

Capitolo primo
**Complessità Cerebrale ed Intelligenza: uno studio
di Robotica Evolutiva**

Cesare Bianchi

UCD School of Computer Science and Informatics;

Dublin, Ireland;

Tel. +39 347 945 5262, Fax +39 06 233 298 352,

cesare@cesarebianchi.com

Abstract

Benché la correlazione tra evoluzione (e perciò intelligenza) ed aumento della massa cerebrale sia data per appurata, la difficoltà nel definire e quantificare la complessità cerebrale è sempre stata un ostacolo per studiare se e quanto essa sia importante. Negli ultimi anni si è assistito ad uno sforzo per colmare questo divario, ed il presente lavoro usa queste nuove misure per investigare la correlazione tra l'evoluzione di Reti Neurali Artificiali e la loro Complessità. Un Algoritmo Genetico è stato utilizzato per far evolvere dei robot Khepera in quattro diversi task, e sono poi state misurate le Complessità delle Reti Neurali risultanti. Le analisi mostrano una correlazione significativa tra la Complessità e la Fitness.

Parole chiave: Neural Complexity; Robotics; Evolution; Genetic Algorithms; Artificial Neural Networks.

1. Introduzione

Lo stesso Darwin (1882), pur riconoscendo l'indubbia importanza della massa cerebrale per la creazione di organismi più o meno intelligenti, faceva notare come essa non fosse sufficiente come variabile esplicativa, ma che anche la maggiore organizzazione interna del cervello fosse da tenere in considerazione. Da allora molti studi si sono succeduti, soprattutto per mostrare l'effetto della massa cerebrale sul comportamento e l'intelligenza (Markina et al., 1999, 2001, 2004; Anderson, 1995; Nicolakakis et al., 2002; etc.).

1.1. Evoluzione e organizzazione del cervello

Tuttavia solo recentemente ci si è tornati ad interessare alla complessità ed organizzazione del cervello, sia in modelli matematici che mostrano l'impossibilità di una crescita della massa cerebrale senza una più fina organizzazione e modularizzazione del cervello stesso (Braitenberg, 2000; Kaas, 2000; Karbowsky, 2003), sia confrontando calchi endocranici di vari ominidi, che mostrano una sostanziale riorganizzazione del cervello durante l'evoluzione (Falk, 1991; Rilling and Seligman, 2002). L'idea che accomuna tutte le teorie in questo campo è che poiché cervelli meglio organizzati possono svolgere le stesse funzioni con minore dispendio di energie, l'evoluzione abbia favorito non solo l'accrescimento della massa cerebrale ma anche la sua riorganizzazione.

1.2. La complessità delle reti neurali artificiali

Il problema di come definire e quantificare la Neural Complexity è stato affrontato in anni recenti da Tononi et al. (1994) che si sono interrogati sulla apparente dicotomia tra "functional segregation" e "integration". Utilizzando concetti presi in prestito dalla fisica statistica, come ad esempio la Mutual Information, definiscono la Neural Complexity come mutua informazione media tra le bipartizioni del "sistema cervello" (X), sommata su tutte le possibili grandezze di tali bipartizioni. Di conseguenza solo sistemi altamente integrati e interconnessi sono dotati di un'alta Neural Complexity.

Altre misure degne di interesse (che sono state testate in questo lavoro) sono la Matching Complexity (Tononi et al., 1996), misure strutturali come il Cluster Index e la Wiring Length (Sporns et al., 2005), e la Information Integration (Tononi e Sporns, 2003).

Benché su sistemi naturali (sia in vivo che in vitro) non sia possibile misurare direttamente la complessità (sebbene ad es. Van Cappellen van Walsum et al., 2003; Burgess et al., 2003; David et al., 2003 tentino di stimare la Neural Complexity a partire da dati MEG o EEG), è invece possibile calcolare le misure proposte con procedimenti abbastanza semplici su Reti Neurali Artificiali, che è possibile inoltre far evolvere con algoritmi genetici, così da analizzare anche la variazione della complessità con l'evolversi delle reti.

La novità maggiore del presente lavoro è il fatto che tali misure di complessità vengano usate per analizzare delle reti neurali ricorrenti (cioè con stati interni di memoria, molto più plausibili ecologicamente, ma in genere evitate perché più difficili da usare e da analizzare) che controllano degli agenti autonomi mobili. Visto l'enorme potenziale di questo campo di ricerca, quello che si presenta è solo uno studio preliminare, che usa una tecnologia ampiamente testata (i robot Khepera; Nolfi e Floreano, 2000) per task semplici. Va perciò considerato un punto di partenza, una proposta di studio per lavori più complessi con tecnologie più all'avanguardia.

