

**ALMA MATER STUDIORUM – UNIVERSITÀ DI BOLOGNA
SEDE A CESENA
SECONDA FACOLTÀ DI INGEGNERIA CON SEDE A CESENA
CORSO DI LAUREA MAGISTRALE IN INGEGNERIA BIOMEDICA**

Titolo della tesi

**SIMULAZIONE DI UN MODELLO NEURALE DELLA
MEMORIA SEMANTICA E LESSICALE**

Tesi in

Sistemi Neurali LM

Relatore

Prof. Ursino Mauro

Presentata da

Salimbeni Emanuele

Sessione I

Anno Accademico 2012/2013

INDICE

INTRODUZIONE

1. TEORIA DELLA MODELLAZIONE MATEMATICA DELLE RETE NEURALI

1.1 MEMORIA DICHIARATIVA E NON DICHIARATIVA

1.2 MEMORIA SEMANTICA E LESSICALE

1.3 MODELLAZIONE MATEMATICA

1.4 REGOLA DI HEBB

1.5 RETI AUTO E ETERO ASSOCIATIVE

2. DESCRIZIONE MATEMATICA DEL MODELLO

2.1 INTRODUZIONE AL MODELLO

2.2 RETE SEMANTICA

2.3 RETE LESSICALE

2.4 ADDESTRAMENTO SEMANTICO

2.4.1 PROCEDURA DI ALLENAMENTO SEMANTICO

2.5 ADDESTRAMENTO LESSICALE

2.5.1. PROCEDURA DI ALLENAMENTO SEMANTICO

3. SIMULAZIONE DEL MODELLO MODIFICATO

3.1 INTRODUZIONE

3.2 MODIFICA ALL'ALLENAMENTO SEMANTICO

3.2.1 MODIFICA ALLE PERMUTAZIONI

3.2.3 RISULTATI

3.3 MODIFICA ALL'ALLENAMENTO LESSICALE

3.3.1 RISULTATI

3.4 MODIFICA AI PARAMETRI DI ADDESTRAMENTO

3.4.1 VELOCITÀ DI APPRENDIMENTO

3.4.2 SOGLIA Θ_{LC} e Θ_{CL}

CONCLUSIONI

APPENDICE

RINGRAZIAMENTI

BIBLIOGRAFIA

INTRODUZIONE

Questo elaborato presenta un modello neurale della memoria semantica e lessicale, tramite il quale si vuole riprodurre una possibile modalità con la quale l'uomo memorizza gli oggetti nelle opportune aree cerebrali, e come essi siano collegati ad una un determinata parola che li rappresenta.

Il modello in questione è stato sviluppato da Ursino (2010) e successivamente modificato nel 2011 e 2012. Questo elaborato sfrutta il più recente dei tre. Principio fondamentale per la sua realizzazione è la teoria secondo la quale l'aspetto lessicale e semantico del linguaggio siano memorizzati in due aree distinte, collegate tra loro sulla base dell'esperienza pregressa utilizzando un meccanismo di apprendimento fisiologico.

Il modello si basa su questi elementi: l'aspetto semantico di un oggetto è descritto da un certo numero di caratteristiche; le caratteristiche individuali sono topologicamente organizzate per implementare il principio di somiglianza; l'addestramento semantico, attraverso potenziamenti e de-potenziamenti, crea un pattern di sinapsi asimmetriche tale da poter dare un ruolo differente ad ogni caratteristica a seconda della sua importanza; le caratteristiche dell'area semantica tendono ad inibire le parole non associate ad esse durante l'allenamento.

Sulla base di queste affermazione la rete viene allenata e successivamente le simulazioni mostrano che, richiamando alcune caratteristiche di un oggetto, vengano evocate anche le altre caratteristiche salienti e la parola associata nell'area lessicale. Viceversa evocando la parola, questa attiva le caratteristiche dell'oggetto nell'area semantica.

Inoltre nella pubblicazione del 2012 si pone maggiormente l'attenzione, sulla formazione delle categorie e sulla *salianza* delle caratteristiche.

Le caratteristiche comuni, come suggerisce il nome, sono quelle che sono condivise da un certo numero di oggetti, l'insieme di queste caratteristiche permette la formazione delle categorie: quando stimulate esse non richiameranno il nome di un oggetto ma quello della categoria. Le caratteristiche distintive sono quelle che permettono di riconoscere l'oggetto specifico.

La *salienza* di una caratteristica dipende dal quante volte essa è osservata nelle differenti situazioni in cui viene presentato l'oggetto. Una caratteristica captata molte volte è saliente, una poche volte è non saliente; la differenza tra queste due è che la seconda non viene ricordata quando si pensa all'oggetto ma può aiutare a ricordarlo, la prima svolge un ruolo importante in entrambe le situazioni.

Scopo di questo elaborato è studiare in maniera più precisa la salienza delle caratteristiche, cercando di capire quale è la percentuale di visualizzazione che le rende salienti. Inoltre pone maggiore attenzioni su quali parametri modificare per far sì che l'allenamento e la funzionalità della rete siano ottimali e che le caratteristiche rispettino un ruolo all'interno della rete, proporzionale alla propria salienza.

Nel primo capitolo della tesi verranno esposte alcune teorie inerenti alla memoria semantica e lessicale e inoltre le basi dei principali modelli matematici. Nel secondo capitolo verrà analizzato il modello matematico utilizzato per questo elaborato; mentre nel terzo si discuterà circa le modifiche introdotte nel modello per giungere alle finalità sopra esposte e infine verranno mostrati i risultati inerenti ad esse.

**It is] a memory profoundly different....
always bent upon action, seated in the present
and looking only to the future....
In truth it no longer represents our past to us,
it act it....**

Henri Bergson – Matter and Memory

CAPITOLO 1

TEORIA DELLA MODELLAZIONE MATEMATICA DELLE RETI NEURALI

1.1 MEMORIA DICHIARATIVA E NON DICHIARATIVA

Come già anticipato nell'introduzione, questo elaborato presenta un modello matematico di una rete neurale che simula l'attività della memoria semantica e lessicale per quanto concerne la memorizzazione degli oggetti, il collegamento di essi ad una determinata parola e la ricostruzione dell'oggetto quando si cerca di ricordarlo. Prima di addentrarci nella teoria che sta alla base della modellazione matematica è bene cercare di fare chiarezza su alcuni concetti quali il concetto di memoria semantica e lessicale.

L'idea che la memoria non sia una singola facoltà della mente non è cosa recente, si trovano studi inerenti ad essa negli scritti di filosofi e psicologi del secolo scorso (Squire 2004). Per esempio Maine de Biran (1804) scriveva di memoria meccanica, sensoriale e rappresentativa; William James (1890) ha scritto un capitolo specifico sulla memoria e le abitudini nel suo *Principles of Psychology*. Anche Bergson ha scritto di tali argomenti nel 1910.

Altre distinzioni sono state fatte nel tempo, ma le intuizioni filosofiche e psicologiche non erano sufficienti per capire in che modo il cervello immagazzinasse le informazioni, finché non si è giunti, all'inizio della seconda metà del secolo appena trascorso, all'utilizzo di veri e propri esperimenti empirici (Squire 2004). Uno dei più noti è quello di Brenda Milner (1962) con il quale si dimostrò che la capacità di coordinazione mano – occhio (guardando alla specchio) poteva essere appresa in pochi giorni da un paziente (H.M.) avente una considerevole amnesia, il quale non aveva alcuna memoria riguardo l'aver praticato tale attività precedentemente. Questo ed altri esperimenti portarono a confermare l'idea che la memoria non fosse un unico “blocco” ma che constasse di vari elementi. Sempre rifacendosi alla review di Squire (2004) possiamo fare una prima suddivisione dicotomica della memoria, le suddette divisioni presentano ulteriori sottoinsiemi (vedi figura 1). I due elementi della divisione dicotomica sono la memoria dichiarativa e quella non dichiarativa: la prima è la memoria nel senso tipico del linguaggio quotidiano, cioè la capacità di memorizzare fatti ed eventi, ed è ciò che si perde quando si è affetti da

amnesia. La memoria dichiarativa comprende anche altri aspetti che a breve verranno descritti, i quali invece tipicamente non vengono persi in casi di amnesia

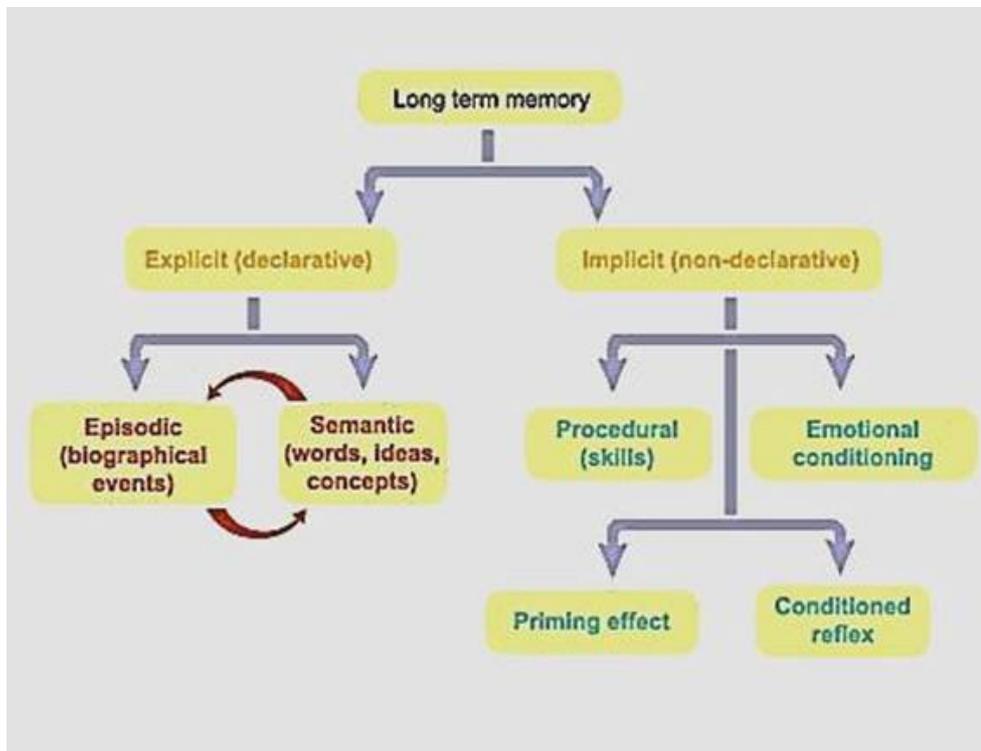


Illustrazione 1: Divisione dicotomica della memoria a lungo termine. A destra la memoria non dichiarativa che comprende tra gli altri gli aspetti procedurali, di priming ecc... A sinistra quella dichiarativa, ulteriormente divisa in Episodica e Semantica.

La memoria dichiarativa è rappresentazionale, consente di trovare un modo per modellare il mondo esterno e di capire se tale modello è vero o falso. Ai fini della tesi non è necessario addentrarci nei dettagli della memoria non dichiarativa, per rendere chiara la distinzione tra le due si può utilizzare la semplice distinzione fatta da Ryle (1949) che distingueva tra “knowing that” e il “knowing how”: benché gli studi di Ryle siano precedenti a quelli che hanno portato alla distinzione dicotomica prima citata, possiamo utilizzare il primo termine per descrivere la memoria dichiarativa, cioè la memoria del conoscere le cose, i fatti, e il secondo per descrivere quella non dichiarativa, cioè la memoria del conoscere come fare le cose. La memoria non dichiarativa è detta anche procedurale (o implicita) e racchiude l'insieme delle cose che sappiamo fare e che non perdiamo in casi di amnesia.

La memoria dichiarativa (o esplicita) può essere divisa in due ulteriori categorie: uno dei principali ricercatori in tali ambito è Endel Tulving che nel 1972 suddivise tale memoria in semantica e episodica.

La prima rappresenta la conoscenza organizzata che una persona possiede circa le parole e altri simboli verbali, il loro significato, le relazioni fra loro e le regole per la manipolazione di tali simboli, il tutto non correlato ad esperienze specifiche personali: è una memoria condivisa, indipendente dal contesto non obbligatoriamente legata al linguaggio. Per fare un semplice esempio questa memoria ci permette di dire che l'animale che ha la coda, quattro zampe ed abbaia è un cane, ma senza nessun riferimento personale, per esempio ad un animale cui si era molto affezionati o che ha morso qualcuno. Naturalmente questa memoria è da allenare, cioè non si può affermare di vedere una cane se non lo si è mai visto, è necessario vederlo e ascoltarlo più di una volta, inoltre è fondamentale che qualcuno dall'esterno, che ha conoscenza del linguaggio di uso comune, associ a tali esperienze la parola corretta.

La memoria episodica viceversa si riferisce al ricordo di eventi personali ed alla relazione spazio temporale fra di essi: è questa la memoria che contiene il ricordo di una cane verso il quale si provava affetto o che sembrava intelligente quando riportava la palla al padrone.

Nell'ambito di questo studio considereremo solo la memoria semantica, e nel prossimo paragrafo si cercherà di spiegare come vengono memorizzati gli oggetti, e di come vengono collegati ad una specifica parola.

1.2 MEMORIA SEMANTICA E LESSICALE

Attraverso la memoria semantica è possibile immagazzinare informazioni circa le caratteristiche e gli attributi che definiscono i concetti, ed in secondo luogo si creano i processi tali per cui possiamo recuperare in maniera efficiente tali informazioni e metterle al servizio del pensiero e del linguaggio (Martin & Chao 2001). Prima dell'utilizzo di avanzate tecniche di imaging gli esperimenti in questo campo si effettuavano su pazienti aventi danni o disturbi cerebrali (come il prima citato esperimento di Brenda Milner del 1962), e si scoprì che due zone svolgevano un ruolo cruciale nell'ambito della memoria semantica: la corteccia pre – frontale sinistra (LPC) il lobo temporale (figura 2 A e B). In particolare i pazienti aventi danni nella prima zona non riuscivano a recuperare le parole in risposta a determinati indizi, mentre i secondi non riuscivano a dare il giusto nome agli oggetti.

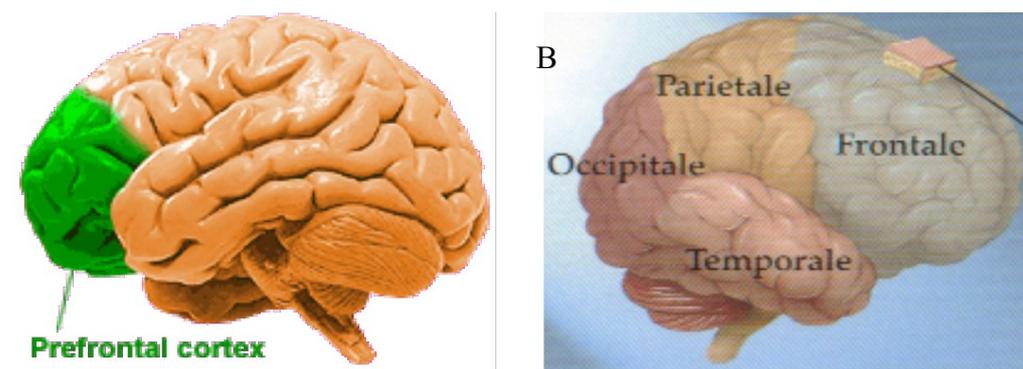


Illustrazione 2: A: Corteccia prefrontale (immagine tratta da www.sinecoca.it); B: I quattro lobi del cervello fra cui anche quello temporale (immagine tratta da it.wikipedia.org)

In tempi addietro si credeva il concetto di un determinato oggetto fosse rappresentato da una rete di informazioni funzionali astratte. Grazie a studi più recenti è stato ipotizzato che la conoscenza di oggetti concreti è costituita da un insieme di caratteristiche elementari e che queste informazioni siano immagazzinate in diverse regioni della corteccia (Smith & Medin 1981). Altri studi hanno dimostrato che le regione laterale e ventrale della corteccia temporale posteriore può essere innescata in maniera diversa a seconda del tipo di informazione richiamata: per esempio se si chiede ad un paziente di generare il nome di un'azione tipicamente associata ad un oggetto, questo task attiva la

regione posteriore del giro temporale medio sinistro, che è adiacente (anteriore) al sito attivo durante la percezione del movimento (Martin 1995). Concludendo con le parole di Martin si può affermare che reti distribuite (sparse) di regioni discrete di corteccia sono attive mentre un oggetto viene memorizzato, tale distribuzione (cioè quali e quante zone specifiche della corteccia siano attive) varia a seconda degli stimoli ricevuti. Le stesse regioni sono attive, almeno in parte, quando l'oggetto viene riconosciuto, nominato, immaginato e quando lo si legge o si risponde riguardo ad esso.

Un altro concetto interessante, sempre sulla linea di quelli appena esposti, è quello de “*The Grounded Congition*” esposto in Barsalu 2008.

Volendo trasportarlo in Italiano si potrebbe utilizzare l'espressione “Cognizione basata sulla realtà” e così si può meglio capire il perché anche questa teoria confuti quelle precedenti, nelle quali si afferma che la conoscenza contenuta nella memoria semantica sia separata dal sistema di percezione modale del cervello (es: visione, movimento, stato psicologico) e che tali percezioni modali siano poi tradotte in simboli amodali, i quali rappresenterebbero poi l'esperienza accumulata. Sulla base di queste meno recenti teorie si poteva affermare che gli oggetti, le categorie con le loro caratteristiche sono percepiti in maniera modale, cioè con i sensi, mentre la loro memorizzazione diventa una rappresentazione astratte che non ha a che fare con i sensi.

Dal punto di vista di Barsalu il cervello non contiene simboli amodali, qualora fossero presenti lavorerebbero assieme alla rappresentazione modale per creare la conoscenza. In ogni caso nell'ambito della “*Grounded Cognition*” ci si focalizza sul ruolo della “*simulation in cognition*”, che altro non è che il ripresentarsi di stati motori, di percezione e introspettivi acquisiti durante esperienze avute attraverso il corpo e la mente. Quando si propone un determinato avvenimento (es: rilassarsi su una sedia) il cervello cattura i vari stati (sopra citati) in cui il soggetto si viene a trovare e li unisce a quelli multi modali immagazzinati nella memoria (es: come sembra la sedia, l'atto di sedersi, il comfort, il relax ..).

In un secondo momento, quando è necessario riprodurre una categoria appresa (es: la sedia), le rappresentazioni multi modali catturate durante l'esperienza vengono riattivate e simulano (e da qui il termine “*simulation*”) le percezioni, le azioni e le introspezioni che il cervello ha legato a tale categoria . La presenza

di meccanismi di simulazione nei diversi processi cognitivi suggerisce la possibilità che la simulazione stessa fornisca un “core form” computazionale all'interno del cervello.

A seguito degli studi citati possiamo concludere che il significato di un oggetto è descritto attraverso un rappresentazione distribuita, diffusa su diverse aree corticali che corrispondono ai diversi stimoli provenienti dal sistema sensoriale, motorio ed emotivo. Tali stimoli vengono memorizzati nell'affrontare un'esperienza diretta con l'oggetto in questione e vengono poi riproposti quando l'oggetto è richiamato alla mente.

1.3 MODELLAZIONE MATEMATICA

Basandosi sulle teorie sopra citate, per descrivere la memoria semantica sono stati dapprima sviluppati alcuni modelli concettuali ed in seguito implementati attraverso sistemi dinamici e reti neurali connessioniste. Vediamo brevemente quali sono questi modelli, basandoci sul lavoro di review di Hart (2007).

I modelli concettuali che descrivono le memoria semantica sono divisibili, secondo Hart, in tre gruppi:

1. Modelli cognitivi con vincoli neurali, che utilizzano studi su pazienti aventi lesioni cerebrali;
2. Modelli cognitivi e derivati dall'anatomia del cervello, che utilizzano sia studi su pazienti aventi lesioni che tecniche di functional imaging;
3. Modelli cognitivi e derivati dall'anatomia del cervello e dalla sua fisiologia, che utilizzano le tecniche degli studi precedenti ed inoltre misure neuro – fisiologiche¹.

Del primo gruppo fanno parte i modelli in cui è proposta la “sensory functional theory” (Warrington and McCarthy 1978) la quale assume che la memoria semantica consiste di canali multipli di elaborazione collegati al sistema senso – motorio; dello stesso gruppo fa parte anche la “Hierchical Inference Theory” (Humphreys and Forde 2001) dove la memoria semantica è organizzata in depositi specifici per ogni tipo di caratteristiche e i concetti derivano da una interattività tra i livelli di rappresentazione semantica e percettivo. In ultimis Caramazza and Shelton (1998) presentano la “Domain specific knowledge Hypothesis”, qui la conoscenza concettuale è organizzata in domini distinti (animali, piante, ..) e riflette la presenza di vincoli evolutivi.

Nel secondo gruppo abbiamo due teorie: la prima è una estensione della “sensory functional theory” e la tralasciamo mentre la seconda “conceptual structure account” (Tyler and Moss 2001) sostiene che le categorie emergono in conseguenza di caratteristiche condivise fra i concetti memorizzati, mentre le caratteristiche distintive permettono la discriminazioni tra vari concetti. Quest'ultimo passaggio è molto importante poiché interessa da vicino il modello utilizzato in questo lavoro e descritto nel prossimo capitolo.

