misure, tra le quali la complessità.

Complessità che però, sia in termini teorici che metodologici continua ad essere un concetto sfuggente: c'è chi ha proposto dovesse essere una misura dell'organizzazione interna (e di qui: organizzazione strutturale o funzionale?), chi invece ha preso in

considerazione la capacità di elaborazione del "sistema cervello" (ad esempio in termini di mutua informazione), altri che vedono il cervello come un sistema caotico e che quindi tentano di calcolarne misure come la stabilità (e metastabilità), il numero di attrattori, etc. Le danze si sono da poco aperte ed il numero di proposte cresce di anno in anno, lasciando a volte disorientati nella scelta dell'approccio da seguire, considerando l'esiguità di esperimenti condotti e spesso la totale teoricità di molti lavori.

Abbiamo sopra accennato alle nuove tecniche in campo neurologico come alla spinta negli studi in questo settore, ma un altro campo che si rivela assai promettente è quello dell'intelligenza artificiale. Vista la totale artificialità degli "organismi" creati con queste tecniche, è infatti possibile sottoporli ad analisi molto più complete e raffinate, potendo indagare veramente su qualsiasi aspetto del loro funzionamento. Conoscere la struttura fine di un cervello reale, il suo stato completo istante per istante, le sue dinamiche interne, è un compito che ha del titanico, e certamente non realizzabile con le tecniche oggi a disposizione, neanche per cervelli di poche centinaia di neuroni come potrebbero essere quelli dei nematodi. Un sistema artificiale invece ha il vantaggio, sebbene al costo di alcune (spesso molte) semplificazioni, di poter essere indagato in ogni aspetto, di conoscerne di preciso la struttura e poterne salvare lo stato in qualsiasi istante.

Peraltro, le innovazioni in campo informatico, che ci mettono a disposizione potenze di calcolo impensabili una decina di anni fa, nonché la maturità degli studi nel campo delle reti neurali artificiali, ci consentono di utilizzare questo "nuovo" strumento per estendere ai modelli artificiali l'indagine sulla complessità dei sistemi neurali.

Possiamo simulare l'evoluzione di organismi artificiali, con "cervelli" composti di pochi neuroni (purtroppo nonostante il veloce progresso la potenza di calcolo a disposizione è ancora abbastanza limitata) e quindi analizzare ogni aspetto del loro funzionamento e comportamento. Avendo a disposizione l'esatta struttura delle connessioni della rete neurale e l'attivazione, istante per istante, di tutti i neuroni, le analisi che è possibile effettuare sono limitate solo dal bagaglio teorico, dalla fantasia e dalla potenza di calcolo necessaria per effettuarle. Ciononostante permettono un *insight* assai più profondo sul funzionamento, senza considerare che è possibile esaminare anche gli aspetti evolutivi e le spinte in atto, impossibili da analizzare nei sistemi naturali (non almeno in una singola vita).

I limiti metodologici di un tale approccio sono comunque evidenti, a partire dall'esiguo numero di neuroni delle reti prese in considerazione, passando per le innumerevoli semplificazioni necessarie in un modello artificiale, per giungere alla inevitabile scelta di ambienti e compiti estremamente semplici. I dati così raccolti non possono certamente essere paragonati alla realtà biologica, se non a costo di giganteschi *caveat*; ciononostante essendo un campo totalmente nuovo e inesplorato (a quanto ci risulta, nessuno aveva mai effettuato simili analisi di complessità su agenti autonomi), già il fatto di aver iniziato l'esplorazione e di aver comunque ottenuto alcuni risultati è gratificante. Speriamo in futuro di poter continuare le ricerche con disegni sperimentali più ampi e sistemi meno semplicistici, visto che questo campo si rivela promettente e con molte prospettive di sviluppo.

Struttura dell'elaborato

Oltre a questa introduzione, il presente lavoro consta di altri tre capitoli. Inizieremo con una revisione di alcuni studi sul rapporto tra massa cerebrale e intelligenza nel mondo animale (*homo* compreso), per mettere in evidenza come il problema sia stato spesso preso in considerazione, ma quasi mai includendo la complessità, né nelle analisi né nel *framework* teorico, se non in termini di organizzazione anatomo-funzionale. In ogni caso risulta evidente una spinta evolutiva verso una maggiore massa cerebrale e differenziazione del cervello, ed un rapporto tra l'intelligenza e la massa cerebrale. Vengono inoltre riportati alcuni lavori teorici che indicano come sia indispensabile una maggiore differenziazione e organizzazione del cervello all'aumentare della sua massa.

Il terzo capitolo si occupa invece della letteratura esistente (invero tutta assai recente) sulla complessità dei sistemi neurali e delle basi teoriche che informano il nostro lavoro. Verranno introdotti concetti (e misure) quali: Complessità Neurale, Integrazione, Complessità di Abbinamento, Indice di Raggruppamento, Integrazione dell'Informazione, etc. Verrà inoltre presentata una rapida ricapitolazione dei concetti principali relativi ai sistemi di intelligenza artificiale usati negli esperimenti.

Nell'ultimo capitolo mostreremo infine gli esperimenti condotti, le analisi effettuate sui dati raccolti e i risultati ottenuti. Sono stati effettuati quattro esperimenti, con ambienti e compiti di complessità differenti, ed ogni esperimento è stato ripetuto con nove diverse numerosità di neuroni, per testare anche l'influenza della "massa" sulle capacità del sistema. I dati così raccolti (matrici delle connessioni delle reti e registrazioni delle attivazioni, istante per istante) sono stati poi usati per calcolare, su un campione di

individui, le diverse misure di complessità prese in considerazione. Sono infine state effettuate delle analisi statistiche per testare le correlazioni tra complessità e fitness e tra dimensione e fitness, nonché tra evoluzione e complessità. I risultati indicano una sostanziale correlazione positiva tra una delle misure di complessità (invero la più testata in lavori precedenti e candidata ideale a misura "standard" di complessità dei sistemi neuronali) e fitness, nonché una crescita costante di tale misura con l'evoluzione degli "organismi". Altre misure di complessità sono risultate scorrelate o addirittura lievemente correlate negativamente con la fitness, e non mostrano un andamento lineare e significativo con l'evoluzione. Ciononostante sono state proposte delle interpretazioni per tali risultati, che ampliano l'*insight* sui processi presenti in questi sistemi. Per finire, non è stata trovata alcuna correlazione tra numerosità dei neuroni e fitness raggiunta, ma era un risultato che ci aspettavamo a causa del disegno sperimentale adottato: per ogni diversa numerosità di neuroni avevamo infatti una rete sottoposta ad evoluzione separata, pertanto la sostanziale equivalenza dei risultati non ci stupisce, e può essere semmai interpretata come stabilità del sistema rispetto alla perturbazione di tale variabile, e perciò generalizzabilità dei risultati su scale differenti. A dire il vero, in una fase iniziale avevamo tentato la costruzione di sistemi in grado di variare il numero di neuroni, ma le innumerevoli difficoltà e la necessità di ottenere risultati in tempi accettabili ci hanno spinto verso soluzioni già conosciute e testate. La curiosità di scoprire cosa accadrebbe rimane però forte, e per il futuro ci riserviamo di tentare con più calma tale strada.

Alcune note

Poiché mi è stato fatto notare da più fonti che il plurale usato nel testo può far pensare ad una collaborazione tra più persone, ci tengo a precisare che è unicamente una scelta stilistica. Tutte le ricerche bibliografiche, gli esperimenti, i calcoli, nonché la stesura del presente elaborato, sono stati effettuati unicamente dal sottoscritto. Con l'aiuto di tre personal computer, che purtroppo però non sono ancora sufficientemente intelligenti da poter essere considerati come collaboratori.

Per dare un'idea delle dimensioni della presente ricerca, possiamo riportare alcuni dati "statistici": sono stati creati circa 3.400.000 file, per un totale di 170 gigabyte di dati.

Per completare tutte le simulazioni ed i calcoli sono state necessarie più di 1500 ore di elaborazione complessiva, per un totale di 3.164.200 individui creati.

I risultati della maggior parte delle analisi statistiche effettuate sono stati inclusi separatamente in due appendici, entrambe assai volumose e "pesanti" (in termini di quantità di byte occupati ma anche newtoniani qualora venissero stampate). Poiché sono file distinti e potrebbero non essere stati allegati al presente, si è scelto di renderli comunque disponibili sul sito web <http://www.cesarebianchi.com/tesi>, dove è a disposizione anche altro materiale riguardante gli esperimenti.

Studi sulle variazioni di complessità e massa del cervello nell'evoluzione delle specie

As the various mental faculties gradually developed themselves the brain would almost certainly become larger. No one, I presume, doubts that the large proportion which the size of man's brain bears to his body, compared to the same proportion in the gorilla or orang, is closely connected with his higher mental powers. We meet with closely analogous facts with insects, for in ants the cerebral ganglia are of extraordinary dimensions, and in all the Hymenoptera these ganglia are many times larger than in the less intelligent orders, such as beetles. On the other hand, no one supposes that the intellect of any two animals or of any two men can be accurately gauged by the cubic contents of their skulls. It is certain that there may be extraordinary mental activity with an extremely small absolute mass of nervous matter: thus the wonderfully diversified instincts, mental powers, and affections of ants are notorious, yet their cerebral ganglia are not so large as the quarter of a small pin's head. Under this point of view, the brain of an ant is one of the most marvellous atoms of matter in the world, perhaps more so than the brain of a man.

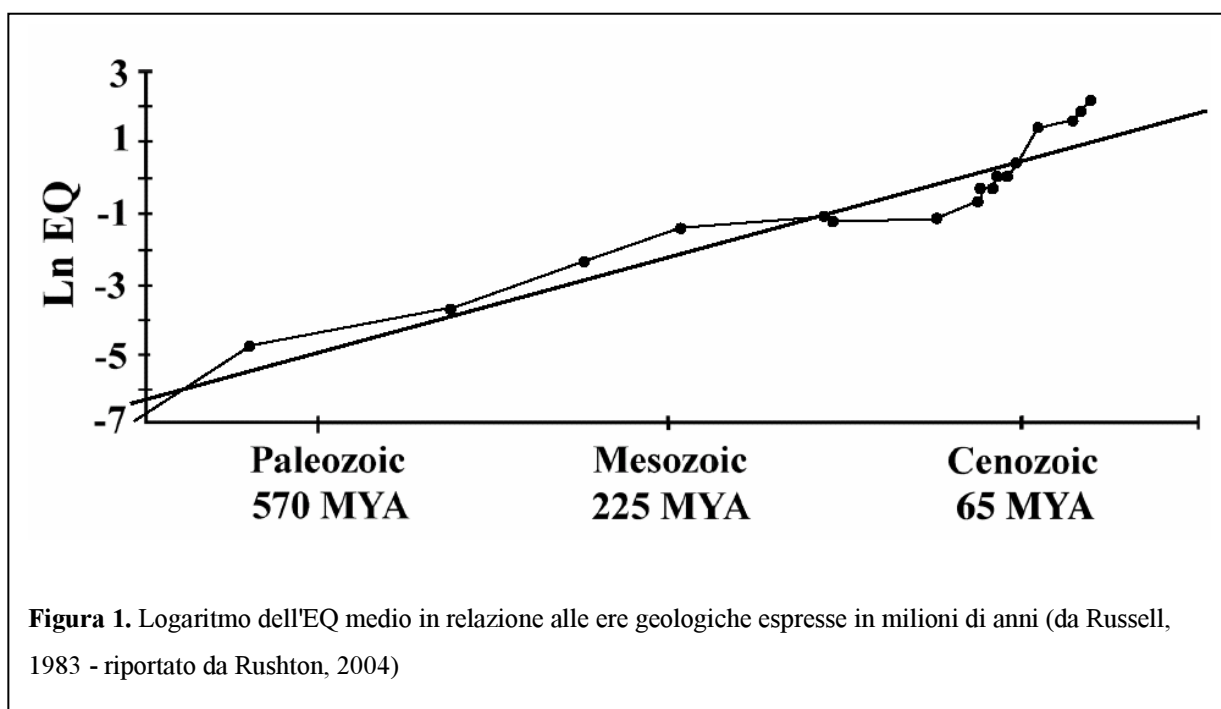
C. Darwin, *The descent of man and selection in relation to sex*, 2nd edn., London, John Murray, 1882

Lo stesso Darwin si interrogava su cosa rendesse un organismo più intelligente di un altro, pur sostenendo poco più avanti nello stesso testo, citando dati di Barnard Davis e di Broca, che la differenza di massa cerebrale fosse determinante. Inutile dire che nel caso specifico i dati ponevano l'uomo europeo al punto più alto della scala evolutiva e conseguentemente intellettuale (Darwin, al contrario di ciò che spesso si insegna, fa spesso uso di termini come "superiore" ed "inferiore", in riferimento sia alle varie specie che alle varie "razze" umane).

Nonostante ciò, le posizioni di Darwin, come tutti ben sappiamo, suscitarono la reazione degli ambienti conservatori, che cercarono con ogni argomento di dimostrare che l'uomo non poteva discendere dalle scimmie, o che almeno era molto, molto diverso da esse. E visto che il cervello (e l'intelligenza) sembrava essere la più grande differenza con il resto del mondo animale, Richard Owen sostenne che il cervello umano è così

diverso che separa gli esseri umani da tutti gli altri mammiferi (Northcutt, 2001). Creò perciò una speciale sottoclasse, *Archencephala* (cervelli dominanti), appositamente per gli esseri umani, basandosi su differenze neuroanatomiche (inesistenti) con gli altri primati. Seguì un acceso dibattito, durato due anni, con Thomas Huxley su quale fosse la reale origine dell'uomo, con letture pubbliche, articoli sulla stampa popolare e addirittura una dissezione pubblica (organizzata da Huxley) dell'"ippocampo minore" del cervello di una scimmia. Alla fine la spuntò Huxley, ma rimase comunque a lungo (e ancora permane) l'idea di una unica scala evolutiva che lega i vari organismi, o almeno i vertebrati, dai meno ai più evoluti; scala evolutiva inestricabilmente legata alla massa cerebrale, e quindi (con una relazione tutta da dimostrare) alle funzioni intellettive.

La storia della neurobiologia da allora ad oggi ha visto varie posizioni sulla relazione tra evoluzione e massa cerebrale, ma se non altro, grazie agli studi avvenuti nella seconda metà del XX secolo, è stato possibile dimostrare che non ha senso parlare, per specie viventi, di organismi più o meno evoluti, in quanto nessuno è identico ai suoi progenitori (che sarebbero realmente meno evoluti); così come è stato dimostrato che le varie caratteristiche del cervello (grandezza, organizzazione, etc.) non si sono evolute in maniera lineare, bensì sono apparse in tempi differenti, e varie volte nella storia, in vari gruppi di vertebrati (*ibidem*).



Ciononostante sembra anche associata la tendenza, nel corso dell'evoluzione, a sviluppare cervelli sempre più grandi. La Figura 1 mostra come il Quoziente di Encefalizzazione sia aumentato esponenzialmente tra le varie ere, e con esso, probabilmente, la complessità del comportamento (o intelligenza).

Il Quoziente di Encefalizzazione (EQ, Encephalization Quotient) è una misura standardizzata del rapporto tra massa cerebrale e massa corporea, o meglio tra la massa cerebrale reale di un individuo e la massa cerebrale teorica, data la massa corporea e la specie di appartenenza.

Sin dalla fine dell'800 si era scoperto che il rapporto tra massa cerebrale e corporea non è lineare ma allometrico. In base a quanto riportato da Jerison (1973), il primo a proporre una soluzione allometrica per tale rapporto fu Snell (1891), nella forma

$$(1) \quad E = kP^a$$

dove E è la massa cerebrale, P la massa corporea, mentre k ed a sono costanti.

Il dibattito su quali valori dare a queste costanti nacque allora ed è ancora in corso. Per quanto riguarda k (indice di encefalizzazione), è costante per ogni specie ma varia da specie a specie, con le specie "più intelligenti" aventi k maggiori.

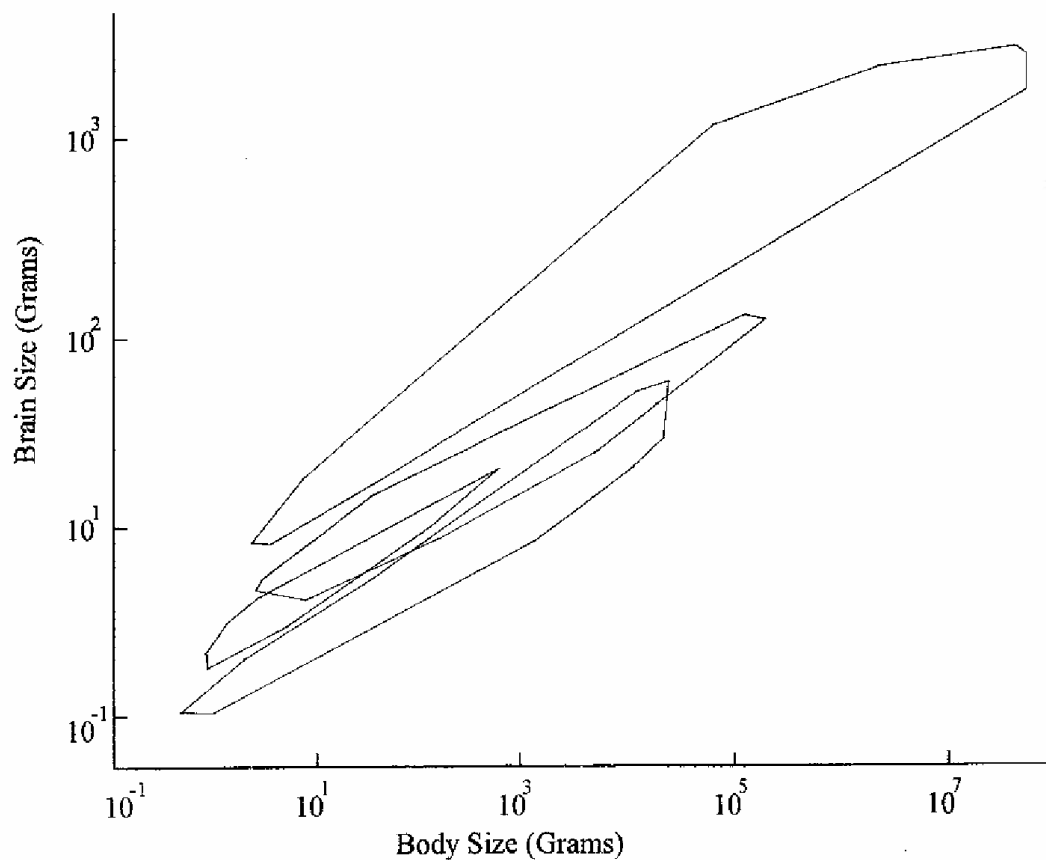


Figura 2. Diagramma della massa corporea in rapporto alla massa cerebrale per un gran numero di specie in 4 classi di vertebrati. Tutte le specie di ciascuna classe sono contenute all'interno dei poligoni, che sono relativi (da sopra a sotto) ai mammiferi, rettili, uccelli e pesci (adattato da Jerison, 1973).

Per quanto riguarda α , il problema sono le giustificazioni teoriche ed il set di dati preso in considerazione. Jerison (ibidem), contestando le stime fatte da altri, Dubois (1897) in primis, fa suo il rapporto $\alpha = 2/3$, che trova per via empirica confrontando 198 specie di vertebrati in un diagramma bilogaritmico (Figura 2). Le giustificazioni teoriche a tale rapporto sono varie e Jerison le riporta nel suo testo argomentandole, ed il valore di $2/3$ è oggi largamente accettato, tuttavia è utile tenere a mente quanto scrive a proposito del metodo e della scelta:

For all the allometric analyses in this text, I have followed a dual strategy. I have always computed a best-fitting line by objective methods [...] I have done this primarily to determine whether $2/3$ may be used as an approximation of the slope of the line actually used as the best-fitting line. And unless there is clear evidence (there almost never is in the data of this book) that a slope of $2/3$ is inappropriate, I will always consider a best-fitting line for brain:body data to be of the form:

$$E = kP^{2/3}$$

(Jerison, 1973)

Rushton (2004) mette in relazione la massa cerebrale con altre misure oltre alla massa corporea, come la durata della vita, la durata della gestazione, l'età della completa dentizione, l'età della maturità sessuale, etc. In base al suo studio, tutte queste misure sono correlate positivamente con la massa cerebrale, indicando perciò che organismi con massa cerebrale più grande puntano maggiormente sulla "qualità" che sulla "quantità" della progenie.

In particolare egli si rifà alla "teoria r-K" di E.O. Wilson (1975), che con l'equazione

$$(2) \quad dN/dt = rN(K-N) / K$$

lega la crescita della popolazione di una data specie alla popolazione attuale (N), alle risorse dell'ambiente (K) e al tasso di riproduzione (r). Da ciò discende che esistono, da una parte, specie che puntano più su un alto tasso di riproduzione (come i pesci), e che saranno favorite da ambienti favorevoli, e dall'altra, specie che puntano maggiormente sulla cura della prole (ad esempio gli elefanti) e che predomineranno in condizioni ambientali stazionarie.

Maggiormente una popolazione è selezionata per il "fattore K", tanto più sarà lungo il tempo di gestazione, più lento il tasso di maturazione, migliore la salute e più lunga la vita. Avranno anche società più complesse, che è probabilmente il fattore che richiede cervelli più grandi.

Nel suo studio, Rushton dimostra come fattori quali massa cerebrale, longevità, tempo di gestazione, peso alla nascita, età del primo accoppiamento, durata dell'allattamento, peso del corpo e lunghezza del corpo, comparati tra specie differenti, possano essere regrediti, con una analisi delle componenti principali, su un unico fattore comune, che possiamo quindi identificare come un continuum r - K .

In questo modo si può uscire dalla erronea dimensione *più/meno evoluto*, e parlare di specie che curano più o meno la prole, o con tempi di maturazione più o meno lunghi. Per semplicità di lettura però, pur consci di questa precisazione, continueremo nel resto del testo a parlare di specie più o meno evolute, o di vertebrati superiori ed inferiori, etc.

Rimane comunque controversa la relazione tra massa cerebrale (o meglio quoziente di encefalizzazione) e intelligenza, ancor più quando applicata agli esseri umani, con tutte le implicazioni etiche, filosofiche e politiche che ciò comporta. Vedremo di seguito vari studi su tale relazione (e sul legame tra massa cerebrale e corporea), sia tra specie lontane da *homo sapiens*, sia tra i vari primati, sia infine tra esseri umani. Un ultimo paragrafo è dedicato ad alcune teorie che tentano di spiegare cosa accade nel cervello quando diventa più grande, e che mettono in evidenza che non è solo la grandezza a dover variare, ma anche l'organizzazione interna.

In ogni caso è doveroso precisare che il presente capitolo, lungi dal voler essere una revisione esaustiva degli studi che si occupano di questo problema, vuole semplicemente evidenziare, attraverso vari studi recenti, come il dibattito sia ancora vivo e lontano dal trovare una soluzione unitaria.

Studi comparativi su vari vertebrati

Specie murine

Esistono vari studi che analizzano le differenze tra linee di topi selezionati geneticamente per cervelli grandi (LB, Large Brain) e piccoli (SB, Small Brain). Giusto per citarne alcuni, Markina et al. (1999; riportato da Salimov et al, 2004) in esperimenti di selezione hanno dimostrato che i topi LB mostrano un apprendimento maggiore dei topi SB, sia in paradigmi con rinforzo che in paradigmi di evitamento passivo. Poiché i paradigmi di apprendimento in questi esperimenti richiedevano una fase di comportamento esplorativo e potevano includere stimoli stressanti, tali linee di topi sono state studiate anche tramite test "cross-maze" e "open-field" (Markina et al., 2001). E' stato così scoperto che i topi SB dimostravano una sensibilità e intensità di risposta al dolore più grande di quelli LB, ma anche che gli animali SB si muovevano più velocemente sia nei test "open-field" che nel "cross-maze". Ciò che non era chiaro da tali studi era se le differenze erano determinate da una connessione causale tra due tratti, o da un legame genetico (nel caso specifico tra massa cerebrale e uno dei parametri comportamentali), ovvero da una coincidenza casuale dei tratti conservati dalla selezione.

Studi successivi (Markina et al, 2001, 2004) dimostrarono una relazione casuale (o un legame genetico) tra massa cerebrale e comportamento in ibridi F2 delle due linee LB e

SB. Fu scoperto che il comportamento stereotipato nel test "cross-maze" indotto da iniezione di etanolo era proporzionale alla massa cerebrale sia nei genitori che nella progenie ibrida.

Un'analisi delle componenti principali condotta in un ulteriore studio (Salimov et al., 2004) su tali ibridi F2, misurando i comportamenti nei due test citati, ha dimostrato l'esistenza di una relazione causale tra bassa massa cerebrale e tendenza alla paura e ansietà. Contrariamente agli studi precedenti, è stata però rilevata una relazione tra cervelli più grandi e maggiore velocità di esplorazione e uso di strategie stereotipate, dato che suggerisce che i tratti riguardanti l'ansietà e la stereotipia comportamentale sono ereditati indipendentemente.

Anderson (2004) ha invece tentato di mettere in relazione alcune misure neuroanatomiche (volume degli emisferi, volume della corteccia, differenza tra i due volumi, numero di neuroni nella corteccia e densità dei neuroni) con i risultati, in tre test "cognitivi", di ratti non selezionati geneticamente. I tre test riguardavano: un compito di "ragionamento", in cui l'animale deve integrare la conoscenza del labirinto con l'apprendimento di un nuovo luogo per il cibo, così da arrivarci senza errori partendo da posizioni differenti del labirinto; una misura dell'interesse per le novità, quantificata con il tempo che l'animale passa vicino ad un oggetto sconosciuto messo nel centro di un "open field"; infine una misura della "flessibilità di risposta", in cui l'animale deve trovare un nuovo percorso per giungere a destinazione, dopo che il percorso originariamente imparato è stato ostruito. I risultati di questi tre test sono correlati tra loro, e l'autore propone quindi che possano corrispondere al nostro IQ.

	CHvol	CCvol	RmnVol	CC#	NeuronDens
AttnNov	-0.112	-0.046	-0.137	0.180	0.229
RF	0.073	0.204	0.050	0.003	-0.128
RePerf	-0.354	-0.271	-0.332	0.052	0.202

Tabella 1. Correlazioni tra abilità nei test comportamentali e misure anatomiche.

Abbreviazioni: AttNov = attenzione per le novità; RF = errori nell'apparato per la flessibilità di risposta; RePerf = numero di prove perfette su 8 nel test di ragionamento; CHvol = volume degli emisferi cerebrali; CCvol = volume della corteccia; RmnVol = volume degli emisferi sottratto il volume della corteccia; CC# = numero di neuroni nella corteccia; NeuronDens = densità neuronale nella corteccia.

I risultati, mostrati nella Tabella 1, sono sorprendenti (in relazione a quanto detto sopra) e mostrano come non ci sia alcuna correlazione significativa tra dati neuroanatomici e abilità nei test. Una spiegazione che l'autore propone è che le strutture cerebrali prese in considerazione non siano determinanti per la riuscita nei test, e che siano invece molto più importanti l'ippocampo e il cervelletto, non inclusi nelle misure oggetto del presente studio.

A prescindere da dissertazioni neuroanatomiche, risulta interessante notare come il legame tra massa cerebrale e "intelligenza" non sia sempre dimostrabile.

Specie aviarie

Un interessante studio di Nicolakakis, Sol e Lefebvre (2002) mostra come esista un legame tra massa cerebrale, abilità di apprendimento, plasticità comportamentale e tasso di evoluzione (numero di specie differenti per ordine). L'idea di fondo (Wyles et al. 1983; Wilson 1985 - riportati da Nicolakakis et al., 2002) è che l'innovazione comportamentale, insieme alla trasmissione culturale delle nuove capacità ad altri membri della popolazione, può portare a tassi di evoluzione più alti. Gli individui che

adottano un nuovo comportamento si espongono a nuove pressioni di selezione, che possono favorire mutazioni che conferiscono una fitness maggiore nel nuovo contesto ambientale.

Per testare tale ipotesi, Nicolakakis, Sol e Lefebvre hanno raccolto (direttamente e tramite la letteratura esistente) una gran mole di dati sul numero di innovazioni comportamentali, numero di specie per famiglia e massa cerebrale e corporea.

In effetti è risultata una significativa correlazione tra il numero di specie per famiglia sia con il quoziente di encefalizzazione che con il tasso di innovazioni comportamentali, nonché (ed è il dato che ci interessa) tra l'EQ il tasso di innovazioni.

Cetacei

In uno studio recente, Poth et al. (2005) mettono in correlazione la massa e l'organizzazione cerebrale della famiglia *Delphinidae* (i comuni delfini) con la famiglia *Physeteridae* (che comprende i capodogli, oggetto di questa indagine). In particolare lo studio compara i capodogli con cinque differenti specie di delfini, focalizzandosi sulla correlazione tra numerosità di neuroni delle varie aree corticali e massa cerebrale complessiva.

Vengono analizzati i cervelli di sei esemplari appartenenti a sei specie diverse di Odontoceti: *Delphinus delphis*, *Kogia breviceps*, *Tursiops truncatus*, *Globicephala macrorhynchus*, *Pseudorca crassidens* e Orca orca.

A parte per l'esemplare di capodoglio, che è comunque filogeneticamente lontano dalla famiglia *Delphinidae*, la relazione che è stata trovata è una correlazione inversa tra massa cerebrale e numerosità dei neuroni, per ogni area cerebrale. Ovvero all'aumentare della massa cerebrale diminuisce il numero dei neuroni per unità corticale.

