

**ALMA MATER STUDIORUM-UNIVERSITA' DI BOLOGNA  
CAMPUS DI CESENA  
SCUOLA DI INGEGNERIA E ARCHITETTURA**

**CORSO DI LAUREA MAGISTRALE IN INGEGNERIA  
BIOMEDICA**

**TITOLO DELLA TESI**

**MODELLI DI MEMORIA SEMANTICA E LESSICALE:  
STUDIO MODELLISTICO DEI MECCANISMI  
DI APPRENDIMENTO DIPENDENTI DAL CONTESTO  
E DALL'ESPERIENZA.**

Tesi in  
Sistemi Neurali LM

Relatore

*Prof. Mauro Ursino*

Presentata da

*Nicole D'Adamo*

Correlatrice

*Dott.essa Eleonora Catricalà*

Sessione I

Anno accademico 2016/2017

*Ai miei nonni.*

# INDICE

INTRODUZIONE.....	6
-------------------	---

## Capitolo 1

1.CONCETTO DI MEMORIA.....	8
1.1 Memoria semantica e linguaggi.....	10
1.2 Modelli della memoria semantica.....	12
1.2.1 Modelli connessionisti.....	13

## Capitolo 2

2.INTRODUZIONE AL MODELLO.....	17
2.1 Modello bidimensionale.....	17
2.2 Modello unidimensionale.....	19
2.3 Apprendimento Hebbiano.....	21
2.4 Descrizione matematica.....	24
2.5 Ingresso rete semantica.....	25
2.6 Ingresso rete lessicale.....	26

## Capitolo 3

3.ADDESTRAMENTO RETE.....	28
3.1 Equazioni del modello.....	28

3.2 Assegnazione parametri- apprendimento rete semantica.....	29
3.3 Assegnazione parametri- apprendimento rete lessicale .....	32
3.4 Apprendimento con soglia variabile.....	33

## **Capitolo 4**

4. MODELLO OGGETTI.....	36
4.1 Scelta dei dati.....	36
4.2 Descrizione modello.....	38
4.3 Parametri .....	41

## **Capitolo 5**

5. RISULTATI E SIMULAZIONI PRIMO MODELLO.....	43
5.2 Addestramento semantico – fase 1 .....	43
5.3 Addestramento lessicale – fase 2.....	51
5.3.1 Simulazioni di compiti di denominazione dei concetti.....	59
5.3.2 Simulazioni di compiti di riconoscimento di parole.....	63

## **Capitolo 6**

6. RISULTATI E SIMULAZIONI SECONDO MODELLO.....	65
6.1 Secondo modello-Concetto di singola proprietà-.....	65
6.2 Addestramento semantico – fase 1 nuova.....	65
6.3 Addestramento lessicale – fase 2 .....	70
6.3.1 Simulazioni di compiti di denominazione dei concetti .....	78

6.3.2 Simulazioni di compiti di riconoscimento di parole .....	79
--	----

## **Capitolo 7**

7. MODELLO CONTESTO.....	81
7.1 Descrizione del modello.....	83
7.2 Addestramento semantico.....	86
7.2.1 Simulazioni.....	93
7.3 Addestramento lessicale .....	98
7.3.1 Simulazioni.....	101

## **Capitolo 8**

8. MODELLO ESPERIENZA.....	109
8.1 Descrizione del modello.....	109
8.2 Addestramento semantico .....	112
8.2.1 Soggetto 1 .....	112
8.2.2 Soggetto 2.....	114
8.2.3 Simulazioni.....	116

<b>CONCLUSIONE.....</b>	<b>120</b>
-------------------------	------------

<b>BIBLIOGRAFIA.....</b>	<b>122</b>
--------------------------	------------

## INTRODUZIONE

L'organizzazione dell'informazione concettuale influisce direttamente sul nostro comportamento, dal momento che governa la modalità attraverso la quale il mondo esterno determina i nostri concetti, e il modo attraverso il quale i concetti influenzano l'azione, trasmettendo informazione tra regioni connesse del cervello. Lo studio della memoria semantica gioca un ruolo importante; i modelli teorici (qualitativi o matematici) danno un contributo a comprendere i meccanismi operanti.

Il modello neurale presentato in questa tesi è una rappresentazione della memoria semantica e lessicale, che sfrutta la regola di Hebb per addestrare le sinapsi. Il principio alla base di tale modello è che la semantica di un oggetto è descritta attraverso una collezione di proprietà, caratterizzate da una differente frequenza di occorrenza che determina il diverso grado di "salienza". Inoltre gli aspetti semantici e lessicali sono memorizzati in regioni separate del cervello, ma reciprocamente connesse sulla base dell'esperienza passata, secondo un meccanismo di apprendimento fisiologico. Nella rete semantica, ogni neurone codifica una proprietà, mentre ogni neurone nella rete lessicale codifica una word-form associata alla rappresentazione di un dato concetto.

L'obiettivo del lavoro è quello di estendere un modello sviluppato negli anni precedenti (Ursino et al., 2015) e, attraverso di esso, analizzare il ruolo delle diverse proprietà nella costruzione di un concetto e le connessioni tra queste proprietà e la parola corrispondente al nome dell'oggetto, e comprendere come tali connessioni siano indotte dall'esperienza ed eventualmente dipendenti da un contesto. Le tassonomie dei modelli sono state fornite dal Dipartimento di Neuropsicologia del San Raffaele di Milano. Un aspetto rilevante

rispetto ai modelli precedenti è stato l'inserimento di una soglia post-sinaptica variabile. Questo comporta, che in seguito all'addestramento, una proprietà marginale non venga spontaneamente evocata; al contrario una proprietà dominante venga evocata spontaneamente ed evita che una proprietà condivisa solo da alcuni membri divenga dominante e sia erroneamente attribuita all'intera categoria. In questo lavoro di tesi viene inoltre simulato il concetto di contesto; verrà realizzata una rete caratterizzata da proprietà context dependent e context independent. Le successive simulazioni, con la rete addestrata, mostrano come, in linea di massima, evocando alcune proprietà, siano richiamate le altre salienti e la parola associata, situata nell'area lessicale. Infine è stato realizzato un modello per simulare soggetti diversi con differenti rappresentazioni semantiche.

Dopo una breve panoramica sul concetto di memoria e alcune teorie inerenti alla memoria semantica (*Cap.1*) analizzeremo gli aspetti qualitativi e matematici del modello (*Cap.2*), ci concentreremo sui cambiamenti ottenuti migliorando la legge di apprendimento (*Cap.3-6*). Successivamente passeremo ad una tassonomia con due oggetti, dove realizzeremo un modello basato sul contesto (*Cap.7*). Passeremo infine ad analizzare una rete addestrata a simulare la semantica di soggetti caratterizzati da un'esperienza differente (*Cap.8*). Tutti i modelli realizzati hanno fornito risultati soddisfacenti in tutte le condizioni analizzate.

# Capitolo 1

## 1.CONCETTO DI MEMORIA

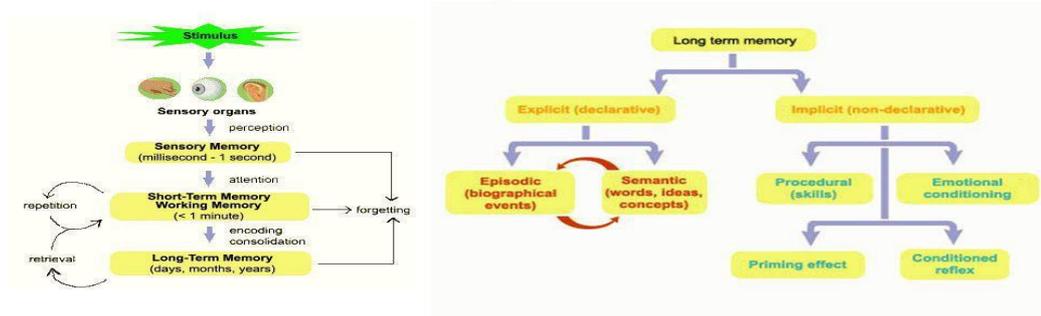
La memoria è la capacità del cervello di trarre beneficio dall'esperienza precedente. Rappresenta l'abilità cognitiva di acquisire, conservare ed utilizzare in un momento successivo, informazioni concernenti il mondo intorno a noi e la nostra esperienza in esso. Il termine apprendimento si riferisce ai processi attraverso cui vengono acquisite e conservate nuove informazioni. Il termine memoria si riferisce a informazioni o rappresentazioni interne basate su esperienze passate, ed in grado di influenzare il comportamento futuro. Useremo la seguente definizione assai vasta: *si intende con memoria ogni cambiamento del comportamento indotto dall'esperienza.* Esistono vari modi di classificare la memoria nell'ambito delle neuroscienze cognitive. Una suddivisione fondamentale della memoria è basata sulla durata dell'intervallo di ritenzione, cioè su quanto a lungo l'informazione è mantenuta in mente prima che il soggetto la recuperi e la usi in qualche compito, identificando due tipi distinti di memoria: **memoria di breve periodo** e **memoria di medio-lungo periodo**.

Le prime, sono sostanzialmente memorie di lavoro, della durata di secondi o al massimo di minuti usate per svolgere un compito e subito cancellate. Le seconde, con durata di mesi, anni o tutta la vita, corrispondono a informazioni memorizzate per poi essere richiamate e usate solo in situazioni successive. Le memorie di medio-lungo periodo, a loro volta, vengono divise in **memorie dichiarative** e **memorie implicite**. Le prime sono memorie di cui siamo coscienti, memoria di fatti ed eventi (dove ho parcheggiato l'auto, cosa ho mangiato, ecc...). Memoria il cui contenuto può essere dichiarato o reso esplicito, il

soggetto quindi è cosciente e in grado di esprimere ciò che ha memorizzato. Le seconde sono memorie di cui siamo in larga misura inconsapevoli, procedure motorie o associazioni stimolo-risposta (guidare la bicicletta, comporre un numero sulla tastiera del telefono) che controllano il comportamento a livello inconsapevole, di cui il soggetto non è in grado di descrivere il contenuto di ciò che ha memorizzato. I più importanti esempi di memorie implicite comprendono la memoria procedurale, e i riflessi condizionati. La memoria esplicita a sua volta è distinta in due categorie: **memoria episodica** e **memoria semantica**. La prima è una memoria personale, autobiografica, fortemente legata al contesto, non condivisa con altri. Lo scopo è di memorizzare i particolari dell'episodio ( il ricordo di un gatto individuale in un dato momento) ed è di solito acquisita attraverso un'unica esperienza. La memoria semantica è una memoria indipendente dal contesto, il più possibile condivisa con altri e non personale. Lo scopo è memorizzare ciò che tanti episodi hanno in comune, prescindendo dai particolari (ad esempio per la semantica del concetto "gatto" si memorizza tutto ciò che i gatti hanno in comune, non i dettagli individuali di un gatto rispetto a un altro, quindi è una rappresentazione non contestualizzata che dovrebbe essere il più possibile vicina all'idea di gatto che ha un'altra persona.). Contiene il significato degli oggetti e dei concetti ed è acquisita dopo diverse esperienze.