¹ Un esempio di misure neuro fisiologiche sono gli indici che si estrapolano da tracciati di encefalografia di pazienti a cui viene somministrato un certo test. (Fabio 2012)

Nell'ultimo gruppo consideriamo il lavoro di Hurt et al. del 2002 dove si propone un modello chiamato “hybrid model of semantic object memory” che incorpora molti dei precedenti aspetti. In questa teoria si assume che diverse regioni corticali includano non solo le rappresentazioni senso – motorie degli oggetti ma aspetti dal livello cognitivo più elevato (lessicali, emozionali..). Queste informazioni sono tutte integrate fra di loro e sincronizzate nel range delle frequenze γ modulate dal talamo.

In pratica ogni concetto è espresso da varie caratteristiche (non solo provenienti da informazioni senso – motorie) e quando si fa esperienza di questo concetto ogni caratteristica è memorizzata in una zona diversa della corteccia. Questa memorizzazione avviene attraverso un'attività neurale che oscilla, per ogni caratteristica, alla stessa frequenza nel range γ . Quando si recupera un oggetto semantico i gruppi neurali che codificano le varie caratteristiche di uno stesso oggetto iniziano ad oscillare in maniera sincrona, regolate dal talamo. In figura 3 ne abbiamo un esempio: le caratteristiche principali attribuite ad un dromedario durante la memorizzazione sono, in questo caso, la sua particolare “forma” (più in dettaglio il fatto che possieda una gobba) e il fatto che sia un animale del deserto, qui rappresentato dalla sabbia. Quando il cervello cerca di recuperare il concetto di dromedario il concetto di gobba e di sabbia iniziano ad oscillare in maniera sincrona.

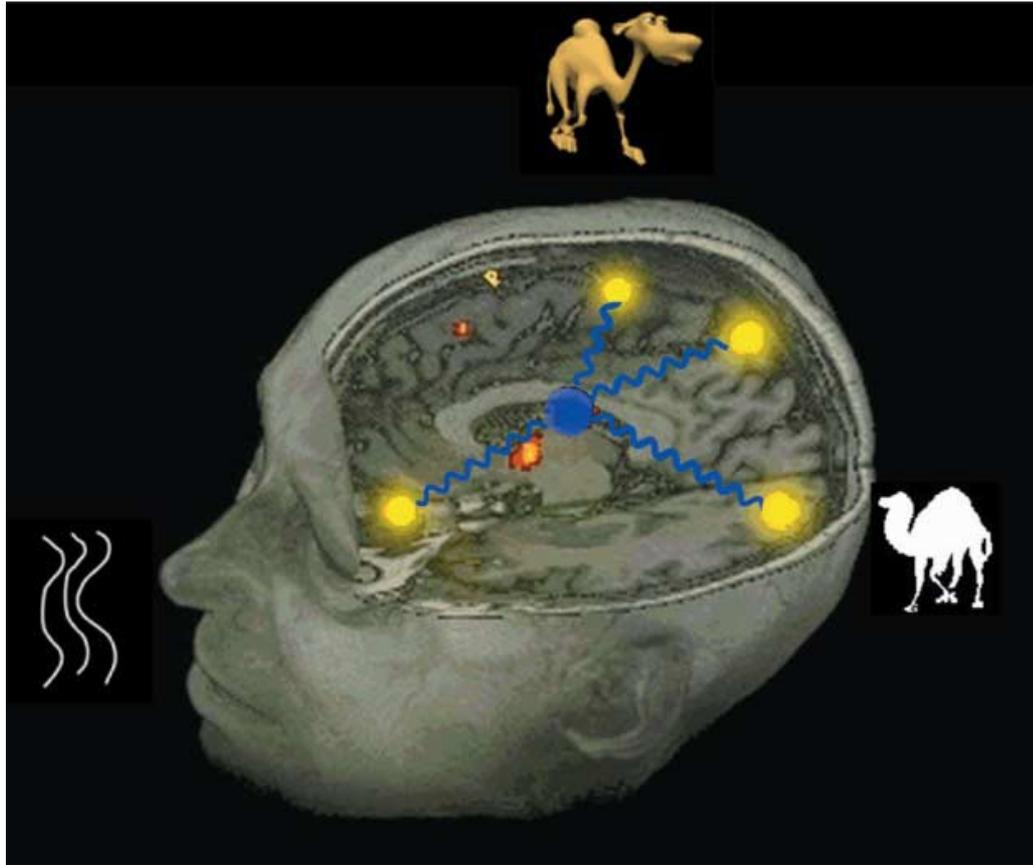


Illustrazione 3: L'illustrazione dimostra come un oggetto integrato nella memoria semantica possa essere recuperato attraverso la coattivazione delle regioni neurali che codificano le sue caratteristiche. L'attivazione avviene mediante oscillazioni sincronizzate dal talamo. (Hurt 2007)

Come detto ad inizio paragrafo finora abbiamo parlato di modelli in termini qualitativi, l'implementazione di tali idee è avvenuta nel corso degli studi attraverso reti neurali connessioniste, le quali principalmente si dividono in due categorie: le reti multi strato basate sulla *backpropagation* e le reti ad attrattore (come le reti di Hopfield).

Al primo tipo appartengono i lavori di Hinton and Shallice (1991) in cui la rete presenta un feed-forward dall'ortografia alla semantica ed un feedback dalla semantica alle unità nascoste, la rete esibisce così alcuni fenomeni presenti nei casi di dislessia profonda; Randall (2004) ha allenato una rete in feed-forward con tre strati per mappare le parole verso le caratteristiche semantiche ed ha studiato il ruolo delle caratteristiche comuni e distintive.

L'uso degli attrattori permette di studiare fenomeni come il *priming* semantico in soggetti normali e schizofrenici (Siekmeier and Hoffman, 2002), o anche i tipi di errori commessi da pazienti dislessici (Cree et al. 2006, McRae et al.

1997). In queste reti la memoria semantica consiste in una serie di nodi che rappresentano le caratteristiche. Di queste quelle appartenenti allo stesso concetto sono mutuamente connesse, attraverso le sinapsi, secondo l'esperienza trascorsa.

Questo collegamento deve essere allenato con determinate regole di apprendimento che variano a seconda delle necessità. Quando poi i nodi sono attivi, l'eccitazione si diffonde da una caratteristica ad un'altra ed il concetto è rappresentato come un set stabile di caratteristiche.

Abbiamo appena parlato di regole di apprendimento, una di esse è già stata citata ed è la *backpropagation*, un algoritmo tempo variabile che allena la rete sotto il controllo di un supervisore; questo metodo non è verosimile poiché nell'ambiente reale i concetti sono appresi senza un supervisore, ed inoltre la regola di apprendimento appare poco biologica; per questo è meglio utilizzare la regola di Hebb che sembra rappresentare in maniera più naturale (e semplice) i collegamenti e le correlazioni tra le varie caratteristiche (Ursino 2012).

1.4 REGOLA DI HEBB

Prima di definire la regola di Hebb è bene sapere quali siano i meccanismi alla base dell'apprendimento umano. Un elemento fondamentale è la plasticità cerebrale, la quale è una proprietà intrinseca del cervello (umano e non) e rappresenta “un’invenzione dell’evoluzione” per consentire al sistema nervoso di superare le restrizioni imposte dal proprio genoma e quindi di adattarsi alle pressioni ambientali, ai cambiamenti fisiologici, e all’esperienza. Secondo Sonia Arina (2012) possiamo definirla la capacità dei circuiti nervosi di poter variare struttura e funzione in risposta agli stimoli esterni, sia durante lo sviluppo che nel corso della vita adulta: infatti nell'uomo adulto entra in gioco durante le diverse tipologia di apprendimento e inseguito a lesioni del sistema nervoso centrale. Fisicamente la plasticità avviene aggiungendo o rimuovendo connessioni sinaptiche o modificando i “pesi” di quelle già esistenti; sulla base di un principio di efficienza per il quale "*Cells that fire together, wire together.*" (Carla Shatz, Stanford University). In pratica i neuroni che sono attivi insieme si collegano, quelli che sono attivi in maniera separata rimangono (o diventano) separati: questo è il paradigma della regola di Hebb che fra poco vedremo. Cosa comporta questa regola? Porzioni del sistema nervoso centrale che sottendono a compiti funzionali che non vengono utilizzati vengono via via indebolite attraverso la rimozione di sinapsi, oppure rientrano in gioco, “riciclate”, se necessario, per altri compiti; questo fenomeno prende il nome di *sprouting* ed è ben evidenziato in figura 4.

I modelli di intelligenza artificiale non riescono a riprodurre la variabilità biochimica e bioelettrica che sta alla base della plasticità, cioè la possibilità di variare i già citati pesi sinaptici, poiché nei casi più tipici non fanno uso di sinapsi. . Un metodo per cercare di rendere i sistemi più duttili è quello della retro propagazione dell'errore (la *back propagation* vista in precedenza) con la quale si è riusciti in tale intento; contemporaneamente però si è creato una distanza maggiore tra il mondo biologico e quello informatico, poiché questo algoritmo è lontano dal funzionamento fisiologico del cervello.

In tal senso “La regola di Hebb” ricopre una notevole importanza poiché funge da “ponte” tra questi due mondi, poiché permette di variare i pesi sinaptici senza utilizzare algoritmi lontani dal funzionamento naturale del cervello.

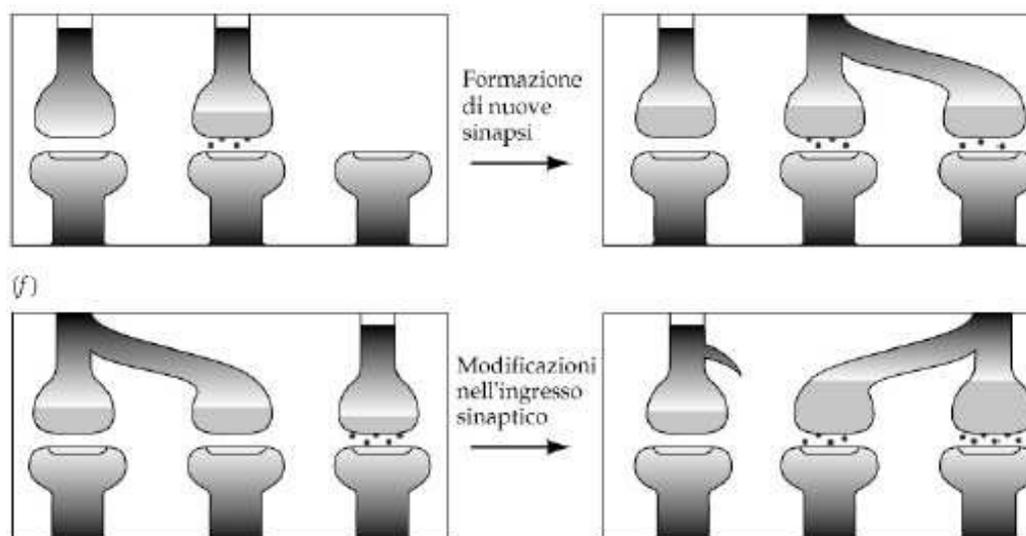


Illustrazione 4: A: Gli assoni possono prendere il posto delle sinapsi vacanti dopo la morte dei neuroni limitrofi; B: Il neurone può diventare responsivo ad altri assoni se gli assoni innervanti si inattivano o muoiono (Arina 2010)

La prima formulazione della regola di Hebb risale al 1949: “Quando un assone della cellula A (la cellula pre - sinaptica) prende parte ripetitivamente nel processo di eccitamento della cellula B (la cellula post - sinaptica), qualche cambiamento strutturale o metabolico subentra in una o entrambe le cellule in modo che l'efficienza di A, come cellula eccitatrice di B, aumenti”. Quindi se il neurone A manda un impulso elettrico tramite sinapsi (in gergo talvolta si usa il termine “sparare”) a B quando questi è eccitato (chi lo eccita e per quale motivo non ha importanza), allora la sinapsi che va da A verso B (W_{BA}) subisce un modifica metabolica tale per cui si rinforza. Qual ora A spari su B quando B è inattivo (poiché nessuno “spara” su di esso) allora tale sinapsi non si rinforza, anzi si indebolisce (Figura 5). Se A non è attivo non può esserci nessun tipo di rinforzo.

La regola di Hebb si può esprimere matematicamente mediante la seguente formula:

$$\Delta W_{BA} = \gamma * Y_B * Y_A$$

dove Y_B è l'attività del neurone post - sinaptico, Y_A è l'attività di quello pre - sinaptico, ΔW_{BA} è la variazione della sinapsi da A a B e γ è la velocità di adattamento: maggiore è γ più velocemente la rete apprende tale variazione.

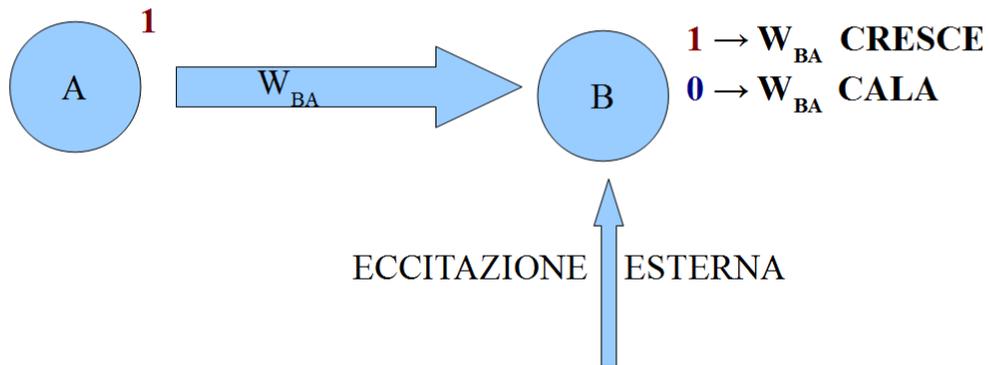


Illustrazione 5: Il neurone pre - sinaptico A ha sempre valore 1, B varia da 0 a 1 a seconda del segnale che arriva dall'esterno (freccia in basso -si considera esterno un qualcosa "fuori" dall'insieme AB). Quando A stimola B che è attivo, la sinapsi(WBA) si rinforza, diversamente la sinapsi si indebolisce. Non abbiamo riportato il caso in cui A sia a 0 perché vorrebbe dire che non sta "sparando" e sicuramente non avremo alcun rinforzo

Per capire meglio l'entità del rinforzo guardiamo la tabella della verità (Tabella 1) dell'equazione , ricordandoci che il neurone A è quello pre – sinaptico e B quello post. Si marca questa distinzione poiché nel prossimo capitolo vedremo che la rete semantica è auto – associativa, e presenta sinapsi in entrambe le direzioni,così durante l'allenamento ogni neurone può essere sia pre che post sinaptico influenzando il valore finale delle sinapsi totali.

Y_A	Y_B	ΔW_{BA}	Y_{A-a}	Y_{B-a}	ΔW_{BA}
1	1	γ	0.9	0.9	$\gamma*0.81$
1	0	0	0.9	-0.1	$-\gamma*0.09$
0	1	0	-0.1	0.9	$-\gamma*0.09$
0	0	0	-0.1	-0.1	$-\gamma*0.01$

Tabella 1: A: Tabella della verità della regola di Hebb; B: Tabella della verità della regola di Hebb avente grado di sparsità $a=0.1$

Come si può vedere in tabella 1A la regola riesce a riprodurre solo rafforzamento, invece la plasticità biologica del cervello prevede anche

l'indebolimento delle sinapsi. Per fare questo si è apportata una modifica alla regola che diventa

$$\Delta W_{BA} = \gamma * (Y_B - a) * (Y_A - a)$$

In questo caso Y_A e Y_B possono rappresentare sia due singoli neuroni sia un insieme di neuroni in due zone diverse del cervello collegate fra di loro, e il termine “a” è il numero medio di neuroni della rete attivi ed è detto “grado di sparsità”, solitamente è basso (circa 0.1), altrimenti la rete avrebbe un costo metabolico troppo elevato.

L'equazione modificata riesce a simulare meglio la duttilità cerebrale, presentando anche i casi di indebolimento delle sinapsi. Nel prossimo capitolo vedremo un'ulteriore modifica a tale equazione e come essa permette di produrre sinapsi tali da poter rappresentare in maniera ancora più reale i collegamenti tra i vari neuroni.

Naturalmente questa regola deve essere reiterata durante l'allenamento: per far sì che la sinapsi W_{BA} si consolidi è necessario che i due neuroni siano attivi contemporaneamente più volte, altrimenti il rinforzo andrebbe perdendosi. Anche questo ha un riscontro fisiologico, poiché per l'uomo è necessario che un determinato evento venga reiterato più volte per poterlo apprendere in maniera ottimale. La velocità di apprendimento dipende, come già visto, da γ : se è alto la sinapsi si rinforza immediatamente, se è basso lentamente. Ai fini del calcolo, per motivi di tempo, risulta più performante un gamma elevato, però questo significherebbe anche una perdita immediata di tale sinapsi qualora non si ripetano immediatamente le condizioni di rinforzo; in maniera molto informale potremmo definire una rete con gamma alto come una “rete che segue la moda”, ricorrendo sempre l'ultimo evento e dimenticandosi dei precedenti. Un γ piccolo porta a maggior tempo di calcolo però anche ad una più lenta “dimenticanza” e quindi ad un consolidamento maggiore di ciò che è stato appreso.

1.5 RETI AUTO E ETERO ASSOCIATIVE

Prima di concludere il paragrafo è bene descrivere brevemente le reti sopracitate poiché parti fondamentali del modello che descriveremo fra poco.

Sfruttando gli studi di Nolfi e Floreano possiamo dire che le reti auto associative sono formate da un unico strato di neuroni, dove ogni unità è connessa a tutte le altre (figura 6B). Queste reti, dove il pattern X_i in ingresso è il medesimo di quello in uscita, hanno lo scopo di apprendere, memorizzare e ricostruire i pattern di attivazione presentati. La memorizzazione dei pattern consiste nell'allenare le sinapsi, cioè i collegamenti tra i neuroni, attraverso una regola di apprendimento: in questo caso Hebb. Finito l'allenamento le sinapsi sono, per così dire, “congelate” e se viene presentato un determinato pattern esso viene riconosciuto ed eventualmente ricostruito.

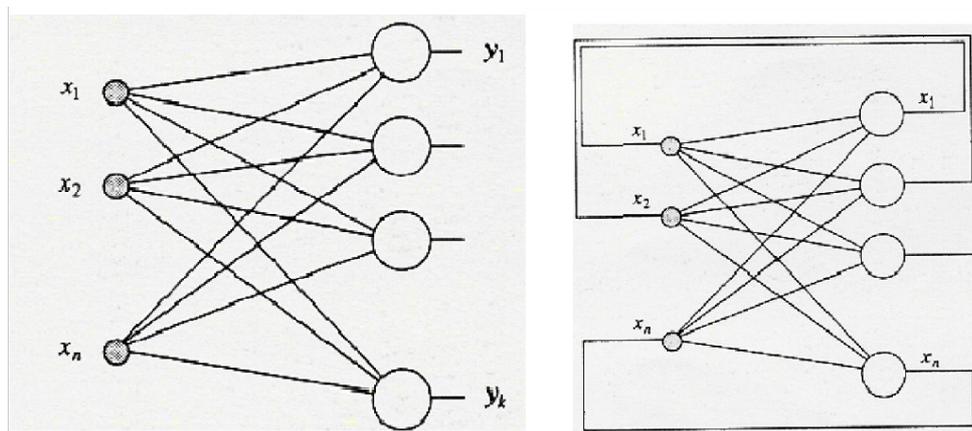


Illustrazione 6: A. Rete etero associativa: due strati di neuroni dove i neuroni di Input X_i sono collegati a quelli di output Y_i mediante solo feed forward. B. Rete auto associativa. In questa figura vi sono due strati ma non bisogna lasciarsi ingannare: come si vede il pattern in ingresso e in uscita sono identici, lo strato a monte serve solo per capire che il valore in uscita è retro-azionato su tutta la rete. (Cutolo 2011)

Trascurando la dimostrazione matematica, possiamo affermare che i pattern vengono memorizzati come punti di equilibrio della rete e quindi è possibile recuperarli anche se in ingresso viene dato un ingresso spurio.

Le reti associative o etero - associative connettono due strati di neuroni, uno di input e uno di output, connessi fra loro mediante meccanismi di feed – forward, senza loop e feedback (Figura 6A). Durante l'allenamento alla rete viene somministrato sia il pattern di ingresso che quello di uscita, così che durante la fase di test, presentando l'ingresso, è possibile ricavare l'output. La rete etero

associativa è meno immune dagli errori, e per far sì che dopo l'allenamento un pattern non venga confuso con un altro è necessario che gli ingressi siano scorrelati fra di loro. Questa non correlazione è molto utile anche nelle reti autoassociative.

Le reti associative, a differenza dei computer, non recuperano quindi le informazioni “per indirizzo” ma per somiglianza. Non è necessario infatti precisare un indirizzo di allocazione ma una parte specifica dell'informazione questo le rende molto simile alla memoria delle creature viventi (Ursino 2011)

**When two active brain processes
have been active together in immediate
succession, one of them, on recurring,
tends to propagate its excitement into the other**
William James - Principles of Psychology

CAPITOLO 2

DESCRIZIONE MATEMATICA DEL MODELLO

2.1 INTRODUZIONE AL MODELLO

Il modello utilizzato per questo elaborato è quello sviluppato nel lavoro di Ursino et al. nel 2012. Quest'ultimo è un'evoluzione di vari studi precedenti (Ursino 2009,2010,2011) e utilizza una rete di attrattori per la rappresentazione della memoria semantica e lessicale. Il modello si basa sulla rappresentazione degli oggetti visti come una collezione di caratteristiche sparse nelle varie aree corticali, e un paradigma Hebbiano senza supervisione come regole di apprendimento per le sinapsi. Con gli studi del 2010 e 2011 è stato possibile simulare la formazione di categorie, assumendo che gli oggetti appartengono alla stessa categoria se condividono alcune caratteristiche, denominate “comuni”.

