

Modelli di Controllo del Movimento: apprendimento ed esecuzione

Pietro G. Morasso
DIST - Università di Genova

L'analisi del movimento umano, nei suoi aspetti fisiologici e patologici, ha iniziato a diventare un argomento scientifico con l'avvento dei mezzi tecnici di misura e cattura di sequenze motorie, ossia con le pionieristiche esperienze di Marey e Muybridge. I modelli sono una tecnica per riassumere i dati sperimentali, organizzarli in una cornice coerente in grado di suggerire ipotesi da convalidare con nuove esperienze. Una teoria senza misure rimane, nella migliore delle ipotesi, un prodotto d'arte o di magia; misure anche raffinate ma senza una teoria adeguata sono condannate alla "cecità" rispetto agli aspetti rilevanti delle problematiche motorie. Il fatto poi che i movimenti umani siano oggetto dell'esperienza quotidiana è paradossalmente un elemento negativo perché ne viene nascosta l'intrinseca complessità, creando l'aspettativa errata che una conoscenza esauriente si possa raggiungere semplicemente accodandosi allo sviluppo delle tecniche di misura. Sfortunatamente non stanno così le cose ed ogni esperimento è frequentemente la sorgente di più domande che risposte e quindi il tentativo di catturare la complessità delle azioni finalizzate e del comportamento adattativo, dopo un secolo di ricerca multidisciplinare, è lungi dall'essere concluso.

Lo schema tradizionale è basato su una separazione di percezione, movimento e cognizione e sulla segregazione di processi percettivi, motori e cognitivi in diverse parti del cervello, secondo una organizzazione gerarchica. Questo schema ha le sue radici nelle conoscenze empiriche dei neurologi del 19° secolo, come J. Hughlings Jackson, ed ha un sorprendente grado di analogia con la struttura base di un moderno personal computer che tipicamente consiste di periferiche di ingresso e uscita connesse ad un elaboratore centrale. Forse è proprio tale analogia con la tecnologia moderna che può spiegare come mai un punto di vista irrimediabilmente sorpassato abbia ancora i suoi sostenitori, nonostante le evidenze sperimentali contrarie.

Consideriamo la percezione, che è il processo per cui la stimolazione sensoriale è trasformata in esperienza organizzata. Tale esperienza, o percolato, è il prodotto congiunto della stimolazione e del processo stesso, particolarmente nella percezione e rappresentazione dello spazio. Secondo un'antica teoria della percezione spaziale, formulata dal vescovo anglicano G. Berkeley all'inizio del 18° secolo, la terza dimensione (la profondità) non può essere percepita in modo visivo poiché l'immagine retinica di ogni oggetto è bidimensionale come in un quadro. Berkeley sosteneva inoltre che l'abilità di avere esperienze visive della profondità non è innata ma può soltanto derivare da un apprendimento empirico mediato dall'uso di altre modalità sensoriali. La prima parte del ragionamento (la necessità di un sistema simbolico-deduttivo per compensare la fallacia dei sensi) è chiaramente sbagliata e le radici di questa errata ipotesi si possono ritrovare nelle idee neoplatoniche del Rinascimento, in generale, e nella metafora della "finestra Albertiana" in particolare. Anche il dualismo Cartesiano tra corpo e mente è un'altra faccia dello stesso atteggiamento e questo "errore di Cartesio" (per citare A.R. Damasio, 1994), è sullo stesso piano dell' "errore di Berkeley" citato prima ed è alla base dello sforzo intellettualistico di dominare la complessità computazionale della percezione che caratterizza gran parte della cosiddetta Intelligenza Artificiale. Tuttavia, la seconda parte della congettura di Berkeley (l'enfasi sull'apprendimento e l'integrazione intersensoriale) è sorprendentemente moderna e si accorda, da un lato, con il moderno approccio allo sviluppo neuropsicologico di J. Piaget e, dall'altro, con le cosiddette

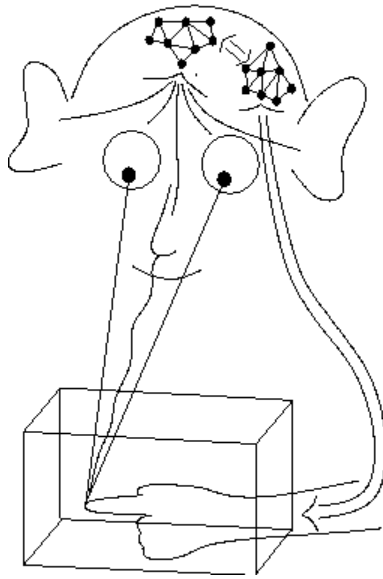


Figura 1-1. La natura "ecologica" del controllo motorio.

"teorie connessioniste", sviluppate all'inizio degli anni 80 come un'alternativa computazionale all'intelligenza artificiale classica.

Un approccio simile caratterizza anche le "teorie motorie della percezione", ben illustrate da A. Berthoz (1997), basate sul concetto che la percezione non è un meccanismo passivo per ricevere ed interpretare dati sensoriali ma è un processo attivo di anticipazione delle conseguenze sensoriali di un'azione e quindi di legame coerente tra pattern sensoriali e motori. In termini computazionali questo implica l'esistenza nel cervello di qualche tipo di "modello interno", che faccia da ponte tra azione e percezione. In effetti, l'idea che le istruzioni generate dal cervello per controllare un movimento siano utilizzate dal cervello stesso per interpretare le conseguenze sensoriali del movimento è già presente nell'opera pionieristica di von Holst e Helmholtz e la sua influenza è stata rinnovata nel contesto di recenti modelli di controllo basati sull'apprendimento (p.e. Wolpert e Kawato 1998). Il termine usualmente