2. Metodo

Le reti neurali usate nel presente lavoro sono reti ricorrenti del tipo di Elman (1990), ovvero con un unico strato di neuroni nascosti, completamente interconnesso a se stesso. 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 altre parole, a seconda di quante connessioni ricorrenti sono diverse da zero, si può passare da una topologia preminentemente feed-forward ad una topologia con moltissimi feedback.

La matrice delle connessioni è stata poi fatta evolvere con un algoritmo genetico, con una popolazione di 200 individui, di cui si facevano riprodurre i migliori 25. Gli esperimenti sono stati ripetuti per diverse quantità di neuroni nascosti, da 4 a 20, così da controllare sia l'effetto dell'evoluzione che l'effetto della "massa cerebrale" sulla fitness.

Per tutti gli esperimenti è stato usato il simulatore open-source YAKS (Carlsson, 1999), che permette di simulare il comportamento di un robot Khepera in ambienti composti da muri, fonti di luce ed oggetti spostabili. I quattro esperimenti differiscono nella definizione dell'ambiente e nel compito assegnato ai robot (definito quindi dalla

funzione di fitness con cui l'algoritmo genetico valuta quali individui far riprodurre), e consistono in task standard già ampiamente usati con i robot Khepera: 1. la navigazione in un labirinto, 2. la ricerca di fonti di luce, 3. la ricerca di fonti di luce in un labirinto e 4. lo spostamento di oggetti verso una fonte di luce. Le reti neurali utilizzate e l'algoritmo genetico sono gli stessi in tutti e quattro gli esperimenti, così come il calcolo delle varie misure di complessità. Il motivo per svolgere diversi esperimenti è solo per controllare che in diversi task e diversi ambienti si riscontrino le stesse correlazioni tra complessità e fitness.

Tutti gli esperimenti sono stati ripetuti due volte per testare la consistenza dei risultati, visti i molti processi stocastici in atto. Non sono state riscontrate differenze tra le due ripetizioni, a conferma della correttezza dei dati raccolti.

3. Risultati

I fattori di cui ci interessa analizzare l'influenza sulla fitness sono la numerosità dei neuroni (cioè l'equivalente della massa cerebrale) e le varie misure di complessità.

3.1. Numerosità dei neuroni

Tanto l'analisi della varianza che le correlazioni di Pearson hanno mostrato che il numero di neuroni non influisce sulla fitness dei sistemi ($p > 0.10$, power > 0.9), in tutti e quattro gli esperimenti, come si può facilmente evincere dalla Figura 1. Questo è decisamente in contrasto con tutte le teorie attuali, che vedono nella massa del cervello il fattore più importante per l'intelligenza. Va tuttavia fatto notare che lo spazio delle soluzioni, vista la completa ricorsività dello strato di neuroni nascosti, è proporzionale al quadrato dei neuroni: il vantaggio forse acquisito tramite un maggior numero di neuroni è perso a causa della maggiore difficoltà di ricerca di soluzioni ottimali.

3.2. Misure di complessità

Visto che il numero di neuroni non risulta significativamente influente, si è provveduto a normalizzare le misure di fitness e di complessità (in quanto risentono delle diverse numerosità di neuroni) per analizzare poi le correlazioni delle misure di complessità con la Fitness, nei quattro esperimenti.