In questa versioni le caratteristiche sono divise in “comuni” e “distintive”: le prime le abbiamo già citate mentre le seconde, appartenendo ad un solo oggetto, ne permettono il riconoscimento. Ad esempio se si pensa a “quattro zampe” può venire la categoria “animali”, se si pensa a “vibrisse” è più facile pensare allo specifico “oggetto” gatto. Il lavoro del 2012 è stato centrato su una terza proprietà delle caratteristiche: la “salienza”. Gli attributi ora si dividono in salienti o meno: i salienti sono importanti, nel senso che vengono “captati” spesso durante l'apprendimento di un concetto e della parola legata ad esso. Possiamo dire che le caratteristiche salienti vengono ricordate immediatamente quando si pensa ad un oggetto ed aiutano la sua ricostruzione, mentre quelle non salienti possono aiutare la ricostruzione ma non vengono alla mente quando si pensa ad un oggetto. Facciamo un esempio. La vacca, più confidenzialmente mucca, possiede varie caratteristiche, ne isoliamo 2: le corna e l'aver sette stomaci: se si pensa “all'oggetto” mucca le corna vengono subito in mente, e le stesse aiutano a ricostruire il concetto di mucca qualora serva. Se penso ai sette stomaci essi aiutano a ricostruire il concetto di mucca, ma non vengono certo in mente se si pensa alla mucca: le corna sono caratteristiche “salienti” i sette stomaci sono “non salienti”.

Il modello del 2011 era capace di simulare l'apprendimento di 2 oggetti dati contemporaneamente alla rete. Sfruttando la teoria esposta da Hurt (le

caratteristiche che rappresentano un oggetto sono memorizzate attraverso una sincrona attività delle varie zone corticali dove tali caratteristiche sono recepite ed immagazzinate) le caratteristiche dell'oggetto 1, e la parola che lo descrive, sono presentate (e riproposte in fase di ricostruzione) oscillando contemporaneamente con ritmo γ , mentre quelle dell'oggetto 2 oscillano a pari frequenza ma con un fase diversa, per non sovrapporsi alle altre. Ipotizzando che gli oggetti non siano somministrati alla rete contemporaneamente ma uno alla volta, si può eliminare questa caratteristica e utilizzare un modello statico e non tempo variabile. Il modello del 2012 incarna questa teoria, anche perché in questo modo è possibile svolgere calcoli in tempo minore.

Nei successivi paragrafi sarà descritto il modello nelle sue reti, l'allenamento e i risultati ottenuti durante le simulazioni.

2.2 RETE SEMANTICA

Il modello consta di due reti di neuroni, come possiamo vedere in figura 7, una “semantica” ed una “lessicale”. Come già spiegato precedentemente gli oggetti sono descritti come un insieme di caratteristiche sparse in varie aree corticali, che nel nostro caso sono 9 e ognuna consta di 20x20 neuroni: possiamo immaginare ogni area come una matrice di quadrata con 400 neuroni e la rete semantica come una matrice di matrici, anch'essa quadrata poiché le aree corticali sono disposte in modo da creare una matrice 3x3 (e quindi con 60x60 neuroni).

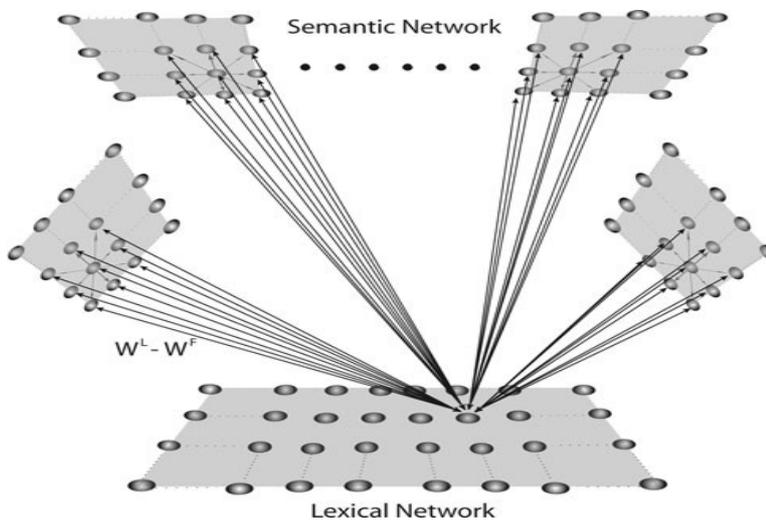


Illustrazione 7: Struttura generale del modello che presenta una rete "semantica" ed una "lessicale". La prima è formata da 9 aree distinte aventi ciascuna 20 x 20 neuroni. I neuroni di una certa area non possono comunicare con neuroni della stessa area, mentre possono comunicare con neuroni di aree diverse e con quelli della rete lessicale. Quest'ultima è uno strato di 20x20 neuroni eccitabili solo da sinapsi della rete semantica

Ogni caratteristica è rappresentata dall'attività di un neurone avente specifiche coordinate dentro la rete semantica, ed ogni area è specifica per una singola caratteristica (per esempio il colore) la quale è organizzata in maniera topologica per implementare il principio di somiglianza. Due attributi simili attivano un gruppo di neuroni vicini nella stessa area e quindi se memorizziamo un oggetto avente il colore “rosso”, è possibile recuperarlo anche senza pensare a “rosso” ma pensando a “magenta”. Questo perché il neurone “del rosso” è legato ad altri neuroni vicini che rappresentano caratteristiche simili e attivabili

a vicenda. Questa organizzazione topologica è realizzata tramite connessioni sinaptiche laterali sia eccitatorie che inibitorie ed hanno una disposizione a cappello messicano: quando un neurone del gruppo è attivato si crea una sorta di bolla di attivazione dove sono presenti anche tutti gli altri collegati. Le sinapsi appena citate non sono allenabili ma imposte a priori: questo è stato fatto per mantenere una netta separazione tra questo processo e l'apprendimento semantico – lessicale che vedremo dopo. Anche questo meccanismo sarebbe allenabile con un paradigma Hebbiano, ma probabilmente si sviluppa nei primi anni di vita dell'uomo e precede l'apprendimento semantico (Hertz 1991). I gruppi di neuroni organizzati in maniera topologica non possono comunicare con altri neuroni nella stessa area corticale, mentre possono comunicare con i neuroni delle altre aree e con quelli lessicali.

A livello matematico l'attività del neurone è descritta da un'equazione differenziale di primo grado nel tempo (risolta tramite il metodo di Eulero):

$$\tau \frac{dY}{dt} = -Y + H(\psi)$$

$H(\psi)$ è una funzione d'attivazione sigmoideale, che modula gli stimoli in ingresso al neurone ed ha tale espressione:

$$H(\psi) = \frac{1}{1 + e^{-\frac{\psi}{T}}}$$

gli stimoli in ingresso sono a loro volta rappresentati da ψ :

$$\psi = I + S_e - S_i - \Phi_x$$

Φ_x è un termine di offset per la sigmoide, T è un parametro legato alla pendenza della sigmoide, S_i è la somma delle attività provenienti dalle sinapsi inibitorie laterali, S_e è la somma delle attività provenienti dalle sinapsi eccitatorie laterali, mentre I rappresenta l'ingresso esterno, cioè ciò che richiama l'evocazione della parola. Esso è assunto come il risultato di un processo proveniente dal canale senso – motorio. Nell'ambito delle simulazioni tale stimolo è settato dall'operatore e permette di decidere quali proprietà evocare dall'esterno per simulare un processo di riconoscimento dell'oggetto. L'attività del neurone è rappresentata dall'andamento tipico dell'equazione differenziale di primo grado lineare (transitorio iniziale e raggiungimento dell'equilibrio dopo un tempo pari a 4 costanti di tempo), tale attività va in regime se gli stimoli in ingresso, provenienti dall'operatore o dalle altre caratteristiche via sinapsi, dopo essere

stati modulati dalla sigmoide raggiungono un valore d'attivazione sufficientemente alto.

2.3 RETE LESSICALE

Per riprodurre l'aspetto lessicale il modello include un secondo strato di neuroni (20x20) detto "rete lessicale" (figura 7), in cui ogni unità rappresenta una parola ed è associata con un singolo oggetto nella rete semantica: in questo caso abbiamo una parola per l'oggetto 1, una per l'oggetto 2 e una per la categoria.

Poiché gli oggetti semantici sono insiemi di caratteristiche, la parola dell'oggetto 1 è collegata, via sinapsi, a ciascuna delle sue caratteristiche. Non ci sono sinapsi laterali e ogni unità può essere stimolata mediante stimoli esterni o mediante le sinapsi a lungo raggio provenienti dalla rete semantica sopra citate.

Anche l'attività dei neuroni lessicali è rappresentabile mediante la formula

$$\tau_L \frac{dY_L}{dt} = -Y_L + H(\psi_L)$$

$H(\psi_L)$ è una funzione d'attivazione sigmoideale che modula gli stimoli in ingresso al neurone ed ha tale espressione:

$$H(\psi_L) = \frac{1}{1 + e^{-\frac{\psi_L}{T}}}$$

gli stimoli in ingresso sono a loro volta rappresentati da ψ_L :

$$\psi_L = I_L + SLC + \Phi_{xL}$$

dove SLC è la somma delle attività sinaptiche verso il neurone in questione e provenienti dalla rete semantica.

2.4 ALLENAMENTO SEMANTICO

Come già descritto in precedenza, la regola di Hebb assume che il cambiamento della sinapsi che connette due neuroni, dipende dalla correlazione tra l'attività pre-sinaptica e post-sinaptica. Per far sì che l'allenamento comprenda non solo potenziamento ma anche indebolimento, nel presente modello queste attività sono state paragonate ad una soglia: in questo modo se il livello di attività di uno dei due neuroni è basso abbiamo indebolimento, se sono entrambi alti rinforzo. Nel caso in cui entrambi i neuroni abbiano attività bassa, non si effettua alcun cambiamento.

La regola è la seguente.

$$\Delta W_{BA} = \gamma * (Y_B - \Theta_{post}) * (Y_A - \Theta_{pre})$$

Y_B è il valore dell'attività post-sinaptica, Y_A è il valore dell'attività pre-sinaptica, Θ_{post} e Θ_{pre} sono le soglie sopra citate. Questa regola presenta un piccolo difetto, cioè che quando entrambi i neuroni sono a 0 si ha rinforzo (vedi tabella 2). Questo rinforzo non è fisiologico e viene annullato dal programma in automatico. Le sinapsi poi non crescono all'infinito, giunte ad un valore di saturazione vengono fermate. Per fare questo si lavora su γ in questo modo:

$$\gamma = \gamma_0 * (W_0 - W_{AB})$$

γ_0 è il valore impostato inizialmente, quello usato quando le sinapsi sono nulle, W_0 è il valore di saturazione pari a 0.1. Quando W_{AB} diventa troppo alto γ va a zero. In questo modo W_{AB} è allenata con un γ nullo.

Veniamo ora al punto di maggiore interesse sviluppato in questo modello e cioè la possibilità di dividere le caratteristiche di un oggetto in *comuni* e *distintive*, e le *distintive* in *salienti* e *non salienti*. Ricordiamo che le *comuni* sono quelle caratteristiche che appartengono a più oggetti (nel nostro caso 2 poiché ne somministriamo solo 2 alla rete) mentre le *distintive* sono specifiche dell'oggetto. *Salienti* sono le caratteristiche che vengono appurate molte volte in fase di apprendimento, *non salienti* non salienti un numero di volte inferiore. Le prime vengono subito evocate quando si pensa ad un oggetto, le seconde non vengono mai evocate dalle altre caratteristiche o dalle parole.

Analizziamo ora le 2 proprietà principali di una caratteristica, cioè la capacità di evocare altre caratteristiche e la capacità di esserne avocata. La prima capacità dipende dalle sinapsi in uscita da un neurone. Sappiamo che una caratteristica

distintiva è molto importante per riconoscere un oggetto, e quindi evocherà le rimanenti caratteristiche salienti (sia distintive che comuni), ma non le non salienti, poiché queste ultime aiutano si a ricostruire l'oggetto ma non sono evocate spontaneamente perché poco importanti. Le comuni non evocano le distintive ma le altre comuni, ricostruendo non l'oggetto ma la categoria. Le non salienti possono evocare le salienti, ma con fatica perché sono poco importanti e quindi questo processo potrebbe anche non accadere. Stesso discorso per l'evocazione delle comuni. Quando una caratteristica riesce ad evocarne un'altra possiamo dire che la sinapsi verso quest'ultima è forte, se non ci riesce è debole o nulla.

Per quanto riguarda l'essere evocato parliamo di sinapsi entranti: le non salienti non sono evocate da alcun'altra caratteristica, le salienti dalle altre salienti e in maniera rapida poiché vengono in mente subito quando si pensa a quell'oggetto. Le comuni sono evocate dalle altre comuni e da tutte le distintive. Questi concetti sono espressi in tabella 2 e si possono riassumere dicendo che cioè che è distintivo richiama ciò che è comune, e ciò che è saliente non richiama ciò che non saliente.

SINAPSI IN/OUT	COMUNI	SALIENTI	NON SALIENTI
COMUNI	forte	nulle	nulle
SALIENTI	medie	media	debole
NON SALIENTI	deboli	deboli	medio basse

Tabella 2: Riassunto delle sinapsi entranti/uscenti da ogni caratteristica. Nella prima riga vi sono le caratteristiche come punto di arrivo delle sinapsi; nella prima colonna le caratteristiche come punto di partenza delle sinapsi. Se leggiamo le colonne delle comuni si nota che esse ricevono sinapsi forti dalle comuni, medie dalle salienti e deboli dalle non salienti. Se leggiamo la riga delle salienti si nota che esse mandano sinapsi medie alle comuni, medie alle altre salienti e deboli alle non salienti.

Le sinapsi delle rete semantica sono quindi “asimmetriche” e per poter realizzare tale asimmetria è necessario utilizzare due soglie diverse per l'attività post – sinaptica e pre – sinaptica. A tali soglie sono stati dati i seguenti valori:

- ◆ $\Theta_{\text{post}} = 0.5;$
- ◆ $\Theta_{\text{pre}} = 0.1;$

La particolarità di queste soglie è che l'indebolimento sinaptico presenta due casi diversi: se è il neurone post-sinaptico ad essere inibito mentre il pre-sinaptico è attivo l'indebolimento è forte, nel caso contrario l'indebolimento è di minore entità (come già visto se sono entrambi a 0 il programma annulla di default il piccolo rinforzo che si creerebbe). In tabelle 3 sono presentati tutti i casi.

$Y_A(\text{pre})$	$Y_B(\text{post})$	ΔW_{AB}
1	1	$\gamma * 0,5 * 0,9 = \gamma * 0,45$
1	0	$-\gamma * 0,5 * 0,9 = -\gamma * 0,45$
0	1	$-\gamma * 0,5 * 0,1 = -\gamma * 0,05$
0	0	0

Tabella 3: Tabella della verità della regola di Hebb con soglie diverse per le due attività sinaptiche. Quando i neuroni sono entrambi attivi abbiamo rinforzo. Se è inattivo il post-sinaptico e attivo il pre-sinaptico il depotenziamento è forte, nel caso contrario è debole. Se sono entrambi inattivi l'incremento viene portato a 0 di default.

Per fare un esempio il depotenziamento forte deve avvenire per le sinapsi dalle caratteristiche comuni alle distintive, ma anche dalle salienti alle non salienti.

2.4.1 PROCEDURA DI ALLENAMENTO SEMANTICO

Come già citato in precedenza i neuroni della memoria semantica sono rappresentati come punti della rete, caratterizzati quindi da due coordinate (Tabella 4). In questo lavoro i due oggetti hanno entrambi 7 caratteristiche, ognuna proveniente da un'area corticale diversa. Tutti e due gli oggetti hanno 3 caratteristiche comuni, in tabella 4 hanno le stesse coordinate, e 4 distintive di cui 2 salienti e 2 non salienti.

	Feature 1	Feature 2	Feature 3	Feature 4	Feature 5	Feature 6	Feature 7
Object 1	10, 10	10, 30	10, 50	30, 10	50, 10	30, 25	50, 25
Object 2	10, 10	10, 30	10, 50	30, 50	50, 50	30, 35	50, 35
	“shared”	“shared”	“shared”	“distinctive” “salient”	“distinctive” “salient”	“distinctive” “not-salient”	“distinctive” “not-salient”

Tabella 4: Posizioni delle sette caratteristiche utilizzate per rappresentare i due oggetti. Tre di queste sono comuni, hanno le stesse coordinate, e quattro distintive, hanno coordinate diverse.

Le caratteristiche comuni rappresentano la categoria a cui appartengono gli oggetti (per esempio la categoria “animali domestici” citata ad inizio capitolo). La rete è stata allenata mediante la regola di Hebb prima esposta, ma per poter apprendere correttamente la rappresentazione degli oggetti è necessario somministrare alla rete gli oggetti stessi più volte. Nel nostro caso la regola è stata applicata per 20 prove e ad ogni prova entrambi gli oggetti sono stati presentati due volte individualmente (cioè senza la presenza dell'altro oggetto): una volta in cui tutte le caratteristiche erano attive, una in cui erano attive solo le prime cinque caratteristiche quelle comuni e quelle salienti.. Quindi per ogni prova è stata somministrato alla rete l'oggetto 1 completo, l'oggetto 1 incompleto, l'oggetto 2 completo, l'oggetto 2 incompleto, non nell'ordine indicato ma in maniera random per evitare problemi di polarizzazione nelle rappresentazioni. Le caratteristiche salienti sono presenti nel 100% delle prove, mentre quelle non salienti solo nel 50% delle prove. Come già detto la “salienza” dipende dalla frequenza con la quale la caratteristica viene “captata”. Nel prossimo capitolo esporremo lo studio con il quale si è cercato di capire cosa accade quando si diminuisce o aumenta la percentuale di presenza di tale caratteristiche in fase di apprendimento per capire anche la frequenza minima di “apparizione” con cui si può definire una caratteristica saliente.

Alla fine dell'allenamento analizziamo i valori delle sinapsi, la figura 8 ci aiuta poiché in essa sono esposte le sinapsi dirette verso una certa caratteristica dell'oggetto 1 (l'oggetto 2 è stato allenato allo stesso modo e le caratteristiche hanno la stessa percentuale di apparizione, i risultati sono quindi i medesimi e li omettiamo)

Le caratteristiche comuni ricevono sinapsi molto forti dalle altre comuni, in figura 8 in alto a sinistra sono rappresentate quelle entranti in una delle tre comuni, e sinapsi più deboli dalle “non salienti” poiché compaiono la metà delle volte. Perché però le sinapsi dalle “salienti” non sono massime come le comuni? Perché, durante la stessa prova, le comuni compaiono non solo durante le due rappresentazioni dell'oggetto 1 ma anche durante quelle dell'oggetto 2, quindi compaiono 40 volte e non 20, ma soprattutto quando viene presentato l'oggetto 2 le distintive salienti dell'oggetto 1 sono azzerate e quindi si presentano dei casi di indebolimento debole (non forte, per essere tale deve essere spento il neurone post-sinaptico che in questo caso è quello delle

comuni che non è mai spento). In alto a destra vediamo le sinapsi entranti in una distintiva saliente che ne riceve medio forti dall'altra distintiva saliente, più deboli dalle non salienti mentre sono nulle quelle dalle comuni poiché, come prima, durante la presentazione dell'oggetto 2 le distintive salienti sono azzerate ma questa volta sono loro le post – sinaptiche e quindi sono presenti dei casi di indebolimento forte. Le non salienti (in basso a destra e sinistra) ricevono sinapsi medio basse dalle altre non salienti, basse dalle distintive e nulle dalle comuni.

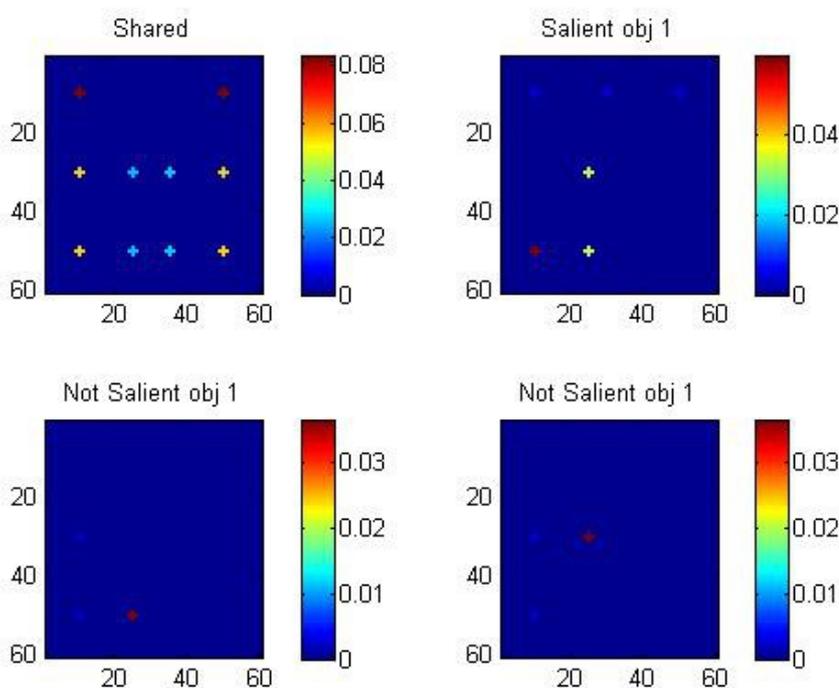


Illustrazione 8: Sinapsi entranti. In alto a sinistra le sinapsi verso una comune. In alto a destra verso un distintiva saliente. In basso a destra e sinistra verso le non salienti.