utilizzato è quello di "corollary discharge" ed implica un paragone all'interno del sistema nervoso centrale tra un segnale in uscita (la "copia di efferenza") e la corrispondente "riafferenza sensoriale": la continua verifica della coerenza tra le due rappresentazioni è la base per la stabilità del nostro mondo percettivo. Questo tipo di circolarità e complementarità tra pattern sensoriali e motori è ovviamente incompatibile con il pensiero convenzionale basato su una strutturazione gerarchica. Un simile tipo di circolarità è anche implicito nel concetto Piagetiano di "reaction circulaire", che si ipotizza caratterizzare il processo di apprendimento sensorimotorio, cioè la costruzione di una legge di corrispondenza tra oggetti o target identificati percettivamente e le sequenze di comandi motori necessarie a raggiungerli. Un ulteriore tipo di circolarità nell'interazione organismo/ambiente può essere osservato nell'interfaccia tra il corpo ed il mondo esterno, dove le proprietà meccaniche dei muscoli interagiscono con il comportamento fisico degli oggetti inanimati e comunque con le forze dell'ambiente. Questo filone di pensiero è stato sviluppato dalla scuola Russa, a partire dallo studio di I.P. Pavlov sulla natura dei riflessi e il successivo riesame critico effettuato da P.K. Anshin e N. Bernstein. In particolare dobbiamo a Bernstein l'osservazione seminale (il cosiddetto "modello del comparatore") che i comandi motori da soli sono insufficienti a determinare il movimento ma identificano soltanto alcuni fattori di una più complessa "equazione" dove la dinamica dell'ambiente ha un'influenza determinante. Questo ha condotto, tra le altre cose, all'identificazione della "stiffness muscolare"¹ come parametro motorio di grande rilevanza ed alla formulazione della teoria del controllo motorio basato sul "punto di equilibrio"² (Feldman e Levin, 1995, Bizzi et al. 1992).

¹ La stiffness, o coefficiente elastico, è la pendenza della curva forza-lunghezza. Nelle comuni molle questo coefficiente è costante mentre nei muscoli cresce al crescere della forza perché le curve forza-lunghezza nei muscoli hanno un andamento approssimativamente esponenziale.

² Secondo la teoria del punto di equilibrio la postura non è il risultato di un processo di controllo "attivo" ma è la conseguenza "passiva" dell'annullamento reciproco delle forze elastiche in una situazione di energia potenziale minima. Anche il movimento, secondo questa teoria, è la conseguenza "passiva" di uno spostamento graduale dell'insieme delle forze elastiche muscolari.

In generale si può dire che, in modi differenti, la corollary discharge di Helmholtz, la reazione circolare di Piaget ed il modello del comparatore di Bernstein sono modi differenti di esprimere la “natura ecologica” del controllo motorio, ovvero l’interazione sinergica tra i processi cerebrali (includendovi le attivazioni muscolari) e la dinamica dell’ambiente. La figura 1 è una rappresentazione grafica di questo concetto. Tuttavia, nonostante il loro valore “profetico”, queste idee generali sul controllo motorio non potevano fornire, quando furono formulate, degli strumenti matematici di analisi da cui costruire modelli ed effettuare simulazioni. La scienza e l’arte di costruire modelli matematici è uno sviluppo successivo ed è stata profondamente influenzata dai metodi messi a punto dagli ingegneri nel campo del controllo automatico e dell’informatica, anche se non sono mancati gli equivoci e i fraintendimenti motivati da diversità di cultura e linguaggio. In effetti, la maggior parte delle tecniche consolidate di controllo sono basate su approssimazioni lineari e su schematizzazioni esplicite dei fenomeni. In particolare, si possono evidenziare due concetti principali per la loro influenza nello studio del controllo motorio: il concetto di controllo a feedback ed il concetto di programma motorio. Tale influenza è certamente motivata dal successo di queste tecniche nella moderna tecnologia e quindi da un aspetto più ideologico che scientifico. In effetti l’applicazione di questi paradigmi a quello che possiamo chiamare “hardware biologico” può essere messa in discussione per due ragioni principali: (i) il controllo a feedback può essere efficace e garantire stabilità soltanto se i ritardi di trasmissione tra controllore e sistema controllato sono trascurabili, ma questo non è certamente vero nel caso di segnali biologici poiché i ritardi di trasduzione e trasmissione raggiungono le decine di millisecondi, paragonabili con la durata stessa del movimento; (ii) il concetto di programma motorio implica un’organizzazione sequenziale che può essere efficace soltanto se i passi elementari della sequenza sono molto veloci, ma questo è in contrasto con l’elaborazione parallela e distribuita tipica dei processi computazionali del cervello resa necessaria dalla relativa lentezza dell’elaborazione sinaptica. In effetti, è stato proprio il riconoscimento dei limiti dell’approccio analitico-simbolico che ha motivato, alla fine degli anni 80, una rivalutazione di schemi più antichi alla luce del nuovo pensiero connessionista.

La formazione di traiettorie. Il processo computazionale che è necessario per realizzare un piano motorio è stato l’oggetto di una consistente attività di ricerca in robotica. Come schematizzato in figura 2, si possono identificare cinque sotto-problemi principali: (i) la pianificazione, (ii) la formazione di traiettorie vera e propria, (iii) la cinematica inversa, (iv) la dinamica inversa, (v) l’attivazione muscolare. Nell’approccio robotico standard i blocchi del diagramma corrispondono a procedura da eseguire in sequenza, implementando quindi una complessa catena di calcolo di tipo feedforward, a cui viene aggiunto un anello di controllo a feedback. I primi due processi corrispondono all’idea intuitiva di immaginare prima e tracciare poi una figura su un foglio di carta. Questo implica di selezionare un punto iniziale,

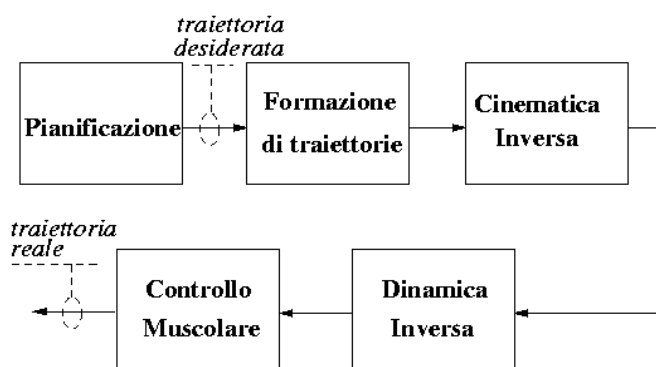


Figura 1-2. Le computazioni feedforward tipiche del controllo motorio.