# Classificazione delle memorie

**Memoria:** ogni cambiamento del comportamento indotto dall'esperienza

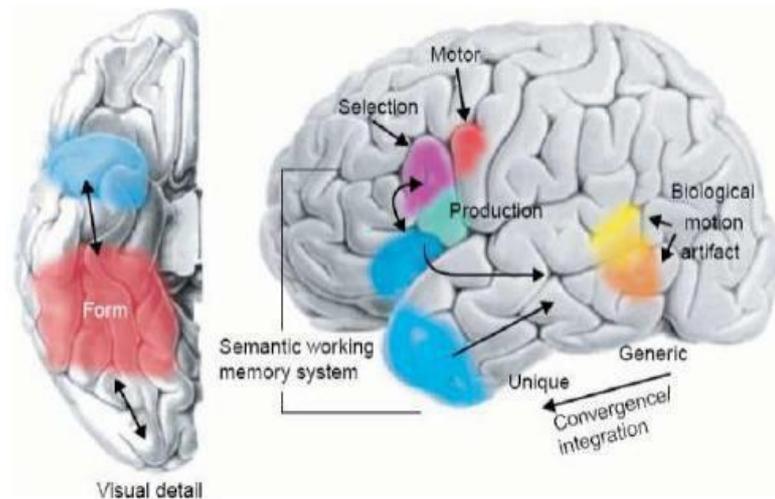


*Fig1.1: divisione della memoria a lungo termine. Nella parte destra la classificazione delle memorie di medio-lungo periodo in base al significato funzionale. A sinistra una classificazione delle memorie su base temporale.*

## 1.1 Memoria semantica e linguaggio

Il dominio della memoria semantica comprende informazioni riguardanti le proprietà e gli attributi dei concetti e i processi che permettono in modo efficiente di recuperare, agire e mettere queste informazioni al servizio del pensiero e del linguaggio. Tulving (1982) per primo ha introdotto il termine “memoria semantica” per identificare un tipo di memoria dichiarativa che comprende concetti su oggetti, indipendentemente dal contesto e culturalmente condivisa. L'importanza della memoria semantica e della sua stretta relazione con il linguaggio, ha condotto alla formazione di alcune teorie per comprenderne la sua organizzazione nel cervello e il comportamento di alcuni pazienti con deficit lessicali. Studi su pazienti con lesioni o danni cerebrali hanno portato alla scoperta di almeno due regioni coinvolte: la corteccia sinistra pre-frontale (LPC) e i lobi temporali. In particolare, i pazienti con danno alla LPC avevano difficoltà nel recuperare parole in risposta ad indizi specifici (ad esempio nel dire parole che iniziano con una lettera specifica o il nome di oggetti che appartengono ad una categoria

semantica specifica), seppur in assenza di afasia. Questo ha suggerito il ruolo cruciale della LPC nel recupero di informazione semantica e lessicale. I pazienti con danni ai lobi temporali, invece, non riuscivano a dare il giusto nome agli oggetti e a recuperare informazioni sulle loro specifiche caratteristiche. I primi studi di imaging funzionale hanno rivelato che l'elaborazione semantica si svolge in ampie aree che coinvolgono la corteccia prefrontale, i lobi parietali e posteriori temporali, e regioni ventrali e laterali della corteccia temporale. Studi sulla generazione di una parola suggeriscono che l'informazione riguardo le proprietà degli oggetti può essere immagazzinata in diverse regioni della corteccia, e mostrano che le regioni laterali e ventrali della corteccia temporale posteriore possono essere attive in base al tipo di informazione che viene richiamata. Ad esempio, se al soggetto si chiede di pronunciare il nome di un'azione tipicamente associata ad un oggetto, si attiva la regione posteriore del giro temporale medio sinistro, adiacente al sito attivo durante la percezione del movimento; se si chiede invece di pronunciare una parola che identifica un colore, si attivano i lobi temporali ventrali, anteriori ai siti attivi durante la percezione del colore.



**Fig.1.3:** rappresentazione schematica della superficie ventrale (sinistra) e laterale (destra) del cervello. Le aree colorate identificano le posizioni approssimative delle regioni in cui possono essere memorizzate le informazioni semantiche sulla forma, movimento e relativi schemi motori dell'oggetto. L'informazione semantica può essere integrata nei lobi temporali, con crescente convergenza e integrazione delle informazioni procedendo dall'asse anteriore verso il posteriore, che vuol dire passare dai concetti più generali (le categorie) ai concetti più specifici (i membri delle categorie). Le regioni specifiche della corteccia parietale inferiore sinistra ed i lobi temporali possono essere coinvolti nelle operazioni di recupero, selezione ed accesso alle informazioni semantiche. [Martin, A., & Chao, L.L., 2001]

## ***1.2 Modelli della memoria semantica***

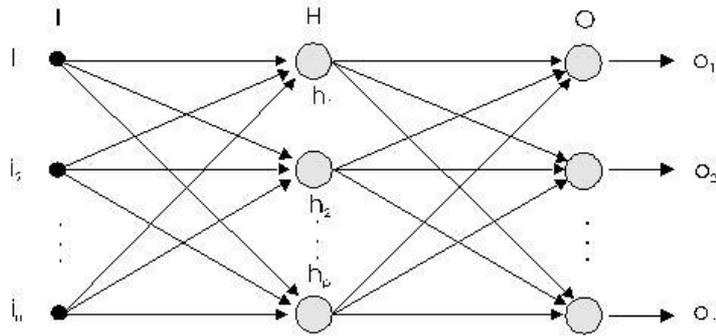
I modelli con cui è possibile rappresentare la memoria semantica si distinguono in: rappresentazione astratta, per esemplari e approccio connessionista. Nei modelli della rappresentazione astratta, le informazioni sono mantenute in memoria in un formato amodale. Queste rappresentazioni mentali vengono definite amodali poiché si pensa siano il prodotto di una traduzione da un linguaggio sensorio-motorio, cioè sensoriale, corporeo, impiegato nell'esperienza con il mondo, ad un linguaggio indipendente dalle modalità sensoriali, cioè appunto a-modale.

I *modelli per esemplari*, invece, si fondano sull'esperienza; la conoscenza semantica di oggetti concreti non è puramente simbolica, ma piuttosto si fonda sulla concreta esperienza. Ciò significa che la

rappresentazione multimodale acquisita durante l'esperienza (come la percezione, l'azione, l'emozione) è riattivata nel cervello durante la rappresentazione dell'oggetto concreto. Tali modelli si possono inserire in quella che viene chiamata, "grounded cognition", dove il contesto, ovvero la specifica situazione in cui la persona e il mondo in cui interagisce si trovano, svolge un ruolo fondamentale nel determinare i processi cognitivi. La "grounded cognition", respinge infatti la concezione secondo cui i simboli amodali rappresentano la conoscenza nella memoria semantica, poiché è improbabile che il cervello contenga tali simboli. Molti sono stati gli esperimenti fatti per confermare questa tesi. A seguito di un'esperienza, il cervello cattura gli stati attraverso le modalità e le integra con una rappresentazione multimodale posta in memoria. In seguito alla memorizzazione, le rappresentazioni multimodali, catturate durante le esperienze, vengono riattivate con le loro istanze per simulare l'oggetto; in questo modo il cervello ha espresso la percezione, azione, introspezione ad essa associate. La rappresentazione concettuale è dunque fortemente legata al contesto e dipendente dall'esperienza.

### ***1.2.1 Modelli connessionisti.***

Per quanto riguarda i *modelli connessionisti*, invece, sono costituiti nella maggior parte dei casi da un'architettura distribuita in cui la rappresentazione di un concetto viene «spalmata» su diversi sottosistemi. Nei modelli connessionisti, le informazioni sulle diverse proprietà degli oggetti sotto forma di segnali eccitatori o inibitori che sommandosi tra di loro danno luogo a specifici pattern di attivazione tra le singole unità interconnesse.



**Fig 1.4:** Rete a due strati. **I:** nodi d'ingresso. **H:** strato nascosto. **O:** strato di uscita

Uno dei primi modelli connessionisti è stato proposto da *Hinton et al.* (1981). Tramite dinamiche di attrattori, Hinton riuscì a spiegare importanti proprietà della memoria semantica. Le “*reti di attrattori*” sono una classe di modelli matematici connessionisti: per recuperare un concetto, la rete, sulla base dell’esperienza precedente, è attratta verso un set stabile di attività, ripristinando informazioni mancanti. Il limite principale del modello di Hinton è che i pesi sinaptici sono dati a priori, non basati sulla passata esperienza. In un articolo successivo, Hinton (1986) ha utilizzato uno schema feed-forward, con cinque strati, uno di input, due di output e due nascosti, addestrati con l’algoritmo backpropagation, per investigare quale rappresentazione può svilupparsi negli strati nascosti. Egli ha dimostrato che la rete può rivelare caratteristiche semantiche implicite non originariamente utilizzate come input, e rappresentarle nello strato nascosto.

Nonostante le reti feed-forward siano uno strumento potente nell’apprendere le relazioni tra le proprietà, non sono adatte per lo studio degli aspetti temporali e dinamici della nostra memoria, dal momento che le informazioni si propagano tra livelli in un unico passaggio. Ad oggi sono stati sviluppati modelli, basati sulle dinamiche di attrattori, che consentono lo studio di aspetti dinamici della memoria

semantica (*McRae et al, 1997 o Masson 1995*). All'interno di tali reti, le informazioni distribuite su singoli oggetti vengono espresse dall'attivazione simultanea di un gruppo di neuroni che codifica per le diverse funzionalità. Altri autori, hanno investigato in che modo le relazioni statistiche tra le proprietà (derivanti da compiti in cui si chiede di elencare le proprietà di alcuni oggetti) possono essere codificate attraverso reti di attrattori, e hanno analizzato il ruolo di caratteristiche come la correlazione e la distintività. Ad esempio *Cree et al. (2006)* hanno evidenziato il diverso ruolo svolto dalle caratteristiche distintive e condivise nella rappresentazione semantica dei concetti. Mostrando che le sinapsi che si formano tra le parole che identificano un concetto e le proprietà distintive dello stesso concetto, sono più forti rispetto a quelle che si formano con le proprietà condivise. *O'Connor et al. (2009)* hanno dimostrato che un singolo strato di nodi può rappresentare sia concetti subordinati che superordinati senza la necessità di un organizzazione gerarchica a priori. In questi modelli, però, le sinapsi sono addestrate usando un algoritmo supervisionato, ovvero c'è un "insegnante" esterno che di volta in volta dice alla rete quale è la prestazione desiderata. La rete si modifica in conseguenza a tale insegnamento e, dopo un certo numero di epoche in cui le sono presentati tutti gli esempi con il corrispondente output, diventa capace di produrre da sola l'output corretto per ogni input. Tuttavia l'apprendimento supervisionato non è una regola neurofisiologica. In un ambiente reale, i concetti sono probabilmente appresi attraverso una semplice presentazione di oggetti in un modo non supervisionato. Quindi, può essere utile investigare il ruolo delle reti di attrattori nella formazione della memoria semantica, all'interno del paradigma di apprendimento Hebbiano. Nella regola di Hebb non è necessario calcolare l'errore e propagarlo all'indietro durante l'addestramento. E' un metodo neurofisiologico e sembra

riprodurre un modo naturale di codifica delle regolarità statistiche e della correlazione tra le proprietà.

Tradizionalmente, psicologi e neuroscienziati cognitivi hanno descritto la memoria semantica "context free" e le rappresentazioni concettuali (ad esempio, il concetto di un limone) statiche. In realtà i concetti stessi sono indissolubilmente legati ai contesti in cui appaiono, tanto è vero che la linea di demarcazione di un concetto da un contesto può essere impossibile da definire. Lo scienziato E. Yee riporta una serie di attenti studi per dimostrare come le rappresentazioni concettuali si intrecciano con il contesto. I contesti che descrive (che possono essere interdipendenti) includono: l'esperienza a lungo termine, l'esperienza recente e il contesto corrente. Le rappresentazioni degli oggetti variano nel tempo in seguito all'esperienza e dal momento che individui diversi hanno esperienze diverse, le rappresentazioni concettuali possono differire tra gli individui (per esempio leggere frasi che descrivono le azioni associate a hockey sul ghiaccio attiva molto più regioni della corteccia premotoria in giocatori di Hockey che non in altri individui). Altri studiosi, van Dantzig, Pecher, Zeelenberg, e Barsalou (2008) hanno dimostrato che la rappresentazione concettuale è fortemente influenzata da esperienze recenti o dal contesto corrente.

Ad esempio, se un oggetto è rappresentato in un contesto coerente con il suo utilizzo (un timer da cucina accanto ad una pentola posta a bollore), l'azione associata all'utilizzo dell'oggetto risulta più immediata come anche l'eventuale presenza di altri oggetti può facilitare e rendere più veloce l'attivazione concettuale. Il contesto, l'esperienza individuale o eventuali presenze di degenerazione neuronale sono tutti aspetti che influenzano l'attivazione e l'elaborazione e caratterizzano la dinamicità della memoria semantica.

# Capitolo 2

## 2. INTRODUZIONE AL MODELLO

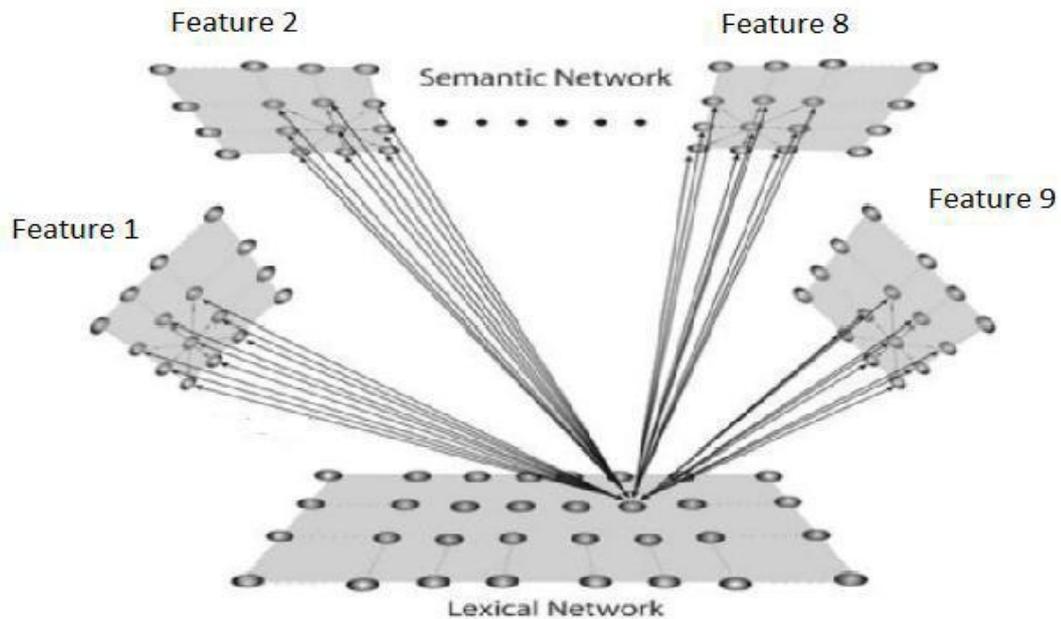
Il modello di rete utilizzato in questo primo studio è una versione semplificata monodimensionale del modello a due dimensioni sviluppato nel 2013 Ursino et al. Di seguito verrà descritto il modello bidimensionale dal punto di vista qualitativo e successivamente nel dettaglio il modello a una dimensione.