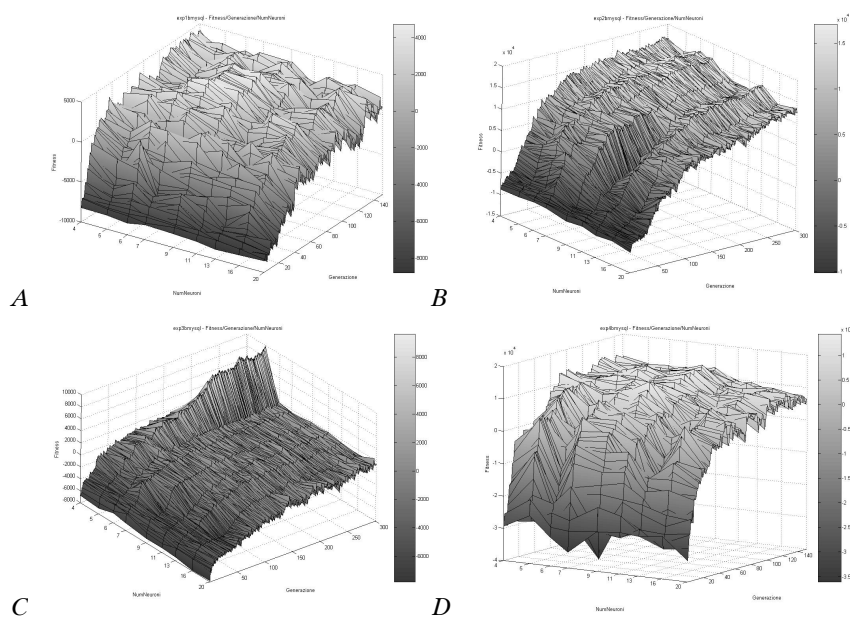


Figura 1. Fitness media in funzione delle generazioni e del numero di neuroni. (A) Esperimento 1 (B) Esperimento 2 (C) Esperimento 3 (D) Esperimento 4

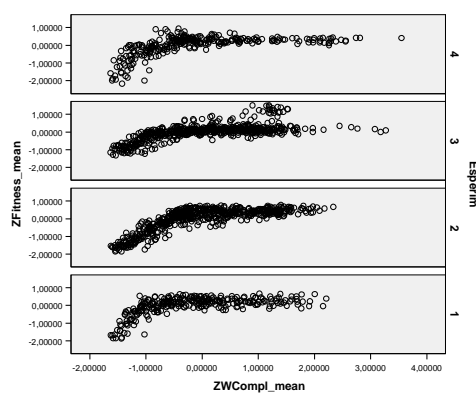


Figura 2. Variazione della Fitness in funzione della Neural Complexity, per i vari esperimenti.

Tabella 1. Correlazione tra Fitness e Neural Complexity.

Exp 1	Exp 2	Exp 3	Exp 4
.290(**)	.462(**)	.286(**)	.388(**)
** $p < 0.01$			

Delle varie misure di complessità considerate, solo la Neural Complexity è risultata significativamente correlata alla fitness (Figura 2 e Tabella 1). Tuttavia è un risultato che ci si poteva aspettare: la Neural Complexity è l'unica misura di complessità delle reti neurali testata in vari ambiti e che si è rivelata sistematicamente utile e significativa. Questo grazie al fatto che il suo calcolo è diretto e segue procedimenti semplici, situazione che non si riscontra invece per le altre misure adottate, il cui uso è sempre soggetto a molti caveat ed a molte approssimazioni, tanto che (a quanto ci risulta) tali misure sono state utilizzate solo per casi costruiti ad-hoc, e soprattutto come strumento teorico. Tuttavia, vista la loro esistenza, si è voluto tentare di usarle, anche per testarne la effettiva utilità ed applicabilità.

Tornando perciò alla Neural Complexity, c'è da notare che è significativamente correlata con la Fitness in tutti e quattro gli esperimenti. Questa stabilità dei risultati tra compiti con struttura e difficoltà diverse corrobora la nostra teoria, e mostra che la complessità è sempre influente nella "intelligenza" dei sistemi.

4. Discussione

Benché si sia a lungo discusso dell'importanza della massa cerebrale come fattore determinante dell'intelligenza, e dell'aumento dell'"Encephalization Quotient" (Jerison, 1973) durante l'evoluzione delle specie, un aspetto spesso trascurato è l'organizzazione del cervello e la sua complessità. Le tecniche informatiche oggi permettono di simulare l'evoluzione di semplici "cervelli" artificiali, usati per controllare agenti autonomi (robot) in ambienti più o meno complessi, e di studiare poi ogni aspetto delle reti neurali risultanti, compreso il calcolo della loro complessità.

In questo lavoro si è potuta riscontrare una correlazione tra la fitness dei sistemi (in senso lato la loro "intelligenza") e la loro complessità, anche per reti neurali ricorrenti che controllano agenti mobili autonomi, ad ulteriore prova che anche nell'evoluzione dei sistemi artificiali operano le spinte verso la complessità, così come operano nell'evoluzione naturale. La spinta verso la complessità

(possibilmente a parità di energia impiegata - cioè di quantità di materia, ovvero di massa) parrebbe perciò una costante dell'evoluzione darwiniana, ovunque essa operi. E' indifferente se siano modelli artificiali o il mondo reale, laddove è in atto un'evoluzione darwiniana si ritrova lo stesso fenomeno.