il formato e l’orientazione della figura e quindi di suddividere la traiettoria complessiva che realizza tale intenzione in una sequenza di tratti di penna, raccordati dolcemente in modo da ricreare l’illusione di continuità. Tuttavia, per consentire alla penna di seguire fedelmente la traiettoria desiderata il cervello deve trovare i pattern di rotazione angolare delle diverse articolazioni del braccio e della

mano, risolvendo il cosiddetto “problema cinematico inverso”: questo è un problema computazionalmente difficile poiché il braccio umano (ed il corpo in generale) ha un elevato grado di “ridondanza cinematica”, nel senso che esiste un numero eccessivo di gradi di libertà e pertanto lo stesso tratto di penna può essere realizzato mediante un numero infinito di rotazioni articolari. La soluzione biologica a questo problema è caratterizzata da una struttura spazio-temporale invariante la cui caratteristica principale è che i tratti elementari sono approssimativamente rettilinei, con un simmetrico profilo di velocità a campana (Morasso 1981), e con una caratteristica globale di dolcezza della traiettoria che è ben approssimata da un criterio di “minimum-jerk”³ (Flash e Hogan 1985). Ad ogni modo, questi processi computazionali coprono soltanto i primi tre blocchi di figura 2. Il problema più grosso, nella ricerca robotica, è il blocco di “dinamica inversa”, che richiede di calcolare le coppie articolari e/o le forze muscolari necessarie per seguire una traiettoria desiderata. A questo riguardo ci sono ragioni per sostenere che la soluzione biologica possa contenere un’efficace scorciatoia, nel senso che le proprietà elastiche dei muscoli, sotto controllo centrale, possono contribuire a semplificare la soluzione del problema dinamico inverso in modo significativo. Questa semplificazione è invece impossibile nei robot industriali standard poiché i motori elettrici comunemente usati hanno una stiffness nulla.

La teoria del punto di equilibrio. La teoria si rifà alle proprietà elastiche dei muscoli, espresse nel cosiddetto modello λ (Feldman e Levin 1995). In questo modello “ λ ” è il parametro controllabile, determinato a livello sopra-spinale, che identifica per un dato muscolo la lunghezza di riposo ossia la lunghezza naturale in assenza di qualunque carico. Selezionando appositi comandi λ per tutti i muscoli il cervello implicitamente codifica un “punto di equilibrio”, determinato dal fatto che in questo “punto” o configurazione posturale

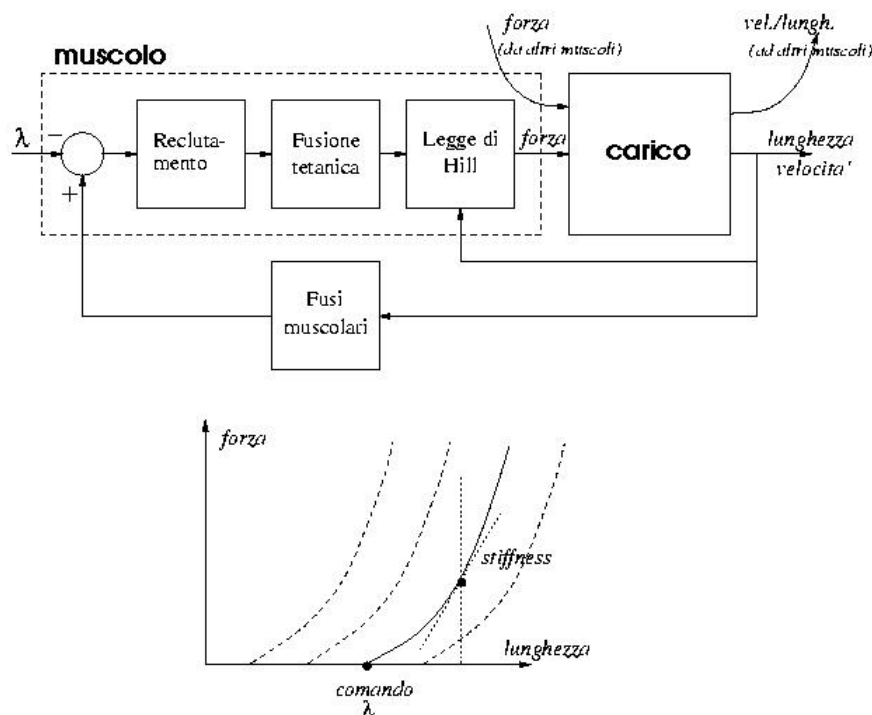


Figure 1-3. Il modello lambda.

³ Il “jerk” è la velocità di variazione dell’accelerazione di un movimento. Un movimento a “minimum-jerk” è un

le azioni elastiche si annullano reciprocamente. In questo modo il movimento, per il raggiungimento dell'equilibrio, consegue come una conseguenza automatica di una situazione iniziale di squilibrio senza un continuo intervento da parte del cervello. La figura 3 riassume gli aspetti salienti del modello: il blocco di "reclutamento" corrisponde alla famiglia di curve esponenziali; la "fusione tetanica" identifica il processo rallentato di crescita della forza anche in risposta ad un'improvvisa variazione dell'ingresso; la "legge di Hill" esprime la dipendenza non lineare della forza muscolare dalla velocità di contrazione. Inoltre il cervello può avvantaggiarsi di un secondo tipo di ridondanza (la "ridondanza muscolare": il numero di muscoli è in eccesso rispetto al numero di gradi di libertà) e del fatto che i muscoli non hanno le caratteristiche lineari delle comuni molle ma sono caratterizzate da curve tensione-lunghezza di tipo esponenziale. Perciò il cervello ha l'opportunità di controllare indipendentemente due variabili funzionalmente rilevanti: il punto di equilibrio globale, selezionando la distribuzione selettiva di "comandi λ reciproci", e la stiffness apparente a livello articolare, aggiungendo ai comandi reciproci degli opportuni "comandi λ di coattivazione" (maggiore è la coattivazione, maggiore è la stiffness articolare)⁴.