Questo risultato, come vedremo in seguito, è stato trovato anche per altri mammiferi, e sembra essere una legge generale: all'aumentare della massa cerebrale, il rapporto tra materia grigia e materia bianca diminuisce.

Un altro risultato interessante dello studio in questione è che la specializzazione di alcune specie porta sì ad una variazione dei rapporti tra le varie aree corticali (ad esempio in *T. truncatus* la corteccia uditiva rappresenta una notevole proporzione della corteccia totale) ma la numerosità dei neuroni rimane costante in tutto il cervello.

Citiamo inoltre un lavoro di Connor et al. (1998) in cui viene dimostrata una correlazione tra numerosità del branco e quoziente di encefalizzazione tra 21 specie di *Odontoceti*, che suggerisce che le capacità sociali variano con l'encefalizzazione non solo tra i primati ma anche in altri *taxa*.

Comparazione di varie specie

Un fatto ampiamente conosciuto e già citato è che il quoziente di encefalizzazione non è costante tra le varie famiglie, come è possibile dedurre facilmente dalla Figura 2, in cui vengono riassunti i dati di una grande varietà di specie delle classi mammiferi, rettili, uccelli e pesci.

Un altro fatto dato per assodato è che lo spessore della corteccia anche è proporzionale alla massa del cervello. Esistono invece pochi studi che mettono in relazione le varie parti del cervello tra le varie specie.

Uno di questi è di Oxnard (2003), che ha eseguito un'analisi multivariata sui rapporti di volume tra le varie parti del cervello per 363 specie. I risultati, pur senza entrare nei dettagli, sono sorprendenti: insettivori, pipistrelli e primati sono allineati in direzioni che sono tra loro quasi ortogonali, indicando perciò che l'organizzazione dei loro

cervelli è completamente differente (mentre in studi precedenti sembrava ci fosse una proporzionalità di tutte le parti con la grandezza del corpo).

Un altro risultato sorprendente è che benché si possano distinguere i diversi ordini, al loro interno non ci sono distinzioni apprezzabili che raggruppino tra loro i vari sottoordini, con sovrapposizione di taxa filogeneticamente anche abbastanza lontani.

Il quadro cambia radicalmente se invece di tentare di distinguere per famiglie e specie filogeneticamente vicine, si distingue in base alle abitudini alimentari, comportamentali o all'habitat. All'interno dello stesso ordine si trovano così raggruppate da una parte specie carnivore e dall'altra specie erbivore, da una parte specie acquatiche e dall'altra specie terrestri, etc. Questo suggerisce che diversi "progetti" del cervello si siano evoluti indipendentemente convergendo su una soluzione "ottimale" rispetto ad un certo habitat.

D'altronde tale risultato era già stato teorizzato da Jerison (1973)

In the analysis of the evolution of the brain and its role in the adaptive radiation of animals, the doctrine of localization is the basis for an important principle that we will call the **principle of proper mass**: *The mass of neural tissue controlling a particular function is appropriate to the amount of information processing involved in performing the function.*

This implies that in comparisons among species the importance of a function in the life of each species will be reflected by the absolute amount of neural tissue for that function in each species. It also implies that, within a species, the relative masses of neural tissue associated with different functions are related to the relative importance of the functions in the species. (*grassetti e corsivi originali*)

Un ultimo dato interessante che si ricava dallo studio di Oxnard (2003) è la posizione dell'uomo nel diagramma, nettamente distante da qualsiasi altro animale, scimpanzè compreso. Ciò implica che l'organizzazione del cervello umano è sostanzialmente

differente da quella di qualsiasi altra specie, e che perciò le nostre diverse doti intellettive non dipendono unicamente dalla differente massa.

Studi comparativi tra primati

Lo studio appena citato si conclude con una citazione del lavoro di Varki (2001), che mostra come parte della differenza dell'espressione del DNA tra primati umani e non umani include l'assenza di uno zucchero di superficie nelle cellule del cervello umano (o meglio in tutte le cellule umane), zucchero che è invece presente nelle cellule del cervello di tutti i primati viventi. Oltre ad essere assente nel cervello umano, è assente anche nelle ossa umane, incluse le ossa neanderthaliane. Ciò può significare che fosse assente anche nel cervello dei Neanderthal, e quindi nell'antenato comune tra *Homo neanderthalensis* e *Homo sapiens*, ovvero in una specie vissuta ben oltre 600.000 anni fa.

In linea con questi ragionamenti si pone un lavoro di Falk (1991), che ricostruisce la genealogia degli ominidi basandosi su reperti fossili, in particolare calchi endocranici, che riproducono perciò i dettagli della corteccia cerebrale, delle vene, delle suture e dei nervi. Grazie ai differenti "pattern" è possibile non solo riconoscere la specie cui appartiene un calco, ma anche la linea evolutiva e la "modernità":

The earliest indication of a human-like sulcal pattern in the hominid fossil record that I have been able to detect occurs in a *Homo habilis* specimen from Kenya that is nearly 2.0 million years old. The endocast from this skull reproduces the sulcal pattern in the left frontal lobe that is associated with Broca's speech area in living people, a finding that has led to the conclusion that *Homo habilis* may have been capable of rudimentary speech. (*ibidem*)

Falk propone che uno dei fattori che ha influenzato, o almeno supportato, l'evoluzione del cervello umano sia proprio un nuovo sistema vascolare, che ha permesso un miglior raffreddamento, pur con un cervello abnormemente grande e complesso. Conclude infine con la considerazione

Apart from size, however, it is extremely difficult to pinpoint unique features, i.e., ones that are not due to scaling factors, in the human brain. (*ibidem*)

Di parere opposto è il lavoro di Rilling e Seligman (2001), che dopo aver premesso, citando altri studi, che la corteccia visiva e il cervelletto sono sostanzialmente minori negli uomini rispetto a quelli previsti per un primate col cervello della nostra grandezza, si concentrano sullo studio delle dimensioni del lobo temporale.

Dopo aver acquisito tramite MRI i dati di 44 esemplari da 11 specie antropoidi, *Homo sapiens* compreso, ed aver misurato il volume dei lobi temporali, la quantità totale e superficiale di materia grigia, il volume e l'area del giro temporale superiore e la materia bianca del lobo temporale (oltre ovviamente al volume dell'intero cervello), Rilling e Seligman hanno effettuato delle regressioni su tali misure. Mentre in tutte le altre scimmie si assiste ad una riduzione proporzionale del lobo temporale al crescere della massa cerebrale, gli uomini risultano invece avere un lobo temporale significativamente più grande del previsto: in base alla linea di regressione il volume previsto per il lobo temporale umano sarebbe di 175.5cc, mentre invece quello medio osservato è di 215.1cc. La stessa differenza si riscontra per l'area di superficie e per il volume della sostanza bianca, mentre per le altre dimensioni risulta in linea con gli altri primati.

Ovvero

[...] the human temporal lobe has more white matter and seems to be shorter [...] than predicted for an ape with a human sized temporal lobe. Thus, hominid evolution was apparently also characterized by a reorganization of the temporal lobe itself marked by disproportionate white matter enlargement and a shorter, broader shape. (*ibidem*)

Tale riorganizzazione, suggeriscono infine gli autori, potrebbe essere il fattore che ha permesso la nascita del linguaggio.

Studi comparativi tra uomini

Come già accennato nell'introduzione, mentre nell'800 si dava per scontato che ci fossero differenze nella massa cerebrale degli uomini (e delle varie "razze" umane) e che tali differenze fossero correlate all'intelligenza, dopo il nazismo e la seconda guerra mondiale, sotto le pressioni etiche e politiche che richiedevano di sostenere l'uguaglianza di tutti gli uomini, si è spesso negata l'evidenza di una differente encefalizzazione.

Il terreno, ovviamente, è spinoso: ogni affermazione può essere usata per sostenere filosofie più o meno razziste, spesso usando impropriamente degli studi che non portano necessariamente a certe conclusioni. Si veda ad esempio il dibattito nato dopo la pubblicazione nel 1975 del già citato "Sociobiology: The new synthesis" di E.O.Wilson, che rimase sbalordito dall'involontario vespaio che aveva generato, ma che viene ancora citato da tutti quei conservatori che vogliono trarne delle conclusioni politico-filosofiche.

Tentando di tenerci fuori da simili polemiche e di riportare solo i dati scientifici, citiamo qui di seguito i risultati di alcuni interessanti lavori.

Escludendo una serie di lavori non affidabili a causa dei metodi usati per la misurazione della massa cerebrale (per delle dissertazioni, seppur in alcuni punti con poco velati intenti razzisti, sui metodi di misura del cranio, si veda Rushton e Rushton [2002] o Rushton e Ankney [1999]), riportiamo due recenti studi sul rapporto tra IQ e massa cerebrale.

Tan et al. (1999) prendono in considerazione un campione omogeneo al suo interno, ma diverso da quello degli altri studi (condotti in genere su persone occidentali), ovvero un gruppo di studenti turchi, 49 uomini e 54 donne, dai 18 ai 26 anni. I partecipanti vengono sottoposti a risonanza magnetica per misurare il volume del cervello (diviso poi in parti anteriore e posteriore, in base al solco centrale) e al test Cattell's Culture Fair Intelligence per misurare l'IQ.

I risultati mostrano che benché ci sia in generale una correlazione tra grandezza del cervello ed IQ, tale correlazione è diversa tra uomini e donne. In particolare, per le donne si è riscontrata una maggiore correlazione con la parte posteriore del cervello rispetto a quella con la parte anteriore, risultato opposto a quello trovato per gli uomini. Ancora più particolare è il risultato trovato dividendo tra mancini e destrimani: la correlazione tra massa cerebrale e IQ è molto più significativa per i mancini. Ciò che ci risulta strano, a questo punto, è che gli autori non abbiano preso in considerazione anche l'asimmetria dei due emisferi, che avrebbe probabilmente portato ulteriori dati.

Flashman, Andreasen, Flaum e Swayze (1998) sottopongono 90 volontari (48 uomini e 42 donne; età media 27 anni, SD = 10) a risonanza magnetica e al Wechsler Adult

Regione	IQ Verbale	IQ di performance	IQ complessivo
Frontale	0.17	0.24*	0.25*
Temporale	0.19	0.28**	0.28**
Occipitale	0.06	0.15	0.12
Parietale	0.11	0.24*	0.20
Cervelletto	0.03	0.11	0.09

Tabella 2. Correlazioni tra IQ e volume di specifiche regioni del cervello in 90 soggetti normali.

Intelligent Scale-Revised, per misurare il volume del cervello (e i volumi delle varie aree: frontale, temporale, parietale, occipitale e cervelletto) ed avere una misura del loro IQ (verbale, di *performance*, e complessivo).

I dati così raccolti vengono quindi analizzati (Tabella 2), e come c'era da aspettarsi viene trovata una correlazione tra volume del cervello e intelligenza, ed in particolare per le aree frontali e temporali, mentre invece non risulta significativa per le altre aree.

Ugualmente, una volta considerati singolarmente il VIQ e il PIQ, solo quest'ultimo risulta correlato con il volume del cervello e delle aree frontali e temporali. Non risultano invece correlazioni con l'asimmetria tra i due emisferi, così come tutte le correlazioni appaiono simili tra uomini e donne.

Nelle loro conclusioni, Flashman et al. propongono che

[...] the cortex has developed in a series of sequential stages. Each new stage in development is marked by a more differentiated cytoarchitecture and a new set of connections, which together might reasonably be expected to subserve a new, and more advanced, behaviour. This is seen in the increasing complexity, differentiation and size of the frontal and temporal lobe areas, and is demonstrated here in the significant correlation between these brain structures and intellectual functioning, while other correlations only approach significance. (*ibidem*)

Tornando invece alla relazione tra massa corporea e massa cerebrale, citiamo uno studio tedesco parzialmente controcorrente.

Dopo una esaustiva rassegna degli studi compiuti fino ad allora, evidenziandone i limiti e l'inaffidabilità, Peters, Jäncke, Staiger, Schlaug, Huang e Steinmetz (1998)

propongono un nuovo studio sulle relazioni tra altezza (misura più stabile ed affidabile del peso corporeo), massa cerebrale e sesso. Centoventi persone (49 donne e 71 uomini) vengono sottoposte a MRI, procedura sicuramente più affidabile di quelle precedentemente usate (misura del cranio nei viventi o della massa del cervello durante le autopsie).

I risultati, se da una parte, anche dopo aver eliminato il contributo dell'altezza, confermano le differenze di massa cerebrale tra uomini e donne, dall'altra invece non evidenziano alcuna correlazione tra altezza e massa cerebrale, in disaccordo perciò con la maggior parte degli studi precedenti. Un risultato inaspettato invece è la differenza nella quantità di materia bianca, che sarebbe proporzionalmente maggiore negli uomini. Il risultato negativo sulla correlazione tra altezza e massa cerebrale è probabilmente dovuto alla scelta di un campione omogeneo, mentre invece la maggior parte degli altri studi considerava campioni eterogenei per etnia, estrazione sociale, coorte, etc. Tale correlazione sembra perciò interagire con altri fattori genetici (e probabilmente anche di condizioni di vita).

Per quanto riguarda la correlazione tra massa cerebrale e IQ, pur non trattandola nel loro studio, nella conclusione inseriscono una considerazione degna di nota:

[...] there is a possibility that the IQ/NMR brain size correlations concern ontogenetic changes which become one of the confounding factors when scaling brain size to body

parameters. The argument goes as follows. When humans are born, their brains are some 25% the size of the full adult brain. In the face of the fact that neuron death is widespread postnatally and that very few neurons are generated after birth, most of the growth comes from the elaboration of neuronal processes and connections. Thus, it may be that much of the growth is due to the interaction with the "learning" environment, leading to the supposition that individuals are not smarter because they have larger brains but that they have larger brains because they are smarter (i.e., mentally more active, leading to greater growth in the neuropil). (*ibidem*)

Teorie esplicative

Gli studi che abbiamo riportato sono ovviamente solo una piccola percentuale di quelli esistenti, ma danno un quadro abbastanza chiaro delle conoscenze attuali sul problema dell'importanza della massa cerebrale e dell'organizzazione del cervello nell'emergenza della complessità comportamentale.

Ricapitolando i dati finora esposti, abbiamo che nei topi linee selezionate per massa cerebrale differiscono nei comportamenti (maggiore stereotipicità e ansietà in topi con cervelli più piccoli), ma le differenze nelle capacità di apprendimento e di "ragionamento" non dipendono dalla massa del cervello né delle sue varie aree.

Nelle specie aviarie una maggiore encefalizzazione è correlata ad una maggiore innovazione comportamentale, e questo porta ad una maggiore speciazione. Non si ha finora alcun dato per le differenti organizzazioni del cervello.

Nei cetacei è stato scoperto che il rapporto tra materia grigia e materia bianca segue la legge generale, cioè diminuisce con l'aumentare della massa cerebrale; inoltre il rapporto tra le varie aree del cervello cambia a seconda delle specie (e dell'habitat cui sono adattate). Notevole è anche la scoperta che una maggiore encefalizzazione favorisce le capacità sociali anche negli *Odontoceti*.

In linea con lo studio sui cetacei è lo studio comparativo di Oxnard (2003), che in un'analisi multivariata individua dei raggruppamenti nelle differenti organizzazioni (rapporti di volume tra le varie aree) del cervello, ma sorprendentemente non tra specie filogeneticamente vicine, bensì tra specie che condividono l'habitat e le abitudini alimentari e comportamentali.

Controversa la discussione su ciò che distingue il cervello umano da quello degli altri primati, con chi sostiene che è solo una questione di dimensioni e chi fa notare come si sia assistito anche ad una progressiva riorganizzazione, con alcune aree (ad esempio quella temporale) che sono diventate relativamente più grandi.

Per quanto riguarda gli studi sull'uomo, se da un lato sembra assodato un legame tra massa del cervello ed intelligenza (che potrebbe però avere anche causalità inversa: una maggiore ricchezza di stimoli porterebbe allo sviluppo di più connessioni e di un cervello più pesante), dall'altro rimangono svariate controversie: a partire dal rapporto tra intelligenza e le varie aree del cervello, passando per la relazione tra sesso, massa cerebrale e intelligenza, per arrivare alla relazione tra etnia, quoziente di encefalizzazione e intelligenza.

Spostando l'attenzione dagli studi empirici a quelli teorici, vedremo ora alcuni degli studi recenti che cercano di capire i vari problemi connessi con la crescita della massa cerebrale.

Braitenberg (2000) propone quattro diversi modelli, invero molto schematici, di cervelli:

Cervelli di grandezze differenti composti da neuroni standard di grandezza uniforme;

Lunghezza dei processi cellulari proporzionata al diametro del cervello;

Cervello con neuroni completamente interconnessi;

Cervello composto da un numero di compartimenti (completamente interconnessi) pari alla radice quadrata dei neuroni.

Di questi quattro modelli, il primo si confà ragionevolmente al cervelletto, il terzo è completamente irrealistico, mentre il secondo ed il quarto si adattano ugualmente bene ai dati empirici. In particolare il quarto rende anche conto del proporzionale aumento di sostanza bianca con il crescere del volume complessivo. In ogni caso lo stesso autore è ben conscio dell'eccessiva semplificazione dei modelli, pur facendo notare come predicano abbastanza bene i dati.

Lo studio di Kaas (2000) invece parte analizzando cosa succederebbe se, all'aumentare della massa cerebrale, la connettività dei neuroni rimanesse la stessa. Innanzitutto la densità dei neuroni diminuirebbe, e la prima conseguenza sarebbe un aumento di arborizzazione dei dendriti per mantenere il contatto con lo stesso numero di neuroni, ed un aumento di larghezza per mantenere la stessa velocità di trasmissione. Inoltre aumenterebbe anche la lunghezza degli assoni, e proporzionalmente al doppio della lunghezza dovrebbe aumentare il loro spessore. Ovviamente l'aumento in lunghezza e spessore non farebbe che contribuire all'aumento della massa complessiva, richiedendo perciò un ingrandimento ulteriore. Senza considerare il necessario aumento di grandezza del corpo cellulare e della quantità di cellule gliali. Insomma, in base a questo semplice ingrandimento in scala, il cervello risultante sarebbe sproporzionatamente grande rispetto al miglioramento delle sue funzioni. Qual'è perciò la soluzione?

Vediamo come la natura ha affrontato il problema nel corso dell'evoluzione. Se compariamo i diametri degli assoni che connettono i due emisferi nei gatti e nell'uomo, scopriamo che il diametro medio negli uomini è più largo solo del 26%, quando invece un incremento medio del 1500% del diametro sarebbe necessario per evitare tempi di conduzione più lunghi. Di conseguenza, anche la grandezza del corpus callosum è molto più piccola di ciò che un semplice ingrandimento in scala predirebbe. E questo non solo perché gli assoni sono più fini di quanto ci si potrebbe aspettare, ma anche perché ce ne sono meno, rispetto al maggior numero di neuroni corticali.

Questo implica una sempre maggiore suddivisione in aree sempre più specializzate (visto che la maggior parte delle connessioni deve essere locale, per evitare il più possibile le dispendiose proiezioni ad altre aree), con campi locali sempre più ristretti, ed una modularizzazione (ad esempio le ipercolonne) sempre più spinta.

La soluzione è chiaramente riassunta nelle conclusioni:

Neurons only partially compensate for more neocortex by increasing their sizes and numbers of contacts. Instead, the basic organization of neocortex is altered to conserve connections and connection lengths. The functions of especially the large neocortical areas are altered by reducing the scope of long intrinsic connections and the proportion of long extrinsic connections, such as interhemispheric connections. Connections are limited in length and number by forming several classes of modules of highly interacting and interconnected neurons within an area, while reducing connections between different types of modules. The number of areas may increase so that areas can be smaller, and intrinsic connections can be shorter. Areas that need to be interconnected are grouped.

(ibidem)

In uno studio più rigoroso, tramite argomentazioni matematiche per mettere in relazione la connettività con il numero di aree, la modularità, la lunghezza degli assoni e il

volume della materia grigia e bianca, Karbowsky (2003) arriva a conclusioni simili. In un ipotetico progetto di cervello perfetto, si dovrebbero rispettare tre principi:

1. Il numero di aree corticali dovrebbe crescere il più velocemente possibile con l'aumentare della grandezza del cervello. Tale accrescimento permetterebbe, peraltro, a cervelli più grandi di eseguire molti compiti sofisticati in luoghi specializzati, cioè localmente. Questo principio assume implicitamente che il numero di aree è di grande contributo per le capacità dell'animale.
2. I cervelli cercano di mantenere una connettività costante tra aree corticali, a dispetto della loro grandezza complessiva.
3. I tempi di trasmissione intra- e interemisferici non dovrebbero aumentare con l'aumentare del volume del cervello.

Gli ultimi due principi però implicano un eccessivo dispendio di energia ed un'eccessiva quantità di materia bianca, perciò anche Karbowsky ammette che nella realtà, come già detto nello studio citato precedentemente, la connettività e i tempi di trasmissione sono sacrificati in favore di una maggiore compattezza ed economicità. Nelle conclusioni viene aggiunto un altro dato molto interessante, giustificato matematicamente e che si riscontra nella realtà, e cioè che il numero di connessioni eccitatorie attive mediamente è inversamente proporzionale (sebbene non di molto: $f \sim V_g^{-0.2}$) al volume del cervello.

Conclusioni

In questo breve excursus abbiamo avuto modo di confrontare vari studi, empirici e teorici, che si pongono il problema di come si siano evoluti cervelli sempre più intelligenti, e di quali fattori siano determinanti per l'intelligenza.

Benché la massa cerebrale sembra il principale candidato per spiegare la complessità comportamentale, abbiamo visto che probabilmente ci sono altri fattori in gioco, come la differente organizzazione del cervello, sia a livello citoarchitettonico che di divisione in aree di elaborazione distinte, che di rapporto tra queste varie aree. Insomma, dalla letteratura esaminata abbiamo buoni indizi per affermare che un cervello più organizzato e più complesso è più efficiente (ed economico) di un cervello più omogeneo.

Basi teoriche della ricerca sperimentale condotta

Es ist ein unerschütterliches Resultat der Forschung, daß die seelische Tätigkeit an die Funktion des Gehirns gebunden ist wie an kein anderes Organ. Ein Stück weiter - es ist nicht bekannt, wie weit - führt die Entdeckung von der Ungleichwertigkeit der Gehirnteile und deren Sonderbeziehung zu bestimmten Körperteilen und geistigen Tätigkeiten. Aber alle Versuche, von da aus eine Lokalisation der seelischen Vorgänge zu erraten, alle Bemühungen, die Vorstellungen in Nervenzellen aufgespeichert zu denken and die Erregungen auf Nervenfasern wandern zu lassen, sind gründlich gescheitert. Dasselbe Schicksal würde einer Lehre bevorstehen, die etwa den anatomischen Ort des System Bw, der bewußten Seelentätigkeit, in der Hirnrinde erkennen und die unbewußten Vorgänge in die subkortikalen Hirnpartien versetzen wollte. Es klafft hier eine Lücke, deren Ausfüllung derzeit nicht möglich ist, auch nicht zu den Aufgaben der Psychologie gehört. Unsere psychische Topik hat vorläufig nichts mit der Anatomie zu tun.¹

S. Freud, *Das Unbewußte*, 1915, in *Gesammelte Werke*, vol. 10, Frankfurt am Main, Fischer Verlag, 1969

E' passato poco meno di un secolo da queste parole, e le neuroscienze hanno fatto passi da gigante, tuttavia la situazione, in sostanza, non sembra molto cambiata. Certo sappiamo molto di più sull'organizzazione del cervello e delle varie aree della corteccia, e di alcune è stata appurata la funzione, tuttavia siamo ancora lontani dal comprendere come il nostro cervello integra le informazioni che riceve, le processa, memorizza, e decide quali azioni mettere in atto. La coscienza, l'intelligenza, la complessità del funzionamento del cervello sono ancora campi ampiamente inesplorati. Freud, ben conscio delle limitate risorse che la scienza a lui contemporanea gli metteva a disposizione, decise di occuparsi della questione ad un livello differente e di lasciare da

¹ La ricerca ha provato in modo incontestabile che l'attività psichica è legata al funzionamento del cervello più che ad ogni altro organo. Un tratto più avanti (non sappiamo quanto) porta la scoperta dell'importanza diseguale delle diverse aree del cervello e del loro particolare rapporto con determinate parti del corpo e attività mentali. Ma tutti i tentativi di scoprire, su questa base, una localizzazione dei processi psichici, tutti gli sforzi intesi a stabilire che le rappresentazioni sono accumulate in cellule nervose e gli eccitamenti viaggiano lungo le fibre nervose sono completamente falliti. La stessa sorte toccherebbe a una dottrina che volesse, poniamo, individuare nella corteccia la sede anatomica del sistema C, dell'attività psichica cosciente, e localizzare i processi inconsci nelle aree subcorticali del cervello. Si apre qui uno iato che per il momento non è possibile colmare; e colmarlo non appartiene comunque ai compiti della psicologia. Per il momento la nostra topica psichica non ha niente da spartire con l'anatomia. (trad. Renata Colorni, in S.Freud, *Opere*, vol. 8, Torino, P.Boringhieri, 1976)

parte la neuroanatomia. Noi ovviamente non abbiamo la *ύβρις* di voler risolvere il problema (né le risorse e le conoscenze necessarie), tuttavia continuiamo a porci il quesito di cosa renda un cervello più intelligente di un altro, e quali siano le spinte evolutive che hanno portato a cervelli non solo più grandi ma anche più organizzati e complessi.

Benché, come si vedrà nel seguito, le reti neuronali che si prendono in considerazione in questo lavoro siano incomparabili in grandezza e complessità con il cervello umano, e non abbiano minimamente la possibilità di avere una coscienza, pensiamo che le spinte evolutive che hanno portato a fenomeni complessi come quelli che avvengono nel nostro cervello, siano le stesse che tra i sistemi nervosi di pochi neuroni hanno comunque selezionato quelli più organizzati, e che i principi in atto, anche in scale così differenti, siano essenzialmente gli stessi: integrazione delle informazioni e segregazione funzionale.

A sostegno di questa nostra ipotesi, citiamo alcuni articoli di Gerard M. Edelman e colleghi, che a partire dal concetto di Complessità Neurale (di cui faremo ampiamente uso nel prosieguo) mostrano come la coesistenza di integrazione e segregazione siano alla base delle capacità di elaborazione del cervello, e possano portare all'emergenza della coscienza.

Nel resto del capitolo vedremo come la complessità del cervello sia stata a vario titolo legata ad alcuni aspetti psicologici e alle capacità intellettive; successivamente ci occuperemo degli aspetti più prettamente sperimentali, presentando il modello di rete

neuronal usato, insieme ad altri modelli ed esperimenti nel campo della Robotica Evolutiva, così da chiarire tutti gli aspetti teorici che sostengono ed informano la nostra ricerca sperimentale.

Informazione, Complessità e Coscienza

Integrazione e Complessità Neurale

Il concetto di "Complessità Neurale" viene introdotto nel 1994 da Tononi, Sporns ed Edelman in un articolo che cerca di integrare il problema della modularità e specificità dell'organizzazione del cervello con l'azione globale che invece ne scaturisce. Come chiariscono nell'introduzione:

Evidence that the brain is functionally segregated at multiple levels of organization is overwhelming. Developmental events and activity-dependent selection result in the formation of neuronal groups-local collectives of strongly interconnected cells sharing inputs, outputs, and response properties. Each group tends to be connected to a specific subset of other groups and, directly or indirectly, to specific sensory afferents. Different groups within a given brain area (e.g., a primary visual area) can show preferential responses for different stimulus orientations or retinotopic positions. Moreover, at the level of areas or subdivisions of areas, there is functional segregation for different stimulus attributes such as color, motion, and form. Further evidence for functional segregation in a variety of systems is provided by the analysis of the specific deficits produced by localized cortical lesions.

In contrast to such local specialization, brain activity is globally integrated at many levels ranging from the neuron to interareal interactions to overall behavioral output. The arrangement of cortical pathways guarantees that any two neurons, whatever their location, are separated from each other by a small number of synaptic steps.

Furthermore, most of the pathways linking any two areas are reciprocal and, hence, provide a structural substrate for reentry-a process of ongoing recursive signaling among neuronal groups and areas across massively parallel paths. One of the dynamic consequences of reentry is the emergence of widespread patterns of correlations among neuronal groups. Accordingly, perceptual scenes appear unified and are globally

coherent, a property essential for the unity of behavior. Disconnection of various cortical areas often leads to specific disruptions of these integrative processes. (*ibidem*)

Partendo da concetti presi in prestito dalla teoria dell'informazione (entropia e mutua informazione), usati solo nella loro accezione statistica (senza perciò considerare messaggi, codici, canali o rumore), definiscono i concetti basilari di Integrazione di un sistema e di Complessità Neurale.