Dopo l'allenamento sono state fatte delle simulazioni sulla sola rete semantica per testarne la validità. Durante la simulazione sono evocate dall'esterno una o più caratteristiche (lo stimolo esterno di cui si parlava in precedenza che è settato dell'operatore) e si osservano quali altre “features” siano evocate da queste. In tabella 5 presentiamo un piccolo riassunto dove con F1,F2,F3 indichiamo le caratteristiche comuni, F4,F5, le distintive salienti e F6,F7 le non salienti.

Simulation number	Stimulated features	Output Features
1	F1	F1, F2, F3
2	F1, F2	F1, F2, F3
3	F1, F2, F3	F1, F2, F3
4	F4	F4
5	F6	F6
6	F1, F4	F1, F2, F3, F4
7	F1, F6	F1, F2, F3, F6
8	F4, F5	F1, F2, F3, F4, F5
9	F6, F7	F6, F7
10	F4, F6	F1, F2, F3, F4, F5, F6
11	F1, F4, F6	F1, F2, F3, F4, F5, F6
12	F1, F6, F7	F1, F2, F3, F4, F5, F6, F7

Tabella 5: Simulazioni delle rete semantica. Nella seconda colonna le caratteristiche evocate dall'esterno, mentre nella terza colonna quelle evocate da queste ultime.

I grafici delle sinapsi e i risultati delle simulazioni confermano il corretto funzionamento della rete: le comuni evocano solo le altre comuni, cioè la categoria e non l'oggetto. Le distintive salienti le altre distintive e le comuni ma non le non salienti. Le non salienti da sole non danno risultato mentre unite ad una saliente ad una comune riescono ad evocare le altre, proprio come da definizione dove le non salienti non vengono in mente pensando all'oggetto ma aiutano la sua ricostruzione.

2.5 ALLENAMENTO LESSICALE

Le parole vengono associate alla rappresentazione semantica dell'oggetto con un secondo allenamento post cedente il primo, perché ipotizziamo che dapprima l'uomo apprenda la rappresentazione multi modale dell'oggetto e che in un secondo momento riesca a collegarlo alla parola che lo denota e che i due processi non siano contemporanei. Questo allenamento deve produrre due tipi di sinapsi: quelle che dalle parole sono dirette alle caratteristiche, che chiamiamo WCL, e quelle che dalle caratteristiche vanno verso le parole, che chiamiamo WLC.

Le principali caratteristiche di questa rete sono due. Primo la parola può essere evocata dalla corrispondente rappresentazione dell'oggetto solo se le sue principali caratteristiche sono attive simultaneamente. Secondo la parola non può essere evocata se sono attive caratteristiche spurie, cioè appartenente ad un altro oggetto. Per risolvere queste richieste sono state adottate le seguenti soluzioni. Prima dell'allenamento le sinapsi dalla rete semantica a quella lessicale (WLC) sono tutte settate ad un livello negativo, cioè tutte le unità semantiche mandano sinapsi inibitorie alle unità lessicali. Le sinapsi poi vengono allenate mediante la seguente regola di Hebb.

$$\Delta W_{LC} = \gamma_{LC} * Y_L * (Y_C - \Theta_{LC})$$

Questa formula è più semplice delle precedenti e quindi non riportiamo la tabella della verità; brevemente si può osservare che se il neurone lessicale (Y_L è quello post sinaptico) è inattivo non c'è nessuna variazione delle sinapsi. Se invece è attivo si produce rinforzo qualora il neurone semantico (Y_C quello pre sinaptico) sia attivo, indebolimento se è inattivo. Inoltre le sinapsi eccitatorie sono soggette ad una saturazione oltre la quale non possono andare: durante l'allenamento la somma di queste è posta uguale ad 1, le varie sinapsi possono variare, ma la somma delle sinapsi entranti in un'unità lessicale non può andare oltre a tale valore indipendentemente dal numero di caratteristiche.

Utilizzando poi una sigmoide piuttosto ripida (come elaborazione degli ingressi ad un certo neurone lessicale, vedi descrizione rete lessicale), avente come “soglia” di attivazione (anche se di soglia non si può propriamente parlare per una sigmoide) il valore 1, questo permette che la parola venga evocata solo

quando sono attive un numero di caratteristiche la cui somma delle attività sinaptiche sia uguale ad 1, quindi che siano attive le principali caratteristiche. Le sinapsi in direzione opposta (WCL) non necessitano di condizioni particolari, queste devono essere eccitatorie verso le parole dell'oggetto e nulle verso tutte le altre unità, anche queste sinapsi sono allenate con un paradigma Hebbiano.

$$\Delta W_{CL} = y_{CL} * (Y_C - \Theta_{CL}) * Y_L$$

Questa formula funziona esattamente come la precedente ma sono invertite le posizioni pre e post sinaptiche.

2.4.2 PROCEDURA DI ALLENAMENTO LESSICALE

Come nella memoria semantica le parole sono rappresentate come un punto della rete lessicale e in tabella 6 sono riportate le loro coordinate.

Object 1	5, 5
Object 2	5, 15
Category	15, 10

Tabella 6: Coordinate delle parole dell'oggetto 1, l'oggetto 2 e della categoria.

L'allenamento è del tutto simile a quello semantico, e avviene attraverso la regola di Hebb appena riportata. Diversamente da prima ogni volta che viene presentato un oggetto (completo o incompleto) viene anche inserita la parola. Quindi quando alla rete viene somministrato l'oggetto 1 con le sue caratteristiche (o tutte attive o solo le cinque principali) vengono inserite anche le coordinate del neurone lessicale. Questa rete è etero associativa, e ogni volta l'attività della rete semantica è confrontata con quella della rete lessicale e mai con se stessa. Per quanto riguarda le sinapsi WLC, quando, ad esempio, si allena l'oggetto 1 è attiva solo la parola dell'oggetto 1, e quindi non c'è possibilità che le caratteristiche si leghino ad altre unità lessicali, dato che verso di esse non è possibile nessun cambiamento delle sinapsi, le quali inoltre sono state tutte inizializzate con valore negativo. Per le sinapsi in verso opposto

(WCL, dalle parole alle caratteristiche) ancora meno problemi, quando la parola è spenta non c'è nessuna modifica, quando invece è attiva (durante la presentazione dell'oggetto è sempre attiva) se trova una caratteristica attiva si lega ad essa, se è spenta indebolisce il legame. Stessa cosa per l'oggetto 2. Diversamente da prima sono presenti altre due rappresentazioni per ogni prova dove sono attive solo le comuni e la parola della categoria, così da creare il legame necessario alla corretta evocazione di questa parola che può essere richiamata solo dalle caratteristiche comuni.

In figura 9 sono riportate le sinapsi verso le parole. In alto a sinistra sono riportate quelle provenienti dalle proprietà dell'oggetto 1. Si può osservare come quelle provenienti dalle comuni e dalle salienti siano alte (0.04) mentre quelle dalle non salienti nulle, poiché le prime sono attive 2 rappresentazioni su due, mentre le seconde solo una su due: dato che rinforzo e indebolimento hanno pari valore tendono ad annullarsi a vicenda. Notiamo inoltre che la somma delle sinapsi forti è pari ad 1, valore necessario per attivare la parola.

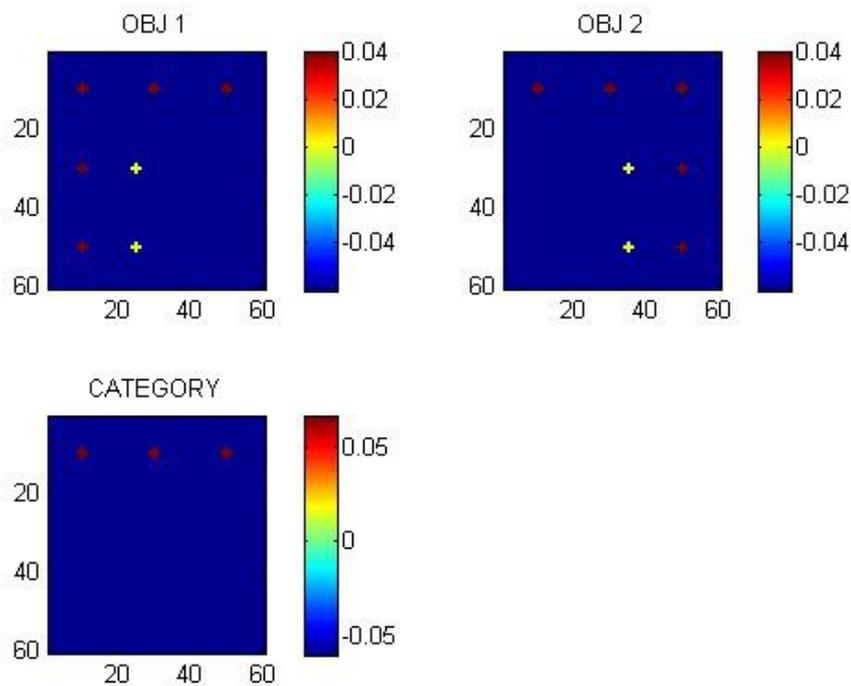


Illustrazione 9: Sinapsi dalle caratteristiche alle parole. In alto a sinistra quelle verso l'oggetto 1. In alto a destra quelle verso l'oggetto 2. In basso quelle verso la categoria.

Nel grafico per ogni caratteristica non è evidenziato un punto, ma una sorta di “croce” che considera 5 punti, questo è dovuto al fatto che attraverso le sinapsi laterali è stato implementato il principio di similarità, che permette ad un caratteristica “simile” a quella acquisita di sortire lo stesso affetto di essa; quindi deve avere lo stesso valore sinaptico verso la parola. Il valore delle sinapsi verso la categoria è più alto (0.06), questo perché, mentre per i membri della categoria sono necessarie cinque proprietà per evocare la parola, e pertanto la somma delle sinapsi proveniente dalle cinque “bolle di attivazione” deve essere pari ad 1, nel caso della categoria bastano 3 proprietà.

Infine in figura 10 troviamo le sinapsi dalle parole alle caratteristiche. In alto a sinistra sono rappresentati i valori sinaptici dalle tre parole verso una proprietà comune presa come esempio (il tutto è uguale per le altre due). Le sinapsi sono presenti per tutte e tre le parole poiché quando queste ultime vengono presentate alla rete, le proprietà comuni sono sempre attive. In alto a destra le sinapsi verso un caratteristica saliente del primo oggetto. Solo quella dalla parola 1 è non nulla, le altre sono negative poiché non deve esserci nessuno legame. Idem in basso per le non salienti di entrambi gli oggetti.

Dopo l'allenamento sono state fatte delle simulazioni per verificare il funzionamento della rete. In tabella 7 sono stati riportati i risultati delle simulazioni per riconoscere l'oggetto: cioè quando si danno in ingresso le caratteristiche e si cerca di evocare la parola.

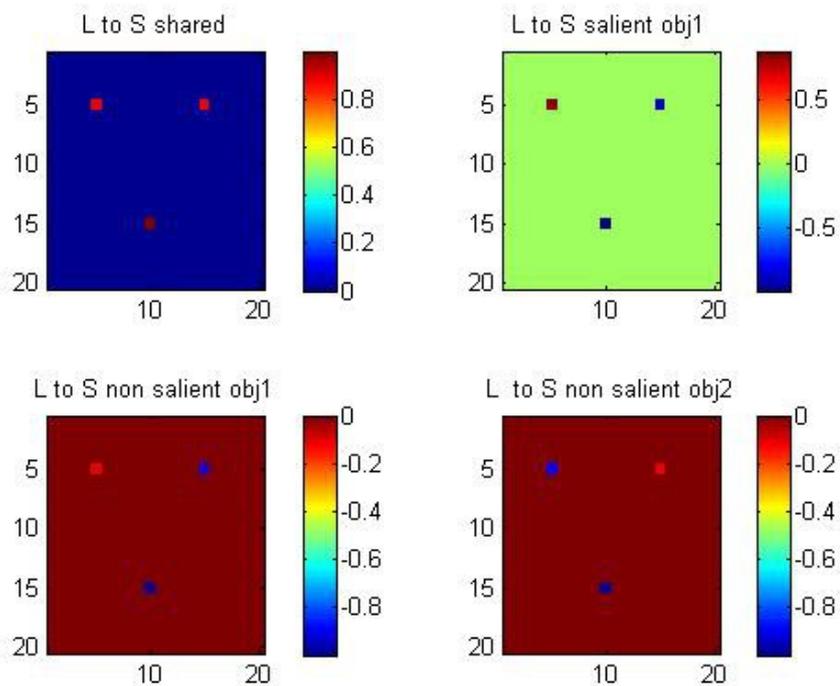


Illustrazione 10: Sinapsi dalle parole alle caratteristiche. In alto a sinistra quelle verso una comune. In alto a destra quelle verso una saliente dell'oggetto 1. In basso a sinistra verso la non saliente dell'oggetto 1 e a destra verso la non saliente dell'oggetto 2.

Simulation number	Stimulated features	Output Features	Object recognition
1	F1	F1, F2, F3	“category”
2	F1, F2	F1, F2, F3	“category”
3	F1, F2, F3	F1, F2, F3	“category”
4	F4	F4	“no recognition”
5	F6	F6	“no recognition”
6	F1, F4	F1, F2, F3, F4	“no recognition”
7	F1, F6	F1, F2, F3, F6	“no recognition”
8	F4, F5	F1, F2, F3, F4, F5	“member”
9	F6, F7	F6, F7	“no recognition”
10	F4, F6	F1, F2, F3, F4, F5, F6	“member”
11	F1, F4, F6	F1, F2, F3, F4, F5, F6	“member”
12	F1, F6, F7	F1, F2, F3, F4, F5, F6, F7	“member”

Tabella 7: Nella prima colonna le caratteristiche evocate, dall'esterno. Nella seconda quelle evocate dalle prime. Nella terza ciò che è stato evocato nella rete lessicale

Come si può osservare in tabella le comuni richiamano la parola della categoria, le altre caratteristiche riescono ad evocare la parola qualora riescano ad essere evocate le caratteristiche principali. Per esempio le non salienti da sole non riescono a richiamare la parola, mentre una non saliente assieme ad una saliente riesce nella ricostruzione. Gli esempi sono riportati in tabella. Queste simulazioni sono inerenti all'oggetto 1, quelle dell'oggetto 2 non sono state riportate poiché del tutto uguali a queste.

La tabella inoltre non riporta le simulazioni in senso contrario, quelle cioè dove viene fornita in ingresso la parola e non le caratteristiche. Molto brevemente: se si da in ingresso la parola 1 essa evoca le cinque salienti, cioè quelle cui manda sinapsi forti (alle non salienti manda sinapsi nulle), stessa cosa per l'oggetto 2. Se l'ingresso è la categoria essa richiama solo le 5 comuni.

Dopo aver ampiamente analizzato il modello matematico originale, è possibile ora presentare gli sviluppi di esso maturate dalle modifiche apportate per questo lavoro di tesi.

Cells that fire together, wire together

Carla Shatz

CAPITOLO 3

3.1 INTRODUZIONE

È stato dunque chiarito che una caratteristica è detta “saliente” se essa viene recepita spesso durante il processo di memorizzazione di un oggetto. Per esempio tutte le volte che si vede un gatto si vedono anche i suoi baffi, mentre solo se lo si vede di notte si può appurare che i suoi occhi si vedono anche al buio qualora siano illuminati. I baffi sono una caratteristica saliente, gli occhi che si vedono di notte no perché ne si fa esperienza meno frequentemente. Nel modello descritto al capitolo 2 una feature è saliente se compare sempre durante l'allenamento, è invece non saliente se la si percepisce il 50% delle volte. Infatti per ogni prova ogni oggetto è presentato 2 volte, e in 2 presentazioni su 2 sono presenti le salienti, 1 su 2 le non salienti.

Questa netta divisione 100% saliente, 50% non saliente è un po' semplificativa e quindi si è voluto capire cosa accade se si cambia la percentuale di presenza dei vari attributi durante l'allenamento. Nella pratica sono state cambiate le presentazioni, o permutazioni, dell'oggetto durante l'allenamento, ma i non ottimi risultati hanno poi spinto a modificare due parametri fondamentali: la velocità di apprendimento di entrambe le reti e una delle soglie utilizzate nel paradigma Hebbiano.

Nei prossimi paragrafi analizzeremo meglio le modifiche effettuate e i risultati ottenuti.

3.2 MODIFICA ALL'ALLENAMENTO SEMANTICO

In figura 11 sono rappresentati in maniera schematica i 2 oggetti utilizzati per allenare le reti nel capitolo II. Ad un livello superiore, meglio più generico, è rappresentata la categoria con le tre caratteristiche comuni ad entrambi gli oggetti. Sotto, più specifici, i due oggetti caratterizzati dalle quattro distintive, per un totale di sette attributi per ogni oggetto. Accanto ad ogni caratteristica è evidenziata la percentuale di presenza durante l'allenamento: le comuni sono presenti sempre e quindi sono salienti, stesso per le prime due distintive, mentre le ultime due distintive sono non salienti perché presenti nelle metà delle prove.

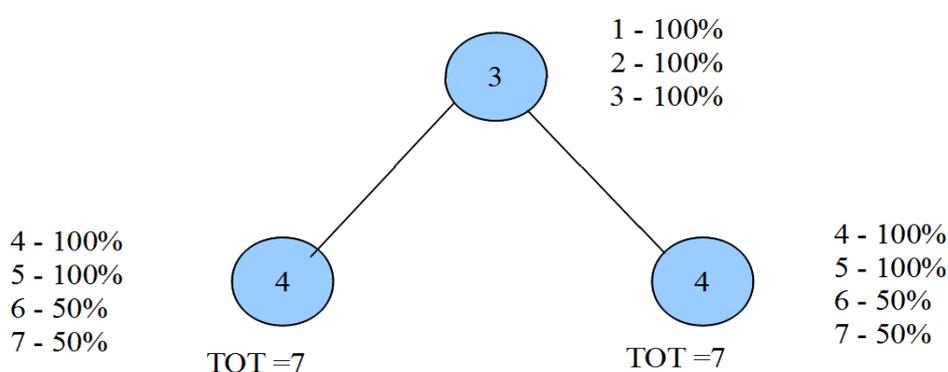


Illustrazione 11: Schematizzazione dell'oggetto 1 a sinistra e dell'oggetto 2 a destra. Ad un livello superiore è rappresentata la categoria con le 3 caratteristiche comuni. Sotto i due oggetti con le quattro caratteristiche distintive per un totale di sette ciascuno. Accanto ad ogni feature la percentuale di presenza durante l'allenamento: tale percentuale le distingue in salienti e non.

In figura 12 invece sono riportate le nuove percentuali di presenza delle caratteristiche con le quali si vuole procedere ad un nuovo allenamento. Ora una delle tre comuni è presente il 50% delle volte e quindi non è più saliente. L'oggetto 1 rimane invariato tranne che per una non saliente portata al 70%. L'oggetto 2 ha una saliente al 90% e una non saliente al 80% e l'altra al 60%. Le caratteristiche continuiamo a chiamarle salienti e non salienti per mantenere la distinzione del capito II e per evitare ambiguità, ma d'ora in poi apporremo alla caratteristica anche la percentuale di presenza per distinguerle fra di loro. Ad esempio “comune al 50%” o “non salienti all'80%” e così via.

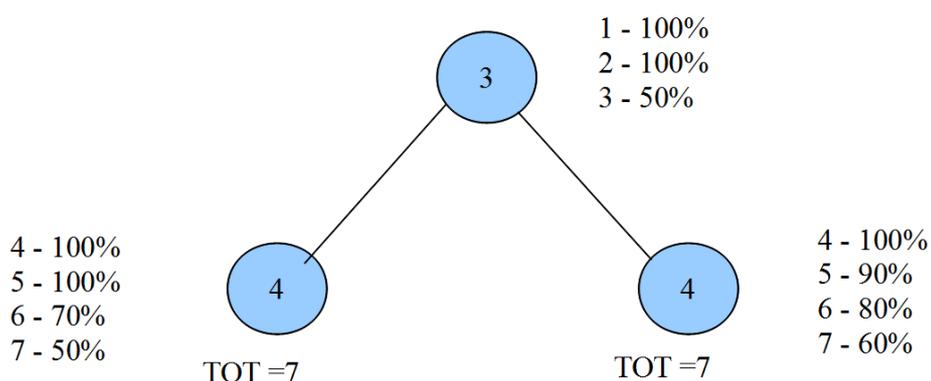


Illustrazione 12: Schematizzazione dell'oggetto 1 a sinistra e dell'oggetto 2 a destra con le nuove percentuali di presenza delle caratteristiche. Come è facile appurare una delle tre comuni compare al 50%. Anche le distintive hanno nuovi valori. L'oggetto 1 rimane invariato tranne che per una non saliente che è stata portata al 70% di salienza. L'oggetto 2 ha una saliente al 90% e le due non salienti al 80% e 60%.