Le implicazioni teoriche di questo modello sono estremamente rilevanti ma l'interpretazione dei dati sperimentali è ancora controversa. Non c'è dubbio che la stiffness muscolare possa essere vista come una specie di meccanismo implicito di controllo a feedback che tende a contrastare l'azione di disturbi e carichi interni ed esterni, come l'azione della gravità e la dinamica intrinseca delle masse corporee. La questione aperta riguarda la rilevanza quantitativa e funzionale di quest'effetto. Per alcuni ricercatori la stiffness muscolare è del tutto sufficiente senza alcun bisogno di modelli dinamici interni di compensazione. In questa prospettiva, durante il controllo di un movimento si richiede al cervello soltanto di generare delle "traiettorie di equilibrio" (codificate dai comandi reciproci) e di stabilire un opportuno livello di coattivazione. Una caratteristica importante di questo schema è che assegna un ruolo computazionale importante ai muscoli, in aggiunta a quello ovviamente esecutivo. I sostenitori osservano anche che un'esplicita azione di feedback, presumibilmente basata su segnali propriocettivi e su corrispondenti meccanismi riflessi, sarebbe resa inefficace dal ritardo significativo dell'anello di retroazione che si sa essere dell'ordine delle decine di millisecondi e quindi a rischio di instabilità. Nonostante la sua eleganza e semplicità, questa forma estrema di modello di controllo a punto di equilibrio potrebbe essere plausibile soltanto nell'ipotesi che i valori effettivi di stiffness fossero abbastanza elevati da controbilanciare le forze incontrate durante i movimenti usuali. Il problema è che questo tipo di misura è tecnicamente complesso e non c'è ancora accordo sui dati disponibili in letteratura. Tuttavia è opinione dell'autore che, bilanciando l'evidenza disponibile, la stiffness muscolare, quantunque sia un co-fattore rilevante, non sia tuttavia sufficiente a controbilanciare la dinamica del corpo in tutti i casi e che, al contrario, giochi un ruolo diverso in situazioni diverse. Per esempio, è probabile che il suo ruolo sia determinante nel caso di movimenti oculari o movimenti di scrittura, che coinvolgono masse relativamente piccole. Più piccolo e probabilmente minoritario è il suo ruolo in altri movimenti, come il mantenimento della postura eretta, che coinvolgono tutta la massa corporea.

Compensazione dinamica. La soluzione alternativa è di aggiungere allo schema di controllo a stiffness (feedback implicito) una combinazione di controllo a feedforward e controllo a feedback (esplicito). Un esempio è fornito dal modello di "apprendimento a feedback

movimento particolarmente dolce ed armonico, a pari forma e durata complessiva.

⁴ I comandi "reciproci" sono così chiamati poiché, per due muscoli antagonisti, hanno sempre un andamento temporale opposto: se uno si accorcia (l'agonista) l'altro si deve allungare e viceversa. Si tratta di comandi al livello di soglia del segnale elettromiografico. Al contrario i comandi di "coattivazione" hanno lo stesso segno per tutti i muscoli, sinergici ed antagonisti.

dell'errore", ideato da Kawato e collaboratori. La figura 4 illustra lo schema di principio: all'inizio il controllo dell'apparato muscolare è effettuato da un meccanismo a feedback, impreciso ma sufficiente a pilotare il sistema almeno nella giusta direzione. In parallelo al controllore a feedback si trova un controllore a feedforward tenta che però richiede di essere addestrato al fine di imparare la corrispondenza tra traiettorie desiderate e comandi motori. Poiché i comandi motori dei due moduli di controllo sono sommati, mano a mano che l'addestramento del controllore feedforward procede, tanto più piccolo diventa l'errore che pilota il controllore a feedback, che quindi viene progressivamente estromesso, permettendo al sistema complessivo di controllo di acquistare maggiore precisione e velocità. Questo esempio introduce il successivo importante capitolo riguardo alle tendenze attuali nello studio del sistema motorio, che sono state profondamente influenzate dall'avvento all'inizio degli anni 80 delle teorie e tecniche connessioniste.

Paradigmi di apprendimento nelle reti neurali. Alla base delle teorie relative a modelli di reti neurali c'è il tentativo di formalizzare metodi generali di apprendimento che consentano di acquisire in modo sperimentale ciò che è troppo complesso o incerto per essere "programmato", ossia essere espresso per mezzo di modelli espliciti o simbolici (Arbib 1995). In effetti i meccanismi di apprendimento e memorizzazione hanno costituito un problema intrigante da quando si è imposta una teoria neurale del cervello alla fine del 19° secolo (Ramón y Cajal 1928) con la conseguente congettura che la memorizzazione avvenga nei siti sinaptici in relazione a processi di apprendimento (Hebb 1949), manifestando così la plasticità di base del sistema nervoso. Successivamente le prove sperimentali di questa plasticità sinaptica sono state scoperte nell'ippocampo ed attualmente c'è generale consenso

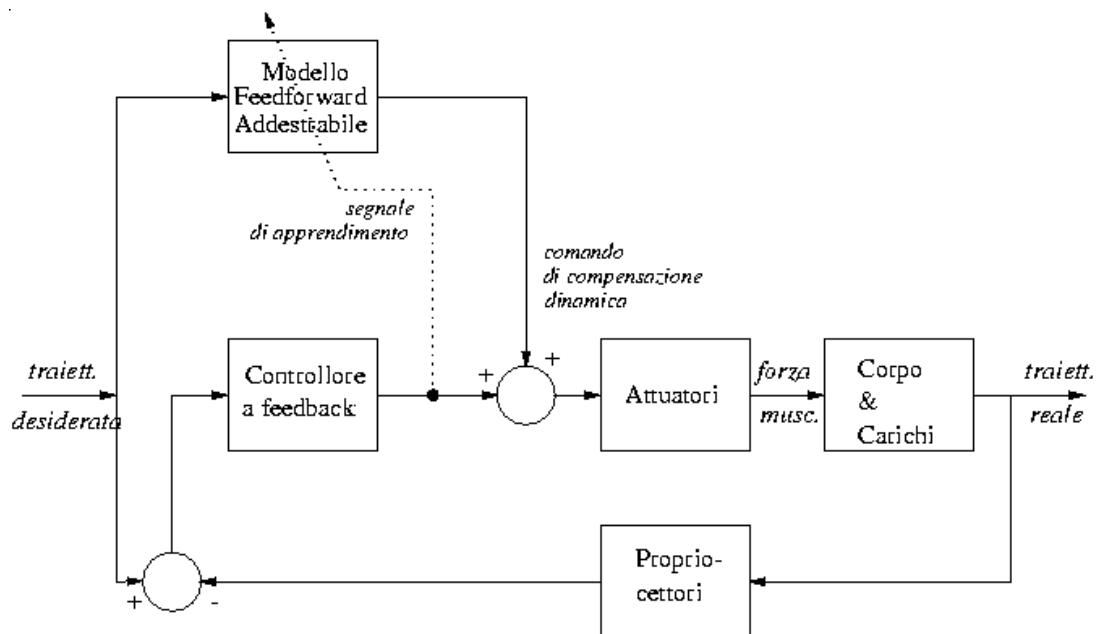


Figura 1-4. L'apprendimento a feedback di errore.

che meccanismi di LTP/LTD (long term potentiation, long term depression) siano alla base dei fenomeni cognitivi di apprendimento e memoria. Dal punto di vista modellistico sono stati formulati tre principali paradigmi di addestramento dei parametri o "pesi sinaptici" dei modelli di reti neurali.