### *2.1 Modello bidimensionale*

Il modello incorpora due reti di neuroni, come illustrato in fig. 1.1. La prima rappresenta la “rete semantica” ed è dedita alla descrizione di oggetti rappresentati come un insieme di proprietà senso-motorie. Si assume che queste proprietà siano codificate in diverse aree corticali (sia nella corteccia sensoriale che nella corteccia motoria, e probabilmente anche in altre aree come quelle emotive) e siano organizzate topologicamente secondo un principio di somiglianza. Ogni area codifica per una proprietà, e i neuroni prossimali si eccitano reciprocamente e inibiscono quelli più distali attraverso sinapsi laterali eccitatorie e inibitorie all’interno della stessa area. Grazie alla organizzazione topologica l’attività dei neuroni si estende anche alle unità prossimali producendo una “bolla di attivazione”; ciò significa che le proprietà simili, situate in posizioni prossimali della rete, diventano moderatamente attive insieme. Inoltre una proprietà può ricevere sinapsi da altre proprietà in diverse aree realizzando una memoria auto-associativa.

Il secondo strato di neuroni rappresenta la “rete lessicale”. Ogni unità computazionale in questa rete codifica per una forma verbale. Le

sinapsi tra la rete semantica e la rete lessicale realizzano una memoria etero-associativa.



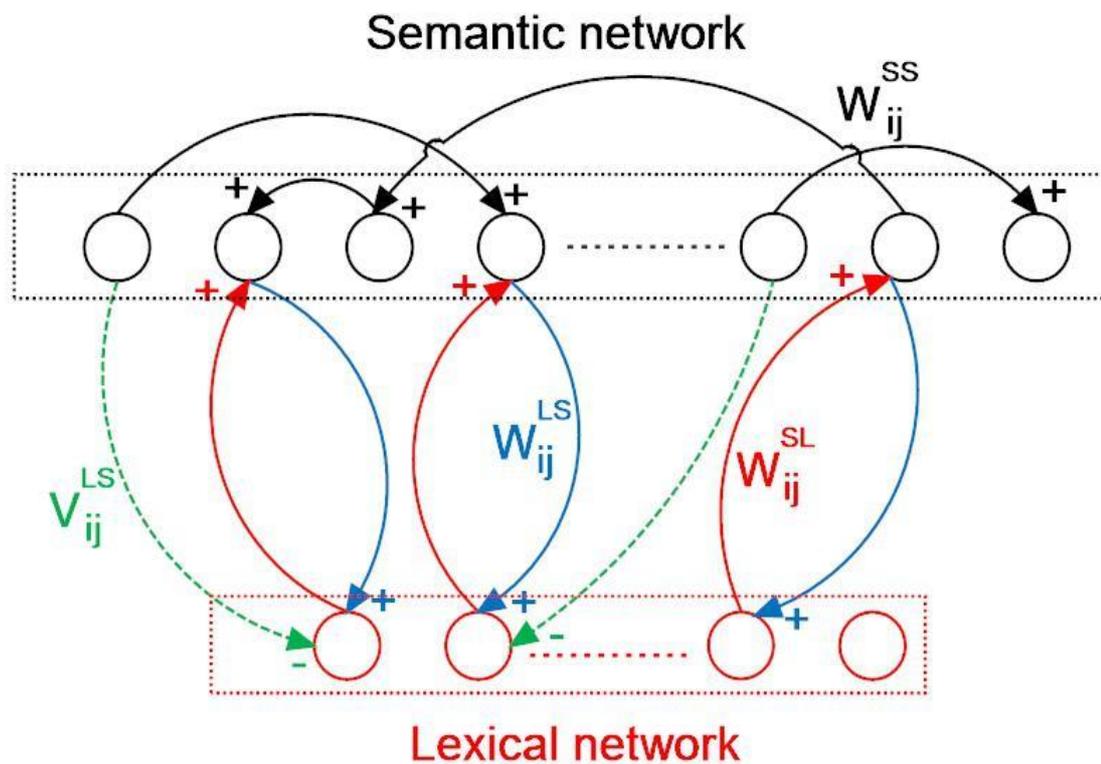
*Fig.2.1: struttura generale del modello in cui è presente una rete semantica e una rete lessicale.*

Ogni unità neurale è descritta da due indici ( $ij$  o  $hk$ ) che rappresentano la posizione all'interno della rete. Di conseguenza una sinapsi tra due unità neurali ha quattro indici (per esempio  $ij, hk$ ): i primi due rappresentano la posizione del neurone post-sinaptico, gli altri due la posizione del neurone pre-sinaptico. La rete semantica ha 9 aree, ognuna codifica per una proprietà (quindi la rete può gestire massimo 9 proprietà per ogni oggetto) e ogni area è descritta da una matrice  $20 \times 20$  di unità neurali (400 unità in totale). Per semplicità queste nove aree sono codificate attraverso una singola matrice semantica che consiste di  $60 \times 60$  unità ( $i = 1, 2, \dots, 60; j = 1, 2, \dots, 60$ ). La rete lessicale comprende una singola area con 400 unità ( $i = 1, 2, \dots, 20; j = 1, 2, \dots, 20$ ).

## ***2.2 Modello unidimensionale***

Il modello incorpora ancora due reti di neuroni, una rappresenta la rete semantica e l'altra la rete lessicale (Fig. 2.2). Gli oggetti nella rete semantica sono rappresentati come un insieme di proprietà (features) sparse non più in 9 aree corticali, ma raccolte in un vettore di lunghezza  $M$  (le proprietà sono numerate dalla posizione 2), dove ogni unità neurale codifica per una feature, e ogni feature può ricevere sinapsi da tutte le altre (tranne che da se stessa) formando una matrice delle sinapsi di dimensione  $M \times M$ . Nella rete lessicale ogni unità neurale codifica per una forma verbale (word-form), e ognuna è associata ad una rappresentazione individuale dell'oggetto. Le parole sono raccolte in un vettore di lunghezza  $ML$ . Non si considera più l'organizzazione topologica delle aree e quindi si trascurano le sinapsi laterali che implementano il principio di somiglianza. Dopo l'apprendimento le due reti diventano fortemente interconnesse, quindi lavorano insieme per costituire un sistema semantico-lessicale altamente interattivo. Ogni unità neurale viene indicata non più con un doppio indice, ma soltanto con un pedice ( $j$ ), mentre una sinapsi tra due unità neurali ha due pedici  $j_i$ , il primo rappresenta la posizione del neurone post-sinaptico, il secondo la posizione del neurone presinaptico. Le sinapsi eccitatorie tra i neuroni dell'area semantica sono create sulla base della passata esperienza della rappresentazione dell'oggetto, con un paradigma Hebbiano, che include sia il potenziamento che il depotenziamento delle sinapsi, e una soglia per l'attività presinaptica e postsinaptica. Il modello è stato addestrato usando una tassonomia di oggetti descritti attraverso un vettore di features caratterizzato da alcune proprietà condivise e alcune proprietà distintive e con una diversa frequenza di occorrenza per le varie feature. Le proprietà hanno una diversa salienza, come conseguenza delle loro diverse frequenze utilizzate durante

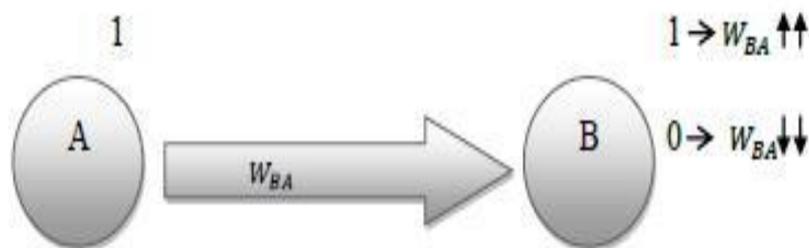
l'addestramento. Più precisamente per le proprietà salienti è stata utilizzata una frequenza pari al 70% per le marginali pari al 40%. La rete addestrata è in grado di risolvere compiti di riconoscimento di oggetti, mantenendo una distinzione tra le categorie e i membri individuali all'interno della categoria, e dando un diverso ruolo alle proprietà salienti rispetto a quelle marginali.



**Fig. 2.2:** schema del modello semplificato unidimensionale. La rete semantica (primo strato): ogni unità semantica è connessa alle altre dello stesso strato attraverso sinapsi eccitatorie. La rete lessicale (secondo strato): ogni unità lessicale può ricevere sinapsi eccitatorie e inibitorie dalle unità semantiche, mentre le unità semantiche possono ricevere solo sinapsi eccitatorie dai neuroni lessicali. In blu e rosso sono rappresentate le sinapsi eccitatorie, in verde quelle inibitorie.

### 2.3 Apprendimento Hebbiano

Addestrare una rete neurale senza supervisore significa presentarle un insieme di esempi e lasciare che la rete si costruisca da sola la conoscenza interna necessaria per svolgere il compito richiesto. Il modo con cui la rete apprende viene definito dalla regola d'apprendimento. La regola di apprendimento più utilizzata è quella di Hebb, formulata nel 1949. Essa afferma che : “Quando un neurone A (pre-sinaptico) ha partecipato più volte a far eccitare un neurone B (post-sinaptico) si verificano alterazioni metaboliche che modificano l’attività di A su B, ( $W_{BA}$  ) aumenta; quindi tale sinapsi si addestra sulla base della precedente relazione tra A e B”.



La *regola di Hebb* sostiene che se una sinapsi è attiva nello stesso momento in cui è attivo il neurone postsinaptico, questa sinapsi verrà rinforzata. Secondo D. Hebb, quando un neurone ne eccita un altro si producono modificazioni metaboliche in uno o entrambi; ne consegue che aumenta l’efficienza della sinapsi. Inoltre, secondo Hebb, due cellule o sistemi che ripetutamente e contemporaneamente si mostrino attivi tenderanno a divenire “associati” in modo che l’attività dell’uno faciliti quella dell’altro. Immaginiamo dunque di avere due neuroni, uno pre-sinaptico indicato con A e uno postsinaptico indicato con B, e di indicare con 0 il neurone inibito e con 1 il neurone eccitato.

La regola di Hebb si può descrivere matematicamente con la formula seguente:

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

Dove con  $Y_A$  viene indicata l'attività del neurone pre-sinaptico, con  $Y_B$  l'attività del neurone post-sinaptico (per entrambi assumiamo 0 come massima inibizione, 1 massima eccitazione),  $\Delta W_{BA}$  indica la variazione della sinapsi da A a B, e  $\gamma$  è un fattore di apprendimento che determina la velocità di apprendimento; maggiore è  $\gamma$  e più velocemente è appresa la variazione sinaptica. Al fine di tenere conto non solo del rinforzo sinaptico, ma anche di un indebolimento sinaptico assumiamo che queste attività siano confrontate con una soglia. La regola modificata è la seguente:

$$\Delta W_{ij} = \gamma_{ij} (x_i - \theta_{post}) (x_j - \theta_{pre}) \quad (1)$$

Dove  $\theta_{post}$  e  $\theta_{pre}$  sono soglie per le attività post-sinaptiche e presinaptiche. La regola di Hebb richiede alcune restrizioni per essere davvero fisiologica. In primo luogo, quando entrambe le attività pre-sinaptiche e post-sinaptiche sono basse, non dovrebbe verificarsi nessuna variazione di peso sinaptico. Quindi:

$$x_j^A < \theta_{post}^{AB} \text{ e } x_i^B < \theta_{pre}^{AB} \quad \text{allora} \quad \Delta W_{j,i}^{AB} = 0 \quad (2)$$

Dove gli apici AB stanno a indicare il neurone postsinaptico e presinaptico rispettivamente.