Per prima cosa è necessario modificare la modalità con la quale vengono somministrati gli oggetti alla rete. Nel caso precedente erano sufficienti 2 presentazioni per ciascun oggetto ad ogni prova: le caratteristiche presenti sempre avevano il 100% e quelle presenti una volta sola il 50%. Ora, avendo frequenze diverse, per esempio il 70%, è necessario presentare ogni singolo oggetto 10 volte: attivando la caratteristica 7 volte su 10 è possibile riprodurre la frequenza del 70%, 8 volte su 10 è l'80% e così via. In questo modo per ogni prova ci sono 20 permutazioni totali (10 per ogni oggetto) presentati in maniera casuale. Dopo aver modificato le permutazioni è necessario diminuire il numero di prove; quando le permutazioni erano 4, 2 per ogni oggetto, si era optato per un numero di prove pari a 20. Ora che le permutazioni sono aumentate non è più possibile effettuare un numero di prove così alto, perché in questo modo i calcoli sarebbero troppo lunghi e avendo un tetto di saturazione alcune prove risulterebbero inutili non potendo far aumentare né diminuire le sinapsi, quindi si è optato per un numero di prove pari a 4.

Deciso questo rimane però un punto più oneroso: come realizzare ogni singola permutazione. Per essere più chiari utilizziamo a titolo esemplificativo sempre la proprietà non saliente al 70%. L'alternanza attiva/inattiva non settabile in modo casuale, me è necessario capire quali conseguenze può avere nei valori delle sinapsi. Se per esempio essa è sempre attiva quando è attiva la comune al 50%, la sinapsi da una verso l'altra e viceversa avranno 5 casi di rafforzamento,

2 casi di indebolimento forte (quando la comune al 50% è inattiva e in posizione post-sinaptica e la non saliente al 70% è attiva e in posizione pre – sinaptica), 2 casi di indebolimento debole (stesso caso di prima posizioni invertite) e 3 casi di non variazione (entrambe spente). Quindi prima di allenare la rete è necessario aver presente come devono essere i collegamenti sinaptici tra le caratteristiche di tipo diverso definiti al capitolo precedente.

3.2.1 MODIFICA ALLE PERMUTAZIONI

Per quanto riguarda l'oggetto 1 dobbiamo settare in maniera opportuna all'interno delle permutazioni la caratteristica non saliente al 70%, la non saliente al 50% e la comune al 50%. Partiamo da quelle al 50%. La sinapsi dalla comune alla non saliente deve essere circa nulla, mentre quella contraria deve essere bassa ma non necessariamente nulla poiché: le non salienti sono legate tra di loro e le distintive (saliente e non) possono richiamare le comuni. Optiamo quindi per un setting con:

- ◆ 3 permutazioni dove sono attive entrambe le caratteristiche;
- ◆ 2 in cui è attiva solo la comune;
- ◆ 2 in cui è attiva solo la non saliente;

PRE	POST	FREQUENZA
COM 50%	N.S. 50%	
1	1	3/10
0	1	2/10
1	0	2/10

Tabella 8: Configurazioni della regola di Hebb per la sinapsi dalla caratteristica comune al 50% verso la non saliente al 50%. Vi sono 3 casi di rinforzo, 2 di indebolimento forte 2 di indebolimento debole. Per la sinapsi inversa la configurazione è la stessa.

In tabella 8 abbiamo riassunto le possibile configurazioni della regola di Hebb per la sinapsi che va dalla comune al 50% alla non saliente al 50% (è necessario ricordare sempre la direzione per fare chiarezza). In questo caso le 3 permutazioni in cui sono attive entrambe portano un rinforzo, il caso in cui è inattiva la non saliente porta depotenziamento forte, quando non è attiva la

comune porta depotenziamento debole. Bisogna considerare che la comune sarà attiva altre 5 volte quando verrà presentato l'oggetto 2, mentre la non saliente sarà inattiva, e quindi avremo altri 5 casi di depotenziamento debole. Stesso discorso a parti invertite quando consideriamo la sinapsi contraria, cioè dalla non saliente alla comune. Avremo 3 casi di rinforzo, 2 di indebolimento forte e 2 di depotenziamento debole, questa volta quando la comune sarà attiva nell'oggetto 2 e la non saliente sarà spenta, l'indebolimento sarà forte perché appunto i ruoli sono invertiti.

La sinapsi al 70% va settata in relazione alla comune al 50% allo stesso modo della non saliente al 50%, però deve essere attiva il più possibile assieme all'altra non saliente per poter avere una sinapsi relativamente forte fra queste ultime due.

Il setting è il seguente:

- ◆ 4 volte sono attive sia la non saliente al 70% sia la comune al 50%;
- ◆ 3 volte la non saliente è attiva e la comune no;
- ◆ 1 volta il viceversa;
- ◆ 5 volte la non saliente al 70% è attiva assieme alla non saliente al 50%.

In tabella 9 vediamo gli ingressi per la regola di Hebb per l'allenamento della sinapsi proveniente dalla comune al 50% alla non saliente al 70%. Abbiamo 4 casi di rinforzo, 3 di depotenziamento debole e 1 di indebolimento forte. Inoltre ci sono i 5 casi di depotenziamento debole durante la presentazione del secondo oggetto.

PRE	POST	FREQUENZA
COM 50%	N.S. 70%	
1	1	4/10
0	1	3/10
1	0	1/10

Tabella 9: Ingressi alla regola di Hebb per l'allenamento della sinapsi proveniente dalla comune al 50% verso la non saliente al 70%

Nell'allenamento precedente i casi di rinforzo e indebolimento erano gli stessi perché le caratteristiche avevano le stesse percentuali di frequenza. In questo caso sono diverse e per completezza riportiamo in tabella 10 anche le

configurazioni della sinapsi proveniente dalla non saliente al 70% verso la comune al 50%.

PRE	POST	FREQUENZA
N.S. 70%	COM 50%	
1	1	4/10
0	1	1/10
1	0	3/10

Tabella 10: Configurazione dell'allenamento della sinapsi proveniente dalla non saliente al 70% verso la comune al 50%

In tabella si osservano 4 casi di rinforzo come nel caso precedente, sono invertiti invece il depotenziamento forte/debole. I 5 casi aggiuntivi, quando è attivo l'oggetto 2, questa volta sono di depotenziamento forte.

Trattazioni del tutto simili sono state fatte per settare le permutazioni dell'oggetto 2. Queste non sono riportate per motivi di brevità e perché non aggiungerebbero nulla di nuovo rispetto a ciò che è appena stato detto. Per semplicità riportiamo le permutazioni precedenti in tabella 11 e quelle usate in questo lavoro in tabella 12 e 13.

OGGETTO 1	PERM 1	PERM 2	OGGETTO 2	PERM 3	PERM 4
F1	1	1	F1	1	1
F2	1	1	F2	1	1
F3	1	1	F3	1	1
F4	1	1	F4	1	1
F5	1	1	F5	1	1
F6	1	0	F6	1	0
F7	1	0	F7	1	0

Tabella 11: Permutazioni dei due oggetti usati in Ursino 2012

OBJ 2	PERM 11	PERM 12	PERM 13	PERM 14	PERM 15	PERM 16	PERM 17	PERM 18	PERM 19	PERM 20
F1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
F2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
F3	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
F4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
F5	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
F6	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
F7	1	1	1	1	0	1	1	0	0	0

Tabella 12: Nuove permutazioni dell'oggetto 2. Per poter riprodurre le percentuali di frequenza giuste le permutazioni sono state portate da 2 a 10

OBJ 1	PERM 1	PERM 2	PERM 3	PERM 4	PERM 5	PERM 6	PERM 7	PERM 8	PERM 9	PERM 10
F1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
F2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
F3	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
F4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
F5	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
F6	1	1	1	1	0	1	1	1	0	0
F7	1	1	1	0	0	1	1	0	0	0

Tabella 13: Nuove permutazioni dell'oggetto 1. Per poter riprodurre le percentuali di frequenza giuste le permutazioni sono state portate da 2 a 10

Ora che sono state stabilite le permutazioni possiamo procedere con il primo dei due allenamenti, quello semantico. Diversamente da prima sarà interessante osservare il grafico delle sinapsi di entrambi gli oggetti, poiché in questo caso la percentuali di presenza sono diverse nei due casi.

Nell'illustrazione 13 sono riportate le sinapsi dell'oggetto 1. La prima cosa da sottolineare è che una caratteristica comune al 100% , in alto a sinistra, riceve una sinapsi molto forte dall'altra comune al 100%, mentre dalla comune al 50% riceve una sinapsi più debole. Questo è giusto perché la comune al 50% non è sempre attiva, quindi vi sono casi di depotenziamento debole (in questo caso la comune al 50% è pre – sinaptica). Per il resto le sinapsi verso la comune al 100% cambiano poco, si nota però che sono aumentate quelle che partono dalle non salienti dei due oggetti perché hanno frequenza maggiore. Notiamo inoltre che il grafico in alto a sinistra non è più simmetrico rispetto ai due oggetti, perché queste percentuali oltre ad essere cambiate sono diverse. La saliente al 100%, in alto a destra, riceve sempre una sinapsi forte dall'altra saliente, debole dalla non saliente al 50% e molto debole dalle comuni al 100%, come accadeva prima. Diversamente da prima riceve una sinapsi più forte dalla non saliente al 70% e praticamente nulla dalla comune al 50%. Quando usiamo il termine “forte” è da mettere in relazione con la scala di intensità che è accanto ad ogni grafico, se invece mettiamo tutto in relazione rispetto alle sinapsi tra le comuni è chiaro che il termine forte si riduce a “medio” o addirittura “basso”.

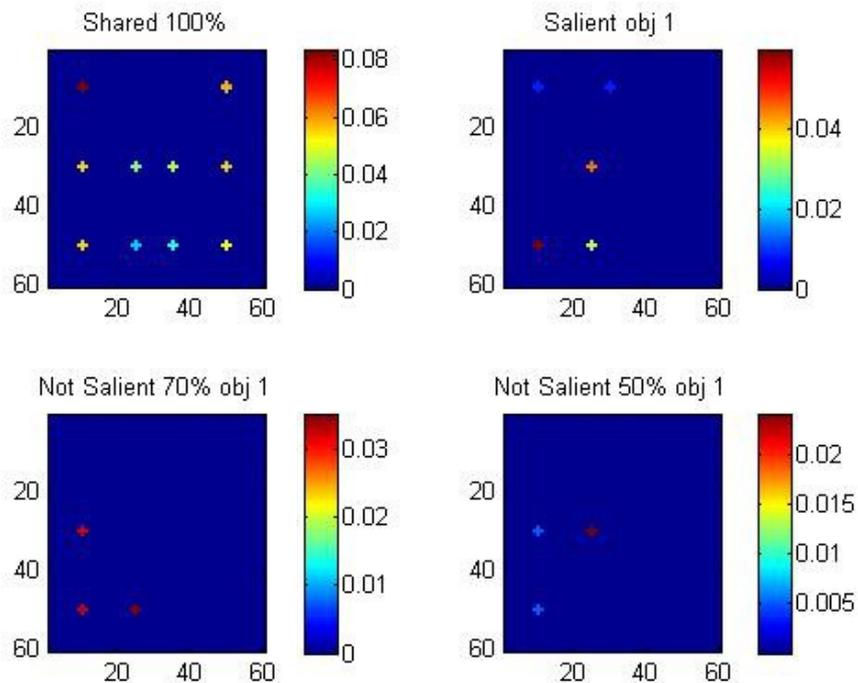


Illustrazione 13: Sinapsi in ingresso all'oggetto 1. In alto a sinistra in ingresso alla comune al 100%. In alto a destra in ingresso alla saliente (nell'oggetto 1 sono entrambe al 100% ne riportiamo una sola per semplicità). In basso a sinistra la non saliente al 70% e a destra quella al 50%.

La non saliente al 50% ha gli stessi ingressi di prima, mentre la non saliente al 70% riceve sinapsi più forti dalle salienti (poiché sono meno i casi in cui è nulla).

In figura 14 sono riportate le sinapsi in ingresso alle caratteristiche dell'oggetto 2. In alto a sinistra abbiamo le sinapsi in ingresso alla comune al 50% che riceve sinapsi basse dalle altre comuni. Un elemento interessante è la totale asimmetria delle sinapsi provenienti dai due oggetti, è vero che le frequenze delle caratteristiche sono diverse, ma tra quella proveniente dalla non saliente al 80% e quella al 70% non dovrebbe esserci troppa differenza, invece sono una la metà dell'altra. Per spiegare questo fenomeno può esserci più di una considerazione che esplicheremo in seguito.

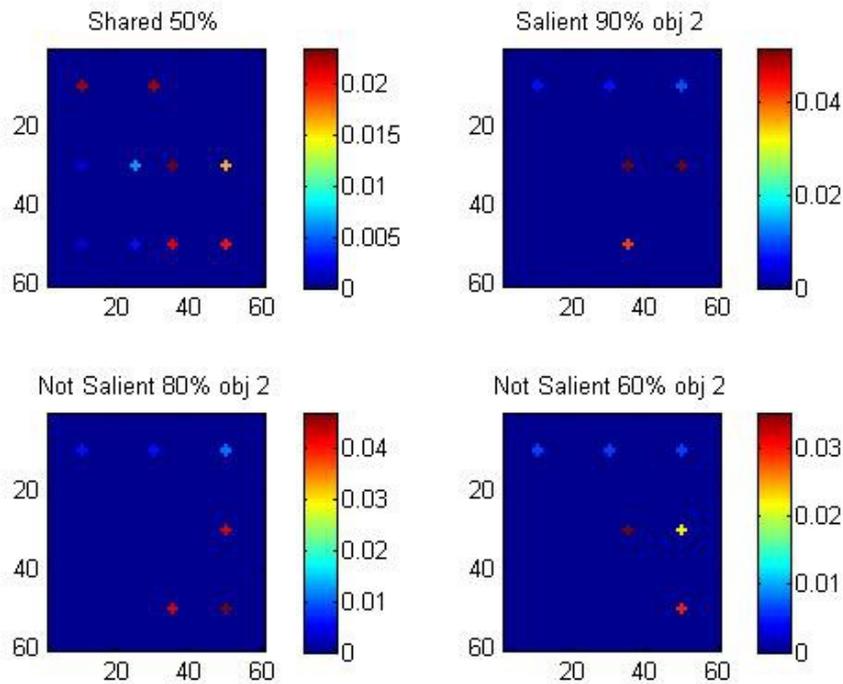


Illustrazione 14: Sinapsi in ingresso alle caratteristiche dell'oggetto 2. In alto a sinistra in ingresso alla comune al 50%. In alto a destra in ingresso alla saliente al 90%. In basso a sinistra la non saliente al 80% e a destra quella al 60%.

Continuando nell'analisi si vede che la saliente al 90% riceve una sinapsi medio-forte dall'altra saliente e in più riceve una sinapsi quasi uguale dalla non saliente al 80% e una non trascurabile dalla non saliente al 60%. Possiamo concludere che gli stimoli in ingresso a questa caratteristica sono notevolmente cambiati. La non saliente al 80% (in basso a sinistra) ha la particolarità di ricevere una sinapsi più forte dalla saliente al 90% rispetto all'altra non saliente e riceve sinapsi basse, ma non nulle dalle comuni, è una non saliente atipica. Quella al 60% riceve soprattutto dalla non saliente al 80% (valore 0.3 comunque più bassa della sinapsi contraria che è ha valore superiore a 0.4), ma anche dalle salienti.

Anche in questo caso il contesto è cambiato poiché le non salienti nel lavoro precedente erano del tutto isolate.

3.2.2 RISULTATI

Una volta allenate le sinapsi vediamo come risponde la rete semantica agli stimoli esterni. Le simulazioni della sola rete semantica sono riportate in tabella 14 e danno luogo spunti interessanti. Le prime 4 simulazioni sono inerenti alle caratteristiche comuni (infatti sono uguali per entrambi gli oggetti), si nota subito che F1 e F2, (comuni al 100%) si richiamano fra di loro ma non riescono a richiamare F3 (comune al 50%). F3 da solo non porta a risultati mentre assieme ad un'altra comune riesce ad evocare la terza.

SIMULATION	STIMULATED FEATURES	OUTPUT FEATURES	SIMULATION	STIMULATED FEATURES	OUTPUT FEATURES
1	F1 (F2)	F2 (F1)	1	F1 (F2)	F1,F2
2	F1,F2	F1,F2	2	F1,F2	F1,F2
3	F3	F3	3	F3	F3
4	F1(F2),F3	F1,F2,F3	4	F1(F2),F3	F1,F2,F3
5	F3,F4(F5)	F1,F2,F3,F4,F5	5	F3,F4 (F5)	F1,F2,F3,F4,F5,F6,F7
6	F1,F4(F5)	F1,F2,F4,F5	6	F1,F4(F5)	F1,F2,F4
7	F1,F6(F7)	F1,F2,F6(F7)	7	F1,F6(F7)	F1,F2,F6(F7)
8	F3,F6(F7)	F1,F2,F3,F6(F7)	8	F3,F6(F7)	F1,F2,F3,F6(F7)
9	F4(F5)	F4(F5)	9	F4(F5)	F4(F5)
10	F4(F5),F6	F1,F2,F4,F5,F6	10	F4(F5),F6	F1,F2,F3,F4,F5,F6,F7
11	F4(F5),F7	F1,F2,F4,F5,F6,F7	11	F4(F5),F7	F1,F2,F3,F4,F5,F6,F7
12	F4,F5	F1,F2,F4,F5	12	F4,F5	F1,F2,F3,F4,F5,F6,F7
13	F6(F7)	F6(F7)	13	F6(F7)	F6(F7)
14	F6,F7	F1,F2,F4,F5,F6,F7	14	F6,F7	F1,F2,F3,F4,F5,F6,F7

Tabella 14: Simulazioni degli oggetti semantici. A sinistra l'oggetto 1. A destra l'oggetto 2. Oggetto 1: F1,F2 comuni al 100%; F3 comune al 50%; F4,F5 salienti al 100%, F6 non saliente al 70%, F7 non saliente al 50%. Oggetto 2: F4 saliente al 100%; F5 saliente al 90%; F6 non saliente al 80%; F7 non saliente al 60%.

L'oggetto 1, diversamente dall'allenamento del capitolo II, stimolando una comune e una distintiva saliente riesce ad evocare l'altra saliente (casi 5 e 6).

Ma le novità principali sono le seguenti:

- ◆ le caratteristiche al 50% non sono mai evocate se non stimolate dall'esterno;
- ◆ le due non salienti riescono da sole ad evocare tutte le altre (comune al 50% escluse)

Più interessante l'oggetto 2 che rimane anch'esso simile a quello precedentemente memorizzato, tranne che per i casi 5,10,11,12,14 dove con diverse combinazioni di stimoli in ingresso, riesce a evocare tutte le altre caratteristiche F3 compresa.

Interessante ora analizzare come questi cambiamenti si ripercuotano all'interno dell'allenamento lessicale.

3.3 MODIFICA ALL'ALLENAMENTO LESSICALE

Le modifiche inerenti all'allenamento lessicale sono decisamente più semplici rispetto a quelle effettuate in ambito semantico. Per allenare le sinapsi tra le caratteristiche e la parola dell'oggetto sono state utilizzate le nuove permutazioni. Anche per l'allenamento inerente alla categoria le permutazioni sono state aumentate da 2 a 10, così per poter somministrare alla rete 10 permutazioni per ogni parola. Nelle permutazioni per la categoria sono attive solo le caratteristiche comuni, poiché solo esse possono evocare tale parola, Nel capitolo II, avendo 6 permutazioni, venivano fatte 2 prove, in questo caso ne facciamo solo 1.

3.3.1 RISULTATI

In figura 15 sono riportate le sinapsi WLC, cioè quelle che partendo dalla rete semantica vanno verso le unità nell'area lessicale. In alto a sinistra vi sono quelle dell'oggetto 1. Si può notare che le sinapsi provenienti dalle 4 caratteristiche salienti hanno un valore alto di circa 0.05. Ci aspettiamo che, se attive assieme, siano esse le caratteristiche che evocano la parola, anche perché la somma delle loro sinapsi è pari ad 1 (è necessario considerare sempre anche le 4 unità collegate alla caratteristica principale, quelle utilizzate per implementare il principio di similarità che hanno valori sinaptici simili a quello della principale); le altre caratteristiche hanno valore nullo e quindi non influenzeranno tale processo. In precedenza erano cinque le caratteristiche necessarie per evocare la parola.