1. *Addestramento supervisionato basato sull'errore*: in questo caso si suppone che durante l'addestramento un "supervisore" o maestro fornisca alla rete neurale lo stimolo o ingresso e la corrispondente risposta o uscita desiderata. L'errore tra la risposta fornita dalla rete e la risposta desiderata viene allora utilizzato per modulare i pesi sinaptici in maniera da diminuire l'entità media dell'errore per stimoli futuri. La procedura di apprendimento termina quando l'errore medio relativo ai pattern di addestramento diventa sufficientemente piccolo. Questo paradigma, che si applica tipicamente a reti multilivello non ricorrenti⁵, è adatto per imparare delle leggi di controllo in cui sia naturale definire un errore tra un target desiderato ed un punto effettivamente raggiunto.
2. *Addestramento a rinforzo*: in questo caso l'obiettivo non è quello di minimizzare l'errore di previsione ma di massimizzare un parametro di ricompensa o rinforzo. Il modello prevede una copia di operatori, che costituiscono la rete neurale complessiva: un "attore" ed un "critico". Il primo genera un segnale di comando sulla base della conoscenza dello stato corrente; il secondo valuta la ricompensa e sulla base della somma delle ricompense ottenute a partire dall'inizio dell'esperimento modifica i pesi sinaptici dell'attore e di se stesso, in modo da migliorare la probabilità di future ricompense. Il paradigma si presta in modo naturale a descrivere l'apprendimento di sequenze di azioni in cui non ci sia un target precisamente definito ma piuttosto uno stato desiderato più complesso, per esempio il raggiungimento della postura eretta a partire da quella sdraiata.
3. *Addestramento non supervisionato o Hebbiano*: in questo caso non c'è un compito specifico da svolgere ma l'obiettivo è di costruire una rappresentazione interna, la più fedele possibile, degli stimoli esterni. In particolare ci si può proporre di rendere massima l'informazione mutua tra stimolo esterno e rappresentazione interna, che assume anche la funzione, in senso lato, di "memoria associativa". Con questo paradigma si possono costruire delle reti neurali, tipicamente ricorrenti e con connessioni simmetriche, che costituiscono delle mappe somatotopiche o ecotopiche, ipoteticamente simili alle mappe corticali. D. Hebb ha suggerito un semplice meccanismo di modifica sinaptica, basato sul concetto che il peso sinaptico tra due neuroni di una rete deve essere rinforzato se i due neuroni sono frequentemente co-attivati e deve essere depresso nel caso opposto. Si è potuto dimostrare che con questa semplice procedura si può spiegare l'auto-organizzazione di reticoli di mappe corticali organizzate somatotopicamente.

Comportamento adattativo ed apprendimento motorio. Figura 5 mette in evidenza in modo schematico i flussi di informazione tra la corteccia cerebrale, il complesso dei nuclei della base e del talamo ed il cervelletto che, nel loro insieme, costituiscono presumibilmente il substrato neurale necessario per apprendere e produrre comportamenti adattativi. Il fatto che le interazioni siano generalmente di tipo bidirezionale o che in generale sia possibile mettere in evidenza dei cicli per lo più di tipo eccitatorio tra i diversi moduli computazionali mette in evidenza il carattere non-gerarchico delle computazioni, poiché l'organizzazione gerarchica implica una stratificazione in livelli ed il flusso unidirezionale delle informazioni: dal centro alla periferia per quanto riguarda i comandi motori e dalla periferia al centro per i segnali sensoriali. Inoltre il carattere auto-eccitatorio di molti pattern di connessione, anche all'interno della stessa corteccia cerebrale, testimonia la capacità di fondo dell'architettura neurale di generare e mantenere delle attività "riverberanti" distribuite in tutta l'architettura.

⁵ Una rete neurale è ricorrente se è costituita da un insieme di neuroni le cui uscite, almeno in parte, alimentano gli ingressi stessi. Particolarmente interessante è il caso delle reti ricorrenti a connessioni simmetriche, come le cosiddette "reti di Hopfield", caratterizzate cioè dal fatto che se un neurone A è connesso ad un neurone B da un peso sinaptico w , anche in neurone B è connesso ad A con un peso sinaptico di ugual valore: in questo caso si può garantire la stabilità della rete e, in particolare, la sua capacità di operare come memoria associativa. Nelle reti multilivello, come nei cosiddetti "percettroni", le connessioni non sono ricorrenti ma soltanto "in avanti", da uno strato di ingresso ad uno strato di uscita.

In effetti è stato accumulato negli ultimi anni un consistente insieme di dati sperimentali che non collimano con l'idea convenzionale di processi separati e segregati delle informazioni sensoriali, motorie e cognitive (Shepherd 1998). Per esempio, si è usualmente ritenuto che i nuclei della base ed il cervelletto fossero specializzati per il controllo motorio e che le diverse aree corticali fossero dedicate a specifiche funzionalità, con una chiara separazione tra aree sensoriali, motorie e cognitive. Questa non è più considerata l'unica o la più presumibile possibilità; al contrario sta emergendo un quadro differente in cui i moduli neurali sopra menzionati sono tutti in qualche modo responsabili di elaborare dei pattern sensorimotori in un modo cognitivamente rilevante ma sono specializzati per quanto riguarda i paradigmi di apprendimento e per i modelli interni che sono in grado di apprendere:

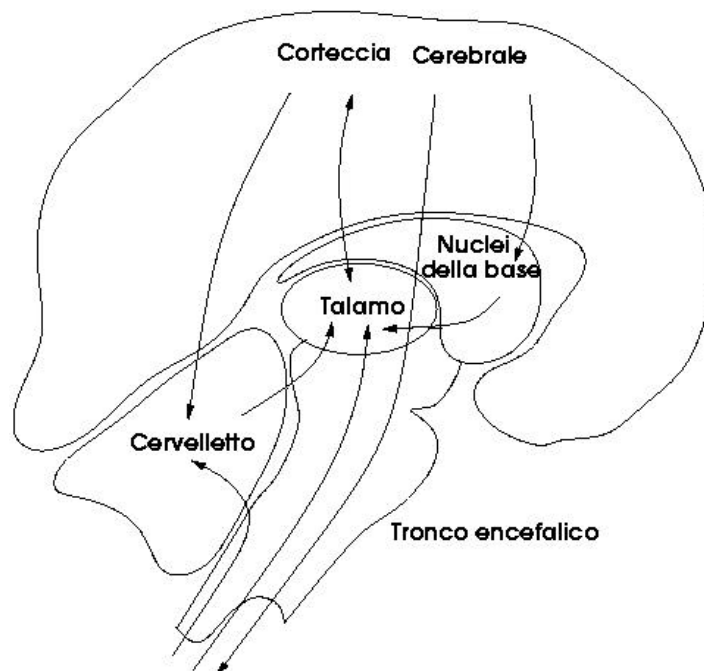


Figura 1-5. Interazioni mutue tra corteccia, cervelletto e nuclei della base.