In secondo luogo, una sinapsi non può diventare negativa (altrimenti l'eccitazione sarebbe convertita in inibizione, che non è

fisiologicamente accettabile). Quindi, nel calcolare il nuovo valore della sinapsi si ha che :

$$W_{j,i}^{AB} \leftarrow (W_{j,i}^{AB} + \Delta W_{j,i}^{AB}) U (W_{j,i}^{AB} + \Delta W_{j,i}^{AB}) \quad (3)$$

dove il simbolo  $\leftarrow$  significa che il valore calcolato al membro di destra è assegnato al membro di sinistra, e  $U(y)$  rappresenta la funzione gradino ( $U(y) = 1$  se  $y > 0$ ,  $U(y) = 0$  altrimenti). In ultimo, le sinapsi non possono crescere all'infinito, ma devono raggiungere un livello massimo di saturazione. Per le sinapsi eccitatorie tra i neuroni stata usata una saturazione analoga a quella del modello di riferimento bidimensionale, ovvero, quando le sinapsi dell'area semantica è si avvicinano al loro valore massimo (indicato con  $W_{max}^{SS}$ ), progressivamente si riduce il rateo di apprendimento. Per cui si ha:

$$\gamma_{j,i}^{SS} = \frac{\gamma_0^{SS}}{W_{max}^{SS}} (W_{max}^{SS} - W_{j,i}^{SS}) \quad (4)$$

Dove  $\gamma_0^{SS}$  è il massimo rateo di apprendimento (cioè il rateo quando la sinapsi è zero)

Le sinapsi inibitorie sono addestrate con una regola anti-Hebbiana, cioè si indeboliscono quando sia l'attività pre-sinaptica che quella post-sinaptica sono sopra soglia, e si rinforzano quando le attività sono invece entrambe negativamente correlate (cioè, l' attività di un neurone è sopra soglia e l'attività dell'altro neurone sotto soglia). Quindi si ha:

$$\Delta V_{j,i}^{LS} = -\gamma_{inib}^{LS} (x_j^{LS} - \rho_{post}^{LS})(x_i^{LS} - \rho_{pre}^{LS}) \quad (5)$$

## 2.4 Descrizione matematica

Le equazioni matematiche sono le stesse del modello bidimensionale, tranne per il termine relativo alle sinapsi laterali che manca non essendo più considerate nel presente lavoro. L'attività di ogni unità nella rete semantica e lessicale (indicata con  $x_j$ ) è descritta dalla seguente equazione differenziale:

$$\tau^A \frac{d}{dt} x_j^A(t) = -x_j^A(t) + H^A(u_j^A(t)) \quad A = S, L \quad (6)$$

dove l'apice A indica la rete (semantica o lessicale),  $\tau^A$  è la costante di tempo, che determina la velocità di risposta allo stimolo, e  $H^A(u^A(t))$  è una funzione di attivazione sigmoideale che modula gli stimoli in ingresso al neurone, ed è descritta dalla seguente equazione:

$$H^A(u^A(t)) = \frac{1}{1 + e^{-(u^A(t) - \phi^A)p^A}} \quad (7)$$

dove p è un parametro che stabilisce la pendenza centrale della sigmoide, e  $\phi$  stabilisce la sua posizione centrale. Questa equazione assume convenzionalmente che l'attività massima sia 1 (cioè, le attività di tutti i neuroni sono normalizzate rispetto al valore massimo).

L'equazione 6 è di primo grado ed è risolta con il metodo di Eulero, per cui la soluzione all'istante  $t+\Delta t$  sarà funzione delle variabili di stato all'istante t precedente  $u_j^A(t)$  è l'ingresso globale che raggiunge il neurone j-esimo, e ha una diversa espressione nella rete semantica e nella rete lessicale.

## 2.5 Ingresso rete semantica

L'ingresso ai neuroni nella rete semantica (apice A = S) viene calcolato come la somma di tre contributi :

$$u_j^S(t) = I_j^S(t) + E_j^{SS}(t) + C_j^{SL}(t) \quad (8)$$

$I_j^S$  rappresenta l'input esterno che evoca l'attività del neurone in posizione j, proveniente da una catena di elaborazione senso-motorio-emotivo che estrae le features, e può assumere valore 0 (assenza di features) oppure 1 (presenza di features).  $E_j^{SS}$  rappresenta un termine di accoppiamento eccitatorio proveniente da unità in altre aree della rete semantica (cioè dai neuroni che codificano per una diversa feature). Esso ha la seguente espressione:

$$E_j^{SS} = \sum_i W_{j,i}^{SS} \cdot x_i^S \quad (9)$$

dove j indica la posizione del neurone postsinaptico (target), e i la posizione del neurone presinaptico, e la somma si estende a tutti i neuroni presinaptici nella rete semantica. Il simbolo  $W_{j,i}^{SS}$  rappresenta le sinapsi eccitatorie nella rete semantica che realizzano una memoria auto-associativa e sono soggette ad apprendimento. Esse costituiscono una matrice di dimensione MxM.

Il termine  $C_j^{SL}$  è un termine di cross-rete, ed è calcolato come segue:

$$C_j^{SL} = \sum_i W_{j,i}^{SL} \cdot x_i^L \quad (10)$$

Dove  $x_i^L$  rappresenta l'attività del neurone  $i$  nell'area lessicale e i simboli  $W_{j,i}^{SL}$  sono le sinapsi che vanno dall'area lessicale all'area semantica, e formano una matrice di dimensione  $M \times ML$ .

## 2.6 Ingresso rete lessicale

L'ingresso all'unità neurale lessicale in posizione  $j$  ( $u_j^L(t)$  in Eq. 6) comprende solo due termini, quindi:

$$u_j^L(t) = I_j^L(t) + C_j^{LS}(t) \quad (11)$$

$I_j^L(t)$  è l'input prodotto da una stimolazione linguistica esterna, proveniente dall'ascolto di fonemi o dalla lettura di caratteri, e può assumere valore 1 quando la word-form è data alla rete e 0 altrimenti.

$C_j^{LS}(t)$  rappresenta l'intensità dell'input dovuto alle connessioni sinaptiche dalla rete semantica. Le sinapsi dalla semantica alla rete lessicale includono sia un termine eccitatorio che un termine inibitorio ( $W_{j,i}^{LS}$  e  $V_{j,i}^{LS}$  rispettivamente), addestrati in modo diverso. Questo comporta una strategia inibitoria-eccitatoria più complessa. Infatti si vuole che una word-form nell'area lessicale sia eccitata quando tutte le sue corrispondenti proprietà salienti sono presenti nello scenario semantico, ma sia inibita quando è presente una proprietà che non appartiene all'oggetto.

Quindi, si può scrivere:

$$C_j^{LS} = \sum_i W_{j,i}^{LS} \cdot x_i^S - \sum_i V_{j,i}^{LS} \cdot x_i^S \quad (12)$$

Dove  $x_i^S$  rappresenta l'attività del neurone  $i$  nell'area semantica,  $W_{j,i}^{LS}$  è la forza delle sinapsi eccitatorie e  $V_{j,i}^{LS}$  la forza delle sinapsi inibitorie. Entrambe formano una matrice di dimensioni  $ML \times M$ .

# Capitolo 3

## 3 ADDESTRAMENTO RETE

### *3.1 Equazioni del modello*

All'inizio dell'addestramento tutte le sinapsi eccitatorie tra i neuroni nella rete semantica e le sinapsi eccitatorie e inibitorie tra i neuroni della rete semantica e i neuroni della rete lessicale sono fissate a zero. La procedura di apprendimento è divisa in due fasi distinte, si immagina che prima l'uomo impari a riconoscere gli oggetti, e soltanto in un secondo momento apprenda la parola corrispondente, per cui la memorizzazione di oggetti e parole non avviene contemporaneamente:

1) **FORMAZIONE SEMANTICA:** durante questa fase, gli oggetti sono presentati alla rete uno alla volta, e le sinapsi che collegano le diverse features (cioè le sinapsi  $W_{j,i}^{SS}$  in Eq.9) sono apprese. Le proprietà hanno una diversa frequenza di occorrenza, che stabilisce la loro salienza, maggiore è la frequenza, maggiore è la salienza.

2) **FORMAZIONE LESSICALE:** gli oggetti (descritti dalle features con le stesse statistiche della fase 1) sono presentati alla rete insieme con la corrispondente word-form della rete lessicale, e le sinapsi che collegano le reti semantiche e lessicali vengono apprese. In questa fase vengono utilizzate, oltre alle forme verbali che denotano singoli membri di una categoria, anche le categorie stesse.

Un punto fondamentale, per ottenere una corretta formazione riguarda la scelta dei valori appropriati per le soglie nella regola di Hebb. Il paragrafo successivo è dedicato a sottolineare la necessità di avere una

soglia post-sinaptica variabile, che è una nuova caratteristica del presente lavoro, mai attuata in precedenza.

### ***3.2 Assegnazione parametri-apprendimento rete semantica***

Cominciando dalla rete semantica, bisogna dire che questa, affinché sia valida, deve soddisfare i seguenti requisiti:

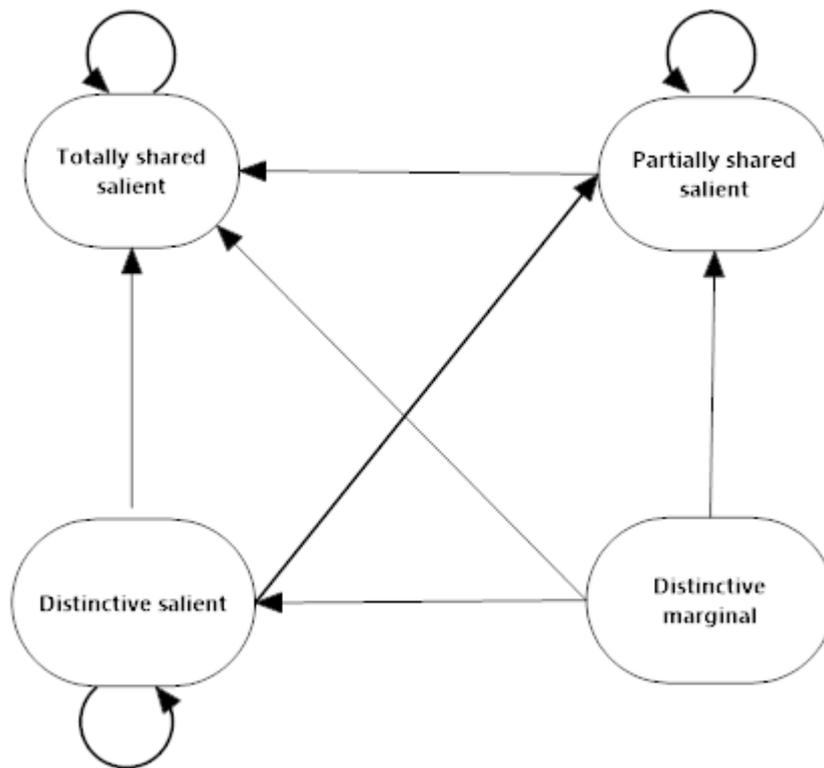
#### **1) Salienza vs marginalità:**

a) Le features salienti devono essere evocate da tutte le altre features dell'oggetto (sia salienti che marginali), di conseguenza, esse dovrebbero ricevere forti sinapsi di input. Al contrario, esse devono inviare forti sinapsi di uscita solo alle altre features salienti. b) le features marginali non dovrebbero essere evocate dalle altre features dell'oggetto (cioè, ricevono sinapsi deboli), ma favoriscono la ricostruzione dell'oggetto (quindi, mandano forti sinapsi di uscita verso le features salienti).

#### **2) Condivise vs distintive:**

a) Le features condivise da diversi oggetti in una categoria dovrebbero attivare tutte le altre features salienti condivise nella categoria, ma non dovrebbero attivare le caratteristiche distintive dei singoli membri. b) Una feature distintiva deve attivare non solo le altre features distintive salienti dello stesso oggetto, ma anche le features comuni salienti.

Le precedenti condizioni sono riassunte nello schema riportato in basso :



Questo particolare comportamento delle sinapsi semantiche può essere raggiunto assumendo che la soglia per l'attività post-sinaptica sia piuttosto elevata (nel seguito si supporrà, pari a circa la metà tra la massima inibizione e la massima eccitazione) , mentre la soglia per l'attività pre-sinaptica è bassa (supponiamo nei pressi dell'inibizione). Un valore di poco superiore allo zero è stato scelto qui per evitare che una attività neuronale residua provochi un rinforzo di sinapsi indesiderato. Questa scelta comporta le seguenti conseguenze principali :

✓ Se entrambi i neuroni presinaptici e postsinaptici sono attivi (attività vicina a 1), la sinapsi rafforza [ si ha  $\Delta W_{ij} = \gamma_{ij} \cdot 0.45 \cdot 0.95 \cong \gamma_{ij} \cdot 0.42$  ]

✓ Se il neurone postsinaptico viene inibito (attività vicina a 0), mentre il neurone presinaptico è elevato (attività vicino a 1), la sinapsi indebolisce [si ha  $\Delta W_{ij} = -\gamma_{ij} \cdot 0.55 \cdot 0.95 \cong -\gamma_{ij} \cdot 0.52$ ]. Questa situazione si verifica per la sinapsi che lascia una feature condivisa verso una feature distintiva, quando la feature comune appare in un concetto non contenente quella particolare feature distintiva. La stessa situazione si verifica anche per le sinapsi che lasciano una feature frequente verso una feature non-frequente, quando si percepisce la prima e la seconda non viene percepita. Quindi, dopo un addestramento sufficiente, a causa delle statistiche del verificarsi delle features, le features condivise invieranno sinapsi deboli verso le features distintive, e le features salienti invieranno sinapsi deboli verso quelle marginali.