Prendendo in considerazione un sistema X formato da n elementi, se tali elementi sono del tutto indipendenti, l'entropia del sistema è massima, se invece ci sono delle restrizioni intrinseche al sistema, i componenti deviano dalla indipendenza statistica e l'entropia si riduce. La deviazione dall'indipendenza statistica può essere misurata in termini di mutua informazione: se ad esempio si considera una bipartizione del sistema in un sottoinsieme j -esimo X_j^k composto da k componenti, e il suo complemento $X - X_j^k$, la mutua informazione (MI) tra i due sottoinsiemi è

$$(1) \quad MI(X_j^k; X - X_j^k) = H(X_j^k) + H(X - X_j^k) - H(X)$$

dove $H(X_j^k)$ e $H(X - X_j^k)$ sono le entropie di X_j^k e $X - X_j^k$ considerati indipendentemente, mentre $H(X)$ è l'entropia del sistema completo. $MI = 0$ se le due parti sono statisticamente indipendenti, altrimenti $MI > 0$. Un'importante caratteristica di MI è che è simmetrica, ovvero

$$(2) \quad MI(A; B) = MI(B; A)$$

Il concetto di mutua informazione può essere generalizzato per esprimere la deviazione dall'indipendenza tra gli n componenti del sistema X tramite una singola misura, che gli autori chiamano Integrazione. $I(X)$ è definita come la differenza tra la somma delle entropie di tutti i componenti individuali x_j , considerati indipendentemente, e l'entropia di X considerato nel complesso:

$$(3) \quad I(X) = \sum_{i=1}^n H(x_i) - H(X)$$

Il che, per una bipartizione del sistema, porta a:

$$(4) \quad I(X) = I(X_j^k) + I(X - X_j^k) + MI(X_j^k; X - X_j^k)$$

A questo punto gli autori passano a considerare sottoinsiemi del sistema X^k composti di k componenti, ed indicano con $\langle I(X_j^k) \rangle$ l'integrazione media dei sottoinsiemi di grandezza k . L'indice j indica che la media è fatta considerando tutte le $n!/[k!(n-k)!]$ combinazioni di k componenti.

Giungono infine a definire la Complessità Neurale del sistema X come la differenza tra i valori di $\langle I(X_j^k) \rangle$ attesi, che ci si aspetta crescere linearmente con il crescere di k , ed i valori realmente osservati:

$$(5) \quad C_N(X) = \sum_{k=1}^n \left[(k/n)I(X) - \langle I(X_j^k) \rangle \right]$$

Pertanto, $C_N(X)$ è grande quando l'integrazione del sistema è grande e contemporaneamente l'integrazione media per piccoli sottoinsiemi è più piccola di quanto ci si potrebbe aspettare da una crescita lineare rispetto alla grandezza dei sottoinsiemi.

Gli autori fanno un passo in più, facendo notare come, in base all'equazione (4), $C_N(X)$ corrisponde alla mutua informazione media tra le bipartizioni di X , sommata su tutte le possibili grandezze di tali bipartizioni:

$$(6) \quad C_N(X) = \sum_{k=1}^{n/2} \langle MI(X_j^k; X - X_j^k) \rangle$$

Da cui si deduce che $C_N(X)$ è grande quando, in media, la mutua informazione tra qualsiasi sottoinsieme del sistema e il suo complemento è alta.

Utilizzando delle simulazioni di un'area corticale visiva, gli autori mostrano quindi come solo sistemi altamente integrati e interconnessi sono dotati di un'alta Complessità Neurale. In particolare i sistemi che mostrano una più alta Complessità Neurale hanno caratteristiche che ricordano molto i dati neuroanatomici: **a.** forti connessioni locali tra neuroni di specificità simile che formano gruppi neuronali, **b.** connessioni locali più deboli tra gruppi che appartengono a differenti sottodomini funzionali (ad esempio preferenze di orientamento), **c.** connessioni orizzontali tra gruppi che appartengono allo stesso sottodominio funzionale e **d.** un'ampiezza limitata delle arborizzazioni assonali, caratterizzate da una considerevole caduta della densità con la distanza.

Consistent with intuitive notions and with current attempts in physics and biology to conceptualize complex systems, C_N is high for systems such as the vertebrate brain that conjoin local specialization with global integration. On the other hand, C_N is low for systems that are composed either of completely independent parts (e.g., in physics, dilute gases) or of parts that show completely homogeneous behavior (e.g., crystals). (*ibidem*)

Per quanto riguarda il calcolo a partire da dati sperimentali, $I(X)$ può essere derivata dalla matrice di covarianza $COV(X)$ o dalla matrice di correlazione $CORR(X)$ o dai suoi autovalori λ_i in base alla relazione:

$$(7) I(X) = \sum_i \ln(2\pi v_i) / 2 - \ln[(2\pi e^n) |COV(X)|] = -\ln[|CORR(X)|] / 2 = -\sum_i \ln(\lambda_i) / 2$$

dove v_i è la varianza del componente i e $||$ indica il determinante.

La matrice di covarianza è poi possibile determinarla o dall'attività dei neuroni, o dalla matrice delle connessioni $CON(X)$, sotto condizione di stazionarietà, di linearità del sistema e di attivazione spontanea dovuta a rumore gaussiano.

In particolare, se consideriamo il vettore A dell'attività dei componenti di X , soggetto a rumore gaussiano R , in condizioni stazionarie $A = CON(X) * A + R$. Se sostituiamo $Q = [I - CON(X)]^{-1}$ e consideriamo la media dei vari stati successivi, prodotti da diversi valori di R , otteniamo la matrice di covarianza $COV(X) = \langle A^T * A \rangle = \langle Q^T * R^T * R * Q \rangle = Q^T * Q$.

Complessità di Abbinamento (Matching Complexity)

In uno studio successivo Tononi, Sporns ed Edelman (1995) considerano una misura differente di complessità, che chiamano Complessità di Abbinamento (Matching

Complexity, C_M). C_M misura quanto la complessità del sistema cambia quando questo, invece di essere isolato, riceve segnali dall'esterno. In pratica è una misura delle capacità di elaborazione dell'input, ed è definita come la differenza tra la complessità totale del sistema (una volta applicato lo stimolo) e la differenza intrinseca (cioè a sistema isolato), al netto della complessità dello stimolo:

$$(8) \quad C_M(X; S_i) = C_N^T(X) - C_N^I(X) - C_N^E(X)$$

Addestrando le reti al riconoscimento di un set di stimoli, gli autori mostrano come le reti risultanti mostrano non solo un'alta organizzazione interna (ovvero sia integrazione che segregazione funzionale) ma una specializzazione rispetto al set di stimoli. La

Complessità di Abbinamento

represents the change in complexity in a neural system when it responds to signals from an environment. While C_N measures the amount and heterogeneity of the intrinsic functional connectivity of a neural system, C_M measures how well that functional connectivity fits or matches the statistical structure of its sensory inputs. We showed that as C_M increases the intrinsic functional connectivity becomes progressively more adapted to the statistical structure of the sensory input. (*ibidem*)

Misure strutturali delle reti

Gli stessi tre autori in un successivo articolo (Sporns et al., 2000) studiano invece l'organizzazione anatomica delle reti di neuroni, tramite misure che si rifanno alla teoria dei grafi.

Dopo una illuminante introduzione sulle prove empiriche della segregazione e integrazione all'interno del sistema nervoso centrale, portando dati sulla

sincronizzazione (in risposta a degli stimoli) di aree lontane nella corteccia di gatto o di vari primati, e dopo aver dimostrato che tale sincronizzazione è alla base della percezione (intesa come processo unitario ed immediato), gli autori ci accompagnano in un esperimento di "Neuroanatomia teorica".

Utilizzando dei digrafi (o grafi orientati) composti da n vertici connessi da k connessioni, per concettualizzare le reti di neuroni, viene proposto di utilizzare le misure strutturali tipiche dei grafi orientati per analizzare la connettività della rete. In particolare vengono utilizzati l'indice di raggruppamento (cluster index) f_{clust} , che misura quanto vertici vicini condividono la loro connettività; la probabilità di ciclo (cycle probability) $p_{cyc}(q)$ che indica la probabilità che un percorso di lunghezza $q-1$ possa essere completato in un ciclo di lunghezza q (ovvero la quantità di cicli di lunghezza q nella rete); e la lunghezza delle connessioni (wiring length) l_{wire} .

Tramite un algoritmo genetico vengono quindi generati tre tipi di reti, ottimizzate per massimizzare l'entropia, l'integrazione e la complessità. Lo studio delle loro caratteristiche strutturali indica chiaramente delle differenze: grafi generati casualmente non mostrano alcuna tendenza al raggruppamento dei vertici, ed hanno perciò un basso f_{clust} , un alto l_{wire} e poche connessioni reciproche ($p_{cyc}(2)$) e cicli corti ($p_{cyc}(3)$ e $p_{cyc}(4)$); grafi selezionati per alta entropia hanno basso f_{clust} , ma i loro vertici sono organizzati così da massimizzare la loro indipendenza statistica (alto l_{wire}); i grafi che hanno alta integrazione mostrano una marcata tendenza a formare un singolo cluster (f_{clust} alto) circondato da molti figli (e poiché devono essere create molte connessioni a lunga distanza anche l_{wire} è alto); infine i grafi che hanno un'alta complessità sono caratterizzati invece da vari gruppi di vertici che sono tra loro scarsamente interconnessi, ed hanno perciò un alto f_{clust} ma un basso l_{wire} .

Dati che corrispondono a quelli empirici:

How do the structural features of these artificial connection matrices compare to those of real neuroanatomical matrices, such as those obtained from studies of the cerebral cortex? To carry out this comparison, we obtained cortical connection matrices of the macaque monkey as well as the cat and applied both structural and functional measures. Here, we focus on results obtained from a connection matrix of the macaque monkey visual cortex, converted to a binary format [...]. We observed a strong similarity between graph-theoretical measures obtained from cortical matrices and matrices of equivalent size and degree of connectivity that were obtained after selection for complexity specifically, the connectivity of the macaque visual cortex was characterized by high f_{clust} , relatively low l_{wire} , and high abundances of reciprocal connections favouring reentry and short cycles. All of these measures provide strong indications for the existence of distinct anatomical groupings of areas within the macaque monkey visual cortex.
(*ibidem*)

Le conclusioni dell'articolo sono particolarmente interessanti nella prospettiva del nostro lavoro:

What is the possible evolutionary origin of complexity in the nervous system? We noted that complexity expresses the capacity of cortical circuitry to support functional dynamics that integrates specialized elements. This capacity may well convey significant adaptive advantage to an organism as it allows perceptual, cognitive and behavioural states simultaneously to depend on multiple sensory modalities and submodalities. We observed in our simulation studies that intrinsic complexity tended to increase if populations of networks were subjected to selection during exposure to external stimuli (matching) or during production of similar output patterns by different subsets of circuitry (degeneracy). Unlike complexity per se, matching and degeneracy can both be thought of as conferring adaptive advantages to an organism. Matching captures the degree to which a network embodies the statistical structure of a sensory environment, allowing an organism to respond quickly and efficiently to individual stimuli and to detect novel items if present. Degeneracy captures the ability of a network to affect outputs from many structurally different subsets of units, while maintaining the independence of their contributions and ensuring robustness. Our simulation studies have suggested that there is a general trend for complexity to increase upon selection for

both matching and degeneracy that is independent of the configuration or size of the networks and their inputs and outputs. Complexity may thus be a product (or a by-product?) of selectional mechanisms favouring neural structures that integrate specialized information, match input stimuli or degenerate capabilities to yield particular output patterns. Characteristic structural motifs of the cerebral cortex such as anatomical groupings of areas, high incidence of cyclic paths, or short wiring length, may be the result of evolutionary selection for patterns of functional connectivity that allow neuronal group selection to accommodate the stringent demands of a changing, multi-modal environment. (*ibidem*)

Informazione Effettiva (Effective Information) e Integrazione dell'Informazione (Information Integration)

In un successivo lavoro, Tononi e Sporns (2003) propongono un'ulteriore estensione alla loro teoria, a partire da una misura che chiamano Informazione Effettiva (Effective Information, *EI*). Tale misura si basa sempre sulla Mutua Informazione, e quindi sulla bipartizione di un sistema e comparazione delle due parti risultanti, ma vuole misurare quanto una parte causa il comportamento dell'altra. Per far ciò propongono di dare massima entropia all'output di una parte (cioè sostituiscono i suoi elementi con fonti di rumore) e quindi vanno a misurare l'entropia delle risposte risultanti nell'altra parte. L'Informazione Effettiva di A su B è quindi:

$$(9) \quad EI(A \rightarrow B) = MI(A^{H^{\max}}; B)$$

Poiché A è sostituito da fonti indipendenti di rumore, l'entropia che B condivide con A è dovuta a effetti causali di A su B . In termini neurali, è come se provassimo tutte le possibili combinazioni delle attivazioni in A , e stabilissimo quanto è differenziato il repertorio di attivazioni che producono in B . Se perciò le connessioni tra A e B sono

forti e specializzate, differenti output di A produrranno differenti attivazioni in B , ed $EI(A \rightarrow B)$ sarà alto. Al contrario, se le connessioni sono tali che differenti output di A producono scarsi effetti, o gli effetti sono sempre gli stessi, $EI(A \rightarrow B)$ sarà basso o nullo. Occorre notare anche che l'Informazione Effettiva non è una misura simmetrica, cioè $EI(A \rightarrow B)$ in genere sarà diverso da $EI(B \rightarrow A)$.

Possiamo quindi definire l'informazione effettiva di una bipartizione come la somma delle informazioni effettive nelle due direzioni:

$$(10) \quad EI(A \leftrightarrow B) = EI(A \rightarrow B) + EI(B \rightarrow A)$$

A questo punto gli autori fanno notare che se esiste una bipartizione del sistema tale che $EI(A \leftrightarrow B) = 0$, il sistema non è in grado di integrare alcuna informazione: sarebbe come se avessimo a che fare con due (o più) sottoinsiemi indipendenti. Più in generale, per misurare quanta informazione può essere integrata in un insieme S , dobbiamo cercare la bipartizione $[A:B]_S$ per cui $EI(A \leftrightarrow B)$ è minima. E poiché $EI(A \leftrightarrow B)$ è proporzionale alla massima entropia possibile in A o B , per essere comparabile tra diverse bipartizioni dobbiamo normalizzare $\min\{EI(A \leftrightarrow B)\}$ per $\min\{H^{\max}(A), H^{\max}(B)\}$. La Bipartizione con Minima Informazione (Minimum Information Bipartition, MIB) di un insieme S è perciò:

$$(11) \quad MIB(S) = [A : B]_S \quad \text{dove} \quad \frac{EI(A \leftrightarrow B)}{\min\{H^{\max}(A), H^{\max}(B)\}} = \min \quad \forall A$$

Finalmente giungono così a definire la capacità di Integrazione dell'Informazione (Information Integration) per un insieme S come il valore di $EI(A \leftrightarrow B)$ per la bipartizione con minima informazione:

$$(12) \quad \Phi(S) = EI(MIB(S))$$

Se calcoliamo $\Phi(S)$ per ogni sottoinsieme S di un sistema X , possiamo stabilire quali sottoinsiemi sono realmente capaci di integrare informazione e quanta ne riescono ad integrare. Se un sottoinsieme con $\Phi(S) > 0$ non è incluso in un sottoinsieme più ampio con $\Phi(S)$ maggiore, lo definiscono un "complesso" (complex). Il complesso principale del sistema è quello con il massimo valore di $\Phi(S)$.

Il resto dell'articolo mostra come, per varie strutture di reti scelte *ad hoc*, $\Phi(S)$ sia in grado di quantificare le caratteristiche di connettività, e come sia alto solo per reti con alta specializzazione e integrazione:

We have shown that homogenously connected networks are not suited to integrating large amounts of information because specialization is lost, while strongly modular networks fail because of a lack of integration. Moreover, we have shown that randomly connected networks do not perform well given constraints on the amount of connections or in the presence of noise, since optimal arrangements of connection patterns are highly specific. (*ibidem*)

Molto interessante è la discussione di come $\Phi(S)$ possa essere stimato per varie parti del cervello, ed in particolare come il sistema talamocorticale mostri tutte le caratteristiche per una rapida ed ottimale integrazione delle informazioni. Esso comprende infatti una grande numero di elementi ampiamente distribuiti che sono

funzionalmente specializzati. Analisi anatomiche hanno mostrato che aree specializzate della corteccia mantengono insiemi eterogenei di percorsi afferenti ed efferenti, presumibilmente cruciali per generare le loro proprietà funzionali individuali. Ma allo stesso tempo, questi elementi sono interconnessi in maniera molto intricata, sia all'interno che tra aree, e queste interconnessioni mostrano una sovrabbondanza di cicli corti. Tali connessioni modellano le interazioni all'interno e tra le aree, come rivela l'esistenza di sincronizzazioni a corto e lungo raggio (caratteristica precipua di integrazione funzionale), sia spontanee che durante compiti cognitivi.

From a functional point of view, an architecture yielding a large complex with high values of Φ is ideally suited to support cognitive functions that call for rapid, bidirectional interactions among specialized brain areas. Consistent with these theoretical considerations, perceptual, attentional, and executive functions carried out by the thalamocortical system rely on reentrant interactions, show context-dependency, call for global access, require that top down predictions are refined against incoming signals, and often occur in a controlled processing mode. Considerable evidence also indicates that the thalamocortical system constitutes the necessary and sufficient substrate for the generation of conscious experience. We have suggested that, at the phenomenological level, two key properties of consciousness are that it is both highly informative and integrated. Informative, because the occurrence of each conscious experience represents one outcome out of a very large repertoire of possible states; integrated, because the repertoire of possible conscious states belongs to a single, unified entity – the experiencing subject. These two properties reflect precisely, at the phenomenological level, the ability to integrate information. To the extent that consciousness has to do with the ability to integrate information, its generation would require a system having high values of Φ . The hypothesis that the organization of the thalamocortical system is well suited to giving rise to a large complex of high Φ would then provide some rationale as to why this part of the brain appears to constitute the neural substrate of consciousness, while other portions of the brain, similarly equipped in terms of number of neurons, connections, and neurotransmitters, do not contribute much to it. (*ibidem*)

Complessità, Organizzazione e Coscienza

In linea con tali ragionamenti si pone un recente lavoro di Edelman (2003), in cui propone una spiegazione per l'emergenza della coscienza. Dopo aver delineato gli aspetti caratteristici del fenomeno, ed aver proposto che la coscienza è un epifenomeno di sistemi selezionati per la capacità di integrare in parallelo un grande numero di input sensoriali e di risposte motorie, passa a spiegare le basi teoriche su cui fonda il suo ragionamento. Propone che la sua teoria della selezione dei gruppi neuronali (theory of neuronal group selection, TNGS) e i suoi studi sulle connessioni rientranti (reentry connections), possano essere il punto di partenza per la costruzione di una teoria esplicativa della coscienza:

The tenets of the TNGS or neural Darwinism are central in two main ways to the framework proposed here for consciousness. First, by its nature, a selectional neural system has huge diversity, a property that is a necessary basis for the differentiated complexity of conscious brain events. Second, [...] reentry provides the critical means by which the activities of distributed multiple brain areas are linked, bound, and then dynamically altered in time during perceptual categorization. Both diversity and reentry are necessary to account for the fundamental properties of conscious experience.

(ibidem)

Distingue quindi tra coscienza primaria e coscienze di più alto ordine. Animali con una coscienza primaria possono integrare gli eventi percettivi e motori con la memoria per costruire una scena multimodale del presente, ma non hanno capacità narrative, benché dotati di una memoria a lungo termine. La coscienza di più alto ordine emerge successivamente nell'evoluzione, ed è una caratteristica degli animali con capacità semantiche, come gli scimpanzè. Rende perciò accessibili contemporaneamente altri aspetti, come la storia passata, i progetti per il futuro e la coscienza di essere coscienti.

L'evoluzione avrebbe perciò favorito animali con un maggior numero di connessioni rientranti tra aree posteriori del cervello, responsabili della categorizzazione percettiva, e aree più frontali capaci di ricordare valori-categorie, permettendo una maggiore integrazione della scena e delle sue caratteristiche.

Ma come possono tali connessioni rientranti spiegare le caratteristiche della coscienza?

As was mentioned in considering the TNGS, a brain working by selection necessarily must be highly complex to maintain sufficiently large repertoires of diverse circuits as well as massive reentrant circuitry. [...] a complex system is one with many heterogeneous, smaller regions that can act quasi-independently but that also can interact with each other to form larger ensembles and thereby yield integrated functions. The thalamocortical system, whose activity is mainly responsible for the contents of consciousness, is just such a complex system. It contains distributed functionally segregated parts that interact over relatively long distances to yield new integrated functions.

Dynamic reentrant interactions across cortical circuits driven by signals from the body and the environment, but chiefly by the brain itself, allow binding combinations to occur. Because these integrative interactions occur among degenerate repertoires, they allow synchronous linking and binding to take place among widely distributed brain areas. The critical reentrant events within an integrated circuit of this system are metastable and, in time periods of 500 ms or less, give way to a new set of integrated circuits. This process occurs in an ongoing manner over successive time periods within the thalamocortical system, which, as a functional cluster, interacts mainly with itself. This functional cluster has been called the reentrant dynamic core to emphasize its central properties as a complex system capable of yielding differentiated yet unitary states. (*ibidem*)

Giusto per rispondere alla citazione iniziale di Freud con una prospettiva più ottimista, riportiamo la conclusione dell'articolo di Edelman:

At the end of our studies, when we have grasped its mechanisms in greater detail, consciousness will lose its mystery and be generally accepted as part of the natural order. (*ibidem*)

Altri studi sulla Complessità

Per completezza citiamo alcuni studi che fanno uso dei concetti fin qui esposti, ed altri che propongono misure e metodi differenti, pur sempre inerenti alla complessità dei sistemi neurali.

Seth ed Edelman (2004) usano le misure strutturali dei grafi e la complessità neurale per analizzare delle reti, evolute con algoritmi genetici, che simulano il comportamento di fissazione e inseguimento di un bersaglio in un campo visivo. Reti differenti, evolute per rispondere ad ambienti più o meno ricchi e complessi, mostrano diversi livelli di complessità neurale e differenti organizzazioni strutturali. In particolare le reti evolute in ambienti più complessi, oltre a dimostrare maggiore resistenza alle perturbazioni, hanno anche una maggiore complessità.

Un aspetto interessante di questo lavoro è che per generare la matrice delle correlazioni (usate per il calcolo di C_N) vengono utilizzate anche le dinamiche interattive, ovvero la registrazione dell'attività neuronale. In particolare la formula proposta e che utilizzeremo nel prossimo capitolo è:

$$(13) \quad COV(X) = \text{cov}(\dot{F})$$

Dove \dot{F} è la derivata prima (rispetto al tempo) della matrice di attivazioni. Tale approccio viene scelto in quanto i tassi di cambiamento delle attività dei neuroni: 1. è più probabile che soddisfino l'assunzione di stazionarietà (a tal proposito citano Hamilton, 1994), e 2. riflettono meglio le interazioni tra la rete e l'ambiente rispetto ai livelli assoluti di attività. Tuttavia i risultati ottenuti calcolando C_N in questa maniera

sono controversi e differiscono da quelli calcolati partendo dalla matrice delle correlazioni, che meglio riflettono le reali caratteristiche delle reti.

Sporns et Al. (2004) in un riesame di alcuni lavori e dei concetti sopra esposti, citando articoli che analizzano dati raccolti con MRIf e MEG, fanno anche notare come la teoria dei "piccoli mondi" (small worlds) si adatti perfettamente alle caratteristiche delle reti dotate di alta complessità.

La teoria delle reti "small-world" (Watts e Strogatz, 1998) è quella, tra l'altro, che prevede i famosi "sei gradi di separazione", e che in generale mostra come ci sia un regno intermedio tra reti casuali e reti altamente regolari. In tale teoria non rientrano solo le reti neuronali ma in generale tutte le reti dotate di un'alta organizzazione interna, come ad esempio le reti sociali o esempi tratti da reti industriali come quella della distribuzione dell'elettricità. Il fattore comune è un alto indice di raggruppamento f_{clust} e da un relativamente basso indice di lunghezza delle connessioni l_{wire} .

Un esempio di lavoro in cui viene utilizzata la Complessità Neurale in modelli differenti è di Van Cappellen van Walsum et al. (2003) che cercano di correlare C_N , calcolata su dati di MEG effettuate su un gruppo di pazienti Alzheimer e un gruppo di controllo, alle capacità cognitive dei casi presi in esame. Contrariamente a quanto previsto dal modello di Tononi et al. (1994) C_N non è sistematicamente minore nei pazienti Alzheimer, bensì lo è solo su alcune bande di frequenza.

Un altro esempio di uso di tale misura è un esperimento di Burgess et al. (2003) che la calcolano a partire da dati EEG registrati durante un compito di ricerca e percezioni di

immagini stereografiche (a punti casuali). In accordo con le ipotesi, la Complessità Neurale aumentava sensibilmente quando i partecipanti passavano dal semplice vedere lo stereogramma alla percezione dell'immagine tridimensionale nascosta.

Altri lavori che mettono a confronto varie misure della complessità e organizzazione sono ad esempio di David et al. (2003), che sempre su dati MEG ed EEG (empirici e simulati) calcolano una serie di misure, tra cui la mutua informazione, la sincronizzazione generalizzata e la sincronizzazione di fase; Freeman et al. (2000) propongono dei modelli di sistemi caotici come spiegazione dei fenomeni complessi che si verificano nel sistema nervoso; Monirul Islam e Murase (2004) utilizzano delle misure prese a prestito dai sistemi caotici (esponente di Lyapunov e dimensione di Kaplan-Yorke) per analizzare gli input e le traiettorie di robot evoluti con algoritmi genetici in un compito di navigazione libera in ambienti più o meno complessi; anche Friston (1996) considera il sistema nervoso come un sistema caotico e proponendo che una caratteristica precipua dei sistemi neurali sia la metastabilità (misurata anche qui tramite l'esponente di Lyapunov e la complessità dimensionale), mostra che tale caratteristica è massima in sistemi con connessioni estrinseche rarefatte; altri studi su stabilità, disordine, sincronizzazione, equilibrio ed altre caratteristiche del sistema nervoso considerato come sistema caotico sono di Del Prete e Coolen (2004), Del Giudice et al. (2004), Daucé et al. (2001) e McGuire et al. (2002), giusto per citarne alcuni.

Intelligenza o Intelligenze

La questione di cosa sia l'intelligenza è notoriamente annosa. Per iniziare, riportiamo alcune definizioni da vari dizionari:

Insieme delle capacità mentali che rendono possibile un adattamento attivo alle modificazioni dell'ambiente circostante e la risoluzione di problemi lontani nello spazio e nel tempo attraverso un'elaborazione simbolica dei loro elementi costitutivi. In questo senso essa è riscontrabile anche in alcune forme animali (scimpanzè, cetacei...) , ma è tipica dell'uomo, nel quale si sviluppa per gradi dalla nascita fino ai 10-12 anni, quando prende forma il pensiero logico-deduttivo. *(Zanichelli)*

La facoltà, propria della mente umana, di intendere, pensare, elaborare giudizi e soluzioni in base ai dati dell'esperienza anche solo intellettuale.

[...]

Processo mentale che consente all'uomo o all'animale cerebralmente evoluto un adattamento attivo all'ambiente | L'insieme dei processi mentali specificamente umani, che si compiono utilizzando simboli (linguistici, logici ecc.), immagini e concetti *(Garzanti)*

L'intelligenza è il risultato delle funzioni conoscitive, adattative e immaginative, date dalle connessioni neurali attive che possono essere costantemente aumentate nel corso della vita tramite l'apprendimento cosciente. *(Wikipedia)*

Facoltà della mente umana di intendere, pensare, giudicare, comunicare fatti e conoscenze, di formulare giudizi ed elaborare soluzioni in risposta agli stimoli esterni, di adattarsi all'ambiente o di modificarlo in base alle proprie necessità.

Di animali, facoltà mentale che permette l'acquisizione di capacità, l'adattamento e la risposta a stimoli esterni e la comunicazione con i propri simili o con l'uomo. *(De Mauro)*

The ability to learn or understand or to deal with new or trying situations *(Merriam-Webster)*

Ability to adapt effectively to the environment, either by making a change in oneself or by changing the environment or finding a new one (*Encyclopædia Britannica*)

La maggior parte delle definizioni si riferisce all'intelligenza come qualcosa di precipuo dell'uomo, strettamente legata alla soluzione di problemi, alla comunicazione, alle capacità semantiche e di astrazione. Anche cercando un comune denominatore più semplicistico, in ogni caso le caratteristiche dell'intelligenza risultano essere la capacità di adattarsi all'ambiente e di apprendere. Concezione riportata anche nel manuale del professor Puglisi Allegra (1997), che pur riconoscendo l'esistenza di *"intelligenze specifiche"* frutto dell'adattamento a particolari ambienti (*ibidem*), alla fine sposa la tesi di Macphail per cui esiste una capacità generale di "problem solving", almeno nei vertebrati. Concezione che sposiamo anche noi, se non fosse per il problema di dover giustificare l'uso del termine "intelligenza" applicato a reti di pochissimi neuroni (4-20) che non hanno alcuna capacità di modificare la loro struttura.

I sistemi neurali che utilizziamo nei nostri esperimenti, per complessità e capacità di elaborazione ricordano molto più i nematodi (o altri animali simili estremamente semplici) che i vertebrati (Hobert, 2005). Tuttavia sono sottoposti a selezione ed evoluzione, e valutati in base ad un compito assegnato e ad una funzione di fitness. Nel corso di varie generazioni, perciò, vengono selezionati gli individui più adatti al compito, ed in questo senso possiamo dire che si assiste ad un apprendimento (seppure le modifiche non avvengano nell'arco della "vita" ma di generazione in generazione). Ugualmente possiamo pensare che l'intelligenza che esibiscono riguarda la capacità di essere adattati al proprio habitat e al compito richiesto per la loro sopravvivenza, ed in questo senso coincide con la fitness, che valutiamo direttamente e quantifichiamo tramite una funzione a seconda del comportamento esibito.

Ben consci della forzatura che stiamo dando al concetto di intelligenza (genericamente intesa), ci teniamo comunque a ricordare come, soprattutto nel campo dell'Intelligenza Artificiale (e questa tesi rimane comunque specificamente in tale materia), la definizione di intelligenza è tra le più varie, e spesso coincide con l'adattamento del sistema in esame al compito lui assegnato.