1. *Corteccia cerebrale*. La sua citoarchitettura è rimarchevolmente omogenea in tutta la sua estensione sia in orizzontale (stratificazione in 6 livelli di cellule) che in verticale (organizzazione in micro-colonne di qualche centinaio di neuroni: le colonne sono qualche centinaio di milioni in tutta la corteccia, con massicce connessioni ricorrenti e “riverberanti”). Il paradigma di apprendimento adottato sembra essere principalmente quello Hebbiano, ossia non-supervisionato, indipendentemente dalla funzionalità delle diverse aree. L'architettura ricorrente e la plasticità Hebbiana rendono le aree corticali adatte a costruire delle rappresentazioni interne nella forma di “mappe”, che imparano e memorizzano un rapporto di “somiglianza” con stimoli esterni multi-modali. In questo modo si può ipotizzare che possa essere costruita una rappresentazione dello “schema corporeo” e dello “spazio esterno”, presumibilmente nelle aree parietali, e che queste mappe sensoriali possano interagire con analoghe mappe task-dipendenti nelle aree pre-rolandiche, ossia mappe che indicano il target da raggiungere o le sequenze di target come anche i punti o le configurazioni da evitare (gli “ostacoli” in senso lato): la pianificazione di traiettorie diventa allora un processo dinamico di interazione tra mappe sensorimotorie con un “priming” di tipo cognitivo (Morasso e Sanguineti 1997). È conveniente aggiungere alcune osservazioni per comprendere appieno le implicazioni di questo tipo di

architettura neurale. Innanzitutto non è richiesta necessariamente una esecuzione materiale dei movimenti, perché il modello non è in alcun senso una catena Sherringtoniana di riflessi; al contrario il modello permette di immaginare dei movimenti ossia di effettuare delle “simulazioni mentali” del tutto simili ai movimenti veri e propri, coerentemente a quanto osservato recentemente con registrazioni di risonanza magnetica funzionale (Jeannerod 1994). La codifica delle variabili cinematicamente rilevanti (velocità, direzione ecc.) non è puntuale ma collettiva, ossia è la dinamica stessa delle mappe che coagula e propaga dei “codici di popolazione”. Le mappe si comportano come elementi continui ma in effetti sono costituite da un reticolo di colonne mutuamente connesse: l'apparente continuità nasce dalle interazioni e quindi dalla natura collettiva dei codici di popolazione, che in senso metaforico colma i “buchi” del reticolo e lo fa diventare un “foglio” compatto. Occorre però tenere ben presente che le mappe di cui ha bisogno il cervello non sono quelle comuni a 2 dimensioni ma sono mappe a molte dimensioni perché gli spazi sensorimotori devono rappresentare il numero elevato di gradi di libertà del corpo e dello spazio esterno. A titolo di esempio si può pensare alle carte geografiche che possono ospitare informazioni di tipo fisico, politico, industriale, turistico ecc. Mentre nei comuni atlanti queste mappe sono tenute separate, nella corteccia le corrispondenti mappe sensorimotorie sono presumibilmente integrate nella stessa rappresentazione multidimensionale, al fine di poter disporre di quella capacità “associativa” che è uno degli elementi fondamentali dell'intelligenza motoria. Il paradosso che ha dovuto risolvere la filogenesi (la corteccia è prerogativa soltanto di una minima parte delle specie esistenti) è come allocare delle strutture multidimensionali su un supporto “hardware”, la sottile “pizza corticale”, che per forza di cose non poteva che essere bidimensionale. Un problema simile, ma molto più semplice, lo hanno dovuto risolvere i cartografi del cinquecento: come ospitare sulla superficie piana di una carta la superficie sferica della terra. Diverse soluzioni esistono ma non sono ideali e sono costrette a distruggere almeno in parte l'ordine dell'oggetto da rappresentare. In maniera analoga, la “cartografia corticale” non può sfuggire ad un certo grado di apparente disordine. Si può dimostrare, sulla base dei moderni approcci connessionisti, che la soluzione è del tutto compatibile con il paradigma Hebbiano sopra ricordato ed implica una specifica organizzazione delle connessioni laterali che legano tra loro le micro-colonne corticali. In particolare, emerge dalle simulazioni la necessità di una commistione di connessioni brevi e lunghe, con la formazione di cluster di colonne corticali che sono lontane tra loro sulla superficie corticale ma vicine nel reticolo computazionale. Occorre anche osservare che una conseguenza di questo meccanismo di allocazione è quella di fare apparire le mappe corticali più frammentate di quello che in realtà sono, inducendo alcuni (p.e. Rizzolatti 1998) a desumere erroneamente che l'apparente frammentazione delle mappe implica la negazione del concetto di schema corporeo e comunque di mappe di integrazione sensorimotoria.

2. *Cervelletto*. Per questa struttura nervosa, particolarmente in relazione alla parte filogeneticamente più recente legata alla neocorteccia cerebellare ed alle cosiddette micro-zone, è stata formulata l'ipotesi che siano caratterizzate da un paradigma di apprendimento (auto)supervisionato (Wolpert e Kawato 1998, Morasso et al. 1998, 1999), finalizzato ad acquisire dei modelli interni della dinamica dei fenomeni fisici con cui dobbiamo interagire, come la gravità e le altre forze dell'ambiente (Braitenberg et al 1997). Come in tutti i paradigmi di apprendimento supervisionato occorre indicare i segnali di ingresso della rete neurale e i segnali di apprendimento. L'ipotesi corrente è che le fibre musciate convogliano i pattern sensori-motori di ingresso (sia una copia di quelli efferenti che i corrispondenti segnali ri-afferenti) mentre quelle rampicanti, che hanno una frequenza di sparo molto più bassa, costituiscono il segnale adeguato di addestramento,

ossia di codifica dell'entità dell'errore. Rispetto a figura 4 questo modello rappresenta il blocco di "dinamica inversa" e, secondo l'ipotesi di Braitenberg, la computazione è organizzata in sequenze temporali. Questo significa che le conoscenze primitive costruite sulla base dell'apprendimento e richiamato durante l'esecuzione corrispondono ad una trasformazione tra sequenze o stringhe temporali, "frammenti" melodici se vogliamo usare una metafora musicale. Queste sequenze, convogliate alle cellule di Purkinje, tornano in corteccia per modificare, al volo, i pattern spazio-temporali che sono derivati dal processo di formazione di traiettorie, in modo da renderli resistenti ai disturbi dovuti alla dinamica dell'ambiente. Si noti che in mancanza di questo meccanismo di compensazione non è impedita l'esecuzione del movimento ma, come nelle atassie cerebellari, ne è compromessa la capacità di resistere ai disturbi in modo predittivo, ossia sulla base di un meccanismo di controllo di tipo feedforward: i pazienti sono allora costretti a ricorrere al più impreciso ed instabile meccanismo di correzione a feedback.