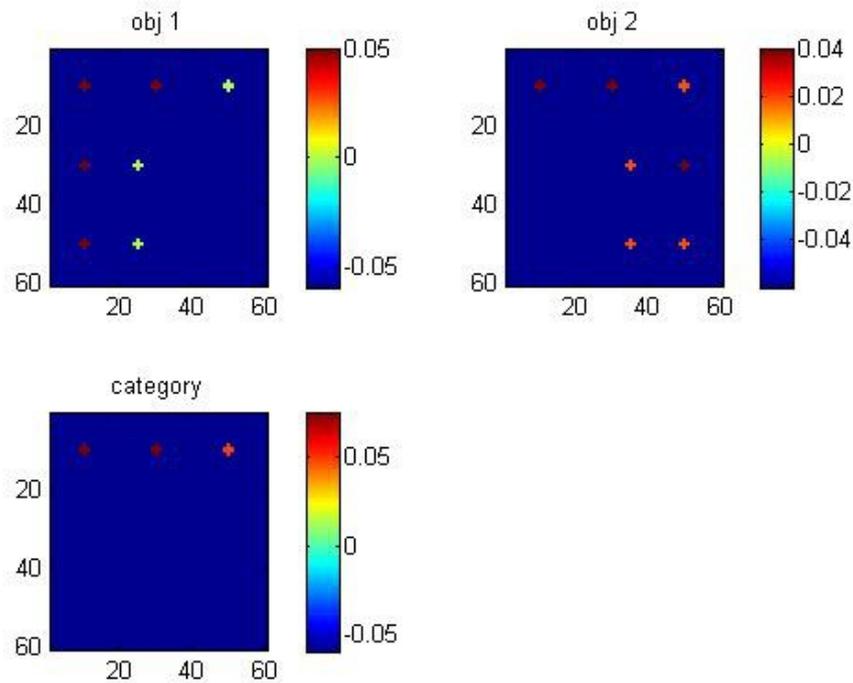


Illustrazione 15: Sinapsi dirette verso la parole. In alto a sinistra quelle dirette verso la parola dell'oggetto 1. In alto a destra quelle verso l'oggetto 2. In basso verso la categoria

Per l'oggetto 2 la situazione è differente, esso ha 3 caratteristiche con una sinapsi abbastanza alta verso la parola (0.04), ma la somma di questi 3 valori non è sufficiente ad arrivare al valore 1. A tale scopo contribuiscono anche le altre 4 proprietà che hanno sinapsi basse (poco meno di 0.02) ma non trascurabili. Questo significa che per evocare la parola è necessario che siano attive tutte le caratteristiche. Per ultima la categoria (in basso). Anche essa ha bisogno di sommare tutte e 3 le sinapsi per giungere al valore 1.

Le sinapsi inverse sono plottate nella figura 16. Verso una caratteristica comune al 100% arrivano impulsi molto forti, più alti del valore 2. Non sono state riportate, ma tutte le caratteristiche salienti e non fino al 70% ricevono sinapsi molto forti, a partire da 2.5 fino ad un valore di 1 per la non saliente al 70%. Questo è dovuto all'elevato numero di permutazioni del nuovo allenamento che ha notevolmente incrementato le possibilità di rafforzamento. Basti pensare che nel capitolo 1 le sinapsi più alte non arrivavano ad 1. In alto a destra vediamo che alla comune al 50% giungono sinapsi fortemente negative.

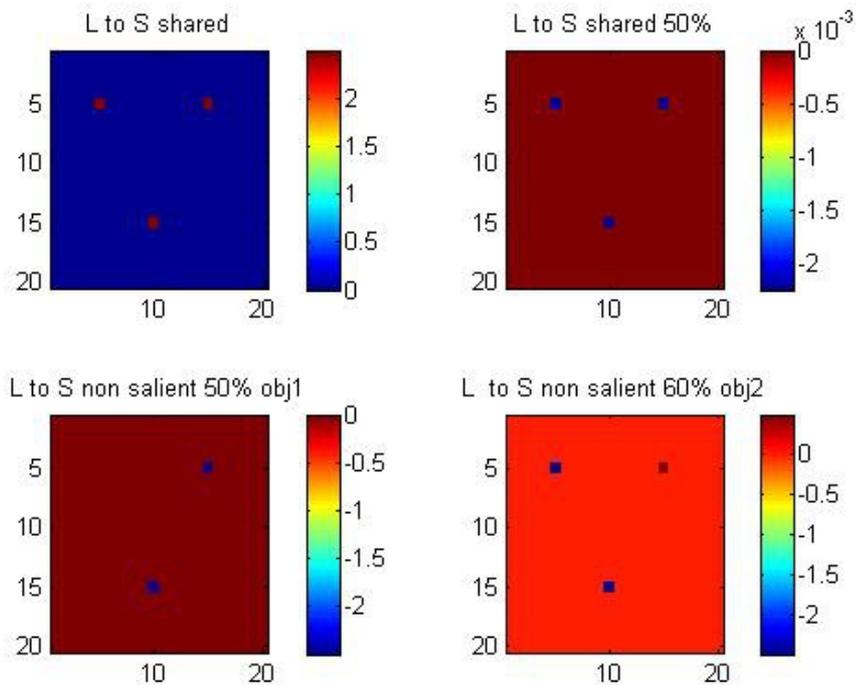


Illustrazione 16: Sinapsi proveniente dalla rete lessicale verso quella semantica. In alto a sinistra quelle dirette ad una caratteristica comune. In alto a destra quelle dirette verso la comune al 50%. In basso a sinistra quelle verso la non saliente al 50% dell'oggetto 1. In basso a destra quelle verso la non saliente al 60% dell'oggetto 2.

In basso sono state riportate invece le sinapsi verso la caratteristica comune al 50% dell'oggetto 1 e quella al 60% dell'oggetto 2. Alla prima arriva una sinapsi nulla dalla propria parola e negativa dalle altre, alla seconda arriva un sinapsi bassa ma non trascurabile.

In tabella 15 sono riportati i dati delle simulazioni inerenti all'oggetto 1 fatte con i nuovi allenamenti. Come è possibile appurare la “parola” dell'oggetto 1 è evocata se sono presenti le 4 caratteristiche salienti di cui abbiamo parlato prima (F1,F2,F4,F5), naturalmente la parola è evocata anche in presenza di caratteristiche non salienti che, come nei casi 10,11 e 14, aiutano nella ricostruzione dell'oggetto anche senza svolgere un ruolo fondamentale. Riportiamo anche che nei casi 5 e 6 oltre alla parola è evocata in un secondo momento anche la caratteristica F6 che in primis non riceve uno stimolo abbastanza forte dalle altre caratteristiche per essere richiamata. L'evocazione è possibile poiché a queste si aggiunge lo stimolo della parola stessa.

OBJ 1			
SIMULATION	STIMULATED FEATURES	OUTPUT FEATURES	OBJECT RECOGNITION
1	F1 (F2)	F2 (F1)	no recognition
2	F1,F2	F1,F2	no recognition
3	F3	F3	no recognition
4	F1(F2),F3	F1,F2,F3	category
5	F3,F4(F5)	F1,F2,F3,F4,F5	member
6	F1,F4(F5)	F1,F2,F4,F5	member
7	F1,F6(F7)	F1,F2,F6(F7)	no recognition
8	F3,F6(F7)	F1,F2,F3,F6(F7)	no recognition
9	F4(F5)	F4(F5)	no recognition
10	F4(F5),F6	F1,F2,F4,F5,F6	member
11	F4(F5),F7	F1,F2,F4,F5,F6,F7	member
12	F4,F5	F1,F2,F4,F5	member
13	F6(F7)	F6(F7)	no recognition
14	F6,F7	F1,F2,F4,F5,F6,F7	member

Tabella 15: Simulazioni di ricostruzione dell'oggetto. In questo caso è l'oggetto 1.

Se invece si stimola la sola parola essa evoca le caratteristiche F1,F2,F4,F5,F6, quelle cui manda le sinapsi più alte.

Lo stesso procedimento è stato svolto per l'oggetto 2 ed è stato riportato in tabella 16, dalla quale appuriamo, come avevamo già ipotizzato, che per evocare la parola è necessaria l'attivazione di tutte e 7 le caratteristiche. Se stimoliamo la parola invece, essa evoca le caratteristiche F1,F2,F4,F5,F6; la somma di queste sinapsi unite a quella della parola permette di richiamare anche le due caratteristiche mancanti F3 e F7. La relazione è quindi è biunivoca, ci vogliono tutte e 7 le caratteristiche per evocare la parola, e la parola permette il richiamo di tutte le caratteristiche.

In ultimo luogo la categoria. Da entrambe le tabelle si può appurare che essa è richiamata solo in presenza di tutte e tre le comuni, ma le comuni al 100% non richiamano quella al 50%. Quindi è possibile avere la categoria solo se si stimola dall'esterno una comune al 100% e la comune al 50%. Nella direzione opposta la parola "categoria" evoca solo F1 e F2 come previsto, poiché ad F3 arriva una sinapsi nulla.

OBJ 2			
SIMULATION	STIMULATED FEATURES	OUTPUT FEATURES	OBJECT RECOGNITION
1	F1 (F2)	F1.F2	no recognition
2	F1,F2	F1.F2	no recognition
3	F3	F3	no recognition
4	F1(F2),F3	F1,F2,F3	category
5	F3,F4 (F5)	F1,F2,F3,F4,F5,F6,F7	member
6	F1,F4(F5)	F1.F2.F4	no recognition
7	F1,F6(F7)	F1,F2,F6(F7)	no recognition
8	F3,F6(F7)	F1,F2,F3,F6(F7)	no recognition
9	F4(F5)	F4(F5)	no recognition
10	F4(F5),F6	F1,F2,F3,F4,F5,F6,F7	member
11	F4(F5),F7	F1,F2,F3,F4,F5,F6,F7	member
12	F4,F5	F1,F2,F3,F4,F5,F6,F7	member
13	F6(F7)	F6(F7)	no recognition
14	F6,F7	F1,F2,F3,F4,F5,F6,F7	member

Tabella 16: Simulazioni di ricostruzione dell'oggetto. In questo caso è l'oggetto 2.

Dopo questa prima parte di lavoro si può osservare che il primo oggetto ha un comportamento non dissimile da quello del capitolo II ed è accettabile, ciò che non funziona in maniera ottimale sono l'oggetto 2 e la categoria. Più quest'ultima del primo, poiché possiamo pensare che l'oggetto 2 sia un oggetto molto particolare che necessita di molti attributi per essere ricordato, la categoria invece dovrebbe essere evocata dalle sole comuni al 100% e non deve dipendere da una caratteristica non saliente.

Di questi due ultimi comportamenti non ottimali evidenziati il primo che abbiamo voluto correggere è stato quello inerente alla categoria. È importante che le due comuni salienti riescano da sole a ad evocare la categoria. Rimane da capire da cosa dipenda questa scorretta distribuzione sinaptica. Per risolvere il problema siamo tornati alla regola di Hebb e alla sua tabella della verità riportata in Tabella 3. L'incremento e il decremento forte valgono $\pm\gamma*0.45$ con $\gamma=0.05$ e quindi ogni volta che alla rete vengono presentati due neuroni essi possono aumentare o diminuire la sinapsi che li collega di un $\Delta W=0.0225$. Considerando che le sinapsi in ambito semantico non possono andare oltre al valore di 0.1 la variazione appena citata vale il 22.5% del valore massimo.

Ricordiamo inoltre che durante l'allenamento le sinapsi non possono diventare negative né troppo positive, hanno quindi una sorta di massimo e di minimo. Dato che le permutazioni sono date casualmente alla rete, può accadere che i casi in cui la sinapsi si indebolisce si susseguano in maniera consecutiva, in questo modo i primi casi di questa successione possono portare la sinapsi a zero (non stiamo parlando della permutazione intera), mentre gli ultimi non sortiscono invece nessun effetto perché si è già arrivati al valore minimo, dopodiché con pochi casi di rafforzamento di può arrivare subito ad un valore alto. Si può concludere che in questo modo alcuni casi di indebolimento vadano “persi”, cioè non sfruttati. Stesso discorso si può fare “al contrario”, troppi rinforzi consecutivi possono andare “persi”: i primi portano la sinapsi a 0.1 e i successivi non vengono utilizzati dato che si è arrivati alla soglia. Con pochi casi di depotenziamento la sinapsi va rapidamente a 0. Generalizzando ulteriormente, poiché ogni variazione corrisponde ad $\frac{1}{4}$ del valore massimo si possono “perdere” i contributi dati dalle prime permutazioni a favore delle sole ultime, e può accadere che una sinapsi che deve essere bassa sia alta e viceversa. Tutto questo può accadere anche nei collegamenti tra le due reti. Se invece l'incremento sinaptico è basso i contributi si sommano in modo meno “drastico”, senza rischiare di andare subito a 0.1 o 0. Sommando e sottraendo piccole quantità esse rispetteranno il “trend” imposto dall'allenamento (per esempio che la sinapsi da una saliente all'altra debba essere forte) ma saranno necessari più allenamenti per giungere al valore finale.

3.4 MODIFICA AI PARAMETRI DI ADDESTRAMENTO

Il nuovo passo è quindi svolgere un training più “soft” e per far questo è necessario diminuire l'intensità delle variazioni sinaptiche e in questo caso tra i parametri di addestramento il primo da cambiare è la velocità di apprendimento. Vedremo in seguito che sarà necessario cambiare anche una delle soglie ma questo sarà oggetto dell'ultimo paragrafo.

3.4.1 VELOCITÀ DI APPRENDIMENTO

Come primo tentativo le velocità di apprendimento sono state dimezzate, sotto riportiamo i nuovi valori:

- ◆ γ semantico: da 0.05 a 0.025
- ◆ γ_{LC} semantico – lessicale: da 0.125 a 0.0625
- ◆ γ_{CL} lessicale – semantico: da 0.5 a 0.25

Ora ogni incremento sinaptico semantico vale $\Delta W \approx 0.0113$, che è circa il 10% del valore massimo. Ogni sinapsi può variare una volta per ogni permutazione, e dato che le permutazioni sono dieci, una variazione del 10% è più che accettabile. Con tali valori effettuiamo i due allenamenti. Oltre a γ sono state modificate anche il numero di prove, necessarie per arrivare a valori sinaptici alti (qualora richiesti). Quindi si svolgono 8 prove per l'allenamento semantico e 2 per quello lessicale.

Il primo risultato che colpisce è a livello semantico. Le sinapsi non sono cambiate anche dopo aver abbassato la costante di apprendimento, solo quelle dirette verso la comune al 50% sono diverse, che tra l'altro erano anche il caso che ci lasciava più dubbiosi anche nell'allenamento precedente. Inoltre queste sinapsi erano le sole a cambiare anche se si ripeteva più volte l'allenamento con γ intero, simulazione fatta per constatare l'effetto casualità sulle sinapsi. Evidentemente la comune al 50% risente molto della casualità con cui vengono somministrate le permutazioni. Questo è spiegabile dal fatto che le sinapsi che giungono a questa caratteristica sono le più basse registrate durante le simulazioni (max 0.012), anche la non saliente al 50% riceve una sinapsi più forte (0.02). Ricordiamo che ogni incremento/decremento è di circa 0.013, ma

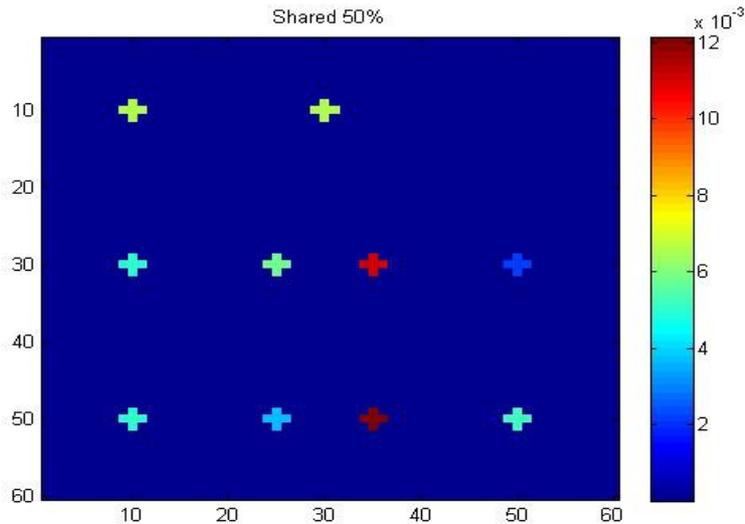


Illustrazione 17: Sinapsi dirette verso la comune al 50% dalle caratteristiche di entrambi gli oggetti

tale valore è uguale all'intensità massima delle sue sinapsi in ingresso e quindi è decisamente probabile che questa caratteristica sia molto influenzata dalle ultime permutazioni a scapito delle prime.

Appurata la situazione semantica riportiamo quella lessicale. In questo caso il contesto è più complicato. In figura 18 riportiamo le sinapsi WLC, quelle in direzione opposta sono di minore interesse, ogni caratteristica riceve solo dalla propria parola e l'intensità di tale sinapsi dipende da velocità di apprendimento e dal numero di prove. In queste simulazioni e anche nelle prossime non le riporteremo perché non danno luogo ad osservazioni interessanti.

Per quanto riguarda le sinapsi in direzione lessicali il nuovo allenamento ha portato ad una situazione peggiore, dopo due prove infatti le condizioni dell'oggetto 2 e della categoria sono rimaste invariate, mentre l'oggetto 1 è peggiorato. Infatti si può notare in figura che le sinapsi di quest'ultimo non sono più concentrate sulle 4 salienti, ora anche le non salienti mandano segnali rilevanti. Conseguentemente sarà necessaria l'attività contemporanea di tutte le caratteristiche per evocare la parola. Per avere un numero maggiore di informazioni abbiamo deciso di analizzare il comportamento dell'allenamento dopo una sola prova e lo abbiamo riportato in figura 19. Ciò che desta interesse è che le sinapsi hanno già raggiunto un valore alto, in certi casi più alto di quelli della seconda prova. Può capitare che le sinapsi si assestino nel tempo, ma che dopo la prima prova siano già così alte non è corretto.

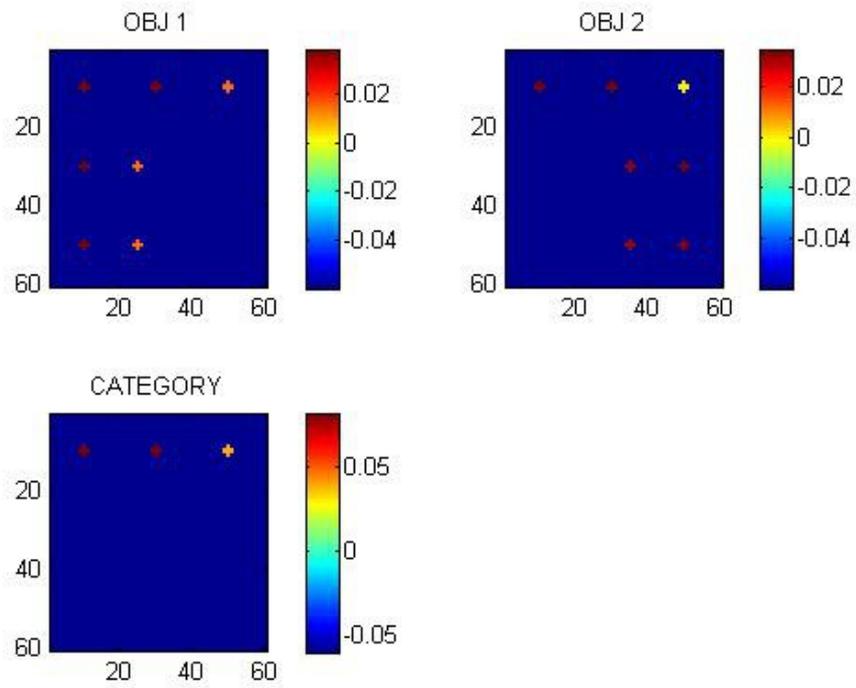


Illustrazione 18: Sinapsi in direzione lessicale allenate con costante di apprendimento dimezzata. Risultato dopo 2 prove.

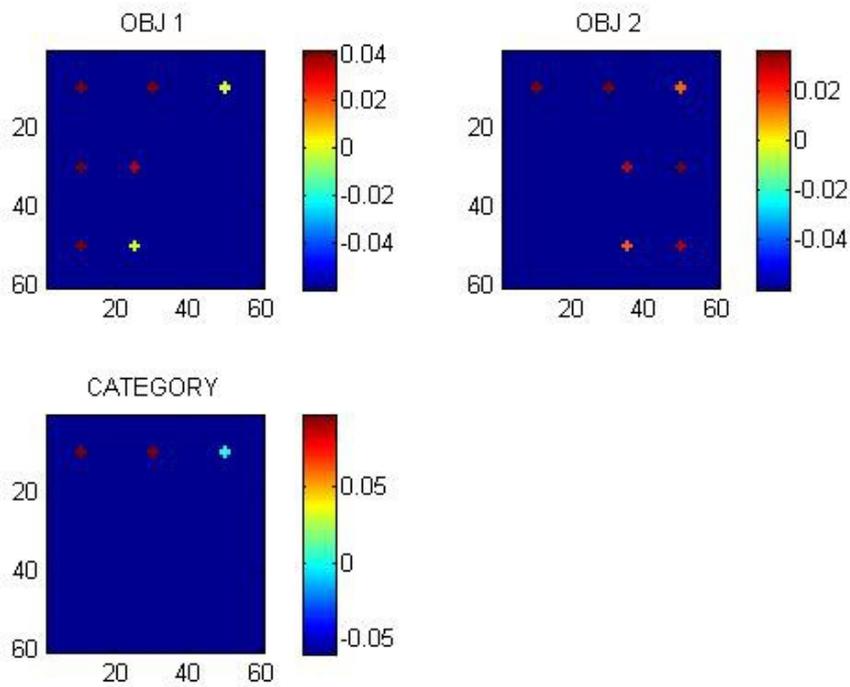


Illustrazione 19: Sinapsi in direzione lessicale allenate con costante di apprendimento dimezzata. Risultato dopo 1 prova.