Ci rendiamo ben conto che questo è un grande limite, che non permette, se non a costo di forzature, di generalizzare i risultati del presente lavoro a sistemi molto più grandi e complessi, tuttavia allo stato attuale e con i mezzi a disposizione non è possibile simulare sistemi con più di poche decine di neuroni. Certo, sistemi più grandi e meglio simulati porterebbero a conclusioni più generalizzabili, ma per il presente lavoro siamo costretti ad accontentarci dei mezzi che abbiamo.

Reti Neuronali e Robotica Evolutiva

Visto che abbiamo già accennato ai sistemi che andremo ad usare negli esperimenti, è giunto il momento di occuparcene più estensivamente.

Sono ormai svariati anni che è stata "fondata" la Robotica Evolutiva, e non è possibile non citare il testo di Nolfi e Floreano (2000), considerato nel campo il punto di partenza naturale.

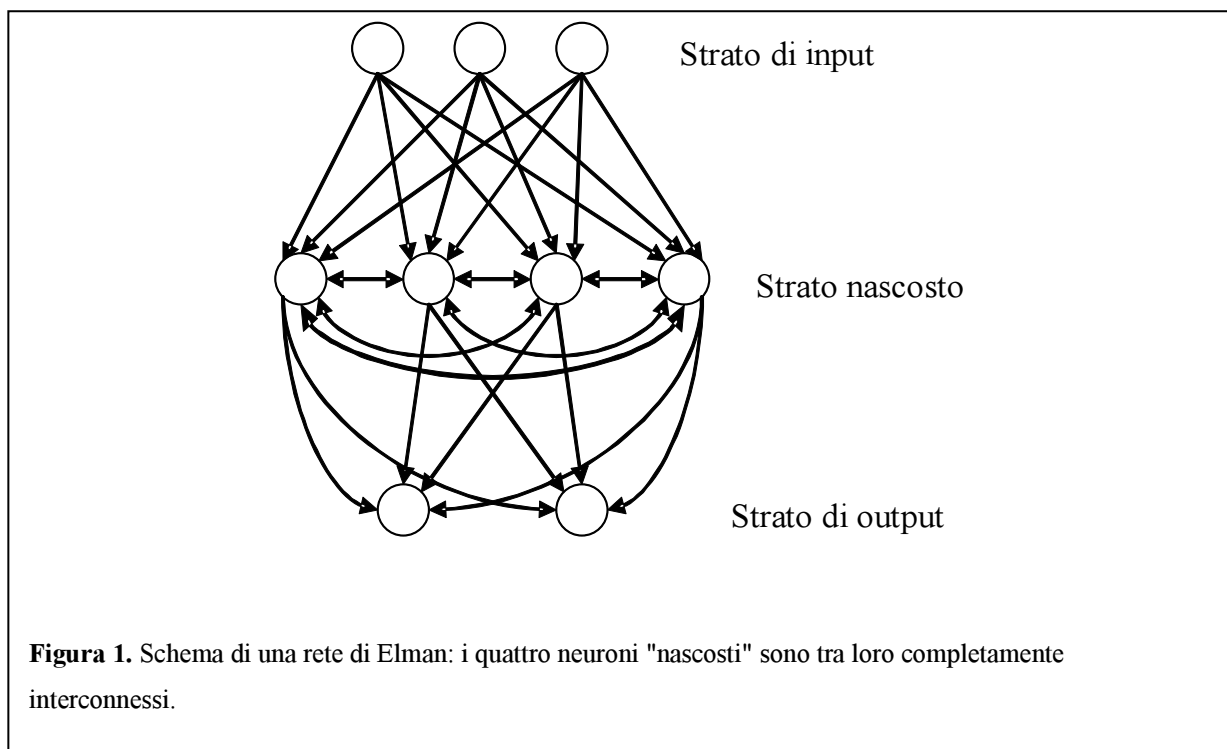
Nel loro libro i due autori danno le basi dei vari aspetti riguardanti la Robotica Evolutiva: le architetture di reti neurali, le funzioni di fitness, gli algoritmi genetici, la co-evoluzione ed addirittura l'evoluzione dell'hardware. Riportiamo brevemente alcuni concetti generali, benché confidiamo che siano ampiamente conosciuti.

In ogni caso è bene ricordare che ci occupiamo di Agenti Mobili Autonomi, ovvero di semplici Robot che si muovono nell'ambiente sfruttando dei sensori in input e comandando dei motori in output. Ovviamente molte delle tecniche descritte sono state utilizzate nei campi più disparati, dal riconoscimento vocale alla finanza, tuttavia ci limiteremo al nostro campo di interesse e di applicazione.

Architetture di Reti Neuronali

Esistono due grandi categorie di reti neurali artificiali: reti feed-forward e reti ricorrenti. Le prime sono reti esclusivamente reattive: processano gli stimoli in input e in base ad essi producono un output. E' un fatto che per compiti semplici possano risultare adatte (Braitenberg, 1984), sfruttando i vincoli del compito e dell'ambiente per una semplicistica coordinazione sensomotoria, tuttavia appena il compito diventa più complesso o l'ambiente meno vincolato, mostrano presto i loro limiti (Nolfi e Floreano, 2000; Floreano e Mondada, 1998).

Sono state perciò proposte svariate diverse architetture di reti dotate di uno stato interno, e quindi capaci non solo di reagire agli stimoli ma anche di integrarli con una qualche memoria (Tsoi e Back, 1997; Elman, 1990). Il comun denominatore di queste reti è la presenza di connessioni di feedback, che possono essere presenti a diversi livelli: ad esempio tra lo "strato" neuronale di output e quello di input, o tra diversi strati interni.



L'architettura più comune, che utilizzeremo anche noi, è quella proposta da Elman (*ibid.*) e schematizzata nella Figura 1: un solo strato interno o "nascosto" è completamente connesso a se stesso, oltre naturalmente agli strati di input e di output. Tale semplificazione consente di non occuparsi direttamente della struttura della rete, ma di permetterle di essere ampiamente flessibile a seconda delle connessioni tra i vari neuroni "nascosti": in base a quante connessioni risultano diverse da zero si può passare da strutture con moltissimi feedback e dinamiche complesse, a strutture puramente reattive ed equivalenti a reti feed-forward.

La rete sarà perciò codificata, oltre che dai pesi delle connessioni tra lo strato di input e quello "nascosto" e tra lo strato "nascosto" e quello di output, essenzialmente dalla matrice quadrata delle connessioni reciproche dei vari neuroni dello strato "nascosto".

Benché esistano molti approcci per l'apprendimento nelle reti neurali (dalla modifica dinamica dei pesi in base alla regola di Hebb, alla crescita di nuove connessioni, alla

selezione darwiniana dei neuroni a seconda della loro attivazione e connettività) nel nostro modello non abbiamo previsto la possibilità di modifiche della rete durante la sua "vita". Abbiamo immaginato che durante i pochi secondi di test le reti non abbiano comunque la possibilità di apprendere dall'ambiente, e che è più utile immaginare lo stato della rete come il risultato della sua "ontogenesi" e "vita" fino a quel momento. Abbiamo insomma delegato all'algoritmo genetico il compito di codificare nei pesi della rete anche la sua "infanzia", o, se si preferisce, abbiamo immaginato che organismi con un numero di neuroni così scarso abbiano pochissime capacità di apprendere dall'ambiente ed un'ontogenesi essenzialmente immutabile.

Altri fattori che vengono a volte implementati nelle reti neurali sono ad esempio la presenza di dinamiche interne ai neuroni, di ritardo nella propagazione del potenziale, valori di soglia differenziati o funzioni di attivazioni differenti.

Per dinamiche interne ai neuroni s'intende il fatto che lo stato del neurone, istante per istante, non dipende unicamente dalla somma dei potenziali in ingresso, ma viene memorizzato in una variabile di polarizzazione che varia perciò nel tempo e consente una memoria dello stato precedente. Questo consente di realizzare una sommazione temporale oltre che spaziale, come avviene nei neuroni reali. Le dinamiche realizzate in questa maniera in genere seguono il funzionamento dei neuroni biologici, per cui la variabile di polarizzazione è sottoposta comunque ad un ritorno naturale verso un valore minimo, ed in genere dopo la scarica subisce una iperpolarizzazione per simulare il periodo refrattario.

Il ritardo nella propagazione del potenziale viene invece utilizzato per simulare differenti distanze tra i neuroni e differenti velocità di conduzione delle fibre. Ogni connessione ha il suo specifico ritardo, per cui un impulso inviato su una certa connessione arriverà a destinazione dopo un *tot* di tempo.

L'uso di valori di soglia differenziati è invece invalso per risolvere alcuni problemi inerenti alla stazionarietà di sistemi non sottoposti a stimoli. Usando i valori di soglia si introduce un termine noto nell'equazione che determina l'attivazione del neurone, e pertanto si possono ottenere neuroni che in mancanza di stimoli afferenti sono naturalmente attivi. Altre soluzioni spesso utilizzate sono l'introduzione di un neurone di *bias* che scarica costantemente, o l'aggiunta di rumore casuale, soluzione quest'ultima che più si avvicina alla realtà biologica.

Le funzioni di attivazione invece determinano in quale maniera i neuroni processano l'input per determinare l'output. Una volta sommati gli stimoli afferenti occorre infatti decidere se e quanto il neurone scaricherà producendo stimoli nei neuroni connessi. Le soluzioni più spesso utilizzate sono la funzione sigmoide, a gradino, lineare o l'arcotangente.

Per i nostri esperimenti abbiamo scelto un modello molto semplice e ampiamente testato, che non prevede l'uso di dinamiche interne né di ritardo o valori di soglia differenziati (le soglie sono perciò tutte uguali a zero). La funzione di attivazione scelta è stata la sigmoide, considerata lo standard (insieme a quella a gradino) per questi sistemi.

Evoluzione ed Algoritmi Genetici

Benché per compiti di classificazione con reti feed-forward (compiti perciò puramente reattivi dove la risposta giusta della rete ad un certo input era conosciuta a priori) in passato è stato proposto e ampiamente usato l'addestramento tramite back-propagation o altri algoritmi di discesa del gradiente, che modificavano ad ogni errore i pesi della rete per codificare la risposta corretta, con reti ricorrenti e compiti meno chiaramente definiti (come la navigazione di un agente autonomo in un ambiente) tali metodi non possono essere usati, o risultano particolarmente ostici e poco flessibili e automatizzabili.

E' stato perciò proposto di utilizzare sistemi che utilizzano i principi che la natura ha utilizzato per l'evoluzione degli organismi viventi: un codice genetico, una fitness valutata in base al comportamento di ciascun agente e dei meccanismi di riproduzione.

L'implementazione di tali principi basilari è stata di volta in volta differente e spesso ben lontana dai meccanismi biologici, tuttavia la struttura del processo è essenzialmente la stessa:

Si crea una popolazione di n individui con genoma casuale;

Si valuta (spesso con metodi automatici) il comportamento di ogni individuo e gli si assegna un valore di fitness;

Si dà ad ogni individuo una probabilità di riprodursi proporzionale alla propria fitness;

Si crea una popolazione figlia (in genere anch'essa composta di n individui) a partire dagli individui che sono riusciti a riprodursi, e applicando varie delle regole genetiche per far variare la popolazione, a seconda del tipo di genoma e di riproduzione (sessuata o non sessuata).

Si ripetono i punti da 2 a 4 per ogni generazione, fino ad ottenere una fitness preventivata o finché la fitness non è stabile, ovvero ancora per un numero predefinito di generazioni.

Se poi il genoma codifica direttamente la struttura della rete o solo le regole per una sua ontogenesi, se sono presenti vari cromosomi o se ne esiste solo uno, se la riproduzione è sessuata o asessuata, se ci sono mutazioni spontanee, cross-over, replicazioni o altri fenomeni biologici, sono tutte caratteristiche che dipendono dallo specifico modello adottato. Ne sono stati proposti innumerevoli tipi, più o meno vicini alla realtà biologica e che si sono rivelati più o meno adatti al problema che dovevano di volta in volta affrontare e ottimizzare.

Nel modello da noi scelto ogni gene codifica direttamente il peso di una connessione e perciò il genoma è semplicemente una sequenza di numeri reali. Per tale motivo non è possibile una riproduzione sessuata (in quanto la struttura di due reti prese a caso è con molta probabilità ampiamente differente, e pertanto anche la struttura del loro genoma) così come non ha senso parlare di cross-over, delezioni, replicazioni ed altri meccanismi tipici del DNA. L'unico meccanismo in atto per variare la popolazione è la mutazione dei geni, che avviene ad ogni ciclo riproduttivo su ogni gene, addizionando al valore del gene del genitore un numero generato casualmente in base ad una distribuzione gaussiana con media 0 (perciò anche valori negativi) e deviazione standard definibile dallo sperimentatore.

Ci è stato fatto notare che con tali semplificazioni più che di algoritmo genetico occorrerebbe parlare di "Simulated Annealing", ma a prescindere dalle definizioni, tale modello, benché lontano dai sistemi biologici, ha l'innegabile vantaggio di essere semplice, facilmente implementabile, ampiamente testato e di portare, per sistemi sufficientemente piccoli, velocemente a soluzioni (quasi) ottimali. Ed a ben rifletterci, anche le forme di vita molto semplici ed asessuate non hanno, alla fine dei conti, meccanismi genetici molto differenti.

Il robot Khepera

Khepera, prodotto dalla K-Team Corporation², è uno dei robot usati tipicamente negli esperimenti di robotica evolutiva. Sviluppato originariamente da Mondada e colleghi per i loro esperimenti, è stato successivamente commercializzato e nel giro di pochi anni è stato adottato da moltissimi gruppi di ricerca. Con un diametro di 55mm e un peso di 70g, è equipaggiato di 8 sensori infrarossi (6 frontali e 2 posteriori) e si muove tramite due ruote laterali che possono ruotare indipendentemente ed in entrambi i versi.

Esistono varie estensioni, tra cui un sensore che indica i livelli di luminosità nelle varie direzioni e una pinza che permette di afferrare gli oggetti, dotata di un sensore che indica se è presente un oggetto.

E' stato utilizzato soprattutto per esperimenti di navigazione in ambienti più o meno complessi, esperimenti di co-evoluzione (ad esempio di prede e predatori), di spostamento di oggetti ed addirittura in una forma semplificata di gioco del calcio. Nolfi e Floreano (2000) lo usano in moltissimi esperimenti riportati nel loro testo, e ne danno una descrizione più che esauriente delle caratteristiche, potenzialità e limiti.

² <http://www.k-team.com>

Il vantaggio di essere così ampiamente utilizzato è che sono stati creati anche molti strumenti per lo sviluppo di reti per controllare tale robot, tra cui svariati simulatori, programmi che permettono cioè di simulare il funzionamento del robot e l'ambiente in cui farlo evolvere, per risparmiare tempo e testare le reti solo alla fine del processo evolutivo.

Per i nostri esperimenti abbiamo perciò usato uno di questi simulatori: YAKS (Yet Another Khepera Simulator), scritto da Johan Carlsson e distribuito open-source sul suo sito³. Le caratteristiche che ci hanno fatto scegliere tale simulatore (oltre alla gratuità, visto che il codice è liberamente distribuito) sono la velocità e la flessibilità, oltre al fatto che incorpora un ottimo modello di rete neurale e di algoritmo genetico. Una descrizione più dettagliata delle sue caratteristiche e del suo funzionamento verrà data nel prossimo capitolo.

Conclusioni

In questo capitolo abbiamo posto le basi teoriche per i nostri esperimenti. Nella prima parte abbiamo esaminato la letteratura esistente (tutta assai recente, essendo un campo di studio nuovo e ancora molto da esplorare) sulla complessità, introducendo un insieme di concetti teorici e misure che andremo ad utilizzare nell'analisi dei risultati del lavoro sperimentale. Concetti come Complessità Neurale, Integrazione, Complessità di Abbinamento, Massima Integrazione dell'Informazione, Indice di Raggruppamento, sono stati introdotti ed illustrati sia nei loro termini matematici che teorici.

Nella seconda parte abbiamo brevemente ricapitolato le caratteristiche dei sistemi di intelligenza artificiale di cui faremo uso negli esperimenti. Abbiamo infatti scelto di

³ <http://r2d2.ida.his.se>

studiare l'emergere della complessità in reti neurali ricorsive fatte evolvere con algoritmi genetici per controllare degli agenti autonomi, nella fattispecie dei robot Khepera in compiti di navigazione in ambienti più o meno complessi.

Esperimenti, Analisi e Risultati

Donovan uncapped the tightly sealed container and from the oil bath within he withdrew a second cube. Opening this in turn, he removed a globe from its sponge-rubber casing.

He handled it gingerly, for it was the most complicated mechanism ever created by man. Inside the thin platinum plated "skin" of the globe was a positronic brain, in whose delicately unstable structure were enforced calculated neuron paths, which imbued each robot with what amounted to a pre-natal education.

I. Asimov, *Reason*, originariamente pubblicato su *Astounding Science Fiction*, Street & Smith, NYC, 1941; incluso in *I, Robot*, Doubleday, NYC, 1951

Quando nel 1941 Asimov scrisse il racconto sul robot che si poneva problemi esistenziali (da cui è tratta la citazione), i transistor erano stati solo teorizzati; e d'altronde, benché oggi ne facciamo largamente uso, non è detto che sarà la tecnologia che porterà alla creazione di un'intelligenza artificiale paragonabile a quella umana. Ma tornando momentaneamente ad Asimov, ci piace notare che benché non avesse idea di come si sarebbe potuto realizzare il "cervello" di un robot, postula che si sarebbe dovuto basare su dei "circuiti neurali". Certo, lui li immagina finemente calcolati con formule matematiche, quando invece oggi il metodo più promettente sembra quello dell'evoluzione darwiniana, ma non è detto che lo studio dei sistemi complessi non porterà all'avverarsi delle sue previsioni.

Una cosa è certa: come al solito la fantascienza è stata troppo ottimista. Il racconto di cui sopra è ambientato fra pochi anni, e l'invenzione del "cervello positronico" dovrebbe già essere avvenuta, mentre invece gli agenti che riusciamo a creare constano di "cervelli" estremamente semplici, ed hanno capacità comparabili con quelle di qualche piccolo verme, non certo con i vertebrati superiori o con gli esseri umani.

Un altro curioso parallelismo che troviamo tra la fantascienza asimoviana e la nostra realtà è nel fatto che all'atto della "nascita" i robot già posseggono una conoscenza basilare. Anche le nostre minuscole reti "nascono" pronte all'uso e con le conoscenze necessarie a svolgere il loro compito, e immaginiamo che anche in futuro, con sistemi in grado di apprendere, sarà comodo "salvare" lo stato del sistema dopo un apprendimento iniziale, per poter riprodurre innumerevoli individui con le stesse conoscenze. Ma siamo tornati nell'ambito della fantascienza.

La nostra ricerca, per quanto lontana dalle prospettive di "cervelli positronici" e robot umanoidi, invece riguarda, come già detto, delle reti neurali fatte evolvere con algoritmi genetici ed usate per controllare dei semplici robot in compiti di navigazione di diversa complessità.

L'idea che sottende questi esperimenti è che con l'evolversi delle reti e l'aumentare della fitness dei sistemi, aumenti anche la complessità di tali sistemi. Insomma che si assista, anche in situazioni di "evoluzione artificiale" (intesa come evoluzione di organismi artificiali), alla stessa spinta evolutiva verso una maggiore complessità, presente nell'evoluzione naturale.

Ciò che ci aspettiamo, inoltre, è che all'aumentare della complessità dell'ambiente e del compito da svolgere, tale spinta evolutiva verso la complessità sia maggiore, e che pertanto vi sia un maggior legame tra la complessità e la fitness del sistema, e che ambienti più complessi portino all'evoluzione di reti più complesse.

In ogni caso, per tener conto anche dell'influenza della massa cerebrale sulle capacità del sistema, abbiamo replicato gli esperimenti con reti di grandezze differenti, così da poter confrontare quanto le due dimensioni (complessità e massa) influenzino la resa complessiva della rete.

Il fatto che ogni "genia" parta sempre da reti generate in maniera casuale e perciò del tutto disorganizzate, se da una parte è una garanzia degli effetti delle spinte evolutive sulla organizzazione e complessificazione del sistema, dall'altra pone dei problemi di comparabilità tra le diverse dimensioni di reti. Poiché infatti il "genoma" delle reti riflette biunivocamente le connessioni tra i neuroni, e poiché lo strato "nascosto" è completamente interconnesso, la lunghezza del genoma (e di conseguenza lo spazio delle soluzioni) è proporzionale al quadrato del numero di neuroni dello strato "nascosto". Di conseguenza c'è da aspettarsi che sia la velocità che la probabilità della convergenza verso una soluzione "ottimale" siano inversamente proporzionali al quadrato del numero di neuroni nascosti, e che perciò il vantaggio che una rete con più neuroni offre in termini di capacità di calcolo venga limitata dalla difficoltà nel convergere verso una soluzione.

Nei sistemi naturali, che si evolvono, sia filogeneticamente che ontogeneticamente, tramite aggiunta di neuroni a reti più semplici già esistenti, il problema di tale "bootstrap" casuale non si pone, e di conseguenza la relazione tra la massa cerebrale e la fitness è direttamente proporzionale; nel nostro caso invece il peso dello spazio delle soluzioni differente per le varie "masse cerebrali" è da tenere in conto.

Fatte queste debite premesse, possiamo ora iniziare ad illustrare il lavoro sperimentale svolto.

Materiale usato negli esperimenti

Hardware

Poiché le reti positroniche non sono ancora state inventate, per i nostri esperimenti ci siamo avvalsi dell'ormai onnipresente tecnologia a transistor, e nello specifico di tre personal computer:

- Pentium IV 2.4GHz con 256 MB di RAM
- Pentium IV 1.6GHz con 256 MB di RAM
- Celeron 2GHz con 768 MB di RAM

Software

Oltre al sistema operativo Microsoft Windows, per gli esperimenti ed i calcoli sono stati utilizzati:

- YAKS (Yet Another Khepera Simulator)¹
- Microsoft Visual Studio .Net 2003 (Visual C++ e Visual C#)²
- MathWorks Matlab 7.0 (R14)³
- SPSS 14.0⁴
- MySql 5.0 con MyODBC 3.51⁵

L'elaborato, infine, è stato scritto con Microsoft Word 2002 e compilato in formato Pdf con PdfCreator 0.9⁶ e PDF-T-Maker⁷.

¹ <http://r2d2.ida.his.se>

² <http://www.microsoft.com>

³ <http://www.mathworks.com>

⁴ <http://www.spss.com>

⁵ <http://www.mysql.com>

⁶ <http://sourceforge.net/projects/pdfcreator>

⁷ http://www.transcom.de/transcom/en/2004_pdf-t-maker.htm

Tutti gli esperimenti sono stati progettati ed implementati dall'autore del presente lavoro in piena autonomia, così come la progettazione dell'intero impianto sperimentale, l'esecuzione e interpretazione delle analisi statistiche e la stesura dell'intero elaborato.

Il simulatore YAKS

Come dice il suo stesso nome (acronimo di Yet Another Khepera Simulator), YAKS è un simulatore del robot Khepera, descritto nel capitolo precedente. Sviluppato da Johan Carlsson dell'università di Skövde (Svezia) in C++ e compatibile con più piattaforme (grazie all'uso delle librerie grafiche GTK+), è un programma open source (ovvero il codice è distribuito liberamente) molto flessibile, che include anche un modulo per implementare reti neurali ed uno per implementare algoritmi genetici.

Benché esistano altri simulatori, sia di robot khepera che di altri robot (ad esempio Webots, commercializzato dalla Cyberbotics SA, o KepSim ed EvoRobot di Nolfi e Lund), abbiamo scelto YAKS perché unisce flessibilità, potenza e velocità di calcolo, modularità e, non ultimo, è totalmente gratuito.

La gratuità purtroppo si sconta con una cattiva documentazione ed una curva di apprendimento assai lenta: anche solo riuscire ad importare e compilare il programma in Visual Studio .Net è stato complesso. Tuttavia una volta superate le prime difficoltà ed acquisita una buona dimestichezza con il codice, è stato possibile sfruttare al meglio le potenzialità di questo programma, ed apportarvi delle modifiche per adattarlo alle esigenze dei nostri esperimenti.

Implementazione del modello di rete di Elman

La prima modifica ha riguardato ovviamente il modello di rete neurale da usare come controllo del robot khepera. Il codice è assai flessibile e permette di implementare (quasi) ogni tipo di rete.

E' possibile specificare un numero variabile di strati (identificati da un numero), e per ognuno creare un numero variabile di neuroni.

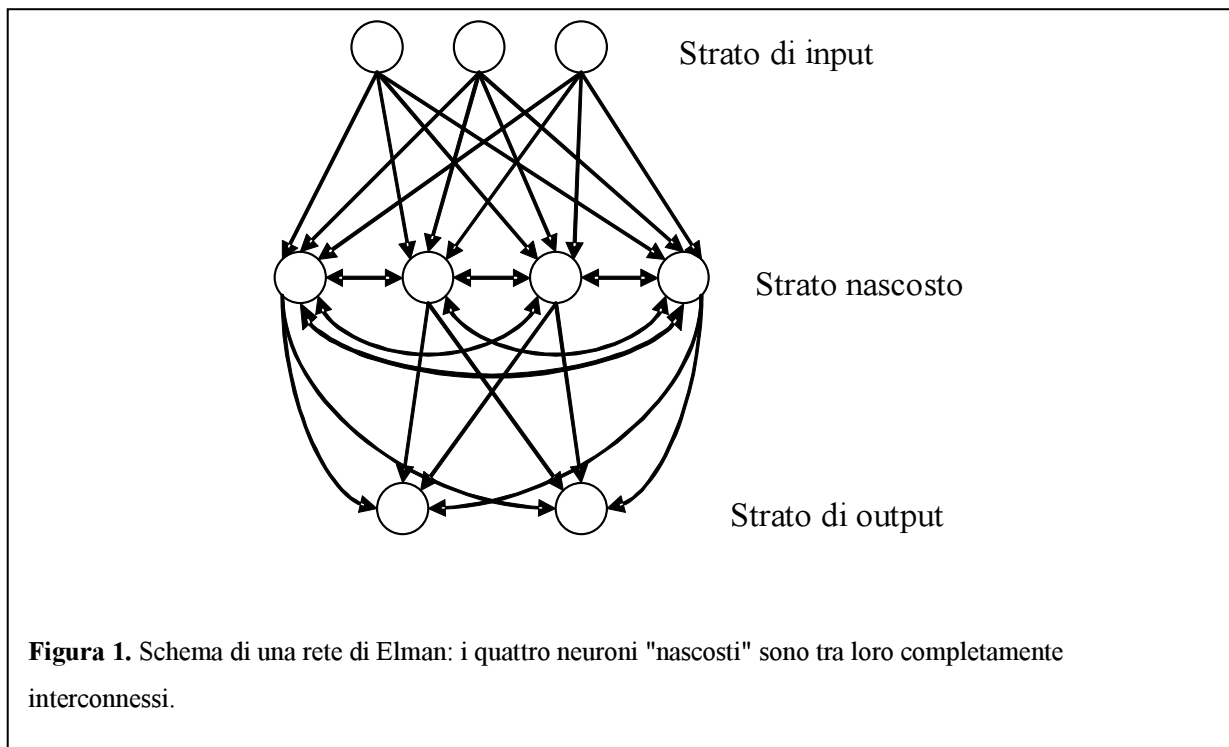
Per ogni neurone creato è possibile specificare lo strato cui appartiene, la funzione del neurone (se è di input, di output o interno) e la funzione di attivazione (lineare, sigmoide, a gradino, etc.).

Non sono invece implementati neuroni con memoria dello stato precedente (che permettono perciò una sommazione temporale oltre che spaziale), con ritardo temporale (per simulare diverse distanze tra i neuroni) o con possibilità di modificare le connessioni (ovvero con capacità di apprendimento).

Nel nostro caso la funzione di attivazione scelta per tutti gli strati è stata quella standard per esperimenti del nostro tipo, ovvero la sigmoide.

Per quanto riguarda il numero di neuroni per i vari strati, i neuroni di input sono in numero variabile a seconda dei sensori di cui è dotato il robot (da 8 per un robot con solo i sensori ad infrarossi a 17 per un robot con anche i sensori di luce ambientale e di presenza di un oggetto nella pinza), i neuroni nascosti possono essere liberamente scelti, ed i neuroni di output possono essere 2 o 4 a seconda se occorre comandare solo i due motori o anche la pinza.

Esiste inoltre un neurone "bias", costantemente attivo, connesso a tutti gli strati tranne quello di input, per consentire un'attivazione "latente" della rete anche in assenza di



stimoli. Per questo motivo non sono invece previste soglie differenziate, bensì sono poste tutte pari a zero.

L'ultimo passaggio consiste quindi nel connettere i vari strati tra loro a seconda del disegno della rete. Una rete di Elman consiste perciò in tre strati: uno contenente i neuroni di input, e connesso allo strato interno; uno contenente i neuroni interni, e connesso a se stesso e allo strato di output; ed infine l'ultimo contenente i neuroni di output (Figura 1 per lo schema e Riquadro 1 per il codice).

Le singole connessioni vengono quindi create dal modulo ANN (Artificial Neural Net), ed i pesi possono essere generati casualmente (ad esempio per la prima generazione di individui), caricati da file o generati dal modulo GA (Genetic Algorithm) a partire da una popolazione di individui.

```

void elman(Ann *original, int inputs){
    int i;
    for(i=0; i < inputs; i++)
        original->addNeuron(0, INPUT, SIGMOID);
    for(i=0; i < hiddenNeurons; i++)
        original->addNeuron(5, INTERN, SIGMOID);
    for(i=0; i < 4; i++)
        original->addNeuron(10, OUTPUT, SIGMOID);

    original->connectLayer(0, 5);
    original->connectLayer(5, 5);
    original->connectLayer(5, 10);
}

```

Riquadro 1. Codice per generare una rete di Elman nel simulatore YAKS.