3. *Nuclei della base.* Di questi elementi nervosi è noto il ruolo nell'apprendimento e nell'esecuzione di movimenti sequenziali, finalizzati ad un obiettivo (Graybiel 1995, Miyachi et al. 1997) ed inoltre è stata verificata la presenza di neuroni dopaminergici nella sostanza nera che sono sensibili ad un segnale di ricompensa inaspettata. Sulla base di questi dati sono stati sviluppati modelli, basati su meccanismi di apprendimento a rinforzo (Berns e Sejnowski 1998, Doya 1999) che sono in grado di apprendere sequenze di movimenti capaci di raggiungere un obiettivo complesso. Per esempio, Doya ha addestrato un robot dotato di "gambe" e di un "tronco" ad imparare in questo modo la sequenza di azioni che gli permettono di stare in piedi a partire da una postura "sdraiata".

Un'architettura computazionale distribuita. Figura 6 riassume molti dei punti precedentemente accennati ed indica in quale direzione ci si può aspettare che si possa muovere la ricerca futura. Occorre comunque mettere in evidenza che nonostante l'apparente

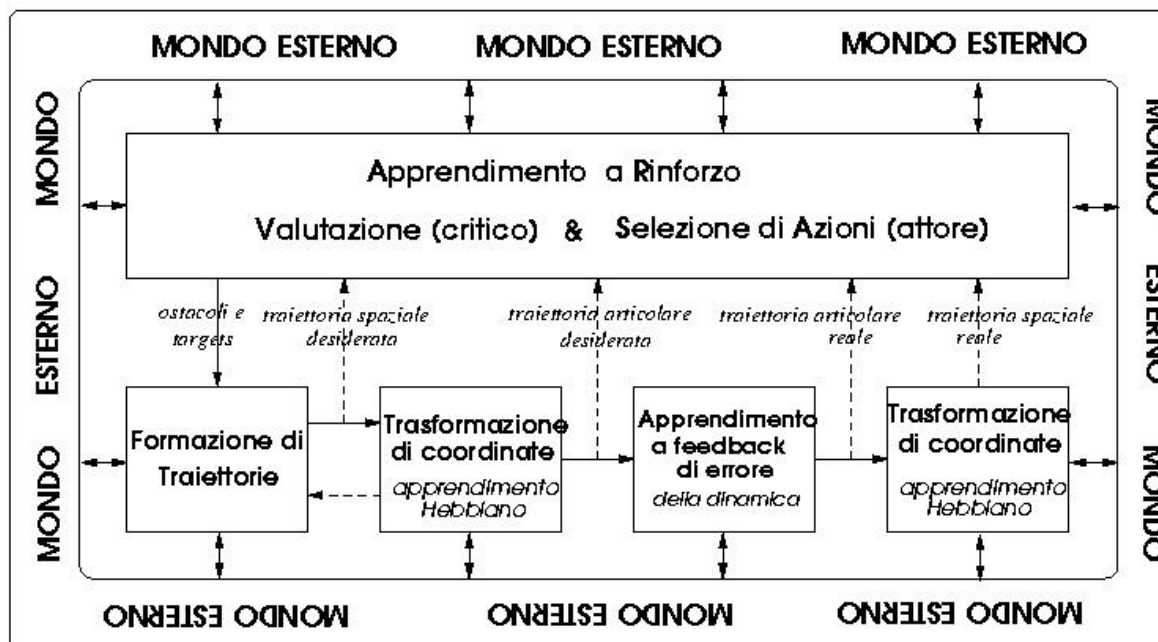


Figura 1-6. Un modello computazionale di controllo.

semplicità il modello schematizzato è estremamente complesso (e di comportamento "imprevedibile") da diversi punti di vista: (i) non è lineare; (ii) elabora variabili multi-

dimensionali; (iii) ha una dinamica fortemente accoppiata tra processi interni ed esterni; (iv) è adattativo, con processi di apprendimento di natura diversa che evolvono concorrentemente. Il modello contiene elementi di controllo a feedforward e a feedback, oltre al feedback implicito fornito dalle caratteristiche elastiche dei muscoli. Nessun modello simulativo di questa complessità è stato finora costruito e studiato ma solo parti di esso e, come insegna la biologia, in natura l'insieme è assai più complesso della somma delle parti. Tuttavia, il bisogno di migliorare il livello di conoscenza in questa direzione modellistica non riveste soltanto un interesse teorico poiché questo è l'unico modo di affiancare alla massa di dati di misura derivanti da sempre più sofisticate tecniche diagnostiche, come l'imaging funzionale, una adeguato apparato interpretativo. In effetti, dai tempi di Marey il miglioramento delle tecniche di analisi del movimento si è affiancato a tecniche sempre più raffinate di analisi dei segnali e di modellistica del sistema di controllo. Nella figura il lettore può ritrovare moduli computazionali già presi in esame: "formazione di traiettorie" e "apprendimento a feedback di errore". Il primo corrisponde alle mappe corticali interagenti, nelle aree prefrontali e parietali, che hanno come risultato, insieme al blocco di trasformazione di coordinate, di generare la traiettoria pianificata o desiderata, in coordinate della mano e delle articolazioni, ovvero quello che in senso lato si può identificare come "intenzione motoria". Il secondo modulo, che corrisponde alla circuiteria cerebellare, modifica la traiettoria pianificata in modo da anticipare i disturbi e carichi dinamici interni ed esterni. Questi moduli interagiscono poi con il modulo di "valutazione e selezione", presumibilmente localizzato nei nuclei della base, che impara la sequenza di azioni (identificate per esempio da una opportuna successione di target ed ostacoli intermedi) che permettono di portare a compimento l'azione desiderata, possibilmente con la massima ricompensa. Le interazioni tra i tre moduli principali sono cicliche e si richiudono anche attraverso l'ambiente, che è quindi il quarto modulo dell'architettura computazionale. Come in un quartetto musicale, l'armonia dipende in modo essenziale dalla calibrazione e dall'affiatamento di tutti i componenti piuttosto che dalla meccanica esecuzione di un astratto "spartito".