Evidentemente gli incrementi/decrementi della rete lessicale sono troppo alti, proviamo a quantificarli. Sapendo che $\gamma_{LC} = 0.0625$, riprendendo la regola di Hebb per queste sinapsi

$$\Delta W_{LC} = \gamma_{LC} * Y_L * (Y_C - \Theta_c)$$

ogni variazioni risulta pari a $\Delta W_{LC} = 0.0313$. Paragonato ai valori riportati in tabella esso è in certi casi il 100% del valore della sinapsi, e quindi è troppo alto per poter essere utilizzato. Con una valore di questo tipo le sinapsi raggiungono subito un valore alto dopo la prima prova, con le prove successive questo volare viene sempre modificato perché la somma delle sinapsi deve essere sempre pari ad 1 ma non arriva mai all'equilibrio. La soluzione a questo tipo di problema è stata poco prima esposta, bisogna abbassare la velocità di apprendimento. Dopo alcuni tentativi tale valore è stato settato pari ad un decimo di quello appena usato, in questo modo le variazioni sinaptiche hanno un valore di $\Delta W_{LC} = 0.00313$, nettamente più proporzionato ai valori in questione.

Avendo abbassato così drasticamente le velocità è necessario svolgere più prove, così anche da poter appurare se i valori sinaptici si stabilizzano effettivamente o se continuano ad essere modificati. Le prove diventano 8.

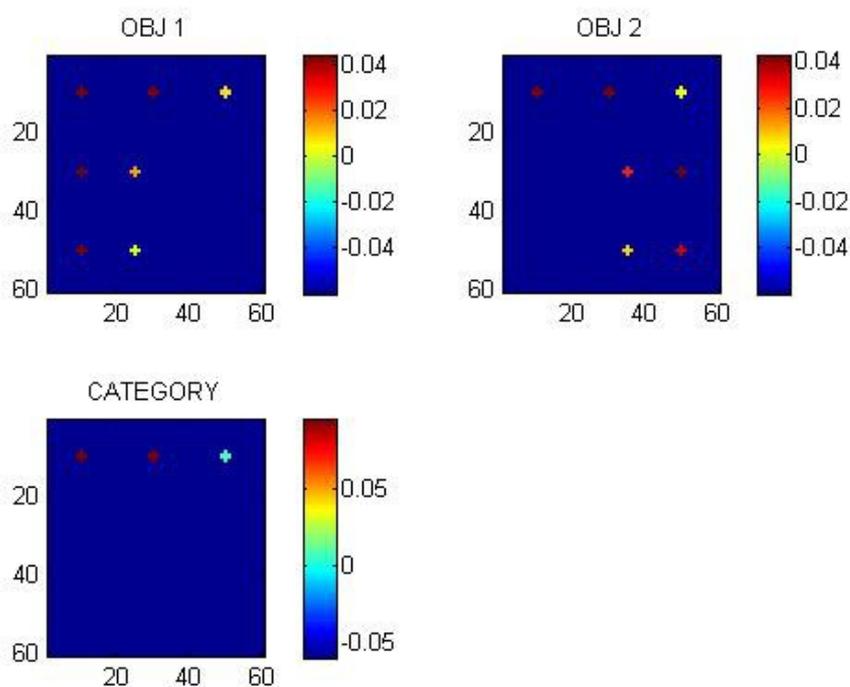


Illustrazione 20: Sinapsi dirette verso la rete lessicale utilizzando una costante di apprendimento pari ad 1/20 di quella iniziale.

Dopo questa modifica l'allenamento della rete avviene in modo uniforme, già dalla quarta prova le sinapsi si stabilizzano su determinati valori e non variano più fino all'ultima prova riportata in figura 20. Da questa deduciamo che per richiamare la parola dell'oggetto 1 saranno necessarie le 4 salienti ma probabilmente anche la non saliente al 70%, per la parola 2 saranno necessarie le 4 salienti, la non saliente al 80% e forse anche quella al 60%. Per la categoria le due comuni salienti. Almeno quest'ultima ora funziona sicuramente in maniera corretta perché la comune al 50% manda una sinapsi nulla alla parola. Per testare la rete è comunque indispensabile fare delle simulazioni con le nuove sinapsi, i risultati sono stati riportati nelle tabelle 17 e 18. Per brevità abbiamo riportato direttamente i risultati delle simulazioni delle due reti assieme e non quelle della rete semantica da sola.

OBJ 1			
SIMULATION	STIMULATED FEATURES	OUTPUT FEATURES	OBJECT RECOGNITION
1	F1 (F2)	F1.F2	category
2	F1,F2	F1.F2	category
3	F3	F3	no recognition
4	F1(F2),F3	F1,F2,F3	category
5	F3,F4 (F5)	F1,F2,F3,F4(F5)	no recognition
6	F1,F4(F5)	F1,F2,F4(F5)	no recognition
7	F1,F6(F7)	F1,F2,F6(F7)	no recognition
8	F3,F6(F7)	F1,F2,F3,F6(F7)	no recognition
9	F4(F5)	F4(F5)	no recognition
10	F4,F5	F1,F2,F4,F5,F6	member
11	F4(F5),F6	F1,F2,F4,F5,F6	member
12	F4(F5),F7	F1,F2,F4,F5,F6,F7	member
13	F6(F7)	F6(F7)	no recognition
14	F6,F7	F1,F2,F4,F5,F6,F7	member

Tabella 17: Simulazioni dell'attività sinaptica dell'oggetto 1. Le sinapsi sono allenate con $\gamma/20$

Confrontando tabella 17 con la 15 si può osservare che nei casi 5 e 6 la rete non riesce a richiamare la parola, questo perché le sinapsi tra le distintive salienti sono diminuite e non si riescono ad evocare a vicenda neanche in presenza di una o più comuni (che comunque danno un contributo minimo); ma questo non è un problema, risultano invece più problematici i casi 10 e 11. Nel caso 10 si stimolano le 2 distintive salienti, le quali evocano le 2 comuni salienti, queste 4 però riescono in minima parte ad evocare la parola, la quale però a sua volta richiama la caratteristica F6. Le quattro salienti più la non saliente al 70% permettono il recupero totale della parola, senza F6 non c'è la parola.

Nel caso 11 si stimola direttamente la non saliente al 70% e una saliente. Come si vede il risultato è lo stesso: le stesse cinque caratteristiche evocate e la parola. Questi due casi sono contrastanti: nel primo si stimolano due salienti e non si riesce ad evocare la parola se non con l'aiuto di una non saliente, nel secondo si stimolano un non saliente e una saliente e si recupera facilmente la parola. Questo non dovrebbe essere possibile, i risultati dovrebbero essere invertiti; inoltre è giusto che una non saliente aiuti nel ricordo ma non deve essere una pedina fondamentale.

OBJ 2			
SIMULATION	STIMULATED FEATURES	OUTPUT FEATURES	OBJECT RECOGNITION
1	F1 (F2)	F1,F2	category
2	F1,F2	F1,F2	category
3	F3	F3	no recognition
4	F1(F2),F3	F1,F2,F3	category
5	F3,F4 (F5)	F1,F2,F3,F4(F5)	no recognition
6	F1,F4(F5)	F1,F2,F4(F5)	no recognition
7	F1,F6(F7)	F1,F2,F6(F7)	no recognition
8	F3,F6(F7)	F1,F2,F3,F6(F7)	no recognition
9	F4(F5)	F4(F5)	no recognition
10	F4,F5	F1,F2,F4,F5,F6,F7	member
11	F4(F5),F6	F1,F2,F4,F5,F6,F7	member
12	F4(F5),F7	F1,F2,F4,F5,F6,F7	member
13	F6(F7)	F6(F7)	no recognition
14	F6,F7	F1,F2,F4,F5,F6,F7	member

Tabella 18: Simulazioni dell'attività sinaptica dell'oggetto 1. Le sinapsi sono allenate con $\gamma/20$

Lo stesso problema è presentato dall'oggetto 2 nei casi 10,11,12 in tabella 18, con la differenza che la caratteristica “della discordia” non è F6 ma F7 cioè la non saliente al 60%.

La categoria ora funziona in maniera corretta, cioè le due sole caratteristiche comuni al 100% riescono ad evocare la parola della categoria.

Per quanto riguarda le sinapsi in senso opposto la categoria richiama solo F1 e F2, l'oggetto 1 F1,F2,F4,F5,F6 ed in fine l'oggetto 2 richiama tutte le caratteristiche tranne F3: tutti comportamenti ipotizzabile che non presentano alcun problema.

Adesso però è necessario risolvere i casi di comportamento non ottimale citati prima. La semantica funziona in maniera corretta e non vogliamo modificarla,

per quanto riguarda l'area lessicale è stato ipotizzato di diminuire ancora le costanti di apprendimento ma non ha portato a nessun risultato. Ci si chiede allora come modificare il modello, per poter far sì che le caratteristiche che nella semantica non sono salienti perdano “il peso” che invece hanno acquistato nell'area lessicale. Per far questo si è pensato di modificare le soglie della regola di Hebb dell'area lessicale.

3.4.2 SOGLIA Θ_{LC} e Θ_{CL}

Anche le soglie con le quali si confronta l'attività neuronale all'interno del paradigma di Hebb sono parametri di notevole importanza, vediamone ora il perché. Riprendiamo la regola per allenare le sinapsi WLC (quella per le sinapsi WCL è uguale ma con le posizioni invertite):

$$\Delta W_{LC} = \gamma_{LC} * Y_L * (Y_C - \Theta_c)$$

Andiamo a trattare i casi in cui Y_L è attivo, altrimenti non c'è alcuna variazione, e consideriamo che Y_C sia la caratteristica al 70%. Vogliamo sapere quale sarà il valore finale della sinapsi di una singola prova utilizzando 10 permutazioni. Noi sappiamo che 7 volte su 10 il neurone è attivo e quindi c'è incremento, in totale tale incremento vale:

$$\Delta W_{LC} = \gamma_{LC} * 1 * (1 - 0.5) * \frac{70}{100} = \gamma_{LC} * 0.5 * 0.7$$

Il decremento è 3 volte su 10 per cui vale:

$$\Delta W_{LC} = \gamma_{LC} * 1 * (0 - 0.5) * \frac{30}{100} = -\gamma_{LC} * 0.5 * 0.3$$

Il valore finale della sinapsi è dato dalle somma di questi due termini, che in questo caso porterà ad una sinapsi di valore alto, perché gli incrementi sono maggiori dei decrementi.

Cosa accade se cambiamo la soglia? Per esempio se la portiamo a 0.6? Gli incrementi calano

$$\Delta W_{LC} = \gamma_{LC} * 1 * (1 - 0.6) * \frac{70}{100} = \gamma_{LC} * 0.4 * 0.7$$

i decrementi aumentano:

$$\Delta W_{LC} = \gamma_{LC} * 1 * (0 - 0.6) * \frac{30}{100} = -\gamma_{LC} * 0.6 * 0.3$$

Questa sinapsi rimane ancora positiva ma nettamente meno alta, se invece la soglia cala la sinapsi diventa ancora più alta.

Quello che è importante ora è che diminuiscano le sinapsi che partono da F6 dell'oggetto 1 e F7 dell'oggetto 2 verso le rispettive parole, per fare questo la soglia va alzata.

Dopo alcuni tentativi Θ_{LC} e Θ_{CL} sono state portate (entrambe anche se abbiamo parlato solo della prima) al valore di 0.65 e in figura 21 sono riportate le sinapsi WLC dell'ultimo allenamento.

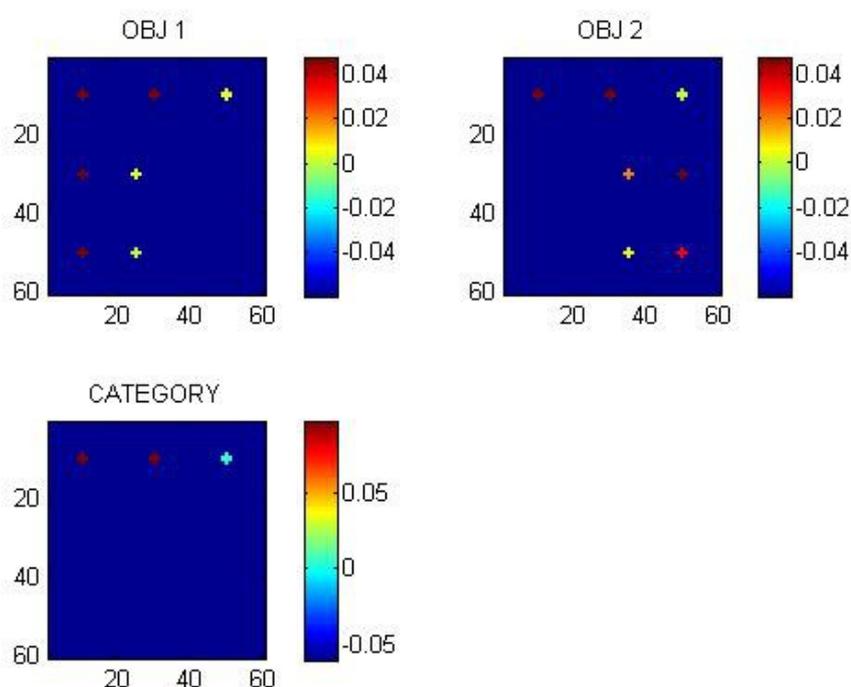


Illustrazione 21: Valori finale delle sinapsi provenienti dalla rete semantica verso quella lessicale

Con questo nuovo set di sinapsi la rete risponde in maniera ottimale agli stimoli, e le sinapsi non salienti che prima ricoprivano quasi il ruolo di salienti ora hanno diminuito il loro peso, tornando a svolgere il compito di caratteristiche che aiutano nella ricostruzione dell'oggetto ma non sono fondamentali per tale scopo. Rimane una piccola differenza tra i casi 10 e 11 della tabella 18 rispetto al caso 10 della tabella 17. La parola dell'oggetto 1 una volta evocata riesce ad evocare la non saliente al 70%. Invece la parola dell'oggetto 2 non riesce più ad evocare la non saliente al 60% poiché, dopo

aver alzato la soglia, la sinapsi che le collega è troppo debole in entrambe le direzioni.

Dopo questo buon risultato abbiamo provato, a titolo informativo, ad arrivare agli stessi scopi per un'altra strada: quella inerente al modificare la semantica, cercando di far diventare le non salienti che davano problemi ancora meno salienti, cosicché nell'area lessicale sarebbero state trascurabili. Nel caso specifico abbiamo modificato la soglia di attivazione del neurone post sinaptico portandola da 0.5 a 0.4. Questa variazione è stata infruttuosa, la rete semantica con una soglia così bassa unisce tra di loro parole di oggetti diversi. Alzare la soglia a valori compresi tra 0.4 e 0.5 non ha portato a risultati, poiché la rete si è dimostrata ipersensibile a tale soglia portando a variazioni importanti cambiando anche solo il secondo decimale della soglia stessa.

Infine abbiamo deciso di mantenere la semantica invariata ed utilizzare le variazioni lessicali, in questo modo le caratteristiche non salienti al 60% e al 70% hanno una minima salienza a livello semantico ma quasi nulla a livello lessicale.

CONCLUSIONI

Base di partenza di questo lavoro è stato differenziare la percentuale di frequenza delle caratteristiche all'interno delle permutazioni degli oggetti che vengono somministrati alla rete. Nel lavoro di Ursino 2012 la rete doveva memorizzare due oggetti aventi entrambi 7 caratteristiche, delle quali 5 salienti, con il 100% di presenza nelle permutazioni, e 2 non salienti, con il 50% di presenza. Inoltre 3 sono comuni, e portano alla formazione di un'unica categoria, e 4 distintive. In questo lavoro sono state cambiate alcune di queste percentuali e si è voluto testare la rete per vedere se rispondeva in maniera consona con la teoria alla base del modello. Per fare questo abbiamo dovuto aumentare il numero delle permutazioni da 4 (2 per oggetto) a 20 (10 per oggetto) nell'area semantica e dai 6 a 30 (10 per ciascuna parola) nella lessicale per realizzare le frequenze desiderate: se l'oggetto ha una caratteristica al 60% è impossibile realizzare tale valore con 2 permutazioni.

L'allenamento semantico ha prodotto buoni risultati mentre quello lessicale meno poiché la comune al 50% svolgeva un ruolo pesante nell'ambito dell'evocazione della parola “categoria”. Analizzando le variazioni che ciascuna sinapsi subiva in entrambe le reti ci si è accorti che esse erano troppo alte, in alcuni casi pari al valore massimo delle sinapsi stesse. In questo contesto le sinapsi, in particolare quelle lessicali, tendono ad “appiattirsi” sui valori dovuti alle ultime permutazioni ignorando le prime, realizzando un allenamento disarmonico. Per ovviare a questo problema la costante di velocità di apprendimento dell'area semantica è stata dimezzata mentre per l'area lessicale è stata utilizzata una costante pari ad un ventesimo di quella iniziale. Questa modifica ha permesso un allenamento più morbido, senza scatti bruschi verso una particolare permutazione ma anche questo presentava un ulteriore problema in ambito lessicale: caratteristiche non salienti svolgevano un ruolo non proporzionale alla propria salienza nell'evocazione della parola. Per impedire ciò è stata alzata la soglia con la quale vengono paragonate le attività neurali durante l'allenamento lessicale e ciò ha portato i risultati sperati.

In futuro si potrebbe allenare la rete con più oggetti, aventi diverso numero di caratteristiche (al momento non più di 9 poiché tali sono le aree corticali

utilizzate nel modello) e con percentuali più variegata anche inferiori al 50% per constatare se la rete rimanga performante o meno.

In secondo luogo si potrebbe pensare di realizzare contemporaneamente i due allenamenti, poiché quando si da luogo all'allenamento lessicale le caratteristiche sono già legate tra di loro, e potrebbe capitare che una determinata permutazione non venga rispettata perché durante il processo le caratteristiche evocate potrebbero richiamarne una non evocata creando un legame con la rete lessicale non ipotizzato.

Per ora possiamo concludere che la rete manifesta un comportamento che rispecchia le ipotesi iniziali e che rappresenta gli oggetti e la categoria in maniera consona alla teoria che sta alla base delle modellazione.

APPENDICE

Nelle figure seguenti cercheremo di far capire come è cambiato il comportamento della rete dopo aver alzato la soglia nella regola di apprendimento della rete lessicale. Nelle prossime immagini in alto è rappresentata la memoria semantica, in basso quella lessicale. In ogni figura sono presenti 4 step salienti, uno per colonna, dell'attività delle due reti.

In figura A1 è riportata la simulazione 10 di tabella 15. Come è possibile osservare le due caratteristiche distintive richiamo le due comuni (step 11 e 31) ma non riescono a richiamare la parola. Nello step 55 è richiamata la parola ma solo dopo che anche la caratteristica non saliente al 70% ha raggiunto un certo livello, richiamata dalla parola stessa. Nell'ultimo step le cinque caratteristiche e la parola. In figura A2 invece il corretto andamento. Allo step 31 le 4 caratteristiche salienti iniziano ad evocare la parola che allo step 41 è completamente evocata. Solo alla fine la parola richiama la caratteristica al 70%.

Analogo comportamento per l'oggetto 2. In figura A3 vediamo che allo step 31 le 5 caratteristiche non riescono ad evocare la parola, solo allo step 41 avviene la rievocazione parallelo al richiamo della caratteristica non saliente al 60% evocata dalla parola stessa. In figura A4 abbiamo la completa evocazione senza la presenza della caratteristica al 60%.