L'ordine di attivazione è strettamente seriale: ad ogni ciclo l'attivazione di ogni neurone è calcolata, in ordine di strato e di creazione, a partire dalle attivazioni dei neuroni afferenti nel ciclo precedente.

Compito, Ambiente e Fitness

Il passo successivo è quindi creare un ambiente (nel nostro caso virtuale) con cui far interagire il robot, decidere un compito da fargli svolgere e scegliere una funzione di fitness per valutare quanto ogni individuo svolge il compito assegnato.

L'interazione con l'ambiente avviene per istanti successivi (è possibile specificare la durata massima di vita, in genere nell'ordine delle centinaia di istanti), della durata di 100ms: ad ogni istante viene calcolata la nuova posizione del robot (in base alla velocità e alla posizione nell'istante precedente), le attivazioni dei sensori, quindi viene attivata la rete e trasmesso ai motori (e alla pinza se è presente) il valore dell'attivazione dei neuroni di output. Poiché tale valore può oscillare tra 0 ed 1, un valore di 0.5 indicherà di fermare il motore, valori inferiori di farlo girare all'indietro e valori superiori di farlo girare in avanti.

Per quanto riguarda l'ambiente, il simulatore ne permette la definizione tramite file di testo descrittivi dei vari tipi di oggetti da inserirvi. E' così possibile creare ambienti con muri, ostacoli grandi (fissi) o piccoli (mobili), luci e zone (ovvero luoghi particolari che permettono di testare la presenza del robot ai fini della fitness, ad esempio se è una zona da evitare o in cui sostare).

La definizione del compito, in realtà, è necessaria solo per poter definire una funzione di fitness, e per valutare empiricamente, alla fine dell'esperimento, se effettivamente l'evoluzione ha portato all'emergenza del comportamento che desideravamo.

La funzione di fitness è invece il vero problema di ogni esperimento. Le caratteristiche che deve avere, per poter essere una stima "oggettiva" delle capacità dell'individuo, comparabile tra i diversi individui e le diverse generazioni, sono la continuità (o almeno la presenza di discontinuità di dimensioni contenute) e la proporzionalità agli aspetti più o meno importanti del compito, secondo diversi pesi.

Tuttavia occorre guardarsi dal rischio di creare una funzione di fitness che in realtà codifica dettagliatamente il comportamento che vogliamo ottenere, scomposto in sotto-comportamenti da premiare o punire in maniera differente: la fitness deve rispecchiare le capacità complessive di un individuo, perciò il risultato raggiunto, non il modo di raggiungerlo.

Ciononostante è spesso indispensabile aggiungere delle correzioni per evitare che l'evoluzione cada in minimi locali. Se ad esempio premiamo solo quegli individui che durante la loro vita raggiungono la massima distanza senza andare a sbattere contro i muri, rischiamo di trovarci con una popolazione di individui che stanno fermi o vanno a

velocità irrisorie. Possiamo perciò provare ad aggiungere un premio proporzionale alla velocità di rotazione delle ruote (valutata ad ogni istante di vita), ma rischiamo di ottenere robot che si limitano a girare su se stessi.

Dobbiamo perciò aggiungere anche una penalità proporzionale al valore assoluto della differenza della velocità di rotazione delle ruote, così da scoraggiare anche il ruotare su se stessi. Tuttavia se questa penalità è troppo forte, si rischia di ottenere robot che preferiscono suicidarsi contro un muro pur di non cambiare direzione. Per ogni compito, perciò, la funzione di fitness è un difficile equilibrio di forze, che devono lasciare anche spazio alla scoperta di soluzioni originali e non triviali.

Ricapitolando, la funzione di fitness è composta perciò sia da valori che vengono aggiunti o sottratti ad ogni istante di vita in base allo stato del sistema complessivo (inteso come insieme di robot e ambiente), sia dalla valutazione finale del risultato ottenuto durante l'intera vita dell'individuo.

Per implementarla è necessario modificare il file principale del programma (*sim.cpp*) così da aggiungere e sottrarre valori alla variabile *fitness* ad ogni istante di vita in base allo stato del robot e dell'ambiente, e aggiungere e sottrarre altri valori dopo la "morte" a seconda dei risultati ottenuti (ad esempio la distanza tra il punto di partenza e quello di arrivo, o la distanza da una fonte di luce, il numero di oggetti spostati, etc.). E' possibile anche creare varie differenti funzioni di fitness e scegliere quale utilizzare specificando poi un parametro nel file di configurazione, per evitare di dover ricompilare ogni volta il programma.

In genere, poi, nel caso in cui la posizione di partenza del robot sia casuale o vi siano altre variabili aleatorie, per evitare che la fitness dipenda troppo dalla casualità delle

condizioni iniziali viene ripetuto il ciclo di vita per varie epoche e quindi calcolata la fitness complessiva.

Infine, nel file di configurazione è possibile stabilire quale file di ambiente utilizzare per la simulazione, quale funzione di fitness utilizzare (se ne è stata definita più di una), di quali sensori è dotato il robot (e se è dotato di pinza per spostare gli oggetti), quanto è numerosa la popolazione di individui, quanti farne riprodurre, per quante epoche testare ogni individuo (e se farlo partire da posizioni differenti o sempre dalla stessa posizione), quanti istanti far durare ogni epoca e per quante generazioni portare avanti la simulazione.

Simulazione e salvataggio dei dati

Dopo aver compilato il programma, si è finalmente pronti per far partire la simulazione.

L'interfaccia di YAKS (Figura 2) è piuttosto spartana: la parte più consistente è occupata dalla visualizzazione dell'ambiente virtuale (è possibile scegliere tra una visualizzazione 2D in pianta o una visualizzazione 3D che utilizza le librerie OpenGL), a lato e in alto sono presenti dei pulsanti per controllare la simulazione e la visualizzazione del robot (contorno, tracciato e indicatore di direzione).

Una caratteristica molto utile di YAKS è la possibilità di disattivare la visualizzazione a schermo così da velocizzare sensibilmente la simulazione. Il codice del programma è infatti ottimizzato per far evolvere il più velocemente possibile i robot, risultato che si ottiene solo disattivando la visualizzazione a schermo. E' possibile poi riprenderla in qualsiasi momento, in modo da controllare i risultati dopo le prime generazioni.

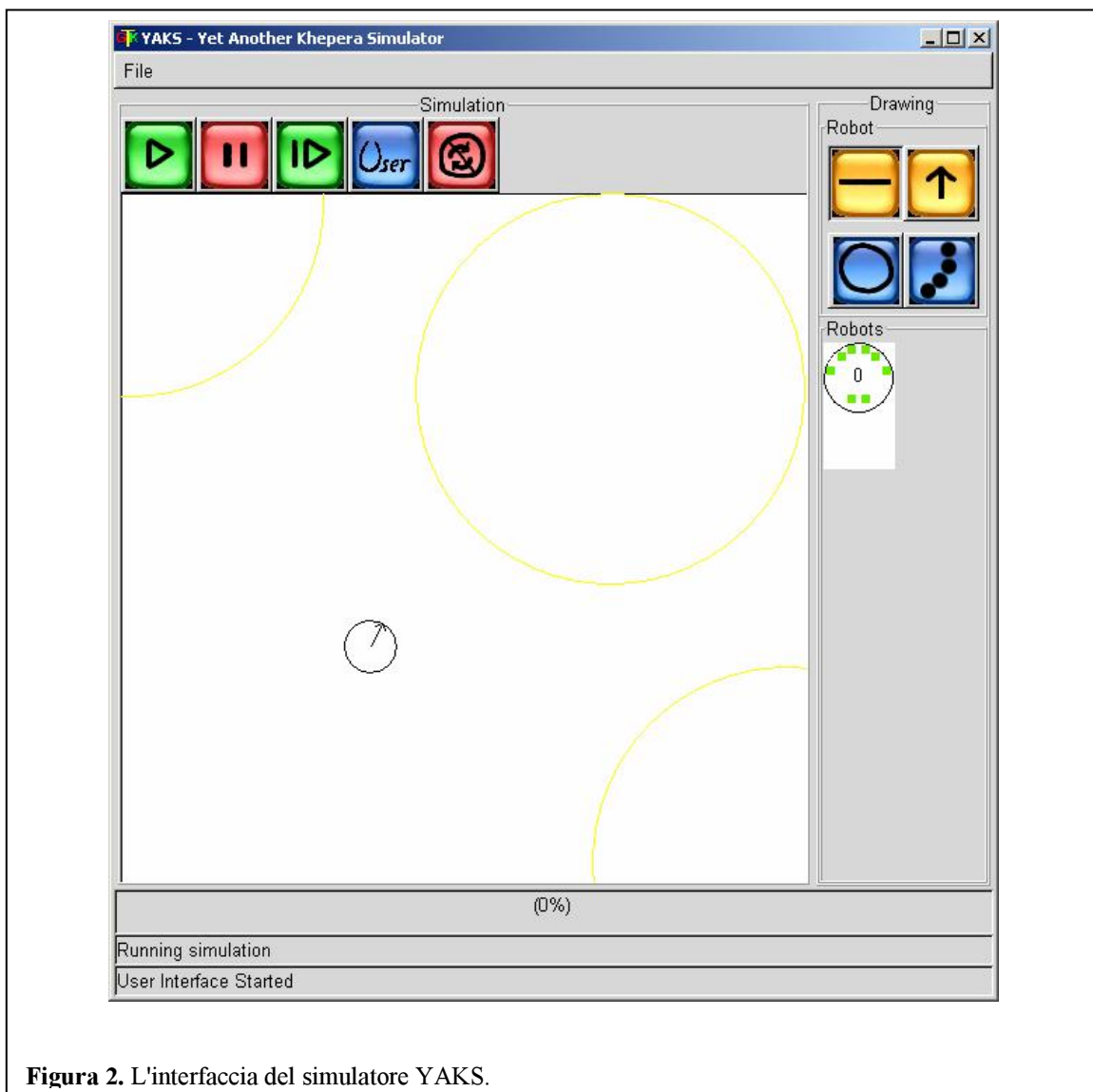


Figura 2. L'interfaccia del simulatore YAKS.

Poiché al lancio il programma attende che l'utente faccia partire la simulazione, una modifica che abbiamo introdotto per permettere l'esecuzione in batch di varie simulazioni è stata la possibilità di specificare da file di configurazione se attendere lo "start" dell'utente o partire automaticamente (disattivando contemporaneamente la visualizzazione della simulazione, inutile nel caso di simulazioni in batch).

Un parametro particolarmente utile nel file di configurazione consente di specificare ogni quante generazioni salvare su file i pesi delle connessioni. In origine tale possibilità era stata introdotta per poter fermare la simulazione e farla ripartire

dall'ultima generazione salvata, ma nel nostro caso è risultata particolarmente utile per consentirci l'analisi delle matrici delle connessioni dei vari individui generati durante la simulazione. Nei primi esperimenti abbiamo specificato un salvataggio ogni 10 generazioni, nella ripetizione degli esperimenti abbiamo dimezzato tale valore per avere una maggiore granularità dei dati.

Tuttavia tale opzione da sola non era sufficiente per i nostri scopi: ci occorreva infatti anche di salvare le fitness di tutti gli individui e le attivazioni dei neuroni, così da condurre l'analisi della complessità non solo sui pesi delle connessioni ma anche sull'effettiva attività della rete.

Abbiamo così introdotto un'ulteriore modifica, per creare un file contenente le fitness di tutti gli individui generati, e soprattutto per salvare le matrici delle attivazioni neuronali di ogni epoca di ogni individuo, nelle stesse generazioni in cui venivano salvate le matrici delle connessioni. La quantità di dati generati per ogni simulazione con queste modifiche diventa astronomica (più di un gigabyte), ma consente anche di condurre delle analisi che normalmente non vengono effettuate, benché per motivi di tempo e potenza di calcolo è stato possibile farle solo su un campione limitato di individui.

L'ultima modifica sostanziale apportata al programma è stata la possibilità di specificare nel file di configurazione il numero di neuroni interni della rete, così da svincolare parzialmente la struttura della rete dal codice e consentire di utilizzare reti di grandezza differenti senza dover ogni volta ricompilare il simulatore. Questo in prospettiva della necessità di considerare nelle nostre analisi anche la variabile relativa alla numerosità dei neuroni, e perciò di ripetere le simulazioni con reti di diversa grandezza.

Gli esperimenti condotti

Dopo alcune prove per familiarizzare con il simulatore e testarne potenzialità e limiti, abbiamo scelto quattro esperimenti con ambienti e compiti differenti e di differente complessità: un compito di navigazione in labirinto, in cui veniva premiata la distanza percorsa e punito l'urto contro i muri; un compito di ricerca delle fonti di luce; la stessa ricerca di fonti di luce ma con l'aggiunta di ostacoli da evitare; infine un compito di spostamento di oggetti, da lasciare preferenzialmente sotto una fonte di luce.

Esperimento 1: Navigazione nel labirinto

L'ambiente, un quadrato di un metro di lato, è un labirinto costituito da vari muri, tra cui il robot khepera deve navigare senza urtare, pena la "morte" immediata. Il punto di partenza varia ogni volta in maniera casuale, così come la direzione iniziale, e la fitness ha dei contributi sia ad ogni istante che alla fine della vita. Per ogni istante t viene aggiunta una quantità pari a:

$$(1) \quad F_t = m_1 + m_2 - 4 \cdot \text{abs}(m_1 - m_2) - 1$$

dove m_1 e m_2 sono le velocità di rotazione dei due motori, che ricordiamo possono variare tra 0 (massima velocità all'indietro) e 1 (massima velocità in avanti). In questo modo si premia il moto in avanti e si penalizza la rotazione su se stessi.

Il robot può quindi navigare liberamente nel labirinto, usando i suoi sensori, che vengono attivati dalla vicinanza ai muri. I sensori utilizzati per questo esperimento sono solamente quelli di prossimità, ovvero gli 8 sensori infrarossi, che vengono attivati dalla vicinanza con un oggetto, mentre i due neuroni di output comandano i due motori.

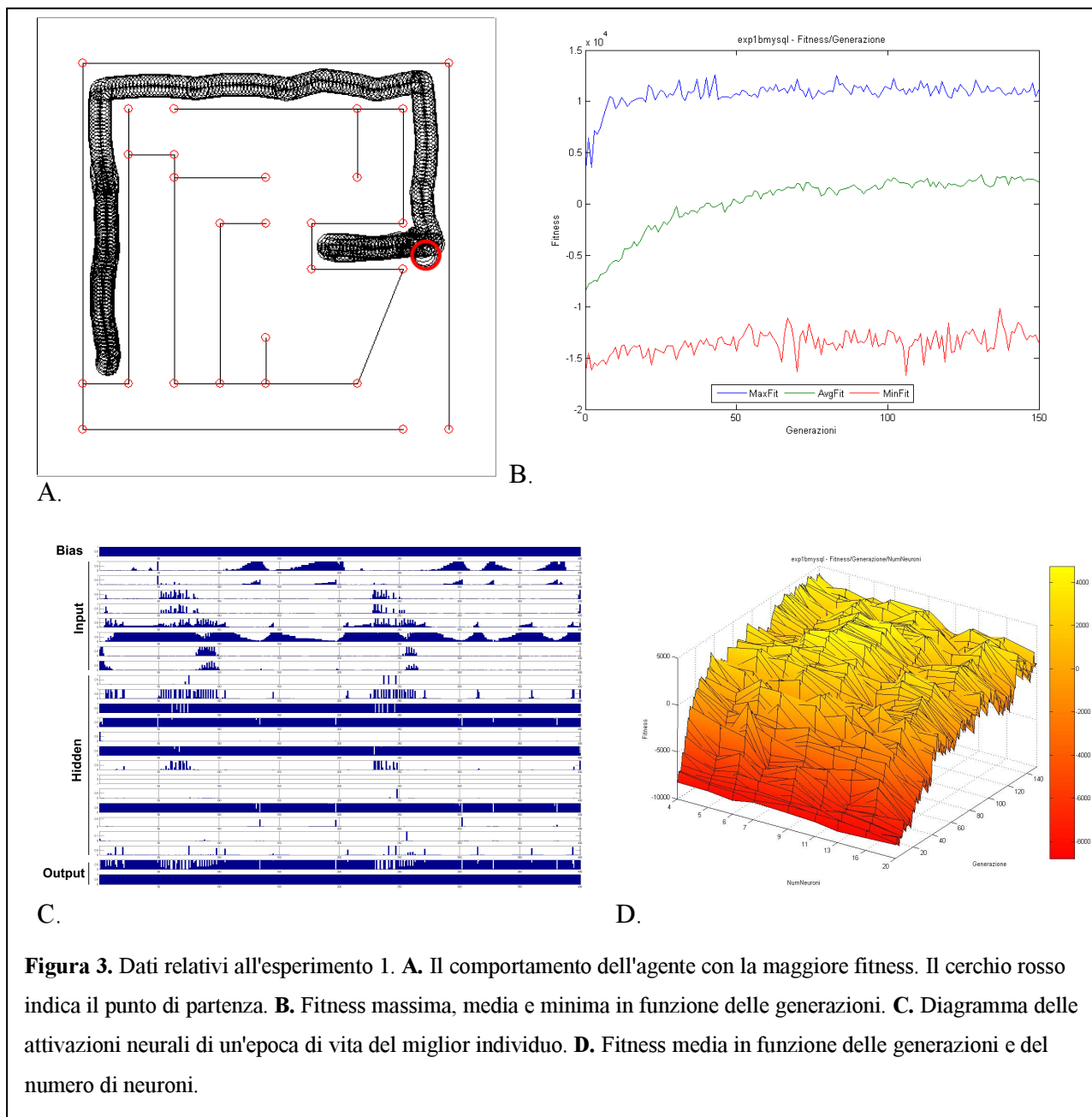


Figura 3. Dati relativi all'esperimento 1. **A.** Il comportamento dell'agente con la maggiore fitness. Il cerchio rosso indica il punto di partenza. **B.** Fitness massima, media e minima in funzione delle generazioni. **C.** Diagramma delle attivazioni neurali di un'epoca di vita del miglior individuo. **D.** Fitness media in funzione delle generazioni e del numero di neuroni.

Alla fine dell'epoca viene poi aggiunta alla fitness accumulata durante la navigazione una quantità proporzionale alla distanza d (espressa in millimetri) tra il punto di partenza e il punto di arrivo, per cui la funzione complessiva è:

$$(2) \quad F_{tot} = 3d + \sum_t F_t$$

In caso di urto contro un muro, invece, oltre a terminare istantaneamente l'epoca di vita, viene sottratto un valore "forfetario" di 2000 dalla fitness accumulata, scelto empiricamente e sufficiente a selezionare gli individui capaci di evitare gli ostacoli, senza però rendere eccessivamente discontinua la funzione.

Alla fine delle quattro epoche di vita si calcolata quindi la somma delle fitness accumulate, e si fanno riprodurre i 25 individui migliori, generando per ognuno 8 figli a partire dai pesi delle connessioni originari, ma sommando (o sottraendo) ad ogni peso un valore generato casualmente con distribuzione gaussiana (media 0 e deviazione standard 1).

Benché, come si evince dai grafici in Figura 3, le soluzioni si stabilizzino prima della centesima generazione, abbiamo portato le simulazioni fino alla generazione 150. Nella Figura 3.A si può vedere il comportamento dell'individuo con la maggiore fitness: i risultati sono comunque molto simili anche per gli altri individui con fitness alta.

Le strategie adottate dagli individui più evoluti sono essenzialmente le stesse, anche nella ripetizione dell'esperimento, e consistono nel muoversi il più possibile in rettilineo fino ad incontrare un muro, quindi girare nella direzione con la minore attivazione dei sensori. Riportiamo anche il diagramma (Figura 3.C) delle attivazioni dei neuroni di una epoca di vita del miglior individuo.

Esperimento 2: Ricerca delle fonti di luce

In questo esperimento abbiamo voluto testare l'integrazione di due modalità sensoriali: gli infrarossi come sensori di vicinanza agli ostacoli e i sensori di luce ambientale per la vicinanza alle fonti di luce. I primi permettono all'agente di evitare di urtare, mentre i

secondi gli consentono di riconoscere la presenza e la direzione di una fonte di luce, e il l'input è ovviamente inversamente proporzionale alla distanza.

L'ambiente è assai semplice: quattro muri compongono un quadrato di 70cm di lato, e tre luci sono posizionate a varie distanze da tre dei quattro vertici. Tale posizionamento differenziato rispetto ai vertici è per evitare che l'agente elabori una strategia basata esclusivamente sul raggiungimento di un vertice.

Anche in questo esperimento i contributi alla fitness sono differenziati tra quelli calcolati ad ogni istante e quelli aggiunti alla fine della vita.

Ad ogni passo della simulazione viene innanzitutto valutata la distanza dalla più vicina fonte di luce: se tale distanza è inferiore a 5cm, viene forfetariamente aggiunto un valore di 20 alla fitness, altrimenti vale la formula (1). In questa maniera viene premiata sia la ricerca attiva della fonte di luce, sia, una volta trovata una, il rimanervi il più possibile nelle vicinanze.

Anche in questo esperimento in caso di urto l'agente muore istantaneamente, e viene detratta dalla fitness accumulata una quantità pari a 1000.

Se invece l'agente arriva alla fine dei 250 istanti di vita senza aver urtato, viene di nuovo valutata la distanza dalla fonte di luce più vicina, e qualora sia inferiore a 6cm viene premiato con altri 1000 "punti". Tale ulteriore premio è stato aggiunto per evitare che i robot, anche dopo aver raggiunto una fonte di luce, vi si allontanassero.

Alla fine delle quattro epoche si calcola la fitness globale e si fanno riprodurre i migliori 25 individui con le stesse modalità dell'esperimento 1.

L'esperimento converge velocemente (circa 50 generazioni) verso una soluzione ottimale per l'individuo con fitness massima, mentre la fitness media sull'intera

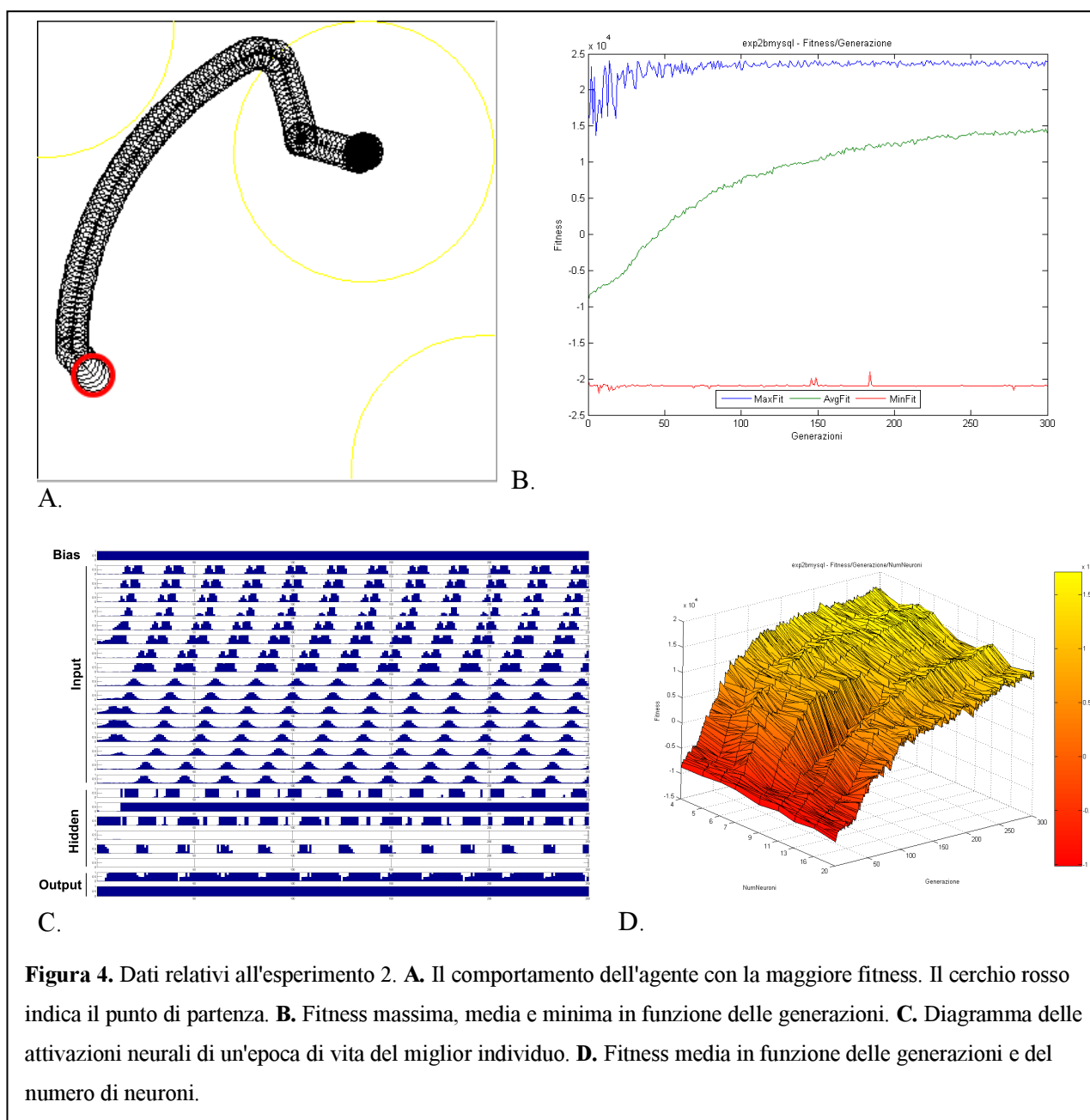


Figura 4. Dati relativi all'esperimento 2. **A.** Il comportamento dell'agente con la maggiore fitness. Il cerchio rosso indica il punto di partenza. **B.** Fitness massima, media e minima in funzione delle generazioni. **C.** Diagramma delle attivazioni neurali di un'epoca di vita del miglior individuo. **D.** Fitness media in funzione delle generazioni e del numero di neuroni.

popolazione continua a salire, segno che l'evoluzione è in atto anche per il resto della popolazione (Figura 4.B).

Anche in questo caso le strategie adottate sono sostanzialmente le stesse in tutte le varie ripetizioni dell'esperimento: navigare in direzione rettilinea in assenza di stimoli, ma cambiare direzione in caso di vicinanza ad un muro o ad una fonte di luce, in modo da allontanarsi dal primo ma avvicinarsi alla seconda. Come conseguenza, benché non si

sviluppi l'arresto totale una volta giunti nel punto di massima luminosità, si assiste a dei piccoli movimenti di allontanamento subito compensati dalla spinta verso il gradiente di luminosità. A seconda delle soluzioni si può assistere a dei passi avanti e indietro o ad una rotazione intorno ad un punto, ma il risultato è comunque efficace (Figura 4.A). Anche per questo esperimento riportiamo un diagramma esemplificativo delle attivazioni neuronali dell'individuo migliore.

Esperimento 3: Ricerca di fonti di luce in un labirinto

Il terzo esperimento è una versione più complessa del secondo: l'ambiente è lo stesso, ma con l'aggiunta di alcuni muri in prossimità delle fonti di luce, da aggirare per poterle raggiungere (Figura 5.A)

Anche la funzione di fitness è la stessa, con la differenza che ad ogni istante di vita viene premiata una distanza inferiore ai 10cm (invece di 5) dalla fonte luminosa più vicina, e che alla fine della vita (sempre in caso di "morte naturale" e non di urto contro un muro) viene premiata una distanza inferiore ai 9cm. Questo perché la presenza dei muri aggiuntivi, altrimenti, risulta essere un deterrente troppo forte rispetto alla spinta a cercare una fonte di luce, ed è perciò necessario premiare la semplice vicinanza, anche se minore.

Gli altri parametri sono invece invariati rispetto all'esperimento 2, così come il metodo di riproduzione.