✓ Se il neurone post-sinaptico viene eccitato (attività vicino a 1) e il neurone presinaptico viene inibito (attività vicina a zero), le sinapsi mostrano solo un indebolimento moderato [si ha  $\Delta W_{ij} = -\gamma_{ij} \cdot 0.45 \cdot 0.05 \cong -\gamma_{ij} \cdot 0.023$ ]. Questa è la situazione che si verifica nelle sinapsi che lasciano una feature marginale verso una feature saliente, quando la feature marginale non è percepita (l'attività pre-sinaptica è spesso vicina allo zero, poiché le features marginali sono spesso assenti). Di conseguenza, una feature marginale distintiva continua a inviare sinapsi forti verso tutte le features salienti, con scarso indebolimento. La stessa condizione si verifica anche se si considera una sinapsi da qualche feature distintiva verso una saliente condivisa.

E' importante sottolineare che nel modello si considera la frequenza di occorrenza come unico aspetto che caratterizza la salienza. Inoltre il

livello di salienza (cioè, se una proprietà è saliente o meno dipendentemente dalla sua frequenza) è strettamente legato al valore usato per la soglia post-sinaptica . Più è alta questa soglia e maggiore è il livello di frequenza richiesto affinché una proprietà sia saliente.

### ***3.3 Assegnazione parametri-apprendimento rete lessicale***

Le sinapsi eccitatorie dalle unità lessicali alle unità semantiche sono state addestrate

utilizzando una soglia bassa per le unità lessicali e una soglia superiore per le unità semantiche, indipendentemente dal fatto che questo neurone fosse presinaptico o post-sinaptico. Ciò significa che una parola deve essere attiva per garantirne l'apprendimento. La sinapsi si rafforza quando la feature corrispondente è presente nella rete sinaptica, se assente si indebolisce. Di conseguenza solo le caratteristiche salienti che partecipano frequentemente alla rappresentazione dell'oggetto sono spontaneamente connesse alla word-form corrispondente.

Le sinapsi inibitorie verso le word-forms, sono addestrate con una regola anti-Hebbiana, per cui è adottata una strategia un po' diversa. Infatti una proprietà che non partecipa mai alla semantica di un oggetto (indicato ad esempio con oggetto 1) ma partecipa frequentemente alla semantica di un altro oggetto (chiamato ad esempio oggetto 2) deve inibire la parola corrispondente all'oggetto 1. Per raggiungere questo obiettivo , queste sinapsi sono indebolite ogni volta che la proprietà è attiva nell'area semantica (che rappresenta l'unità presinaptica, quindi si assume  $\mathcal{G}_{pre} = 0$  in Eq.1).

La soglia postsinaptica ha un valore basso ( $\mathcal{G}_{post} = 0.05$ ). In questo modo, se la proprietà e la corrispondente parola sono attive insieme, la sinapsi inibitoria si riduce molto ( $\Delta W_{ij} = \gamma_{ij} \cdot 0.95$  in Eq.1 ma  $\gamma_{ij} < 0$  per l'apprendimento anti-Hebbiano). Ogni volta che una proprietà è presente senza la corrispondente parola, la sinapsi inibitoria ha un modesto aumento ( $\Delta W_{ij} = \gamma_{ij} \cdot 0.05$ ). Il risultato finale è che le proprietà che partecipano, seppur non frequentemente, alla rappresentazione di un oggetto (quindi anche quelle non salienti) non inibiscono la parola corrispondente. Solo le proprietà che non partecipano alla semantica dell'oggetto 1 ma a quella di altri oggetti inibiscono la parola corrispondente all'oggetto 1. Il livello di saturazione per la somma delle sinapsi eccitatorie dalla semantica verso una parola, è stato scelto in modo che quando tutte le proprietà salienti sono presenti per un dato oggetto, l'attività del neurone che rappresenta la parola corrispondente, è vicina a 1, ma è sufficiente che manchi una sola delle proprietà salienti per inibire completamente la parola.

### ***3.4 Apprendimento con soglia variabile***

E' stata utilizzata una regola di apprendimento che si adatta automaticamente alla statistica delle proprietà date in input, con una soglia post-sinaptica dipendente dalla frequenza di occorrenza della proprietà pre-sinaptica e in grado di aumentare quando si collegano due feature in una categoria (quindi, caratteristiche che sono condivise da molti concetti), ma di restare ad un valore basso quando si collegano caratteristiche distintive dei singoli membri.

La motivazione di questa scelta è di evitare che delle proprietà condivise che ricorrono di frequente siano automaticamente attribuite all'intera

categoria, anche quando non presenti in alcuni membri della categoria stessa. In altri termini, il concetto di salienza (regolato dalla soglia post-sinaptica) non può essere lo stesso per le proprietà distintive e per quelle condivise.

Per tenere conto di una soglia variabile, la regola di apprendimento Hebbiano vista fino ad ora (eq.1) diventa:

$$\Delta W_{ij} = \gamma_{ij} (x_i - \mathcal{G}_{post,j}) (x_j - \mathcal{G}_{pre}) \quad (13)$$

Dove abbiamo usato il pedice  $j$  per la soglia post-sinaptica, per specificare la sua dipendenza dalla feature pre -sinaptica. Il valore della soglia post-sinaptica variabile è dato da:

$$\theta_{ij}^{SS} = \begin{cases} \theta_{SSpost}^{SS} + \Delta \theta^{SS} (N_{ij} - 1) & \text{if } N_{ij} > 1 \\ \theta_{post} & \text{if } N_{ij} \leq 1 \end{cases}$$

Dove  $N_{ij}$  indica il numero di volte in cui, mediamente, si è presentata la coppia  $ij$  durante tutte le epoche di addestramento fino all'epoca attuale. Di conseguenza l'incremento della soglia è proporzionale al numero di volte in cui una coppia di proprietà si è verificata nella storia precedente. Il modello così addestrato presentava dei limiti. La regola è stata successivamente modificata.

$$\mathcal{G}_{post,j} = \begin{cases} \mathcal{G}_{post-base} + \Delta \mathcal{G}_{post} \cdot (N_j - 1) & \text{if } N_j > 1 \\ \mathcal{G}_{post-base} & \text{if } N_j \leq 1 \end{cases}$$

In cui  $N_j$  indica il numero di volte in cui, mediamente, si è presentata la feature  $j$  durante tutte le epoche di addestramento fino all'epoca attuale,  $\mathcal{G}_{post-base}$ ,  $\Delta \mathcal{G}_{post}$  sono parametri che stabiliscono il valore basale (cioè il valore per tutte le caratteristiche distintive) e il tasso di incremento della soglia post sinaptica. L'incremento della soglia è proporzionale al numero di volte in cui una determinata proprietà si è verificata nella storia precedente. Quindi, mentre le proprietà distintive, legate ad un unico concetto (e che ricorrono una sola volta durante un'epoca di addestramento) non possono avere  $N_j > 1$  e quindi la soglia rimane al valore basale le caratteristiche condivise hanno  $N_j > 1$  e  $\mathcal{G}_{post,j} > \mathcal{G}_{post-base}$ . Ciò significa che caratteristiche distintive possono creare facilmente sinapsi verso caratteristiche condivise (per la presenza di una soglia post-sinaptica bassa), ma non viceversa. Inoltre, è stato ipotizzato che la soglia post-sinaptica non possa mai superare un valore massimo di saturazione (indicato con  $\mathcal{G}_{post-sat}$ ).

$$\mathcal{G}_{post,j} \leq \mathcal{G}_{post-sat} \quad \forall j$$

Di seguito verranno discussi i risultati.

# Capitolo 4

## 4. MODELLO OGGETTI

### *4.1 Scelta dei dati*

I concetti utilizzati nelle simulazioni sono stati scelti da un database fornito dal Dipartimento di Neuropsicologia dell'ospedale San Raffaele a Milano.

L'intero database contiene 82 concetti, classificati in categorie (veicoli, animali, verdure...) e in viventi / non viventi, le proprietà per ciascun concetto sono state ottenute tramite test effettuati su soggetti.

Data la parola (ombrello), i soggetti interpellati dovevano elencare le proprietà fondamentali dell'ombrello (ripara dalla pioggia, usato da tutti ecc) ovvero le features che caratterizzano quel determinato concetto, siano esse distintive o condivise.

All'interno del database troviamo le seguenti voci:

- **Distinctiveness:** rappresenta una feature tipica proprio ad un concetto: è pari al 1 numero di concetti a cui appartiene una certa proprietà semantica, diviso il numero totale di concetti nel database.
- **Dominance:** il numero di partecipanti (tra 3 e 20) che hanno elencato una caratteristica specifica per un determinato concetto.
- **Semantic relevance:** è l'importanza di una feature in un concetto, ed è una combinazione non lineare della dominanza e della distintività.
- **Frequency:** il numero di concetti in cui una data caratteristica appare rispetto a tutti i concetti del database.
- **Frequency category:** il numero di concetti per cui una data caratteristica appare, rispetto a tutti i concetti di ciascuna categoria.

- **Distinctiveness Garrard:** determina il grado di distintività di una determinata proprietà. Ad un valore alto corrisponde una proprietà distintiva per quel concetto, se invece, il valore è basso, la proprietà è comune a molti concetti.

Per aver un'idea migliore del database sopra descritto, di seguito è riportata una sua immagine:

1	feature	concept	dominance	frequency	distinctiveness	semantic relevance	frequency_category	Distinctiveness_Garrard
2	atterra	aereo	5	2	41,000	26,788	2	0,400
3	decolla	aereo	4	2	41,000	21,430	2	0,400
4	è allungato	aereo	6	13	6,308	15,943	1	0,200
5	è di metallo	aereo	5	18	4,558	10,938	4	0,800
6	è grande	aereo	7	16	5,125	16,503	2	0,400
7	è pilotato	aereo	8	2	41,000	42,860	2	0,400
8	è rumoroso	aereo	3	5	16,400	12,107	3	0,600
9	è un mezzo di trasporto	aereo	20	6	13,667	75,452	5	1,000
10	è usato per viaggiare	aereo	3	2	41,000	16,073	2	0,400
11	è veloce	aereo	6	6	13,667	22,636	1	0,200
12	ha due ali	aereo	4	2	41,000	21,430	1	0,200
13	ha gli assistenti di bordo	aereo	3	1	82,000	19,073	1	0,200
14	ha i finestrini	aereo	5	2	41,000	26,788	2	0,400
15	ha il carrello	aereo	3	1	82,000	19,073	1	0,200
16	ha il motore a reazione	aereo	3	1	82,000	19,073	1	0,200
17	ha i motori	aereo	12	4	20,500	52,291	4	0,800
18	ha i sedili	aereo	3	2	41,000	16,073	2	0,400
19	ha l'elica	aereo	3	2	41,000	16,073	2	0,400
20	ha la cabina	aereo	9	2	41,000	48,218	2	0,400
21	ha la cabina di pilotaggio	aereo	9	2	41,000	48,218	2	0,400
22	ha la coda	aereo	3	19	4,316	6,329	1	0,200
23	ha le ali	aereo	20	7	11,714	71,004	1	0,200
24	ha le ruote	aereo	3	4	20,500	13,073	4	0,800
25	si trova in aeroporto	aereo	8	1	82,000	50,860	1	0,200
26	trasporta	aereo	10	8	10,250	33,576	5	1,000
27	trasporta carichi	aereo	11	6	13,667	41,498	4	0,800
28	trasporta molte persone	aereo	3	1	82,000	19,073	1	0,200
29	trasporta persone	aereo	16	4	20,500	69,721	3	0,600

Per i nostri studi, su 82 concetti abbiamo utilizzato 11 oggetti. Per individuare quali categorie utilizzare, e quali concetti scegliere

all'interno di queste categorie, abbiamo utilizzato la vicinanza semantica. Abbiamo preso concetti molto vicini semanticamente tra di loro, cioè che hanno molte caratteristiche in comune (es. poltrona e divano), per rendere ancora più difficile il compito alla nostra rete, cioè il riconoscimento di un oggetto. Per decidere se la proprietà del concetto è saliente o marginale abbiamo calcolato la media delle voci *Dominance* e *Semantic relevance* per ogni concetto. Le proprietà scelte come salienti hanno un valore superiore alla media in entrambe le voci. In alcuni casi, però, le proprietà non hanno entrambi i valori, *Dominance* e *Semantic relevance* superiore alla media; in quel caso si è osservata la sola voce *Semantic relevance*. Le proprietà marginali sono quelle che hanno il valore delle voci *Dominance* e *Semantic relevance* sotto la media.