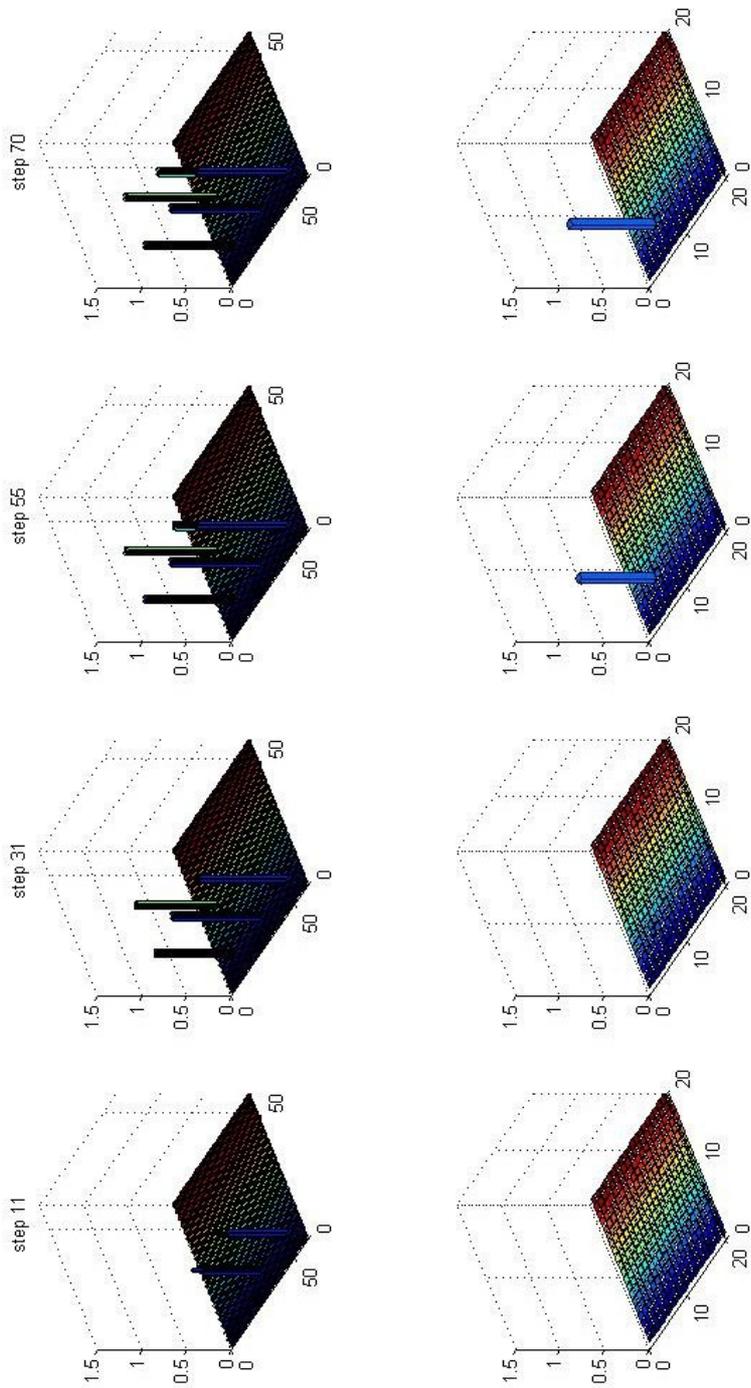


Illustrazione A1: Simulazione caso 10 tabella 15

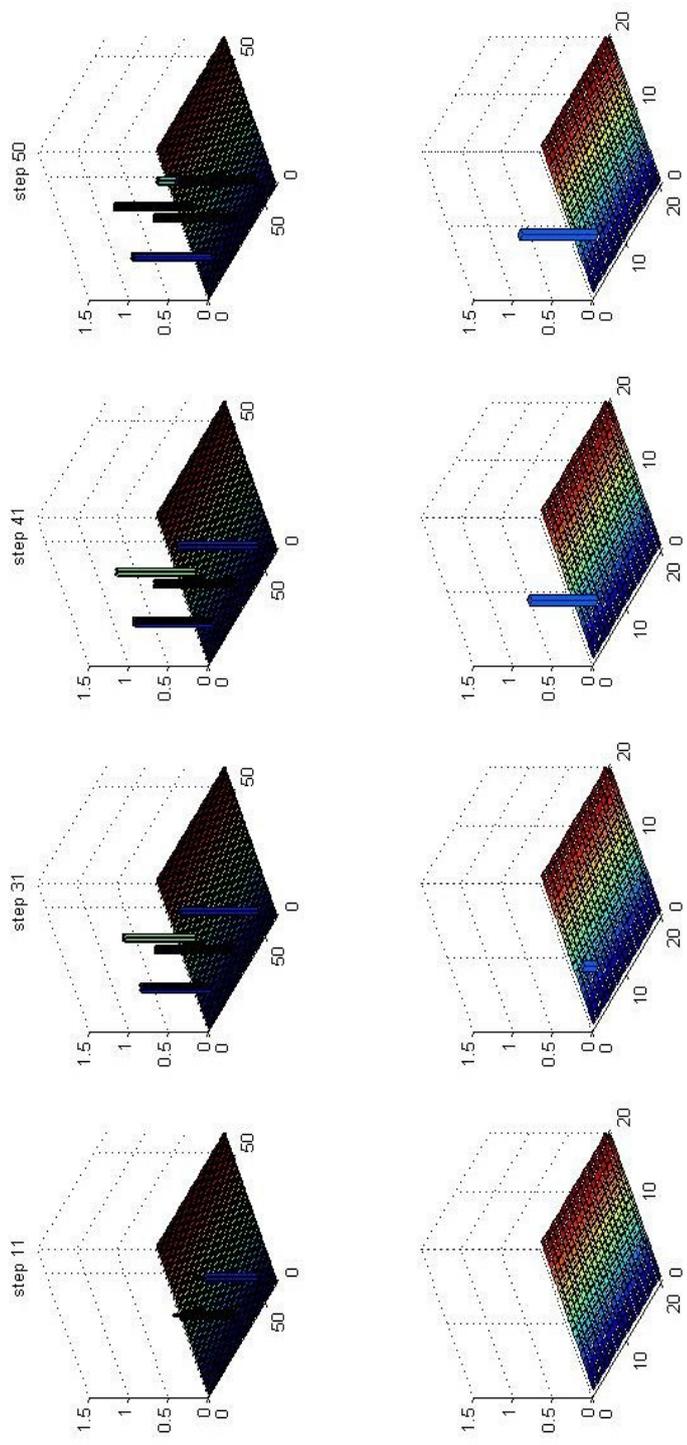


Illustrazione A2: Simulazione caso 10 tabella 16

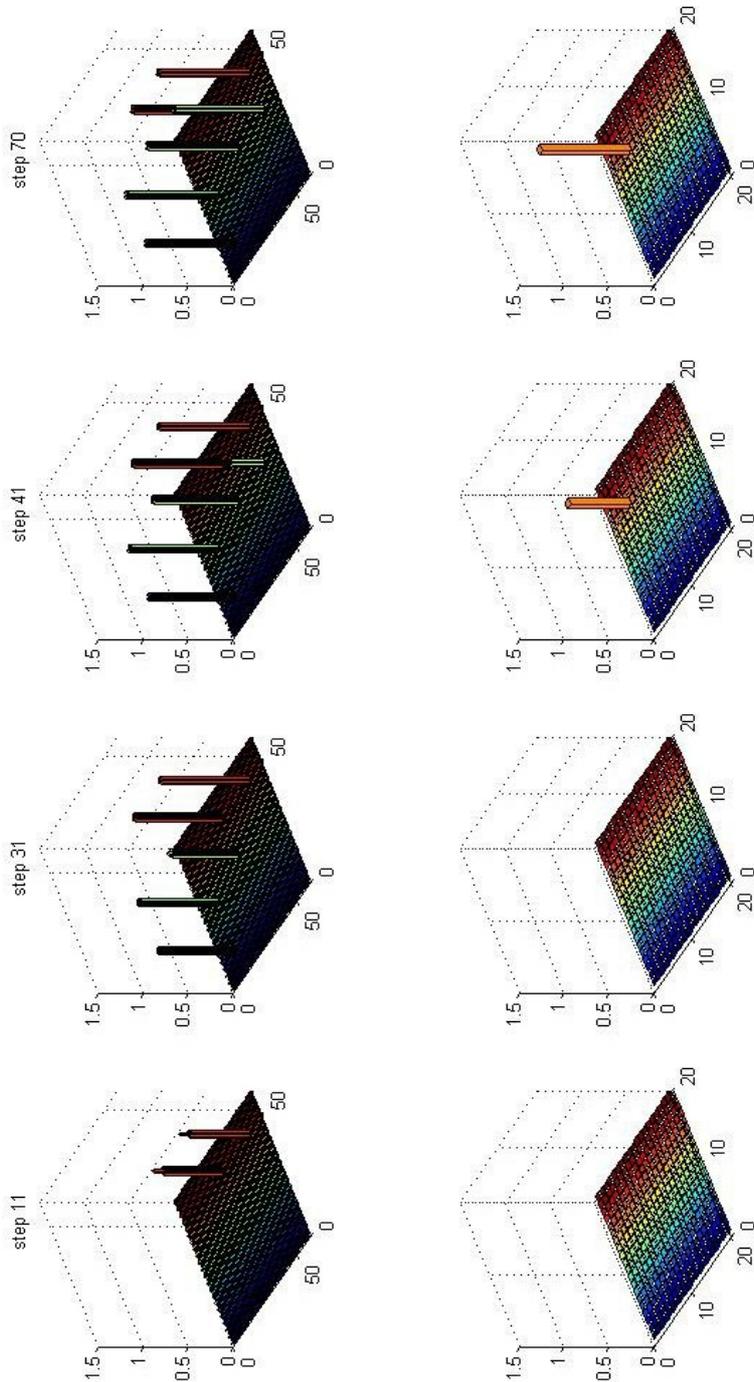


Illustrazione A3: Simulazione caso 10 tabella 16

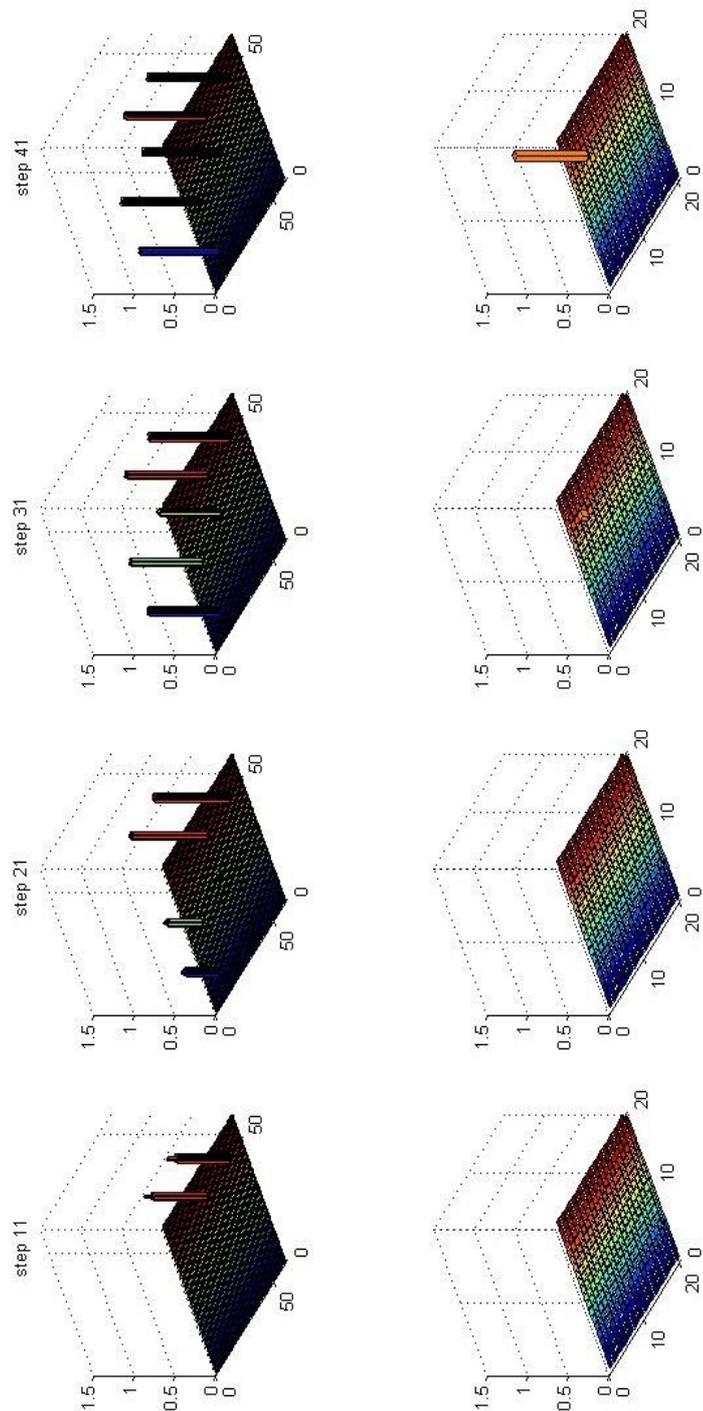


Illustrazione A4: Simulazione caso 10 tabella 17

RINGRAZIAMENTI

Al termine di questo elaborato vorrei ringraziare sentitamente il prof. Mauro Ursino per avermi seguito lungo tutto il lavoro e per avermi dato la possibilità di approfondire le mie conoscenze in un ambito così interessante dell'ingegneria biomedica. Vorrei inoltre ringraziarlo per essere sempre venuto incontro alle mie esigenze lavorative e soprattutto a quelle della mia nuova famiglia, senza la sua disponibilità difficilmente avrei portato a termine in soli tre mesi un lavoro comunque bello e approfondito. A lui va tutta la mia stima e spero fortemente che il mio lavoro possa essergli utile per i suoi futuri lavori di ricerca.

Un grazie di tutto cuore va a Maria, la mia nonna acquisita, che ha reso questi sette anni più semplici, meno pesanti per me e per la mia famiglia, e che mi ha sempre seguito. Grazie perché senza di te sarebbe stato un percorso più duro.

Se adesso ho raggiunto questo traguardo lo devo in gran parte alla mia famiglia, ai miei genitori che mi hanno da sempre fatto capire l'importanza di un'istruzione completa non solo per entrare nel mondo del lavoro, ma soprattutto come inesauribile e prezioso patrimonio personale. Grazie a voi che, assieme ad Alberto, mi siete stati sempre vicino, avete accettato sempre le mie scelte e mi avete proposto ottime strade da seguire. Se un albero porta buoni frutti è perché ha buone radici e una buona terra da cui attingere.

Non posso non ringraziare tutti i miei compagni di corso, quelli della triennale e della specialistica, sono stati degli begli anni, cosa non scontata all'università. Vorrei ricordare soprattutto le tante compagne e compagni che mi hanno passati gli appunti per compensare le mie innumerevoli distrazioni: Anna, Raffaella, Federica, Adele, Letizia, Maddalena, Massimiliano.

Un grande grazie va alla Caritas di Forlì, perché durante tutto il servizio civile Sauro e Marcello mi hanno dato la possibilità di conciliare in maniera serena il lavoro con lo studio, i preparativi per il matrimonio e i primi, importantissimi, mesi di vita matrimoniale. Li ringrazio inoltre per il grande contributo che hanno dato alla mia formazione personale di uomo, mi impegnerò per portarla nei luoghi di lavoro e di vita dove mi troverò coinvolto.

Ringrazio vivamente l'opera Salesiana di Forlì nella persona di Don Emanuele, grazie perché, in questo periodo di crisi e instabilità, ho la serenità di poter sostenere la mia famiglia con il lavoro al convitto. Grazie perché hai subito

creduto nella mia capacità e sei venuto incontro alle necessità di uno studente alle soglie della laurea, periodo non certo semplice.

Con un po' di nostalgia “libero” l'ufficio di Don Enrico al Buon Pastore dopo averlo riempito di un fiume di parole ed inchiostro, dopo aver parlato da solo per un anno intero più tutte le volte in cui ho avuto bisogno. Grazie a tutta la comunità, a Don Pietro, Paola, Franca, Bisrat per avermi sempre accolto senza mai chiedere dove andavo, da dove venivo e quanto restavo, per avermi sostenuto e per essere sempre stati un saldo punto d'appoggio per me. Grazie.

Sono tanti anni che studio e ora che mi appresto a concludere mi sento un po' smarrito. Lo studio è stato fonte di tanti successi e delusioni, ha accresciuto la mia autostima e talvolta l'ha distrutta, mi ha “preso un sacco di tempo” ma mi ha insegnato tante cose. Sono sicuro di aver dato troppa importanza allo studio, di essermi fatto talvolta schiacciare e di aver messo troppe volte nei suoi risultati la mia autostima. Lo studio è importante ma spesso mi ha fatto scordare tutto il resto, ha talvolta cambiato l'ordine di importanza delle cose. Un po' lo odio. Ma non è colpa sua. E' colpa mia che non l'ho saputo gestire fin quando non ho deciso di sposarmi e continuare a studiare e lavorare, e questa volta ci sono riuscito. Mi ha fatto venire ancora qualche mal di pancia ma ho comunque portato a termine l'università. E allora forse un po' lo devo ringraziare questo studio perché mi ha sempre tirato fuori i miei limiti che nel tempo però sono riuscito a superare. Forse non farò mai l'ingegnere ma tutto ciò che ho imparato non andrà mai perso.

Quando si dice “la dolce metà” a volte si ride, ma è una cosa vera. Il grazie più grande va alla mia sposa, a Marta senza la quale sarei veramente incompleto. Grazie a lei che più di tutti ha subito il mio cattivo carattere durante lo studio, il mio perdermi, ma mi ha sempre aiutato a ritrovarmi, a rimettere le cose nel giusto ordine a pensare a cosa mi stavo perdendo, a volte aspettandomi e a volte spronandomi. Grazie perché mi hai sempre sostenuto anche quando facevi fatica a stare dietro alle tue di cose. Grazie perché mi stai accanto e camminando con me affrontiamo assieme la vita che stiamo costruendo.

BIBLIOGRAFIA

1. Ursino M. (2011) *An integrated neural model of semantic memory, lexical retrieval and category formation, based on distributed feature representation*. Cogn Neurodyn; 5; pp 183 – 207.
2. Ursino M. (2012) *The formation of categories and the representation of feature saliency: analysis with a computational model trained with Hebbian paradigm*.
3. Squire L.R. (2004) *Memory system of the brain: A brief history and current perspective*. Neurobiology of Learning and Memory; 82; pp 171 – 177.
4. Maine de Biran (1929) *The influence of habit on the faculty of thinking*. Baltimore: Williams & Wilkins (first published in 1804)
5. James W. (1890) *Principles of Psychology*. New York; Holt.
6. Bergson H.L. (1910) *Matter and Memory*. London; Allen
7. Milner B. (1962) *Les troubles de la mémoire accompagnant des lésions hippocampales bilatérales*. In *Physiologie de l'hippocampe* (pp 257 – 272). Paris: Centre National de la Recherche Scientifique. English translation; B. Milner & S. Glickman (Eds.) Princeton; Van Nostrand, 1965 (pp 97 – 111).
8. Ryle G. (1949) *The concept of mind*. San Francisco, CA; Hutchinson.
9. Tulving E. (1972) *Episodic and semantic memory* (Tulving E & Donaldson W, eds). Organization of memory. New York; Academic Press, 1972; p 381 – 403.
10. Martin A, Chao L.L. (2001) *Semantic memory and the brain: structure and processes*. Current Opinion in Neurobiology; 11; pp 194 – 201.
11. Smith E.E. Medin D.L. (1981) *Categories and Concepts*. Harvard University Press, Cambridge.

12. Martin A. (1995) *Discrete cortical regions associated with knowledge of color and knowledge of action*. J Cong Neurosci; 379; pp 649 – 652.
13. Barsalau L.W. (2008) *Grounded Cognition*. Annu. Rev. Psychol; 69; pp 617 – 645.
14. Hart J. Jr. (2007) *Neural substrates of semantic memory*. Journal of international Neuropsychological; 13; 865 – 880.
15. Fabio R.A. (2012) Parametri neurofisiologici e neuropsicologici nel potenziamento cognitivo. Riabilitazione cognitiva; www.airett.it.
16. Warrington EK. McCarty R.A. (1987) *Categories of Knowledge: further fractionations and an attempted integration*. Brain; 100; pp 1273 – 1296.
17. Humphreys G.W. Forde E.M.E. (2001) *Hierarchies, similarity, and interactivity in object recognition: “Category – specific” neuropsychological deficits*. Behav Brain Sci; 24; 453 – 476;
18. Taylor L.K. Moss H.E. (2001) *Towards a distributed account of conceptual knowledge*. Trends Cong Sci; 5; 244 -252.
19. Hurt J (2002) *Neural substrates in semantics*. In: Hillis A (ed) Handbook of language disorders; Psychology Press, Philadelphia.
20. Hinton GE, Shallice T (1991) *Lesioning an attractor network: investigation of acquired dyslexia*. Psychol Rev; 98; 74 – 95.
21. Randall B (2004) *Distinctiveness and correlation in conceptual structure: behavioral and computational studies*. J Exp Psychol Learn Mem Cogn; 30; 393 – 406.
22. Siekmeier PJ, Hoffman RE (2002) *Enhanced semantic priming in schizophrenia: a computer model based on excessive pruning of local connections in association cortex*. Br J Psychiatry; 180; 345 – 350.

23. Cree GS (2006) Distinctive features hold a privileged status in the computation of word meaning: implications for theories of semantic memory. *J Exp Psychol Learn Mem Cogn*; 32; 643 – 658.
24. McRee K (2004) *Semantic memory: some insights from feature – based connectionist attractor networks*. In: Ross BH (ed) *The psychology of learning and motivation in research and theory*. Academic Press, San Diego.
25. Arina S (2012) *Aree Specifiche: lettura, scrittura, calcolo. Processi cognitivi alla base di lettura e scrittura*. Università degli studi di Urbino.
26. Ernandes M. (2010) *Un ponte tra apprendimento biologico ed artificiale. La “Regola di Hebb” e le evidenze sperimentali nella Long – Term Potentiation*. Tesi per il dottorato in Neuroscienze. Università degli studi di Siena.
27. Hebb D. (1949) *The organization of behavior, a neuro psychological theory*. Wiley, New York.
28. Floreano D Nolfi S *Reti Neurali: algoritmi di apprendimento, ambiente di apprendimento, architettura*. *Giornale di Psicologia*; a XX febbraio, p 15 -50.
29. Ursino M. (2009) *Recognition of abstract objects via neural oscillators: interaction among topological organization, associative memory and gamma band synchronization*. *Neural Netw; IEEE trans*; 20; p 316 – 335;
30. Ursino M, Cona F. *The generation of rhythms within a cortical region: analysis of a neural mass model*. *Neuroimage*; 52; p 1080 – 1094.
31. Hertz J. (1991) *Introduction to the theory of neural computation*. Addison – Wesley Publishing Company, Redwood City.