Anche questo esperimento converge velocemente (Figura 5.B), e le strategie degli individui con fitness maggiore sono simili a quelle dello scorso esperimento, tranne che la velocità di esplorazione è inferiore e c'è un maggiore sfruttamento dei vincoli dell'ambiente, in particolare della presenza degli spigoli dei muri, come si evince dalla

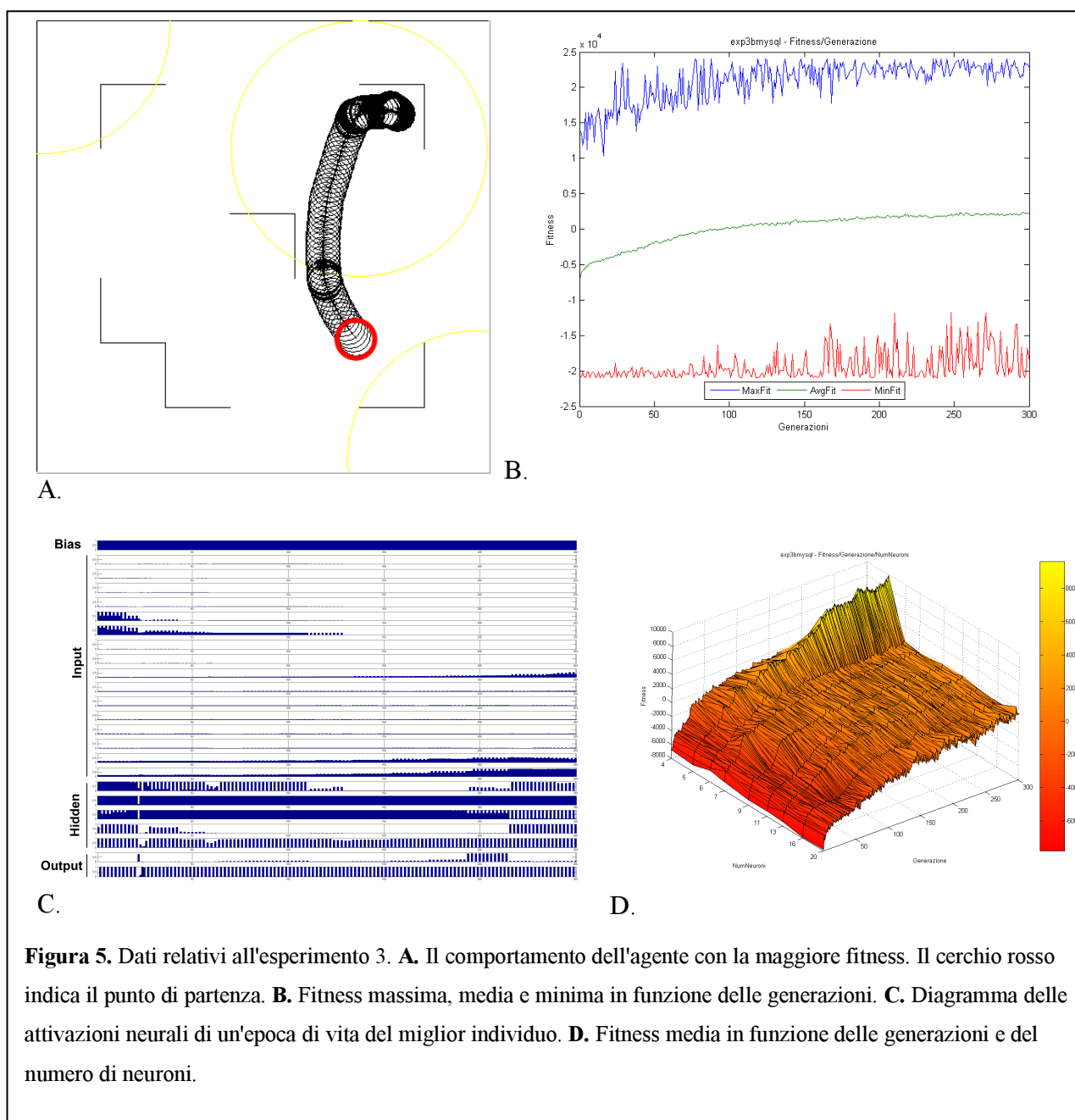


Figura 5. Dati relativi all'esperimento 3. **A.** Il comportamento dell'agente con la maggiore fitness. Il cerchio rosso indica il punto di partenza. **B.** Fitness massima, media e minima in funzione delle generazioni. **C.** Diagramma delle attivazioni neurali di un'epoca di vita del miglior individuo. **D.** Fitness media in funzione delle generazioni e del numero di neuroni.

Figura 5.A. La presenza del muro però non viene sfruttata nel caso in cui l'agente si trovi lontano da una fonte di luce.

Come per gli altri esperimenti, riportiamo il diagramma di attivazione neurale di un'epoca di vita dell'individuo migliore (Figura 5.C).

Esperimento 4: Spostamento di oggetti verso una fonte di luce

Questo esperimento è in realtà la semplificazione di un altro che abbiamo tentato ma poi abbandonato, dopo esserci resi conto della scarsissima probabilità che convergesse verso delle soluzioni accettabili.

L'idea originaria era un ambiente complesso, formato da muri, luci e piccoli oggetti da spostare e rilasciare in prossimità delle luci. A parte alcuni *bug* trovati nel simulatore, che rendevano impossibile l'uso della pinza, e poi risolti non senza aver perso svariati giorni, ogni tentativo di far evolvere degli individui capaci di evitare i muri, cercare attivamente gli oggetti, afferrarli una volta trovati, spostarli e possibilmente rilasciarli in vicinanza di una fonte di luce, è risultato fallimentare.

Il comportamento che veniva più spesso sviluppato era di evitamento tanto dei muri che degli oggetti, mentre in altri casi si assisteva al tentativo di afferrare un muro, tentativo ovviamente infruttuoso.

Tale strana associazione ci ha fatto riflettere e suggerito che i sensori di cui è dotato il robot khepera rendano assai difficile, quando non impossibile, la discriminazione tra un oggetto ed un muro: entrambi appaiono come un'ombra sui sensori di prossimità, con profili di attivazione molto simili e perciò difficilmente discriminabili.

Per questo motivo, volendo comunque tentare un esperimento con un ambiente più complesso e l'integrazione di una terza modalità sensoriale (il sensore che segnala la presenza di un oggetto tra le pinze) e di una seconda modalità motoria (la posizione della pinza), abbiamo semplificato il compito eliminando i muri e trasformando l'ambiente in un mondo toroidale (in cui cioè il lato sinistro confina col destro e il lato superiore con quello inferiore).

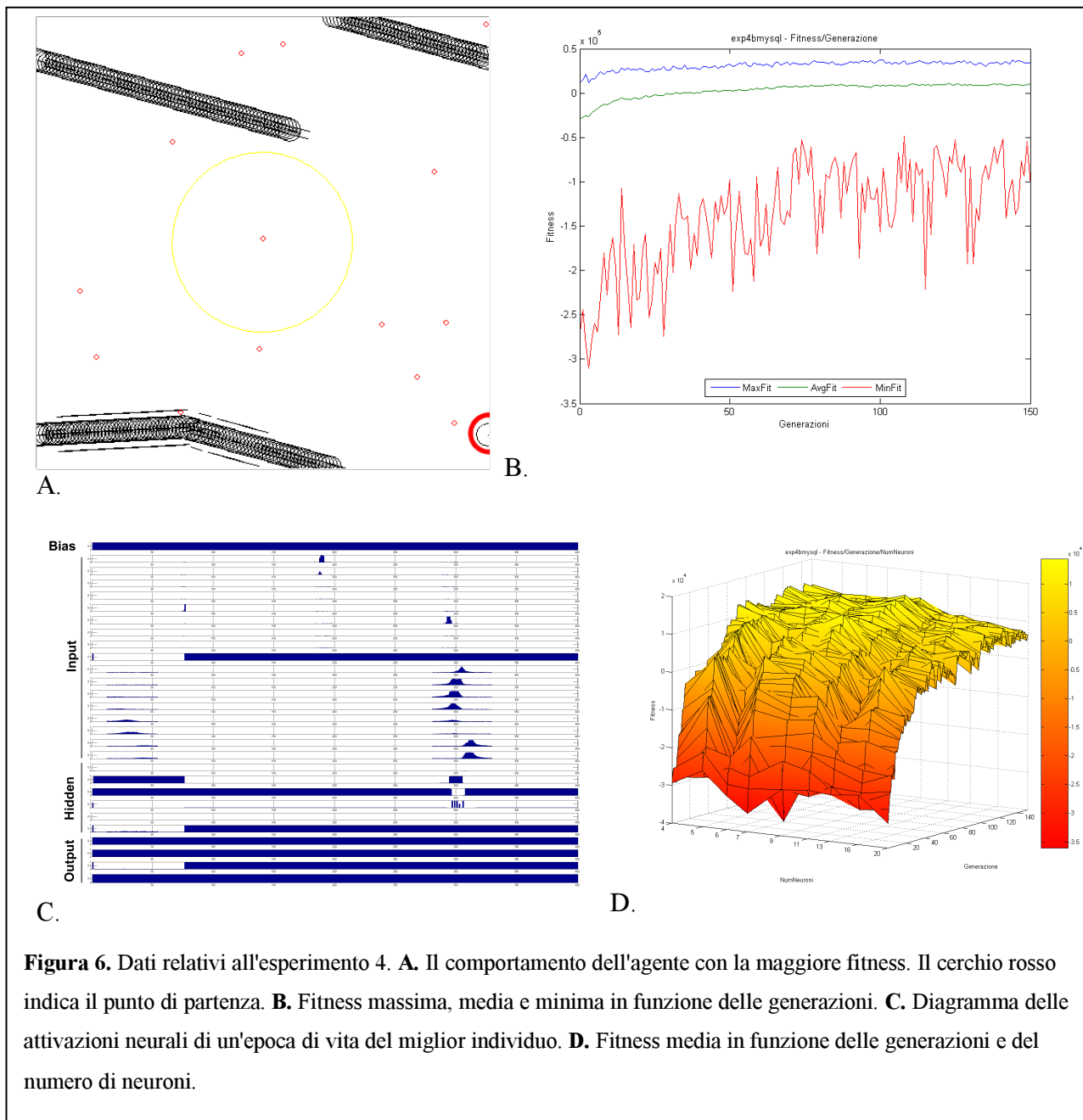


Figura 6. Dati relativi all'esperimento 4. **A.** Il comportamento dell'agente con la maggiore fitness. Il cerchio rosso indica il punto di partenza. **B.** Fitness massima, media e minima in funzione delle generazioni. **C.** Diagramma delle attivazioni neurali di un'epoca di vita del miglior individuo. **D.** Fitness media in funzione delle generazioni e del numero di neuroni.

Ciononostante, anche a causa dello scarso tempo che era rimasto per ottimizzare gli esperimenti e provare varie funzioni di fitness, i risultati delle simulazioni sono stati deludenti: la migliore strategia sviluppata (Figura 6.A) consisteva nel muoversi a massima velocità in avanti con le pinze aperte in posizione frontale, in attesa di incontrare un oggetto sul proprio cammino, per poi afferrarlo, una volta che il sensore della pinza indicava la presenza di un oggetto. Con un oggetto nella pinza tuttavia il

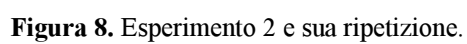
comportamento non mutava minimamente e il robot continuava il suo percorso rettilineo, anche se attraversava l'area colpita dalla fonte luminosa (benché nella funzione di fitness era previsto un premio per incentivare la permanenza sotto la luce e il rilascio dell'oggetto).

Per completezza riportiamo comunque il grafico della fitness (Figura 6.B) e un diagramma di attivazione dei neuroni del miglior individuo (Figura 6.C).

Didascalia Figure 7, 8, 9 e 10.

I grafici riportati mostrano, divisi per numero di neuroni:

- Fitness massima, media e minima in funzione della generazione;
- Media delle misure di complessità (normalizzate così da poterle disegnare sugli stessi assi) in funzione della generazione;
- Fitness media in funzione delle misure di complessità.



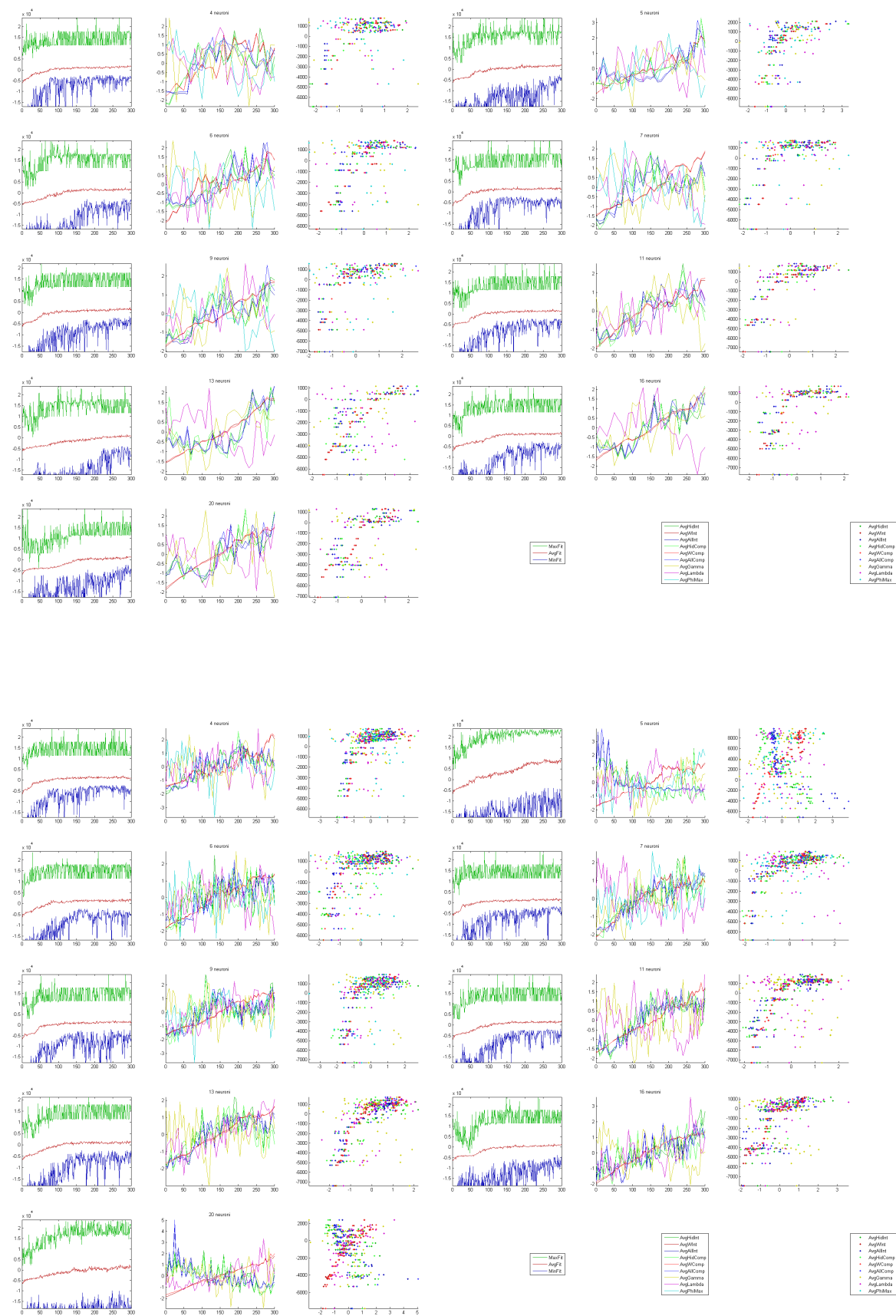


Figura 9. Esperimento 3 e sua ripetizione.

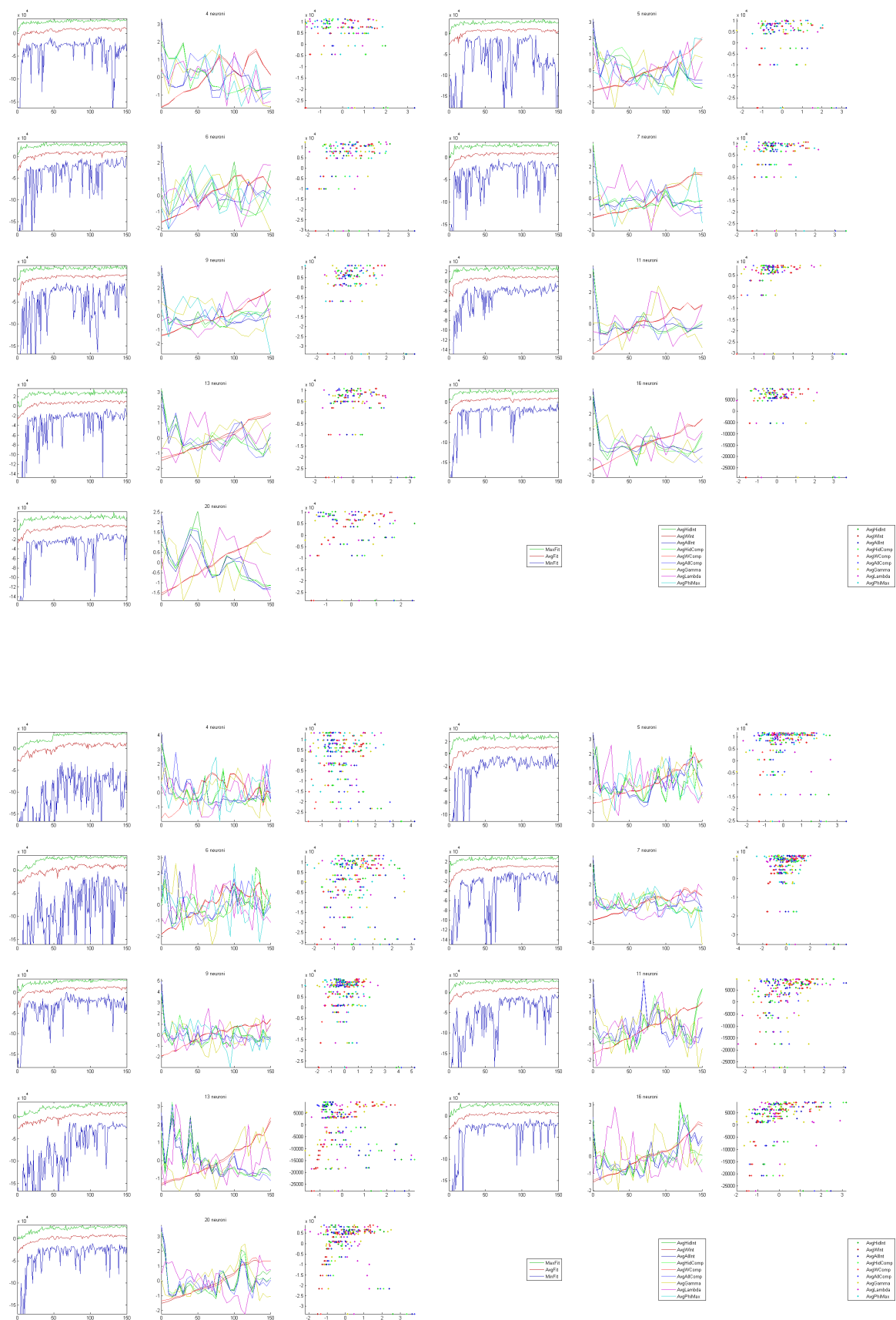


Figura 10. Esperimento 4 e sua ripetizione.

Calcolo delle misure di complessità

Come detto, ogni esperimento è stato ripetuto per diverse numerosità di neuroni (per la precisione: 4, 5, 6, 7, 9, 11, 13, 16, 20, così da poter testare grandezze che differiscono anche molto tra loro, fino ad un fattore 5), e per ogni ripetizione sono state salvate, ogni 10 generazioni, le matrici delle connessioni di tutti gli individui e le matrici delle attivazioni, di tutte le epoche per ogni individuo.

Per controllare che le simulazioni non dipendessero dalle condizioni iniziali ma fossero consistenti tra ripetizioni, abbiamo poi ripetuto tutti e quattro gli esperimenti, salvando connessioni e attivazioni ogni 5 generazioni, così da aumentare la granularità dei dati disponibili.

Come di evince dai grafici nelle Figure 7, 8, 9 e 10, non ci sono sostanziali differenze tra gli esperimenti originali e le ripetizioni, per cui nel seguito del lavoro si farà riferimento ai dati raccolti nelle ripetizioni.

Poiché era improponibile analizzare tutti i dati, abbiamo dovuto procedere ad un campionamento. Inizialmente avevamo pensato di analizzare i dati relativi ai migliori individui di ogni generazione, ma ci siamo presto resi conto che in questa maniera i dati sarebbero stati falsati. Tuttavia eravamo ugualmente interessati maggiormente agli individui migliori e a cosa li distingueva dagli altri, perciò abbiamo scelto una via intermedia tra un campionamento casuale e uno elitario: per ogni generazione abbiamo analizzato gli 8 individui migliori e altri 8 presi a caso nel resto della popolazione.

Generazione	Il numero di generazione cui è appartenuto l'individuo
NumeroSeq	Numero sequenziale all'interno della generazione
NumNeuroni	Numero dei neuroni interni della rete
Fitness	Fitness complessiva dell'individuo
WCompl	Complessità Neurale calcolata sulla matrice delle connessioni
WInteg	Integrazione calcolata sulla matrice delle connessioni
HidCompl	Complessità Neurale calcolata sui soli neuroni nascosti, a partire dalle attivazioni dei neuroni
HidInteg	Integrazione calcolata sui soli neuroni nascosti, a partire dalle attivazioni dei neuroni
AllCompl	Complessità Neurale calcolata su tutti i neuroni, a partire dalle attivazioni dei neuroni
AllInteg	Integrazione calcolata su tutti i neuroni, a partire dalle attivazioni dei neuroni
PhiMax	Massima Integrazione dell'Informazione
GammaG	Indice di raggruppamento (usando la media come valore di soglia)
Lambda	Lunghezza delle connessioni (usando la media come valore di soglia)
NComps	Numero di Componenti della rete (usando la media come valore di soglia)
Diameter	Diametro stimato (usando la media come valore di soglia)
GammaGM	Indice di raggruppamento (usando la mediana come valore di soglia)
LambdaM	Lunghezza delle connessioni (usando la mediana come valore di soglia)
NCompsM	Numero di Componenti della rete (usando la mediana come valore di soglia)
DiameterM	Diametro stimato (usando la mediana come valore di soglia)

Tabella 1. Colonne della tabella del database in cui sono stati memorizzati i dati.

Per ognuno sono state calcolate diverse misure, già descritte nel precedente capitolo, e i risultati sono stati inseriti in un database per le ulteriori analisi (Tabella 1). Tutti i calcoli sono stati effettuati tramite Matlab 7 (MathWorks, Inc.), con gli algoritmi sviluppati da Olaf Sporns per i suoi articoli (citati nello scorso capitolo), e scaricati dal suo sito⁸.

Le misure calcolate a partire dalle matrici delle connessioni sono la Complessità Neurale (WCompl nel seguito), l'Integrazione (WInteg), l'Indice di Raggruppamento (GammaG), la Lunghezza delle Connessioni (Lambda), il Numero di Componenti della Rete (NComps) e il suo Diametro (Diameter), ed infine la Massima Integrazione dell'Informazione (PhiMax).

⁸ <http://www.indiana.edu/~cortex>

Le prime due (WCompl e WInteg) sono definite da Tononi et al. (1994), PhiMax è definita da Tononi e Sporns (2003), mentre le rimanenti sono misure strutturali delle reti trasformate in grafi orientati (Sporns et al., 2000; Sporns, 2002). Tuttavia per trasformare la matrice delle connessioni in matrice di adiacenze occorre fare alcuni assunti, visto che nei grafi orientati non esistono pesi, e perciò una connessione o esiste o non esiste. Il problema maggiore è la scelta di un valore di soglia, sotto il quale considerare la connessione pari a zero. L'altro grande problema è rappresentato dalle connessioni inibitorie. Seguendo l'impostazione di Sporns et al. (2000), che indicano come prioritaria l'identificazione della struttura della rete, abbiamo scelto di considerare i valori assoluti delle connessioni. Il valore di soglia è stato scelto in maniera analoga a quanto fatto dagli autori nei loro lavori, ovvero in base alla media dei valori (assoluti) delle connessioni. Vista l'arbitrarietà di tale scelta, abbiamo voluto anche un termine di paragone, che abbiamo individuato nel calcolare le stesse misure ponendo però il valore di soglia uguale alla mediana dei valori delle connessioni. Le altre quattro misure strutturali ottenute in quest'altra maniera sono state chiamate GammaGM, LambdaM, NCompsM e DiameterM. Tuttavia anticipiamo che tutte e otto le misure strutturali sono successivamente risultate per nulla o pochissimo correlate con la fitness. Questo potrebbe essere dovuto all'eccessivo impoverimento della struttura originaria (regolata finemente dai pesi e dalla funzione - eccitatoria o inibitoria - delle connessioni) o dal fatto che tale sistema di trasformazione non riesce ad individuare la reale struttura delle connessioni (considerati i vari *caveat* che gli autori pongono nei loro lavori).

Visto che avevamo a disposizione anche le matrici delle attivazioni neuronali, seguendo il lavoro di Seth ed Edelman (2004) abbiamo anche calcolato la Complessità Neurale

(HidCompl) e l'Integrazione (HidInteg) a partire dalle attivazioni dei neuroni interni. Inoltre una stima grossolana (benché non identica a livello matematico) della Complessità di Abbinamento l'abbiamo ottenuta calcolando la Complessità Neurale sull'intera matrice delle attivazioni, compresi cioè anche i neuroni di input e di output. Quest'ultima misura e la relativa Integrazione le abbiamo quindi chiamate AllCompl e AllInteg.

Per quanto invece riguarda PhiMax, a causa dell'elevato tempo di calcolo, che è proporzionale al fattoriale del numero dei neuroni, ci siamo dovuti limitare a calcolare tale misura solo per le reti fino a 9 neuroni.

L'analisi dei dati

Raccolti e calcolati i dati relativi alle varie misure di complessità delle reti, siamo finalmente giunti all'analisi statistica, per individuare eventuali correlazioni tra la numerosità dei neuroni e la fitness e tra la complessità e la fitness.

Tutte le analisi statistiche sono state effettuate con SPSS 14 (SPSS, Inc.), i grafici invece sono stati generati in parte con SPSS e in parte con Matlab.

Relazione tra la numerosità di neuroni e la fitness

Per quanto riguarda la prima relazione (numerosità-fitness) si evince facilmente anche dai grafici già riportati (Figure 3.D, 4.D, 5.D e 6.D) che le due variabili sono scorrelate. Le matrici delle correlazioni e le analisi della varianza (Appendice A⁹) confermano questa ipotesi.

⁹ Le appendici sono contenute in documenti a parte, reperibili anche presso il sito: <http://www.cesarebianchi.com/tesi>

Visto il disegno sperimentale, c'era da aspettarsi una simile indipendenza: per ogni numerosità di neuroni, infatti, è stato condotto in realtà un esperimento isolato, una simulazione partita da connessioni casuali ed evoluta indipendentemente. Ci saremmo potuti aspettare una performance migliore delle reti più grandi qualora l'algoritmo genetico fosse stato in grado di far crescere o diminuire la grandezza della rete, ma non se tale variabile era fissa per l'intera simulazione. Purtroppo limitazioni del disegno della rete e del simulatore (e poco tempo per modificarlo) ci hanno impedito di condurre esperimenti con numero variabile di neuroni, e speravamo che si potessero comunque discernere dai risultati le differenze di potenzialità di calcolo tra reti di differente grandezza. Come già detto, temevamo anche, però, l'effetto della crescita quadratica dello spazio delle soluzioni, e siamo perciò rimasti sorpresi dal notare che invece non ci sono differenze apprezzabili tra i risultati ottenuti nelle diverse configurazioni. Si assiste comunque (Appendice A) ad una leggera (seppure ugualmente significativa, visto l'alto numero di casi presi in considerazione) correlazione negativa (da $R = -0.089$ a $R = -0.118$) tra fitness e numero di neuroni.

Rimaneva però il dubbio che ci potessero essere delle interazioni, nel contributo alla fitness, tra numerosità dei neuroni e misure di complessità. Per testare tale ipotesi abbiamo perciò effettuato un'analisi della varianza utilizzando come variabile dipendente la fitness, e come variabili indipendenti, oltre a numero di neuroni e generazione, i ranking in decili (scelti per avere una sufficiente granularità senza appesantire eccessivamente i calcoli) delle misure di complessità. Abbiamo inoltre testato le interazioni tra numero di neuroni e le misure di complessità.

Poiché in tutti gli esperimenti sono risultate delle interazioni significative con almeno una delle misure di complessità, le successive analisi sono state condotte separatamente raggruppando per numero di neuroni.

Relazioni tra le misure di complessità e la fitness

Le matrici delle correlazioni così ottenute (Appendice A), benché presentino un quantitativo di dati difficilmente interpretabile, mostrano comunque una tendenza comune: oltre all'ovvia correlazione tra generazione e fitness, le variabili che più spesso mostrano correlazioni significative con la fitness sono le misure di Complessità Neurale, mentre le altre misure sono quasi sempre scorrelate.

Per poter analizzare i dati in forma più compatta abbiamo quindi proceduto a normalizzare le variabili raggruppandole per numero di neuroni, così che potessero poi essere confrontabili su tutti i dati. Le matrici delle correlazioni tra le variabili così normalizzate (Appendice A; Tabella 2 per i soli dati relativi alle correlazioni con la fitness) confermano la tendenza che avevamo riscontrato precedentemente, ma aggiungono altri dati interessanti: l'unica misura sistematicamente correlata positivamente (da $R = 0.286$ a $R = 0.462$) con la fitness è la Complessità Neurale calcolata sulle matrici delle connessioni (WCompl). Le Complessità Neurali calcolate sulle attivazioni risultano invece o scorrelate o correlate negativamente (da $R = 0.001$ a $R = -0.307$) con la fitness. Le altre variabili mostrano infine correlazioni minime con la fitness.

Pearson Correlation	Esp 1	Esp 2	Esp 3	Esp 4
Zscore(Fitness) Vs.				
Zscore(HidCompl)	-,184(**)	-,307(**)	-,081(**)	-,087(**)
Zscore(AllCompl)	-,276(**)	-,238(**)	,001	-,080(**)
Zscore(WCompl)	,290(**)	,462(**)	,286(**)	,388(**)
Zscore(HidInteg)	-,169(**)	-,282(**)	-,089(**)	-,065(**)
Zscore(AllInteg)	-,261(**)	-,266(**)	-,012	-,130(**)
Zscore(WInteg)	,299(**)	,473(**)	,294(**)	,397(**)
Zscore(PhiMax)	-,051(*)	,017	,008	-,003
Zscore(Lambda)	,033(*)	,012	,024(*)	-,003
Zscore(GammaG)	-,031(*)	,007	-,010	,027
Zscore(Diameter)	,004	,007	,012	,015
Zscore(NComps)	,019	-,006	-,039(**)	,064(**)
Zscore(LambdaM)	-,031(*)	-,016	,015	-,008
Zscore(GammaGM)	-,003	,034(**)	-,004	,020
Zscore(DiameterM)	-,034(*)	-,006	,009	,020
Zscore(NcompsM)	-,050	-,012	-,037(**)	,017

Tabella 2. Correlazioni tra la fitness e le misure di complessità, normalizzate raggruppando per numero di neuroni.
Significatività: * P = 0.05, ** P = 0.01

Un dato che ci aspettavamo di trovare e che è stato confermato è una fortissima correlazione tra le misure di Complessità Neurale e quelle di Integrazione (nelle coppie calcolate a partire dagli stessi dati, s'intende), tutte molto vicine ad $R = 1$. Per tale motivo nelle analisi successive abbiamo preso in considerazione solo le misure di Complessità Neurale.