#### ***4.2 Descrizione modello***

La tassonomia si basa su 11 oggetti, una super-categoria “oggetto” e due categorie “utensili da cucina” e “arredo”. Alcuni oggetti “ombrello”, “scopa”, “martello”, non fanno parte di una specifica categoria, ma rientrano negli “oggetti”. Abbiamo 101 proprietà, ciascuna descritta dalla corrispondente posizione all'interno della rete semantica. Alcune di queste proprietà sono condivise, e consentono la formazione di categorie, altre invece sono proprietà tipiche di ciascun oggetto, quindi sono proprietà distintive che appartengono solo a quel tipo di oggetto. Le proprietà hanno una diversa salienza, che in questo modello è determinata unicamente dalla frequenza con cui si verificano (cioè, la frequenza con cui una proprietà è presente come input quando un oggetto è usato durante la fase di addestramento per essere appreso). Le frequenze sono state scelte pari a 70% per le salienti e 40 % per le

marginali, in alcuni casi la stessa proprietà ha frequenza diversa a seconda dell'oggetto in cui compare.

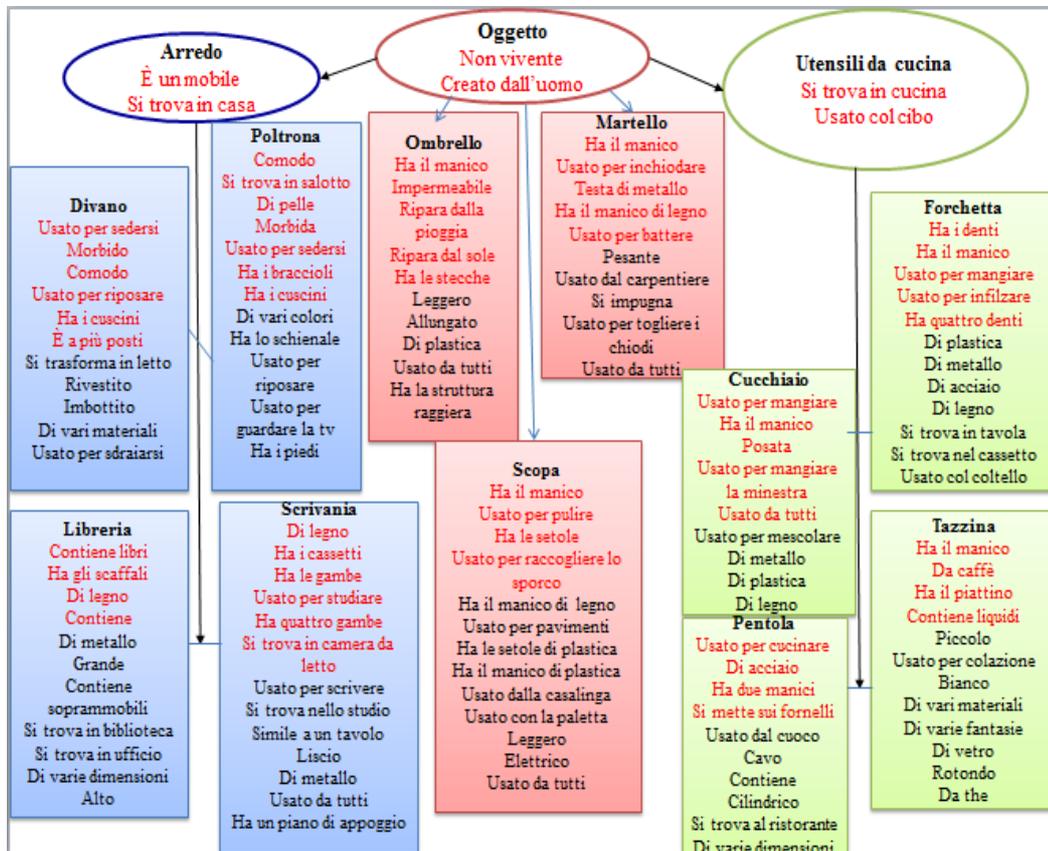


Figura 4: tassonomia di oggetti usati nelle simulazioni del modello. Ci sono 11 oggetti distinti, in rosso sono evidenziate le proprietà salienti.

Vediamo l'elenco delle proprietà e la posizione che assumono all'interno della rete.

```

creatodalluomo=2;
nonvivente=3;
sitrovaincucina=4;
usatocolcibo=5;
unmobile=6;
sitrovaincasa=7;

usatodalcuoco=38;
cavo=39;
contiene=40;
cilindrico=41;
sitrovaalristorante=42;
divariedimensioni=43;

hailmanico=8;
dacaffe=9;
hailpiattino=10;

usatoperinchiodare=44;
testadimetallo=45;
manicodilegno=46;
  
```

contieneliquidi=11;  
 piccolo=12;  
 usatopercolazione=13;  
  
 bianco=14;  
 divarimateriali=15;  
  
 divariefantasie=16;  
 divetro=17;  
 rotondo=18;  
 dathe=19;  
 haidenti=20;  
 usatopermangiare=21;  
  
 usatoperinfilzare=22;  
 haquattro denti=23;  
 diplastica=24;  
 dimetallo=25;  
 diacciaio=26;  
 dilegno=27;  
 sitrovaintavola=28;  
 sitrovanelcassetto=29;  
 usatocolcoltello=30;  
 posata=31;  
 usatopermangiarelaminestra=32;  
  
 usatopermescolare=33;  
 usatodatutti=34;  
 usatopercucinare=35;  
 haduemanici=36;  
 simettesui fornelli=37;  
  
 comodo=71;  
 haicuscini=73;  
 hatreposti=74;  
 sitrasformainletto=75;  
 rivestito=76;  
 imbottito=77;  
 usatoperdistendersi=78;  
  
 haibraccioli=85;  
 contienelibri=86;  
 hagliscaffali=87;  
 grande=88;  
  
 haicassetti=93;  
 halegambe=94;  
 haquattrogambe=95;  
 usatoperstudiare=96;  
 sitrovaincameradaletto=97;  
  
 usatoperbattere=47;  
 pesante=48;  
 usatodalcarpentiere=49;  
  
 siimpugna=50;  
 usatopertogliereichiodi=51;  
  
 usatoperpulire=52;  
 halesetole=53;  
 usatoperraccogliere losporco=54;  
 usatoperpavimenti=55;  
 halesetolediplastica=56;  
  
 manicodiplastica=57;  
 usatodallacasalanga=58;  
 usatoconlapaletta=59;  
 leggero=60;  
 elettrica=61;  
 impermeabile=62;  
 riparadallapioggia=63;  
 riparadalsole=64;  
 halestecche=65;  
  
 allungato=66;  
 hailmanicoricurvo=67;  
 halastrutturaaraggiera=68;  
 usatopersedersi=69;  
 morbido=70;  
  
 usatoperriposare=72;  
 sitrovainsalotto=79;  
 dipelle=80;  
 divaricolori=81;  
 haloschienale=82;  
 usatoperguardarelatv=83;  
 haipiedi=84;  
  
 contienesoprammobili=89;  
 sitrovainbiblioteca=90;  
 sitrovainufficio=91;  
 alto=92;  
  
 usatoperscrivere=98;  
 sitrovanellostudio=99;  
 haunpianodappoggio=100;  
 simileauntavolo=101;  
 liscio=102;

I nomi dei concetti, quindi la parola associata ad ogni unità lessicale e le posizioni corrispondenti sono:

OGGETTI	divano=8;
poltrona=9;	libreria=10;
tazzina=1;	scrivania=11;
forchetta=2;	
cucchiaio=3;	CATEGORIE
pentola=4;	utensilidacucina=12;
martello=5;	arredo=13;
scopa=6;	oggetto=14;
ombrello=7;	

Abbiamo effettuato due simulazioni differenti su due modelli basati sulla stessa tassonomia e sull'utilizzo della soglia variabile.

### 4.3 Parametri

Nelle tabelle presentate in basso, sono riportati i valori numerici dei parametri, sia per la rete semantica che per la rete lessicale

<i>Significato</i>	<i>Simbolo</i>	<i>Valore Soglia variabile</i>
costante di tempo	$\tau$	3
Pendenza sigmoide	$p$	100
Posizione sigmoide	$\varphi$	0.55
Soglia post-sinaptica SS	$\theta_{post}^{SS}$	0.55÷0.95
Soglia pre-sinaptica SS	$\theta_{pre}^{SS}$	0.05
Rateo apprendimento SS	$\gamma_0$	0.02
Massima forza sinaptica SS	$W_{max}$	0.8

**Tabella 3.3:** valori dei parametri per l'addestramento della rete semantica.

<i>significato</i>	<i>simb olo</i>	<i>valore</i>
Costante di tempo	$\tau$	3
Pendenza sigmoide al punto centrale	p	100
Posizione sigmoide	$\varphi$	0.55
Soglia post-sinaptica SL	$\theta_{post}^{SL}$	0.55
Soglia pre-sinaptica SL	$\theta_{pre}^{SL}$	0.05
Rateo apprendimento SL	$\gamma^{SL}$	0.01
Massima forza sinaptica SL	$W_{max}^{SL}$	0.8
Soglia post-sinaptica LS	$\theta_{post}^{LS}$	0.05
Soglia pre-sinaptica LS	$\theta_{pre}^{LS}$	0.55
Rateo apprendimento LS	$\gamma^{LS}$	0.01
Somma massima delle sinapsi LS	$\Gamma_{max}$	1

**Tab.3.4:** valori dei parametri per l'addestramento della rete lessicale

# Capitolo 5

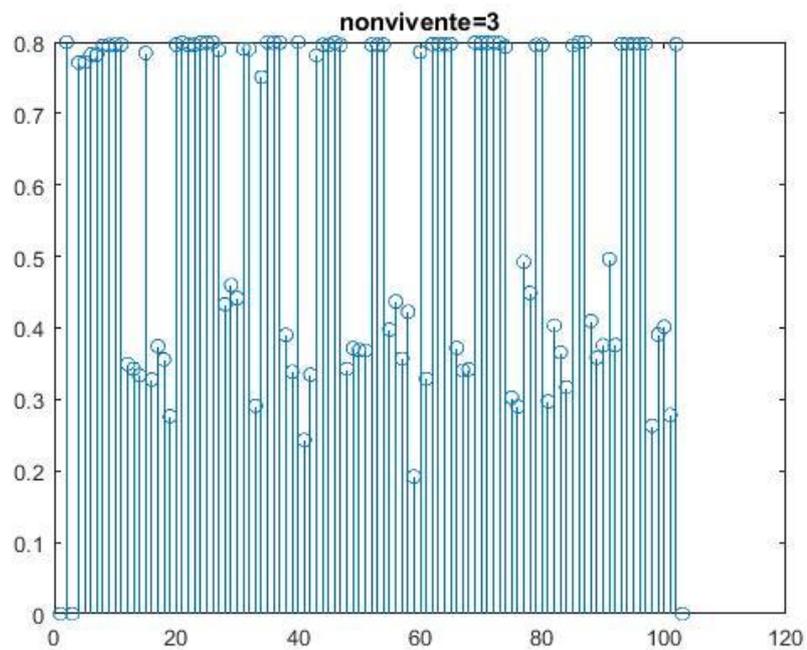
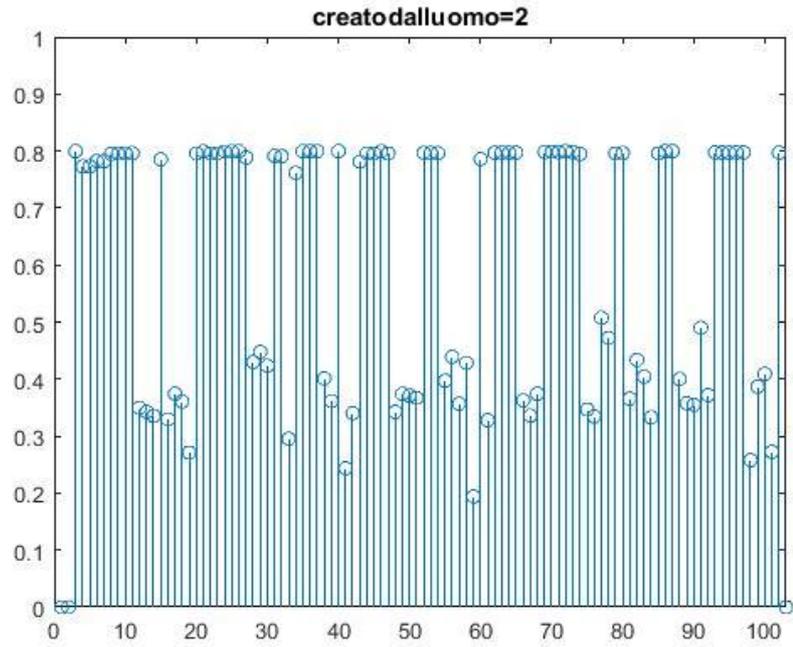
## 5. RISULTATI E SIMULAZIONI PRIMO