L'affiatamento esprime in effetti la coerenza tra i diversi moduli e questa è verificata sistematicamente nel corso dell'esperienza comune dal successo o meno delle azioni della vita quotidiana. È evidente infatti che se uno qualunque dei moduli computazionali è più o meno scalibrato, è tutto l'insieme che perde coerenza e complessivamente fallisce nello svolgimento del compito. In questo caso non rimane altro che ricorrere a strategie di ripiego, per esempio semplificando il compito proposto, in modo da raggiungere comunque almeno una parte dell'obiettivo. Il cervello è un maestro in quest'arte di "arrangiarsi" con quello che ha a disposizione appunto perché il suo principio di funzionamento è proprio quello di estrarre dai dati sensorimotori, che sono comunque ambigui e rumorosi, il massimo di coerenza.

Se una qualche lezione riabilitativa può essere desunta da queste sommarie considerazioni modellistiche sull'organizzazione computazionale degli atti motori, non è certo nel senso di suggerire specifici esercizi o tecniche riabilitative. Piuttosto si può riflettere sulla natura ecologica dei processi di apprendimento e adattamento che continuamente plasmano e riplasmano il sistema nervoso anche degli individui normali. Questo carattere ecologico implica l'importanza di stimoli ricchi e naturali, senza i quali è impossibile costruire o "riparare" mappe sensorimotorie, modelli dinamici e impostare coerenti procedure di addestramento a rinforzo. Se specifiche patologie sono un ostacolo insormontabile per permettere al paziente di auto-addestrarsi ed auto-organizzarsi nel modo naturale, allora un ruolo del terapeuta computazionalmente rilevante può essere quello di attenuare questi ostacoli e di inventarsi specifici "giochi sensorimotori" che riproducano o surrogino lo schema Piagetiano di auto-organizzazione schematizzato nella figura 1.

Riferimenti bibliografici

- Anokhin, P.K. (1974) Biology and neurophysiology of conditioned reflexes and their role in adaptive behaviour. Pergamon Press.
- Arbib, M.A. (1995) The handbook of brain theory and neural networks. MIT Press.
- Berns, G.S., Sejnowski, T.J. (1998) A computational model of how the basal ganglia produce sequences. *J. of Cognitive Neuroscience* 10, 108-121.
- Bernstein, N.A. (1957) The coordination and regulation of movement. Pergamon Press.
- Berthoz, A. (1997) Le sens du mouvement. Édition Odile Jacob.
- Bizzi, E., Hogan, N., Mussa Ivaldi, F.A., Giszter, S.F. (1992) Does the nervous system use equilibrium-point control to guide single and multiple movements? *Behavioral and Brain Sciences* 15, 603-613.
- Braitenberg, V., Heck, D., Sultan, F. (1997) The detection and generation of sequences as a key to cerebellar function: experiments and theory. *Behavioral and Brain Sciences* 20, 229-245.
- Damasio, A.R. (1994) Descartes' error. Emotion, reason and the human brain. Putnam Press.
- Doya, K. (1999) What are the computations of the cerebellum, the basal ganglia, and the cerebral cortex? *Neural Networks* 12, 961-974.
- Feldman, A.G., Levin, M.F. (1995) The origin and use of positional frames of references in motor control. *Behavioral and Brain Sciences* 18, 723-745.
- Flash, T. and N. Hogan, N. (1985) The coordination of arm movements: an experimentally confirmed mathematical model. *Journal of Neuroscience*, 7, 1688-1703.
- Graybiel, A.M. (1995) Building action repertoires: memory and learning functions of the basal ganglia. *Current Opinion in Neurobiology* 5, 733-741.
- Hebb, D.O (1949) The organization of behavior. J. Wiley Editor.
- Jeannerod, M. (1988) The neural and behavioral organisation of goal-directed arm movements. Clarendon Press.
- Jeannerod, M. (1994) The representing brain: neural correlates of motor intention and imagery. *Behavioral and Brain Sciences* 17, 187-201.
- Marey, E.J. (1894) Le mouvement. Édition Masson.
- Miyachi, S., Hikosaka, O., Miyashita, K., Karadi, Z., Rand, M.K. (1997) Differential roles of monkey striatum in learning of sequential hand movement. *Experimental Brain Research* 151, 1-5.
- Morasso, P. (1981) Spatial control of arm movements. *Experimental Brain Research* 42, 223-227.
- Morasso, P., Sanguineti, V. (1997) Self-organization, Cortical Maps and Motor Control. North Holland.
- Morasso, P., Sanguineti, V., Frisone, F., Perico, L. (1998) Coordinate-free sensorimotor processing: computing with population codes. *Neural Networks*, 11, 1417-1428.
- Morasso, P., Schieppati M. (1999) Can muscle stiffness alone stabilize upright standing? *J. Neurophysiology*, 82, 1622-26.
- Morasso, P., Baratto, L., Capra, R., Spada, G. (1999) Internal models in the control of posture. *Neural Networks* 12, 1173-1180.
- Muybridge, E. (1957) The human figure in motion. Dover Press.
- Paillard, J. (1993) Brain and space. Oxford University Press.
- Piaget, J. (1963) The origin of intelligence in children. Norton Press.
- Ramón y Cajal, S. (1928) Regeneration in the vertebrate central nervous system. Oxford University Press.
- Rizzolatti, G., Luppino, G., Matelli, M. (1998) The organization of the cortical motor system: new concepts. *Electroencephalography and clinical Neurophysiol.* 106, 283-296.
- Shepherd, G.M. (1998) The synaptic organization of the brain. Oxford University Press.
- Schultz, W. (1998) Predictive reward signal of dopamine neurons. *J. of Neurophysiology* 80, 1-27.
- Sutton, R.S., Barto, A.G. (1998) Reinforcement learning. MIT Press.
- Wolpert, D.M., Kawato, M. (1998) Internal models of the cerebellum. *Trends in Cognitive Science* 2, 338-347.