Altri risultati interessanti si hanno per le correlazioni tra generazione e misure di complessità, con WCompl e WInteg che raggiungono correlazioni rispettivamente fino

a $R = 0.385$ e $R = 0.645$, mostrando perciò che la complessità tende a crescere con l'evoluzione.

Abbiamo infine tentato una regressione lineare usando come variabili indipendenti i valori normalizzati di AllCompl, WCompl e HidCompl, e come variabile dipendente i valori normalizzati della fitness. Benché non ci aspettassimo che il modello fosse in grado di spiegare molta varianza, ci interessava valutare il contributo individuale di ciascuna variabile alla fitness.

Le regressioni sono risultate significative per tutti e quattro gli esperimenti (Appendice A) benché, nel migliore dei casi, con $R = 0.517$. Anche i coefficienti sono risultati significativi, e come c'era da aspettarsi l'unico coefficiente positivo è risultato sempre essere quello relativo a WCompl.

Confronto dei risultati tra i diversi esperimenti

Rimaneva a questo punto da scoprire se e come i differenti compiti e ambienti influissero sull'evoluzione di reti più o meno complesse.

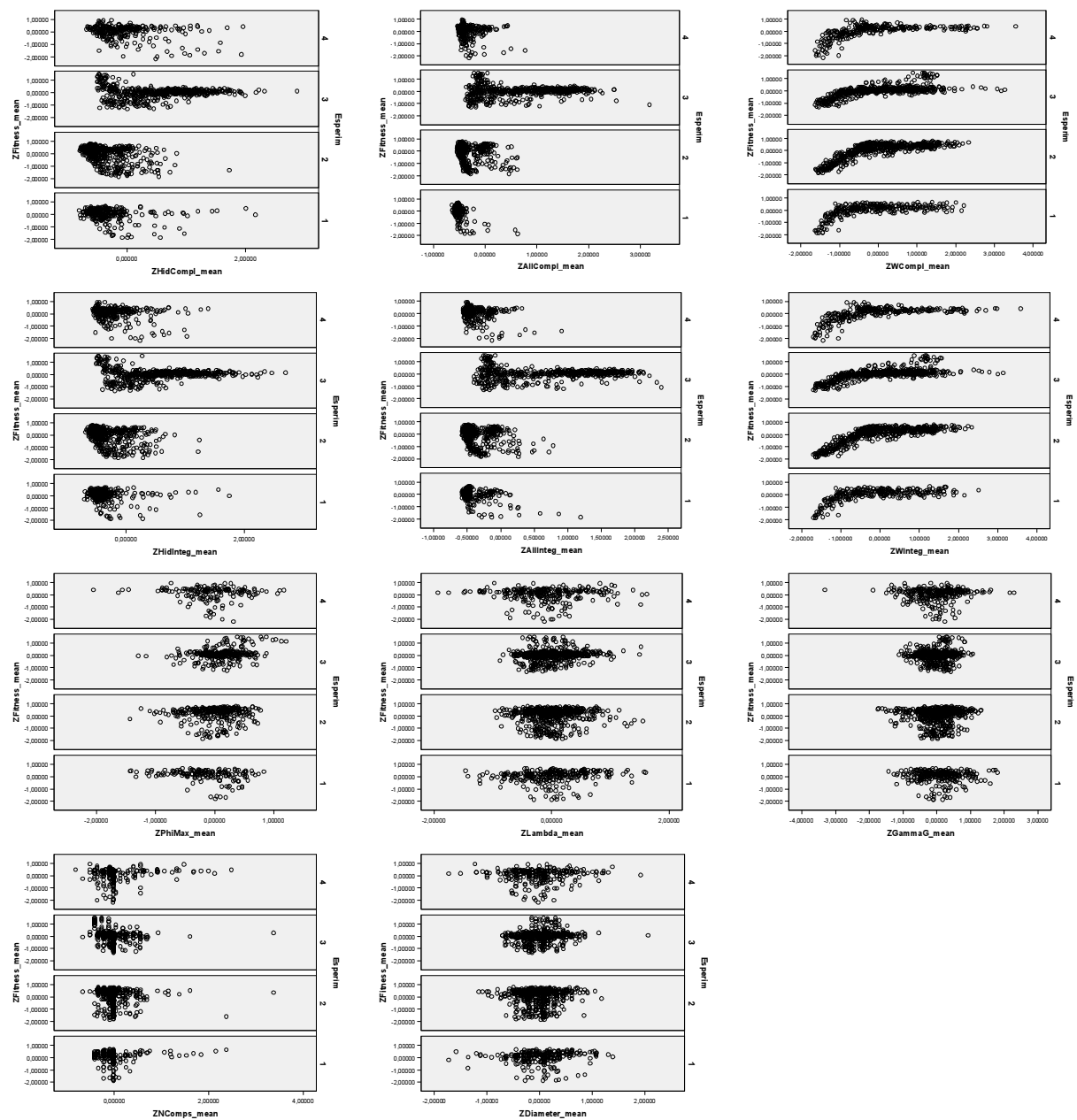


Figura 11. Fitness (normalizzata raggruppando per esperimento) in funzione delle misure di complessità (normalizzate raggruppando per numero di neuroni). Contrasto tra i diversi esperimenti.

Già dai grafici (Figura 11) appare evidente che tra i diversi esperimenti c'è un differente rapporto tra le misure della complessità e la fitness, e che si raggiungono complessità differenti. Abbiamo così effettuato un'analisi multivariata della varianza, ponendo come

fattori indipendenti l'esperimento e l'interazione tra esperimento e numero di neuroni, e come variabili dipendenti le varie misure della complessità.

I risultati (Appendice B) mostrano un effetto significativo sia dell'esperimento che dell'interazione tra esperimento e numero di neuroni, per tutte le misure di complessità. Anche l'analisi post-hoc mostra che quasi tutte le differenze tra le medie delle misure di complessità nei vari esperimenti sono significative, tuttavia come appare evidente dai grafici delle medie marginali (Figura 12) in nessun caso si assiste ad un ordinamento crescente tra i vari esperimenti.

Analizzando più in dettaglio le medie delle misure di Complessità Neurale tramite i sottoinsiemi omogenei (Appendice B), c'è da notare che i confronti post-hoc che non risultano significativi sono: per la variabile HidCompl, quello tra il primo e il secondo esperimento, per la variabile AllCompl quello tra il secondo e il quarto esperimento, e

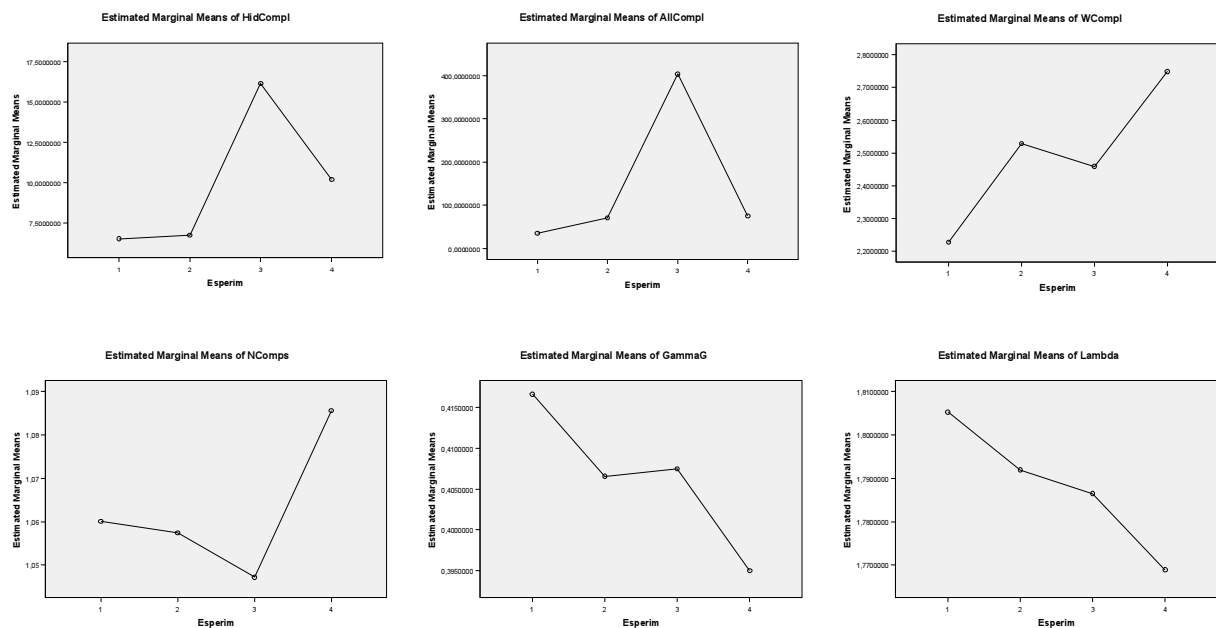


Figura 12. Medie marginali delle misure di complessità in funzione dell'esperimento.

per le variabili WComp, GammaG, Lambda e NComps quello tra il secondo e il terzo esperimento. Tutti gli altri confronti sono risultati invece significativi.

Discussione

Benché i risultati delle analisi non portino a delle conclusioni semplici e inattaccabili, ma lasciano invece spazio a varie interpretazioni, ci sono comunque delle deduzioni che si possono fare, e delle indicazioni per ulteriori ricerche.

D'altronde, poiché ben poco era stato fatto precedentemente in questo campo, e nulla che usasse agenti mobili, era inevitabile che un lavoro pionieristico come il presente potesse andare poco oltre che un'esplorazione delle potenzialità e delle possibili strade da seguire.

Ad esempio, abbiamo scoperto alcuni limiti del disegno sperimentale (ad esempio una generale povertà di stimoli ambientali) solo analizzando i dati, e di altri limiti di cui eravamo consci ma che non potevamo superare o controllare (differente spazio delle soluzioni per differente numerosità dei neuroni, impossibilità di far espandere o rimpicciolire la rete, povertà del sistema sensoriale del robot, etc.) non conoscevamo però l'effetto che avrebbero avuto sui dati, ed abbiamo perciò preferito tentare ugualmente l'esperimento riservandoci di considerarli all'atto dell'analisi dei risultati.

Il primo dato che occorre spiegare è il fatto che solo poche delle misure adottate mostrano una significativa correlazione con la fitness. Per quanto riguarda le misure strutturali (GammaG, Lambda, Diameter e NComps) non possiamo che ripetere quanto detto sopra, e cioè che la trasformazione della matrice delle connessioni in grafo orientato è un processo discutibile e non esente da problemi. Nei lavori citati (Sporns et

al., 2000; Sporns, 2002) i risultati significativi sono stati ottenuti solo mediante il processo inverso: i grafi erano sottoposti ad evoluzione e quindi trasformati in matrici di connessioni. Nei casi in cui si è invece tentato il processo di conversione da matrici con connessioni pesate e funzioni differenti (eccitatorie o inibitorie) a digrafi, non si sono ottenuti risultati significativi. Ciononostante, visto che il presente è un lavoro esplorativo e in sostanza non sapevamo cosa aspettarci, abbiamo voluto tentare anche con queste misure.

Simili considerazioni possono essere fatte per la Massima Integrazione dell'Informazione, definita recentemente da Tononi e Sporns (2003) per l'analisi della struttura (intesa come suddivisione in *cluster* funzionali) delle reti neurali e della capacità elaborativa degli eventuali *cluster* che le compongono, e mai usata (per quanto ci risulta) in altri lavori. Anche il loro articolo, d'altronde, è di stampo prettamente teorico, con esempi costruiti *ad hoc*, pertanto non avevamo idea di quali risultati potesse portare l'applicazione di tale misura a dei dati empirici.

Le misure di Complessità Neurale (e Integrazione) sono state invece già testate in molti lavori, non senza problemi e controversie, ma in svariati casi si sono rivelate significative. C'è da notare come anche in quasi tutti i lavori precedenti la Complessità Neurale calcolata sulle matrici delle connessioni (stimate o sperimentali) sia risultata correlata positivamente con le reali capacità del sistema, mentre invece le rare volte che è stata calcolata a partire dalle attivazioni neurali ha dato risultati controversi e di difficile interpretazione (Seth ed Edelman, 2004; Van Cappellen van Walsum et al., 2003; David et al., 2003).

Non ci siamo perciò stupiti nel trovare risultati simili anche nei nostri esperimenti. Tuttavia azzardiamo un'ipotesi per spiegare questo apparente controsenso, anche basandoci sulla comparazione dei risultati dei vari esperimenti e in considerazione proprio dei limiti strutturali sopra citati (che paradossalmente in questo caso ci risultano utili). Il problema, a nostro parere, è nel fatto che per la maggior parte del tempo il sistema è in uno stato stabile, senza stimoli o con stimoli costanti, e pertanto agisce, potremmo dire, per "inerzia" (infatti in genere il comportamento esibito in questi casi è di camminare in linea retta). A causa perciò di ambienti (e capacità sensoriali) particolarmente poveri, l'attività neuronale è quasi sempre costante, e quindi ben poco complessa. Paradossalmente, un'attività più complessa rischia di far esibire all'agente dei comportamenti caotici che ben poco si adattano alle richieste dell'ambiente e del compito assegnato.

Vista in quest'ottica, non c'è da stupirsi perciò se in compiti e ambienti semplici e "lineari" come quelli del primo e del secondo esperimento (e nella "degenerazione comportamentale" esibita dalle soluzioni trovate per il quarto) HidCompl e AllCompl rimangono su valori bassi e risultino addirittura correlate negativamente con la fitness. Ed è spiegato anche come mai i valori massimi per tali misure (e una correlazione nulla - sempre meglio che negativa - con la fitness) si siano ottenuti nell'unico ambiente che forniva una stimolazione meno costante, cioè quello del terzo esperimento.

Per quanto riguarda invece la Complessità Neurale calcolata sulla matrice delle connessioni, che è l'unica misura ampiamente testata, stabile tra i vari esperimenti, e che avevamo sin dall'inizio scelto per misurare la complessità dei sistemi, siamo stati sollevati dal constatare che si comporta esattamente come ci saremmo aspettati.

In tutti gli esperimenti risulta una forte correlazione tra fitness e WCompl, ad indicare come la nostra ipotesi che sistemi più complessi esibiscano comportamenti migliori (potremmo dire "più intelligenti") è confermata. Non solo, ma sia i grafici che le correlazioni mostrano come WCompl e WInteg crescano costantemente con l'avanzare dell'evoluzione. Si assiste perciò, anche in sistemi di reti neurali artificiali, alle spinte evolutive che hanno portato alla nascita di animali con cervelli sempre più complessi. Le stesse spinte evolutive che fanno costantemente crescere WCompl generazione dopo generazione, in tutti gli esperimenti.

Conclusioni

Il presente lavoro è stato una sfida in molti sensi: a partire dal reperimento dei mezzi necessari e dei pochi lavori che si erano occupati di problemi simili, passando per l'apprendimento di tecniche e strumenti da utilizzare per la preparazione e la messa in atto delle simulazioni (in precedenza non avevo mai programmato in C++ né mai usato Matlab), per giungere al tentativo di dare una spiegazione a dei risultati avendo a disposizione pochissimi termini di paragone. D'altronde le sfide mi sono sempre piaciute, e sapevo a cosa andavo incontro quando ho ideato questa ricerca sperimentale, che oserei definire "pionieristica" di un campo finora mai esplorato. Ricerca perciò da considerare esplorativa e aperta ad ulteriori evoluzioni, ma che ha comunque già fornito dei risultati interessanti.

Tali risultati sono innanzitutto l'aver testato (e tentato di validare) delle misure raramente o mai utilizzate in precedenza (e mai usate in esperimenti con agenti mobili). In secondo luogo l'aver scoperto alcune caratteristiche dei sistemi di reti neurali

applicati agli agenti mobili: ad esempio che in casi di compiti e/o ambienti particolarmente semplici il sistema ha una maggiore fitness se esibisce stabilità durante i periodi di stimolazione costante.

Purtroppo non è stato possibile mostrare la relazione tra la grandezza del sistema e le sue capacità, ma è possibile immaginare che vista la spinta verso una maggiore complessità, in un ipotetico futuro esperimento (che mi riprometto di fare) in cui la rete è libera di aumentare o diminuire di grandezza, si assista alla selezione di reti più grandi.

Ma il risultato di gran lunga più interessante è stato lo scoprire come anche nell'evoluzione dei sistemi artificiali operino le stesse spinte verso la complessità che operano nell'evoluzione naturale.

Certo per poter generalizzare questa scoperta ai sistemi organici occorreranno ricerche assai più complesse, con reti neurali di svariati ordini più grandi, capaci di apprendere, magari con un'ontogenesi simile a quella biologica, e che controllino agenti con sistemi sensoriali e motori molto più ricchi, in grado di farli agire in ambienti più variegati.

Ciononostante, considerando i mezzi a disposizione, la presente ricerca ha comunque raggiunto dei risultati interessanti, riuscendo anche a mostrare un parallelismo tra evoluzione dei sistemi naturali e artificiali, ovvero la spinta verso una maggiore complessità, e la correlazione tra complessità e comportamenti "intelligenti".

Ringraziamenti

Desidero ringraziare tutti coloro che hanno creduto in questo progetto e che mi hanno sostenuto (e sopportato) durante la sua realizzazione.

Ringrazio nondimeno anche tutti coloro che a vario titolo mi hanno incoraggiato, confortato e incitato durante l'intero corso di laurea: senza l'aiuto di molti non sarei mai arrivato a conseguirla.

Un ringraziamento particolare per l'aiuto ricevuto nella realizzazione del presente lavoro va a Don Monni, ed ai PC che mi ha gentilmente prestato; alla FinsaTech s.r.l. che mi aveva offerto l'uso di svariati suoi PC; al mio fidato impianto stereo per l'impagabile compagnia in questo periodo di reclusione forzata; nonché a svariati virus e batteri che approfittando dello stress hanno voluto farmi anche loro dono della loro compagnia.

Bibliografia

- Agah, Arvin; Bekey, George A. (1997) Cognitive Architecture for Robust Adaptive Control of Robots in a Team. *Journal of Intelligent and Robotic Systems* **20**, pp. 251 - 273
- Agah, Arvin; Bekey, George A. (1997) Phylogenetic and Ontogenetic Learning in a Colony of Interacting Robots. *Autonomous Robots* **4**, pp. 85 - 100
- Anderson, Britt (1995) Individual variation in cerebral cortex size and neuron number does not predict behavioral ability in the rat. *Person. Individ. Diff.* **2 (18)**, pp. 201 - 211
- Arutaritei, Dragos; Negoita, Mircea G. (2002) Optimization of Recurrent NN by GA with Variable Length Genotype. *AI 2002, LNAI 2557*, pp. 681 - 692
- Barbera, Antonio MD; Jones III, Oliver W. MD; Zerbe, Gary O. Phd; Hobbins, John C. MD; Battaglia, Frederick C. MD; Meschia, Giacomo MD (1995) Ultrasonographic assessment of fetal growth: Comparison between human and ovine fetus. *Am. J. Obstet. Gynecol.* **6 (173)**, pp. 1765 - 1769
- Barrios, Dolores; Carrascal, Alberto; Manrique, Daniel; Rios, Juan (2003) Cooperative binary-real coded genetic algorithms for generating and adapting artificial neural networks. *Neural Comput & Applic.* **12**, pp. 49 - 60
- Barton, Nick; Zuiderna, Willem (2003) Evolution: The Erratic Path Towards Complexity. *Current Biology* **(13)**, pp. R649 - R651
- Becker, Mark; Kefalea, Efthimia; Mael, Eric; Von der Malsburg, Cristoph; Pagel, Mike; Triesch, Jochen; Vorbruggen, Jan C.; Wurtz, Rolf P., Zadel, Stefan (1999) GripSee: A Gesture-Controlled Robot for Object Perception and Manipulation. *Autonomous Robots* **6**, pp. 203 - 221
- Beer, Randall D. (1997) The dynamics of adaptive behavior: A research program. *Robotics and Autonomos Systems* **20**, pp. 257 - 289
- Bickle, J. (2001) Understanding Neural Complexity: A Role For Reduction. *Minds and Machines* **11**, pp. 467 - 481
- Blanco, A.; Delgado, M.; Pegalajar, M.C. (2000) A genetic algorithm to obtain the optimal recurrent neural network. *International Journal of Approximate Reasoning* **23**, pp. 67 - 83
- Bogdanov, N. N.; Soldatov, P. E.; Markina, N. V. (2001) Sensitivity to Hypobaric Hypoxia in Mice Selected for High and Low Brain Weights. *Bulletin of Experimental Biology and Medicine* **6 (132)**, pp. 1139 - 1140
- Braitenberg, Valentino (2001) Brain Size and Number of Neurons: An Exercise in Synthetic Neuroanatomy. *Journal of Computational Neuroscience* **10**, pp. 71 - 77

- Branko, Ster (2004) An integrated learning approach to environment modelling in mobile robot navigation. *Neurocomputing* **57**, pp. 215 - 238
- Brouwer, R.K. (1997) Automatic Growing of a Hopfield Style Network During Training for Classification. *Neural Network* **3 (10)**, pp. 529 - 537
- Burgess, Adrian P.; Rehman, Joseph; Williams, John D. (2003) Changes in neural complexity during the perception of 3D images using random dot stereograms. *International Journal of Psychophysiology* **48**, pp. 35 - 42
- Carvalho, Deborah R.; Freitas, Alex A. (2005) Evaluating Six Candidate Solutions for the Small-Disjunct Problem and Choosing the Best Solution via Meta-Learning. *Artificial Intelligence Review* **24**, pp. 61 - 98
- Chen, Peter C.; Mills, James K. (1997) Synthesis of Neural Networks and PID Control for Performance Improvement of Industrial Robots. *Journal of Intelligent and Robotic Systems* **20**, pp. 157 - 180
- Chunkai, Zhang; Hong, Hu (2005) An Evolved Recurrent Neural Network and Its Application. *ICNC 2005, LNCS 3610*, pp. 91 - 100
- Conway Morris, Simon The Cambrian Explosion. *Current Biology* **3 (12)**, pp. 81 - 82
- Dain, Robert A. (1998) Developing Mobile Robot Wall-Following Algorithms Using Genetic Programming. *Applied Intelligence* **8**, pp. 33 - 41
- Dale, Kyran; Collett, Thomas S. (2001) Using artificial evolution and selection to model insect navigation. *Current Biology* **17 (11)**, pp. 1305 - 1318
- Darwin, C. (1882) The descent of man and selection in relation to sex. 2nd edn., London, John Murray (da <http://pages.britishlibrary.net/charles.darwin>)
- Daucé, E.; Moynot, O.; Pinaud, O.; Samuelides, M. (2001) Mean-field Theory and Synchronization in Random Recurrent Neural Networks. *Neural Processing Letters* **15**, pp. 115 - 126
- Daucé, Emmanuel (2004) Short term memory in recurrent networks of spiking neurons. *Natural Computing* **3**, pp. 135 - 157
- David, Olivier; Cosmelli, Diego; Friston, Karl J. (2004) Evaluation of different measures of functional connectivity using a neural mass model. *NeuroImage* **21**, pp. 659 - 673
- De Falco, I.; Iazzetta, A.; Natale, P.; Tarantino, E. (1998) Evolutionary Neural Networks for Nonlinear Dynamics Modeling. *PPSN V, LNCS 1498*, pp. 593 - 602
- De Garis, Hugo; Korkin, Michael (2002) The CAM-Brain Machine (CBM): an FPGA-based hardware tool that evolves a 1000 neuron-net circuit module in seconds and updates a 75 million neuron artificial brain for real-time robot control. *Neurocomputing* **42**, pp. 35 - 68

- De Garis, Hugo; Korkin, Michael; Fehr, Gary (2001) The CAM-Brain Machine (CBM): An FPGA Based Tool for Evolving a 75 Million Neuron Artificial Brain to Control a Lifesized Kitten Robot. *Autonomous Robots* **10**, pp. 235 - 249
- Del Giudice, Paolo; Fusi, Stefano; Mattia, Maurizio (2003) Modelling the formation of working memory with networks of integrate-and-fire neurons connected by plastic synapses. *Journal of Physiology - Paris* **97**, pp. 659 - 681
- Del Prete, V.; Coolen, A.C.C. (2004) Non-equilibrium statistical mechanics of recurrent networks with realistic neurons. *Neurocomputing* **58-60**, pp. 239 - 244
- Delgado, M.; Pegalajar, M.C. (2005) A multiobjective genetic algorithm for obtaining the optimal size of a recurrent neural network for grammatical inference. *Pattern Recognition* **38**, pp. 1444 - 1456
- Dickson, Dennis W.; Crystal, Howard A.; Bevona, Caroline; Honer, William; Vincent, Inez; Davies, Peter (1995) Correlation of Synaptic and Pathological Markers with Cognition of the Elderly. *Neurobiology of Aging* **3 (16)**, pp. 285 - 304
- Dimopoulos, K.P.; Kambhampati, C.; Craddock, R. (2000) Efficient recurrent neural network training incorporating a priori knowledge. *Mathematics and Computers in Simulation* **52**, pp. 137 - 162
- Dominguez, E.; Munoz, J. (2005) Applying Bio-inspired Techniques to the p-Median Problem. *IWANN 2005, LNCS 3512* , pp. 67 -74
- Dorus, Steve; Vallender, Eric J.; Evans, Patrick D.; Anderson, Jeffrey R.; Gilbert, Sandra L.; Mahowald, Michael; Wyckoff, Gerald J.; Malcom, Christine M.; Lahn, Bruce T. (2004) Accelerated Evolution of Nervous System Genes in the Origin of Homo sapiens. *Cell* **(119)**, pp. 1027 - 1040
- Drewes, Rich; Maciokas, James; Louis, Sushil J.; Goodman, Philip (2004) An Evolutionary Autonomous Agent with Visual Cortex and Recurrent Spiking Columnar Neural Network. *GECCO 2004, LNCS 3102* , pp. 257 - 258
- Dubois, E. (1897) Sur le rapport du poids de l'encéphale avec la grandeur du corps chez les mammifères. *Bull. Soc. Anthropol. Paris* **8**, pp. 337 - 376
- Edelman, Gerald M. (2003) Naturalizing consciousness: A theoretical framework. *PNAS* **9 (100)**, pp. 5520 - 5524
- Elliott, T. Shadbolt N. R. (2001) Growth and repair: Instantiating a biologically inspired model of neuronal development on the Khepera robot. *Robotics and Autonomous Systems* **36**, pp. 146 - 169
- Falk, Dean (1991) 3 .5 Million years of hominid brain evolution. *Seminars in The Neurosciences* **(3)**, pp. 409 - 416

- Federici, Diego (2005) A regenerating spiking neural network. *Neural networks* **18**, pp. 746 - 754
- Figueira Pujol, Joao Carlos; Poli, Riccardo (1998) Efficient Evolution of Asymmetric Recurrent Neural Networks Using a PDGPinspired Twodimensional Representation. *Lecture Notes In Computer Science* (1391), pp. 130 - 141
- Flashman, Laura A.; Andreasen, Nancy C.; Flaum, Michael; Swayze II, Victor W. (1998) Intelligence and Regional Brain Volumes in Normal Controls. *Intelligence* **25** (3), pp. 149 - 160
- Floreano, D.; Mondada, F. (1998) Evolutionary neurocontrollers for autonomous mobile robots. *Neural Networks* **11**, pp. 1461 - 1478
- Floreano, D.; Urzelai, J. (2000) Evolutionary robots with on-line self-organization and behavioral fitness. *Neural Networks* **13**, pp. 431 - 443
- Floreano, Dario; Urzelai, Joseba (2001) Evolution of Plastic Control Networks. *Autonomous Robots* **11**, pp. 311 - 317
- Freeman, Walter J.; Kozma, Robert; Werbos, Paul J. (2001) Biocomplexity: adaptive behavior in complex stochastic dynamical systems. *BioSystems* **59**, pp. 109 - 123
- Friston, Karl J. (1997) Transients, Metastability, and Neuronal Dynamics. *Neuroimage* **5**, pp. 164 - 171
- Gagneux, Pascal; Varki, Ajit (2001) Genetic Differences between Humans and Great Apes. *Molecular Phylogenetics and Evolution* **1** (18), pp. 2 - 13
- Gelembe, Erol (1998) Learning in Genetic Algorithms. *ICES 98, LNCS 1478*, pp. 268 - 279
- Genci, Capi;Kenji, Doya (2005) Evolution of recurrent neural controllers using an extended parallel genetic algorithm. *Robotics and Autonomous Systems* **52**, pp. 148 - 159
- Giese, Martin A. (2003) Learning recurrent neural models with minimal complexity from neural tuning data. *Neurocomputing* **52-54**, pp. 277 - 283
- Gilmore, Edward C.; Herrup, Karl Cortical development: Layers of complexity. *Current Biology* **4** (7), pp. 231 - 234
- Gu, Dongbing; Hu, Huosheng (2002) Neural predictive control for a car-like mobile robot. *Robotics and Autonomous Systems* **39**, pp. 73 - 86
- Hamilton, J. (1994) Time series analysis. *Princeton University Press: Princeton, NJ*
- Hammer, Barbara; Micheli, Alessio; Sperduti, Alessandro; Strickert, Marc (2004) Recursive self-organizing network models. *Neural Networks* **17**, pp. 1061 - 1085
- Harry J. Jerison (1973) Evolution of the brain and intelligence. *New York: Academic Press*
- Harvey, I.; Husbands, P.; Cliff, D.; Thompson, A.; Jakobi, N. (1997) Evolutionary robotics: the Sussex approach. *Robotics and Autonomous Systems* **20**, pp. 205 - 224