### MODELLO

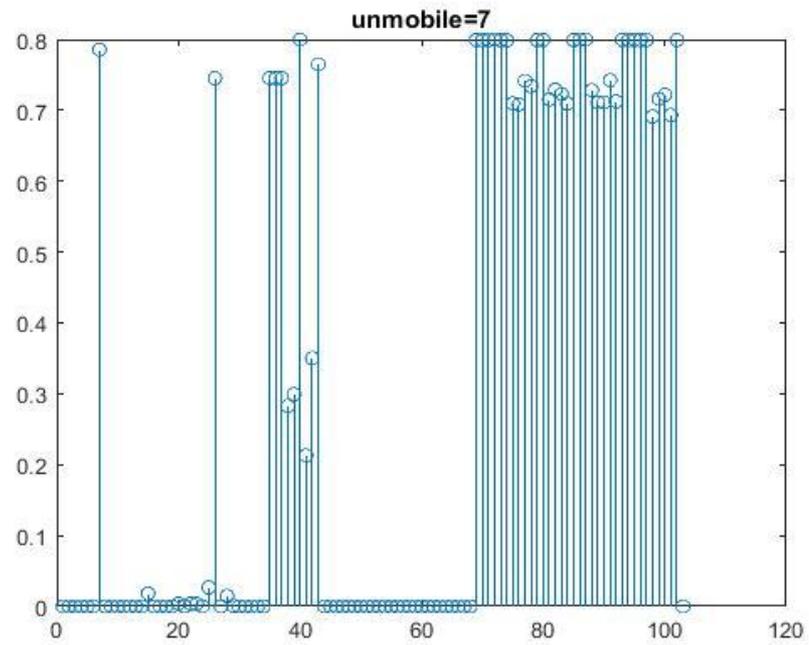
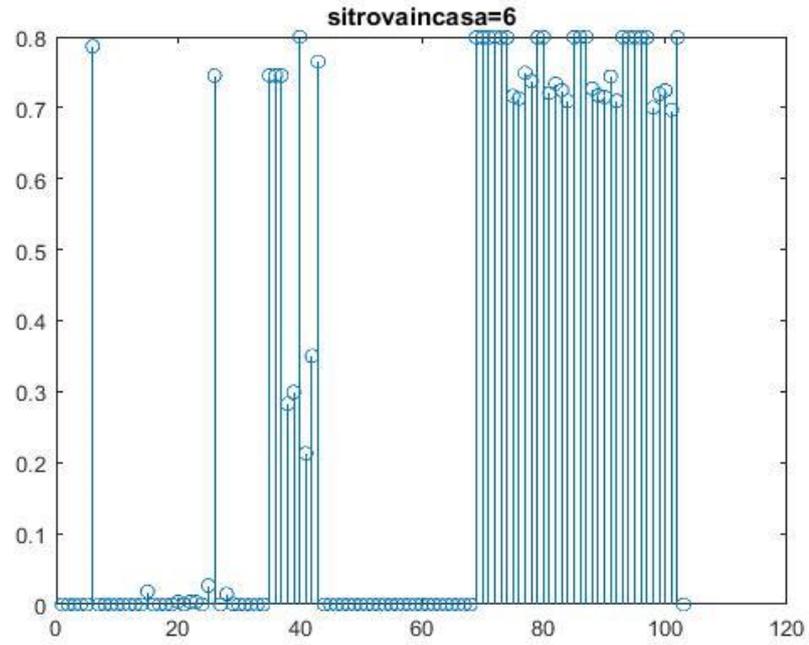
Nei capitoli che seguono verranno presentati inizialmente i patterns di sinapsi ottenuti in seguito alle fasi di addestramento, mostrando il diverso ruolo delle proprietà condivise rispetto alle proprietà distintive, e delle proprietà salienti rispetto alle proprietà marginali. Successivamente saranno presentate alcune simulazioni riguardo compiti cognitivi di riconoscimento di oggetti e parole. Dapprima descriverò i risultati ottenuti per il modello 1, e in seguito quelli relativi al modello 2 .

#### *5.1 Addestramento semantico – fase 1*

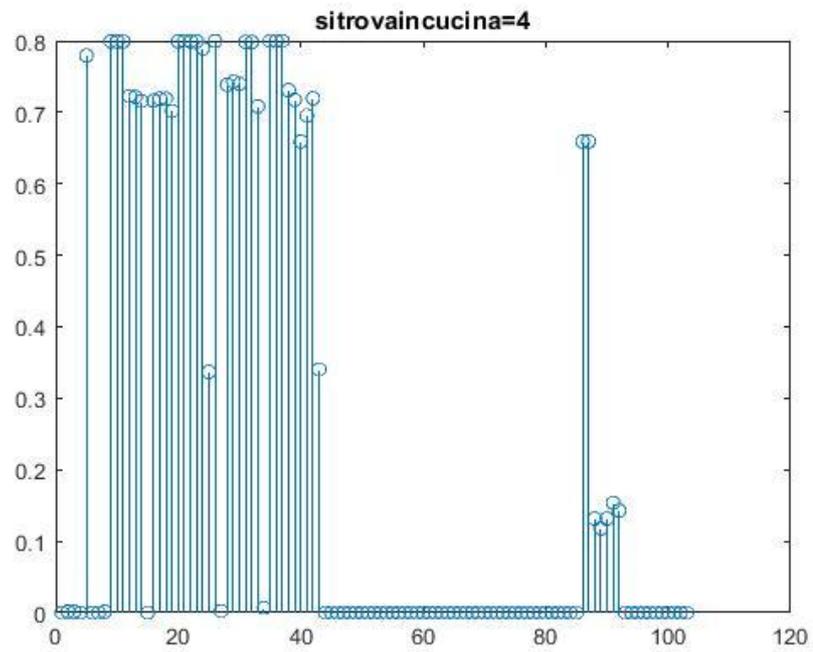
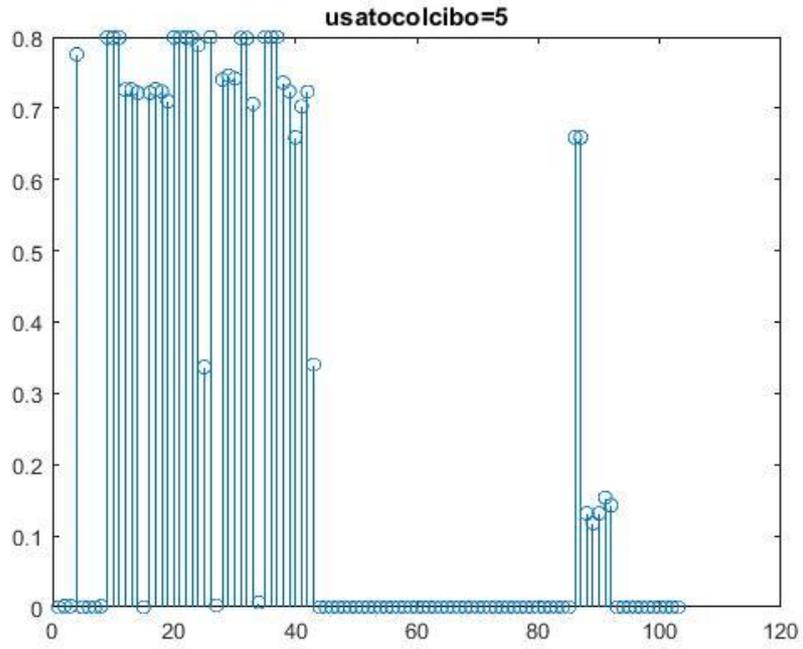
Ogni figura rappresenta la forza delle sinapsi che entrano in una proprietà dagli altri neuroni dell'area semantica dopo un addestramento di 1000 epoche. In ascissa ci sono le posizioni relative a ciascuna proprietà, in ordinata il peso sinaptico . Le proprietà “non vivente” e “creato dall'uomo” sono proprietà salienti comuni a tutti gli oggetti, e formano la categoria “oggetto”. Quindi ricevono sinapsi da tutte le proprietà degli oggetti, tranne da se stesse. Le sinapsi che arrivano dalle proprietà salienti hanno una forza maggiore. In particolare, le sinapsi dalle proprietà distintive non salienti, sono più deboli perché capitano raramente, ma riescono ugualmente ad evocare queste proprietà durante il riconoscimento dei singoli oggetti.



Per la categoria “arredo”, le due proprietà che la formano ricevono sinapsi dalle proprietà di “divano”, “poltrona”, “scrivania”, “libreria”.

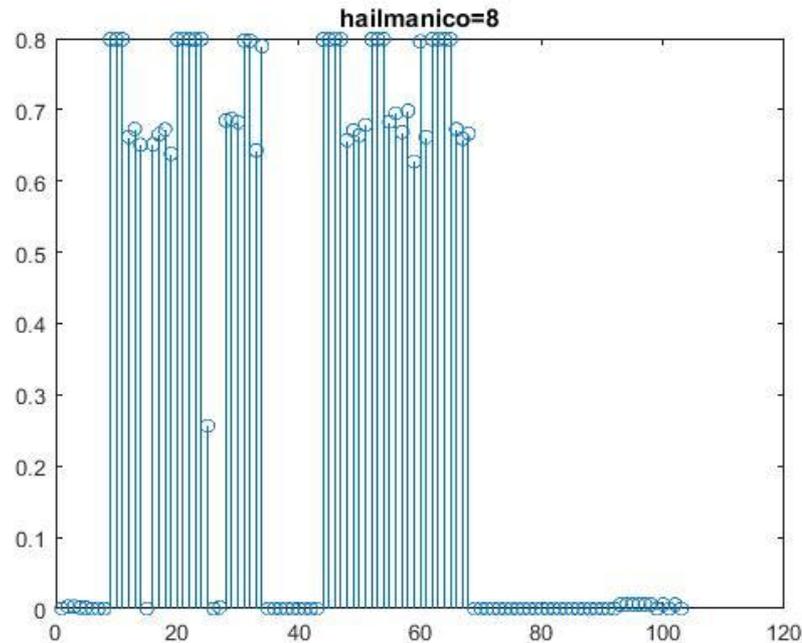


Per la categoria “utensili da cucina”, abbiamo:



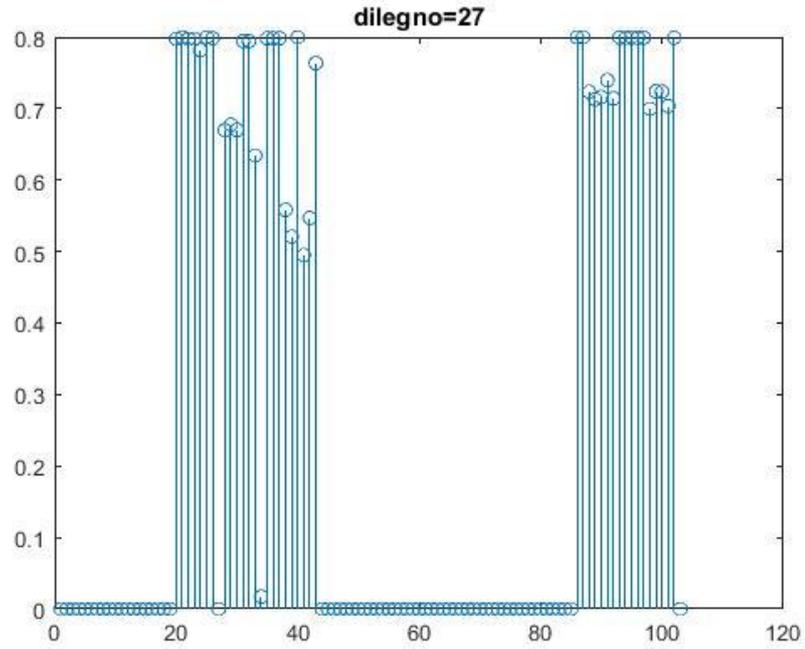
La proprietà “ha il manico” appartiene a 6 oggetti su 11, pertanto le sinapsi che riceve sono solo dalle proprietà di quei 6 oggetti. Crea

perfettamente sinapsi forti con le proprietà salienti dei rispettivi oggetti, sinapsi meno forti con quelle marginali.