Non si è invece trovata alcuna influenza della numerosità dei neuroni sulla fitness degli agenti. Va tuttavia notato che la numerosità non poteva essere modificata dall'algoritmo genetico, e di conseguenza non sappiamo se l'evoluzione avrebbe comunque favorito "cervelli" più grandi. Di sicuro, favorisce cervelli meglio organizzati e più complessi.

Considerando la sua natura esplorativa, la presente ricerca ha comunque raggiunto dei risultati interessanti. 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 e in coevoluzione con altri agenti.

5. Ringraziamenti e riconoscimenti

Questo lavoro è stato realizzato presso l'Università degli Studi La Sapienza di Roma. Si ringraziano la Prof. Olivetti Belardinelli ed il Prof. Alessandro Londei per il supporto ed i consigli; il Prof. Gesuino Monni per l'aiuto logistico.

Bibliografia

1. Anderson, B. (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
2. Braitenberg, V. (2001). Brain Size and Number of Neurons: An Exercise in Synthetic Neuroanatomy. *Journal of Computational Neuroscience* 10, pp. 71 - 77
3. Burgess, A.P. & Rehman, J. & Williams, J.D. (2003). Changes in neural complexity during the perception of 3D images using random dot stereograms. *International Journal of Psychophysiology* 48, pp. 35 - 42
4. Carlsson, J. & Ziemke T. & Bodén M. (1999). An experimental comparison of weight evolution in neural control architectures for a 'garbage-collecting' khepera robot. In F. Loffler, A. Mondada and U. Rückert, editors, *Experiments with the Mini-Robot Khepera - Proceedings of the 1st International Khepera Workshop*, pp 31-40

5. Darwin, C. (1882) *The descent of man and selection in relation to sex*. 2nd edn., London, John Murray (from <http://pages.britishlibrary.net/charles.darwin>)
6. David, O. & Cosmelli, D. & Friston, K.J. (2004). Evaluation of different measures of functional connectivity using a neural mass model. *NeuroImage* 21, pp. 659 - 673
7. Elman J.L. (1990). Finding structure in time. *Cognitive Science* 14, 179–211.
8. Falk, D. (1991) 3.5 Million years of hominid brain evolution. *Seminars in The Neurosciences* (3), pp. 409 - 416
9. Jerison, H. J. (1973). *Evolution of the Brain and Intelligence*. Academic Press, New York, New York
10. Kaas, J.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
11. Karbowksi, J. (2003). How Does Connectivity Between Cortical Areas Depend on Brain Size? Implications for Efficient Computation. *Journal of Computational Neuroscience* 15, pp. 347 - 356
12. Markina, N.V. & Popova N.V. & Poletaeva I.I. (1999) Interstrain differences in the behavior of mice selected for greater and lesser brain mass. *Zh Vyssh Nerv Deiat Im I P Pavlova* 1 (49), pp. 59 - 67
13. Markina, V.N. & Salimov, R.M. & Poletaeva, I.I. (2001). Behavioral screening of two mouse lines selected for different brain weight. *Prog. Neuro-Psychopharmacol. & Biol. Psychiat.* (25), pp. 1083 - 1109
14. 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
15. Nicolakakis, N. & Sol, D. & Lefebvre, L. (2003). Behavioural flexibility predicts species richness in birds, but not extinction risk. *Animal Behaviour* 65, pp. 445 - 452
16. Nolfi S. e Floreano D. (2000). *Evolutionary Robotics: The Biology, Intelligence, and Technology of Self-Organizing Machines*. Cambridge, MA: MIT Press/Bradford Books
17. Rilling, J.K. & Seligman, R.A. (2002). A quantitative morphometric comparative analysis of the primate temporal lobe. *Journal of Human Evolution* 42, pp. 505 - 533
18. Sporns, Olaf; Tononi, Giulio; Kotter, Rolf (2005) *The Human Connectome: A Structural Description of the Human Brain*. *PLoS Computational Biology* 1 (4), pp. e42
19. 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
20. 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

21. Tononi, G. & Sporns, O. (2003). Measuring information integration. *BMC Neuroscience* 31 (4)
22. van Cappellen van Walsum, A.M. & Pijnenburgb, Y.A.L. & Berendsed, H.W. & van Dijkc, B.W. & Knole, D.L. & Scheltensb, P. & Stam, C.J. (2003). A neural complexity measure applied to MEG data in Alzheimer's disease. *Clinical Neurophysiology* 114, pp. 1034 - 1040