- Hayakawa, Toshiyuki; Altheide, Tasha K.; Varki, Ajit (2005) Genetic Basis of Human Brain Evolution: Accelerating along the Primate Speedway. *Developmental Cell* **Jan** (8), pp. 2 - 4
- Hobert, Oliver (2005) Specification of the nervous system. WormBook, ed. The C. elegans Research Community, <http://www.wormbook.org>
- Hoshino, Tsutomu; Mitsumoto, Daisuke; Nagano, Tohru (1998) Fractal Fitness Landscape and Loss of Robustness in Evolutionary Robot Navigation. *Autonomous Robots* **5**, pp. 199 - 213
- Hunter, A.; Chius K.-S. (2000) Genetic algorithm design of neural network and fuzzy logic controllers. *Soft Computing* **4**, pp. 186 - 192
- Ivanovic, Daniza m.; Leiva, Boris P.; Perez, Hernan T.; Olivares, Manuel G.; Diaz, Nora S.; Urrutia, Maria Soledad C.; Almagia, Atilio F.; Toro, Triana D.; Miller, Patricio T.; Bosch, Enrique O.; Larrain, Cristian G. (2004) Head size and intelligence, learning, nutritional status and brain development Head, IQ, learning, nutrition and brain. *Neuropsychologia* **42**, pp. 1118 - 1131
- Jeong, Il - Kwon; Lee, Ju-Jang (1997) Evolving cooperative mobile robots using a modified genetic algorithm. *Robotics and Autonomous Systems* **21**, pp. 197 - 205
- Jerison, H. J. (1999) Evolution and Psychology. *American Psychologist* **June**, pp. 437 - 438
- Kaas, Jon H. (2000) Why is Brain Size so Important: Design Problems and Solutions as Neocortex Gets Bigger or Smaller. *Brain and Mind* **1**, pp. 7 - 23
- Kappelman, John (1996) The evolution of body mass and relative brain size in fossil hominids. *Journal of Human Evolution* **30**, pp. 243 - 276
- Karbowski, Jan (2003) How Does Connectivity Between Cortical Areas Depend on Brain Size? Implications for Efficient Computation. *Journal of Computational Neuroscience* **15**, pp. 347 - 356
- Katic, Dusko; Vukobratovic, Miomir (2003) Survey of Intelligent Control Techniques for Humanoid Robots. *Journal of Intelligent and Robotic Systems* **37**, pp. 117 - 141
- Keedwell, Ed; Narayanan, Ajit (2003) Genetic Algorithms for Gene Expression Analysis. *EvoWorkshops 2003, LNCS 261* , pp. 76 - 86
- Khosrow, Kaikhak; Ryan, Garlick (2000) Variable Hidden Layer Sizing in Elman Recurrent Neuro-Evolution. *Applied Intelligence* **12**, pp. 193 - 205
- Kim, Susan; Chiba, Akira (2004) Dendritic guidance. *Trends in Neurosciences* **4** (27), pp. 194 - 202
- Kolb, Bryan; Pellis, Sergio; Robinson, Terry E. (2004) Plasticity and functions of the orbital frontal cortex. *Brain and Cognition* **55**, pp. 104 - 115
- Kona, M.A.; Plaskotab, L. (2000) Information complexity of neural networks. *Neural Networks* **13**, pp. 365 - 375

- Kotrschal, K.; Van Staaden, M.J.; Huber, R. (1998) Fish brains: evolution and environmental relationships. *Reviews in Fish Biology and Fisheries* **8**, pp. 373 - 408
- Kubota, Naoyuki; Morioka, Toshihito; Kojima, Fumio; Fukuda, Toshio (2001) Learning of mobile robots using perception-based genetic algorithm. *Measurement* **29**, pp. 237 - 248
- Kuroe, Yasuaki (2004) Representation and Identification of Finite State Automata by Recurrent Neural Networks. *ICONIP 2004, LNCS 3316*, pp. 261 - 268
- L. Boquete, L. M. Bergasa, R. Baarea, R. Garcia; M. Mazo (2001) Using a New Model of Recurrent Neural Network for Control. *Neural Processing Letters* **13**, pp. 101 - 113
- Latham, Peter E.; Deneve, Sophie; Pouget, Alexandre (2003) Optimal computation with attractor networks. *Journal of Physiology - Paris* **97**, pp. 683 - 694
- Lee, Wei-Po (1999) Evolving complex robot behaviors. *Information Sciences* **121**, pp. 1 - 25
- Lefebvre, Louis; Whittle, Patrick; Lascaris, Evan; Finkelstein, Adam (1997) Feeding innovations and forebrain size in birds. *Animal Behaviour* **53 (3)**, pp. 549 - 560
- Li, Guibin; Feng, Jianfeng (2004) Stimulus-evoked synchronization in neuronal models. *Neurocomputing* **58-60**, pp. 203 - 208
- Lund, Henrik Hautop (2001) Adaptive robotics in entertainment. *Applied Soft Computing* **1**, pp. 3 - 20
- MacLarnon, Ann (1996) The scaling of gross dimensions of the spinal cord in primates and other species. *Journal of Human Evolution* **30**, pp. 71 - 87
- Macphail, Euan M. (1996) Cognitive function in mammals: the evolutionary perspective. *Cognitive Brain Research* **3**, pp. 279 - 290
- Mak, M.W.; Ku, K.W.; Lu, Y.L. (1999) On the improvement of the real time recurrent learning algorithm for recurrent neural networks. *Neurocomputing* **24**, pp. 13 - 36
- Mandic, D.P.; Chambers, J.A. (1999) Exploiting inherent relationships in RNN architectures. *Neural Networks* **12**, pp. 1341- 1345
- Manger, Paul R. (2005) Establishing order at the systems level in mammalian brain evolution. *Brain Research Bulletin* **66**, pp. 282 - 289
- Marino, Lori (1998) Quantifying brain behavior relations in cetaceans and primates. *Tree* **10 (13)**, pp. 408
- Markina, N. V.; Salimov, R. M.; Perepelkina, O. V.; Maisky, A. I.; Poletaeva, I. I. (2003) Correlation between Brain Weight and the Pattern of Behavior Changes in Response to Ethanol Injections in Laboratory Mice. *Russian Journal of Genetics* **6 (39)**, pp. 687 - 691
- Markina, N.V.; Popova N.V.; Poletaeva I.I. (1999) Interstrain differences in the the behavior of mice selected for greater and lesser brain mass. *Zh Vyssh Nerv Deiat Im I P Pavlova* **1 (49)**, pp. 59 - 67

- Markina, N.V.; Salimov, R.M.; Perepelkina, O.V.; Maisky, A. I.; Poletaeva, I.I. (2004) Correlation between Brain Weight and the Pattern of Behavior Changes in Response to Ethanol Injections in Laboratory Mice. *Russian Journal of Genetics* **6** (39), pp. 687 - 691
- Markina, V. Nadejda; Salimov, Ramiz. M.; Poletaeva, Inga I. (2001) Behavioral screening of two mouse lines selected for different brain weight. *Prog. Neuro-Psychopharmacol. & Biol. Psychiat.* **(25)**, pp. 1083 - 1109
- Martin, Robert D.; Genoud, Michel; Hemelrijk, Charlotte K. (2005) Problems of allometric scaling analysis: examples from mammalian reproductive biology. *The Journal of Experimental Biology* **208**, pp. 1731 - 1747
- Mataric, Maja; Cliff, Dave (1996) Challenges in evolving controllers for physical robots. *Robotics and Autonomous Systems* **19**, pp. 67 - 83
- McGuire, Patrick C.; Bohra, Henrik; W. Clark. John; Haschkeb, Robert; Pershinga, Chris L.; Rafelskia, Johann (2002) Threshold disorder as a source of diverse and complex behavior in random nets. *Neural Networks* **15**, pp. 1243 - 1258
- Md. Monirul Islama, K. Murase (2005) Chaotic dynamics of a behavior-based miniature mobile robot: effects of environment and control structure. *Neural Networks* **18**, pp. 123 - 144
- Mitra, Sushmita (2005) Computational Intelligence in Bioinformatics. *Transactions on Rough Sets III, LNCS 3400*, pp. 134 - 152
- Miyashita, Kazuo; Ok, Sooyol; Hase, Kazunori (2003) Evolutionary generation of human-like bipedal locomotion. *Mechatronics* **13**, pp. 791 - 807
- Mondada, Francesco; Floreano, Dario (1995) Evolution of neural control structures: some experiments on mobile robots. *Robotics and Autonomous Systems* **16**, pp. 183 - 195
- Mudra, Regina; Douglas, Rodney J. (2003) Self-correction mechanism for path integration in a modular navigation system on the basis of an egocentric spatial map. *Neural Networks* **16**, pp. 1373 - 1388
- Nefti, S.; Oussa Lah, M.; Djouani K.; Pontnau, J. (2001) Intelligent Adaptive Mobile Robot Navigation. *Journal of Intelligent and Robotic Systems* **30**, pp. 311 - 329
- Nelson, A. L.; Grant, E.; Henderson, T.C. (2004) Evolution of neural controllers for competitive game playing with teams of mobile robots. *Robotics and Autonomous Systems* **46**, pp. 135 - 150
- Nelson, A.L.; Grant, E.; Galeotti, J.M.; Rhody, S. (2004) Maze exploration behaviors using an integrated evolutionary robotics environment. *Robotics and Autonomous Systems* **46**, pp. 159 - 173
- Nicolakakis, Nektaria; Sol, Daniel; Lefebvre, Louis (2003) Behavioural flexibility predicts species richness in birds, but not extinction risk. *Animal Behaviour* **65**, pp. 445 - 452

- Nolfi, Stefano (1997) Evolving non-trivial behaviors on real robots: A garbage collecting robot. *Robotics and Autonomous Systems* **22**, pp. 187 - 198
- Nolfi, Stefano; Floreano, Dario (2000) Evolutionary Robotics. *The MIT Press, Cambridge, MA*
- Nolfi, Stefano; Floreano, Dario (2002) Synthesis of autonomous robots through evolution. *Trends in Cognitive Sciences* **1 (6)**, pp. 31 - 37
- Northcutt, R. Glenn (2001) Evolution of the Nervous System - Changing views of brain evolution. *Brain Research Bulletin* **6 (55)**, pp. 663 - 674
- Northcutt, R. Glenn (2001) Evolution of the Nervous System Changing views of brain evolution. *Brain Research Bulletin* **6 (55)**, pp. 663 - 674
- Oxnard, Charles E. (2004) Brain Evolution: Mammals, Primates, Chimpanzees, and Humans. *International Journal of Primatology* **5 (25)**, pp. 1127 - 1158
- Paine, Rainer W.; Tani, Jun (2004) Motor primitive and sequence self-organization in a hierarchical recurrent neural network. *Neural Networks* **17**, pp. 1291 - 1309
- Parker, Gary B. (2000) Co-evolving model parameters for anytime learning in evolutionary robotics. *Robotics and Autonomous Systems* **33**, pp. 13 - 30
- Peled, Avi; Geva, Amir B. (1999) Brain Organization and Psychodynamics. *The Journal of Psychotherapy Practice and Research* **8**, pp. 24 - 39
- Peters, M.; Jancke, L.; Staiger, J.F.; Schlaug, G.; Huang, Y.; Steinmetz, H. (1998) Unsolved Problems in Comparing Brain Sizes in Homo Sapiens. *Brain and Cognition* **37**, pp. 254 - 285
- Pham, D.T.; Yildirim, Sahin (1999) Control of the trajectory of a planar robot using recurrent hybrid networks. *International Journal of Machine Tools & Manufacture* **39**, pp. 415 - 429
- Plavcan, Michael J.; Kay, Richard F.; Jungers, William L.; van Schaik, Carel P. (2004) The three "Cs" of behavioral reconstruction in fossil primates. *Journal of Human Evolution* **46**, pp. 497 - 505
- Pointing, Chris; Jackson, Andrew P. (2005) Evolution of primary microcephaly genes and the enlargement of primate brains. *Current Opinion in Genetics & Development* **15**, pp. 241 - 248
- Poth, C.; Fung, C.; Gunturkun, O.; Ridgway, S.H.; Oelschlager, H.H.A. (2005) Neuron numbers in sensory cortices of five delphinids compared to a physeterid, the pygmy sperm whale. *Brain Research Bulletin* **66**, pp. 357 - 360
- Puglisi Allegra, S. (1997) Introduzione alla psicologia comparata. *La Nuova Italia Scientifica: Roma*

- Reichel, Lukas; Liechti, David; Presser, Karl; Liu, Shih-Chii (2005) Range estimation on a robot using neuromorphic motion sensors. *Robotics and Autonomous Systems* **51**, pp. 167 - 174
- Rein, Karlheinz; Zockler, Malte; Mader, T. Michael; Grubel, Cornelia; Heisenberg, Martin (2002) The Drosophila Standard Brain. *Current Biology* **(12)**, pp. 227 - 231
- Reiss, D.; McCowan, B.; Marino, L. (1997) Communicative and other cognitive characteristics of bottlenose dolphins. *Dolphin communication and cognition* **Jul (1)**, pp. 140 - 145
- Rilling, James K.; Insel, Thomas R. (1999) The primate neocortex in comparative perspective using magnetic resonance imaging. *Journal of Human Evolution* **37**, pp. 191- 223
- Rilling, James K.; Seligman, Rebecca A. (2002) A quantitative morphometric comparative analysis of the primate temporal lobe. *Journal of Human Evolution* **42**, pp. 505 - 533
- Ronald, Edmund M.A.; Sipper, Moshe (2001) Surprise versus unsurprise: Implications of emergence in robotics. *Robotics and Autonomous Systems* **37**, pp. 19 - 24
- Ross, Callum F.; Henneberg, Maciej; Ravosa, Matthew J.; Richard, Simon (2004) Curvilinear, geometric and phylogenetic modeling of basicranial flexion: is it adaptive, is it constrained?. *Journal of Human Evolution* **46**, pp. 185 - 213
- Roth, Gerhard; Dicke, Ursula (2005) Evolution of the brain and intelligence. *TRENDS in Cognitive Sciences* **5 (9)**, pp. 250 - 257
- Rushton, J. Philippe (2004) Placing intelligence into an evolutionary framework or how g fits into the r-K matrix of life-history traits including longevity. *Intelligence* **32**, pp. 321 - 328
- Rushton, J. Philippe; Ankney C. Davison (2000) Size matters: a review and new analyses of racial differences in cranial capacity and intelligence that refute. *Personality and Individual Differences* **29**, pp. 591 - 620
- Rushton, J. Philippe; Rushton Elizabeth W. (2003) Brain size, IQ, and racial-group differences: Evidence from musculoskeletal traits. *Intelligence* **31**, pp. 139 - 155
- Russell, D.A. (1983) Exponential evolution: Implications for intelligent extraterrestrial life. *Advances in Space Research* **3**, pp. 95 - 103
- Saggie, Keren; Keinan, Alon; Ruppin, Eytan (2004) Spikes that count: rethinking spikiness in neurally embedded systems. *Neurocomputing* **58 - 60**, pp. 303 - 311
- Sahin, Yildirim (2005) A Proposed Hybrid Recurrent Neural Control System for Two Co-operating Robots. *Journal of Intelligent and Robotic Systems* **42**, pp. 95 - 111
- Salimov, Ramiz M.; Markina, V. Nadejda; Perepelkina, Olga V.; Poletaeva, Inga I. (2004) Exploratory behavior of F2 crosses of mouse lines selected for different brain weight: a multivariate analysis. *Progress in Neuro-Psychopharmacology & Biological Psychiatry* **28**, pp. 583 - 589

- Salomon, Ralf (1997) The evolution of different neuronal control structures for autonomous agents. *Robotics and Autonomous System* **22**, pp. 199 - 213
- Salomon, Ralf (2002) Evolving Receptive-Field Controllers for Mobile Robots. *Applied Intelligence* **17**, pp. 89 - 100
- Sanjoy, Das (1997) A Biologically Motivated Neural Network Achitecture for Visuomotor Control. *Information Sciences* **96**, pp. 27 - 45
- Scheier, Christian; Pfeifer, Rolf; Kuniyoshi, Yasuo (1998) Embedded neural networks: exploiting constraints. *Neural Networks* **11**, pp. 1551 - 1569
- Segalowitz, S.J.; Davies, Patricia L. (2004) Charting the maturation of the frontal lobe: An electrophysiological strategy. *Brain and Cognition* **55**, pp. 116 - 133
- Seiffert, Udo (2004) Artificial neural networks on massively parallel computer hardware. *Neurocomputing* **57**, pp. 135 - 15
- Sendhoff, Bernhard; Kreutz, Martin (1999) A Model for the Dynamic Interaction Between Evolution and Learning. *Neural Processing Letters* **10**, pp. 181 - 193
- Serpen, G.; Yifeng, Xu (2003) Weight Initialization for Simultaneous Recurrent Neural Network Trained with a Fixed-point Learning Algorithm. *Neural Processing Letters* **17**, pp. 33 - 41
- Serpen, Gursel; Livingston, David L. (2000) Determination of weights for relaxation recurrent neural networks. *Neurocomputing* **34**, pp. 145 - 168
- Seth, Anil K.; Baars, Bernard J.; Edelman, David B. (2005) Criteria for consciousness in humans and other mammals. *Consciousness and Cognition* **14**, pp. 119 - 139
- Seth, Anil K.; Edelman, Gerald M. (2004) Environment and Behavior Influence the Complexity of Evolved Neural Networks. *Adaptive Behavior* **1 (12)**, pp. 5 - 20
- Settles, Matthew; Rodebaugh, Brandon; Soule, Terence (2003) Comparison of Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimizer When Evolving a Recurrent Neural Network. *LNCS* **2723**, pp. 148 - 149
- Shiah, Shaw - Ji; Young, Kuu-young (2004) Robot motion classification from the standpoint of learning control. *Fuzzy Sets and Systems* **144**, pp. 285 - 296
- Siegelmann, Hava T. (1999) Stochastic Analog Networks and Computational Complexity. *Journal of complexity* **15**, pp. 451 - 475
- Siegelmann, Hava T.; Gilesb, C. Lee (1997) The complexity of language recognition by neural networks. *Neurocomputing* **15**, pp. 327- 345
- Smalz, Robert; Conrad, Michael (1995) Evolutionary credit apportionment and its application to time-dependent neural processing. *BioSystems* **34**, pp. 161 - 172

- Smirnov, V.S. (2002) Normalized Brain Weight as a Characteristic of the Relationship between the Body and Brain Weights in Birds. *Journal of Ecology* **5** (33), pp. 309 - 314
- Smith, Richard J.; Gannon, Patrick J.; Smith, B. Holly; (1995) Ontogeny of australopithecines and early Homo: evidence from cranial capacity and dental eruption. *Journal of Human Evolution* **29**, pp. 155 -168
- Smith, Robert E.; Cribbs III, H.B. (1997) Combined biological paradigms: A neural, genetics-based autonomous system strategy. *Robotics and Autonomous Systems* **22**, pp. 65 - 74
- Snell, O (1891) Die Abhängigkeit des Hirngewichtes von dem Körpergewicht und den geistigen Fähigkeiten. *Arch. Psychiatr. Nervenkr.* **23**, pp. 436 - 446
- Sontag, Eduardo D. (1998) A learning result for continuous-time recurrent neural networks. *Systems & Control Letters* **34**, pp. 151 - 158
- Sporns, O.; Tononi, G.; Edelman, G.M. (1991) Modeling perceptual grouping and figure-ground segregation by means of active reentrant connections. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA* **Jan** (88), pp. 129 - 133
- Sporns, O.; Tononi, G.; Edelman, G.M. (1998) Complexity and coherency: integrating information in the brain. *Trends in Cognitive Sciences* **12** (2), pp. 474 - 484
- Sporns, O.; Tononi, G.; Edelman, G.M. (2000) Theoretical Neuroanatomy: Relating Anatomical and Functional Connectivity in Graphs and Cortical Connection Matrices. *Cerebral Cortex* **Feb** (10), pp. 127 - 141
- Sporns, O.; Tononi, G.; Edelman, G.M. (2000) Connectivity and complexity: the relationship between neuroanatomy and brain dynamics. *Neural Networks* **13**, pp. 909 - 922
- Sporns, O.; Tononi, G.; Edelman, G.M. (2002) Theoretical neuroanatomy and the connectivity of the cerebral cortex. *Behavioural Brain Research* **135**, pp. 69 - 74
- Sporns, Olaf (2002) Graph Theory Methods For The Analysis Of Neural Connectivity Patterns. in Kötter, R. (ed.) *Neuroscience Databases. A Practical Guide*, Kluwer, Boston, MA , pp. 171 - 186
- Sporns, Olaf (2003) Network Analysis, Complexity, and Brain Function. *Complexity* **1** (8), pp. 56 - 60
- Sporns, Olaf; Alexander, William H. (2002) Neuromodulation and plasticity in an autonomous robot. *Neural Networks* **15**, pp. 761 - 774
- Sporns, Olaf; Chialvo, Dante R.; Kaiser, Marcus; Hilgetag, Claus C. (2004) Organization, development and function of complex brain networks. *Trends in Cognitive Sciences* **8** (9), pp. 418 - 426
- Sporns, Olaf; Tononi, Giulio; Kotter, Rolf (2005) The Human Connectome: A Structural Description of the Human Brain. *PLoS Computational Biology* **1** (4), pp. e42

- Sporns, Olaf; Zwi, Jonathan D. (2004) The Small World of the Cerebral Cortex.
Neuroinformatics **2** (2), pp. 145 - 162
- Sporns, Olaf; Kotter, Rolf (2004) Motifs in Brain Networks. *PLoS Biology* **11** (2), pp. e369
- Sporns, Olaf; Tononi, Giulio (2002) Classes of Network Connectivity and Dynamics.
Complexity **1** (7), pp. 28 - 38
- Stuss, Donald T.; Anderson Vicki (2004) The frontal lobes and theory of mind: Developmental concepts from adult focal lesion research. *Brain and Cognition* **55**, pp. 69 - 83
- Sung Hoon Jung; Kwang Hyun Cho (2005) Identification of Gene Interaction Networks Based on Evolutionary Computation. *AIS 2004, LNAI 3397*, pp. 428 - 439
- Sung-Bae Cho; Geum - Beom Song (2000) Evolving CAM-Brain to control a mobile robot.
Applied Mathematics and Computation **111**, pp. 147 - 162
- Svinin, M.M.; Yamada, K.; Ueda, K. (2001) Emergent synthesis of motion patterns for locomotion robots. *Artificial Intelligence in Engineering* **15**, pp. 353 - 363
- Tan, K.C.; Wang, L.F.; Lee, T.H.; Vadakkepat, P. (2004) Evolvable Hardware in Evolutionary Robotics. *Autonomous Robots* **16**, pp. 5 - 21
- Tan, Uner; Tan, Meliha; Polat, Pinar; Ceylan, Yasar; Suma, Selami; Okur, Adnan (1999) Magnetic Resonance Imaging Brain Size/IQ Relations in Turkish University Students.
Intelligence **27** (1), pp. 83 - 92
- Tani, J.; Nolfi, S. (1999) Learning to perceive the world as articulated: an approach for hierarchical learning in sensory-motor systems. *Neural Networks* **12**, pp. 1131 -1141
- Tania, Jun; Itob, Masato; Sugita, Yuuya (2004) Self-organization of distributedly represented multiple behavior schemata in a mirror system: reviews of robot experiments using RNNPB.
Neural Networks **17**, pp. 1273 - 1289
- Tatenoa, Katsumi; Hayashia, Hatsuo; Ishizukab, Satoru (1998) Complexity of spatiotemporal activity of a neural network model which depends on the degree of synchronization. *Neural Networks* **11**, pp. 985 - 1003
- Tononi G., Sporns O., Edelman G. (1996) A complexity measure for selective matching of signals by the brain. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA* **April (93)**, pp. 3422 - 3427
- Tononi, G.; Sporns, O. (2003) Measuring information integration. *BMC Neuroscience* **31** (4)
- Tononi, G.; Sporns, O.; Edelman, G.M. (1994) A measure for brain complexity: Relating functional segregation and integration in the nervous system. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA* **May (91)**, pp. 5033 - 5037
- Tsoi, Ah Chung; Backb, Andrew (1997) Discrete time recurrent neural network architectures: A unifying review. *Neurocomputing* **15**, pp. 183 - 223

- Tsoukalas, L.H.; Houstis, E.N.; Jones, G.V. (1997) Neurofuzzy Motion Planners for Intelligent Robots. *Journal of Intelligent and Robotic Systems* **19**, pp. 339 - 356
- Ueno, M.; Shinnou, M.; Sakamoto, H.; Akiguchi, I.; Hosokawa, M.; Vorbrodt, A.W. Age-related changes in blood-brain barrier on senescence accelerated mouse. *Fifth International Conference on Alzheimer's Disease*, pp. S64
- van Cappellen van Walsum, A.-M.; Pijnenburgb, Y.A.L.; Berendsed, H.W.; van Dijkc, B.W.; Knole, D.L.; Scheltensb, Ph.; Stam, C.J. (2003) A neural complexity measure applied to MEG data in Alzheimer's disease. *Clinical Neurophysiology* **114**, pp. 1034 - 1040
- van Drongelen, Wim; Lee, Hyong C.; Hereld; Hereld, Mark; Jones, David; Cohoon, Matthew; Elsen, Frank; Papka, Michael E.; Stevens, Rick L. (2004) Simulation of neocortical epileptiform activity using parallel computing. *Neurocomputing* **58 - 60**, pp. 1203 - 1209
- Varki, Ajit (2001) N-glycolylneuraminic acid deficiency in humans. *Biochimie* **83**, pp. 615 - 622
- Villmann,Thomas; Villmann, Beate; Slowikb, Volker (2004) Evolutionary algorithms with neighborhood cooperativeness according to neural maps. *Neurocomputing* **57**, pp. 151 - 169
- Vrba, E.S. (1998) Multiphasic Growth Models and the Evolution of Prolonged Growth Exemplified by Human Brain Evolution. *J. Theor. Biol* **190**, pp. 227 - 239
- Watson, Richard A.; Ficici, Sevan G.; Pollack, Jordan B. (2002) Embodied Evolution: Distributing an evolutionary algorithm in a population of robots. *Robotics and Autonomous Systems* **39**, pp. 1 - 18
- Watts, Duncan J.; Strogatz, Steven H. (1998) Collective dynamics of 'small-world' networks. *Nature* **Jun (939)**, pp. 440 - 442
- Webb, Barbara (1995) Using robots to model animals: a cricket test. *Robotics and Autonomous Systems* **16**, pp. 117 - 134
- Webb, Barbara (1998) Robots, crickets and ants: models of neural control of chemotaxis and phonotaxis. *Neural Networks* **11**, pp. 1479 - 1496
- Webb, Barbara (2004) Neural mechanisms for prediction: do insects have forward models?. *Trends in Neurosciences* **5 (27)**, pp. 278 - 282
- Whitley, Darrell; Dominic, Stephen; Das, Rajarshi; Anderson, Charles W. (1993) Genetic Reinforcement Learning for Neurocontrol Problems. *Machine Learning* **13**, pp. 259 - 284
- Wiles, J.S.; Kunkel, J.G.; Wilson, A.C. (1983) Birds, behaviour and anatomical evolution. *Proceedings of the National Academy of Sciences, USA* **80**, pp. 4394 - 4397
- Williams, M. F. (2002) Primate encephalization and intelligence. *Medical Hypotheses* **58 (4)**, pp. 284 - 290
- Wilson, A.C. (1985) The molecular basis of evolution. *Scientific American* **253**, pp. 148 - 157

- Wilson, Charles L.; Blue, James L., Omidvar, Omid M. (1997) Training Dynamics and Neural Network Performance. *Neural Network* **5** (10), pp. 907 - 923
- Wilson, E. O. (1975) Sociobiology: The new synthesis. *Cambridge: Harvard University Press*
- Wynn, Thomas; Coolidge, Frederick L. (2004) The Expert Neandertal mind. *Journal of Human Evolution* **46**, pp. 467 - 487
- Yang, Simon X.; Meng, Max (2000) Real-time Collision-free Path Planning of Robot Manipulators using Neural Network Approaches. *Autonomous Robots* **9**, pp. 27 - 39
- Yang, Simon X.; Meng, Max (2000) An efficient neural network approach to dynamic robot motion planning. *Neural Networks* **13**, pp. 143 - 148
- Yldirim, Sahin (2004) Adaptive robust neural controller for robots. *Robotics and Autonomous Systems* **46**, pp. 175 - 184
- Zhigang Z.; Huang D.S.; Wang Z. (2005) Global Stability of a General Class of Discrete-Time Recurrent Neural Networks. *Neural Processing Letters* **22**, pp. 33 - 47
- Ziemke, Tom; Jirnhed, Dan-Anders; Hesslow, Germund (2005) Internal simulation of perception: a minimal neuro-robotic model. *Neurocomputing* **68**, pp. 85 - 104