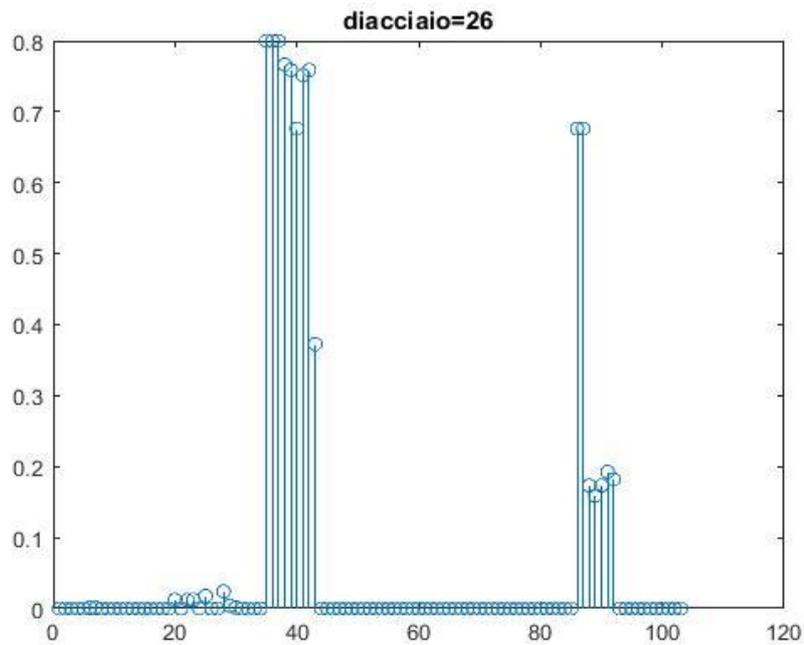


La proprietà “ di legno” è una proprietà condivisa ; come abbiamo spiegato nei capitoli precedenti le features condivise da diversi oggetti dovrebbero ricevere sinapsi solo dalle features degli oggetti che la contengono, ma non dovrebbero riceverne dagli altri membri della categoria che non posseggono quella proprietà. Come dimostra il grafico la proprietà “di legno” riceve forti sinapsi in ingresso non solo dagli oggetti “forchetta” “cucchiaino” “libreria” e “scrivania”

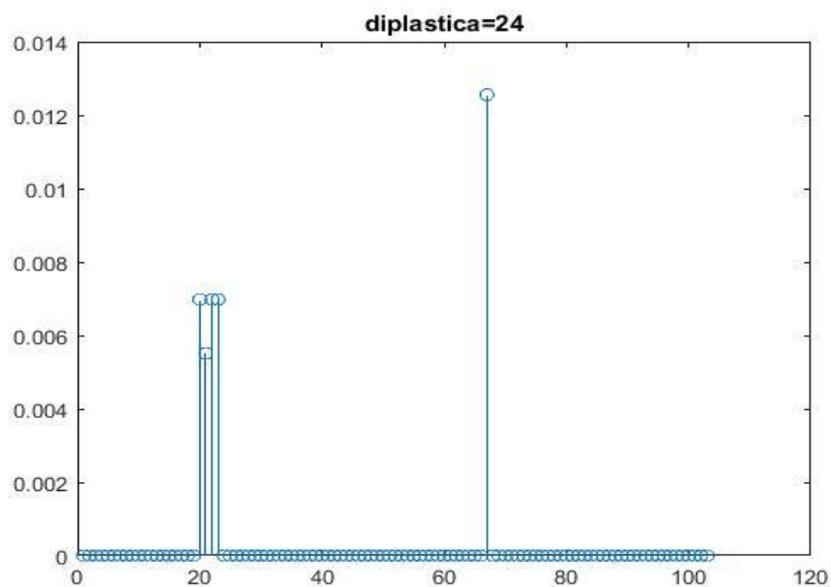
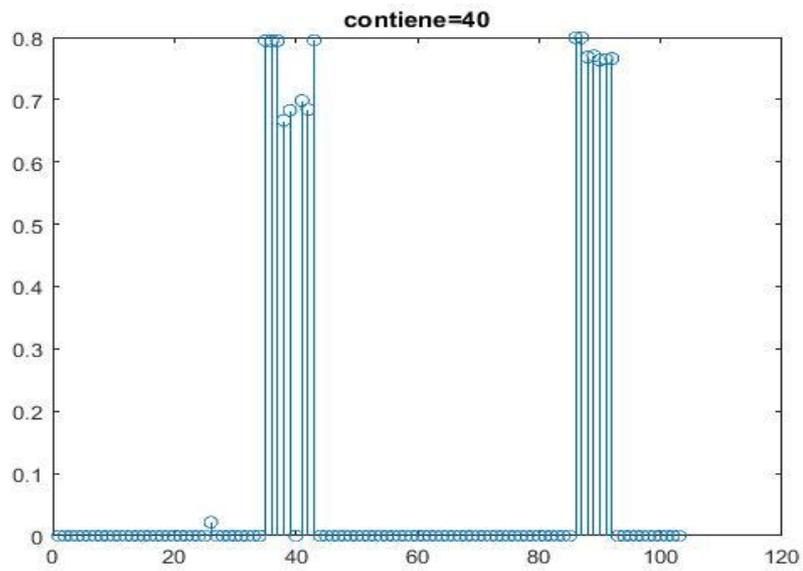
ma anche dalle proprietà dell’ oggetto “pentola”. Ciò che accade è che la proprietà viene attribuita erroneamente anche a quest’ultimo.



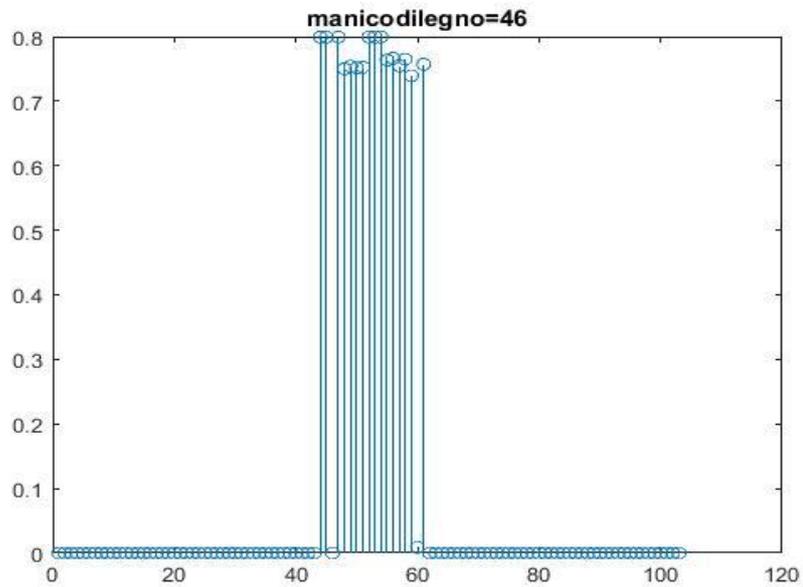
La proprietà “di acciaio” saliente per l’oggetto pentola e marginale per forchetta è una proprietà condivisa; durante l’addestramento diviene saliente anche per l’oggetto forchetta come si nota dalla figura riceve forti sinapsi in ingresso dalla proprietà di quest’ultima.



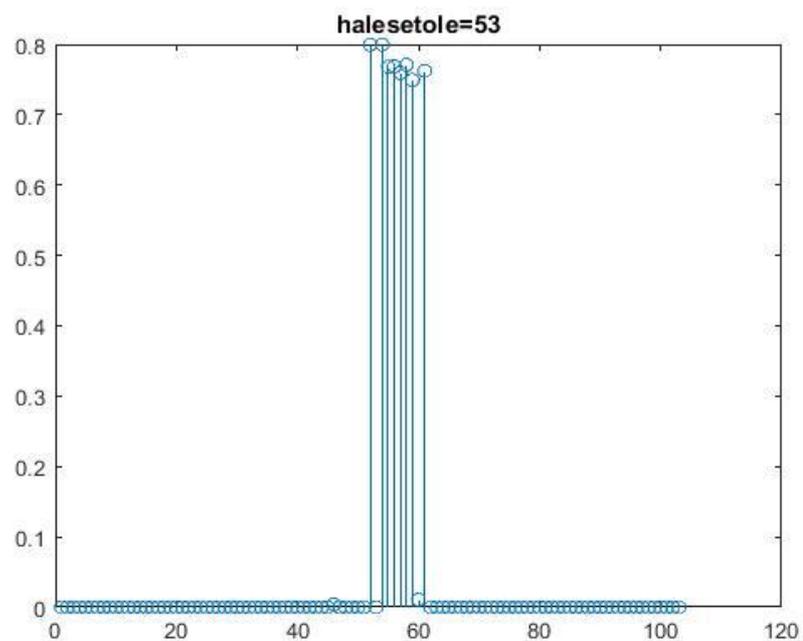
La proprietà “contiene” è condivisa da pentola e libreria ed è saliente per una marginale per l'altra . Richiamando “contiene” mi aspetto che essa riceva sinapsi forti solo dalle altre proprietà condivise. In realtà come è possibile notare dal grafico, essa riceve forti sinapsi in ingresso sia dalle proprietà della pentola che della libreria.



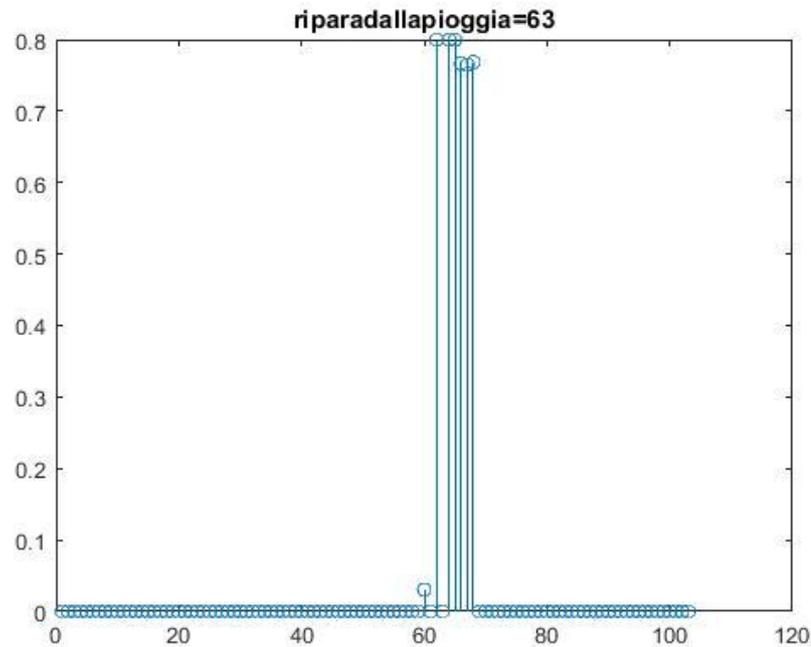
Allo stesso modo per la proprietà “manico di legno”, condivisa e saliente per il martello diviene saliente anche per l’oggetto scopa.



Per le proprietà distintive la rete si comporta correttamente. La proprietà “ha le setole” (saliente) che descrive la “scopa”, riceve sinapsi da tutte le proprietà della scopa.

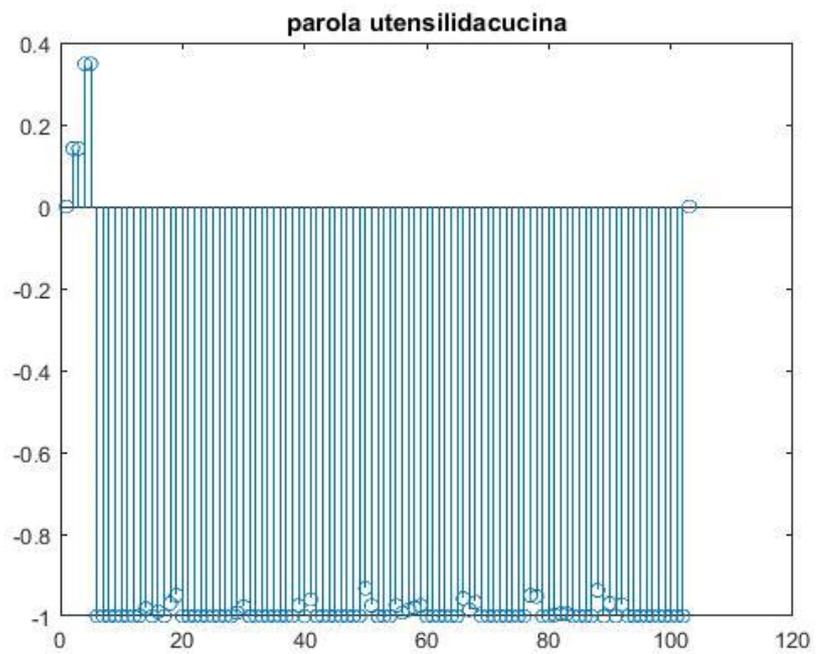
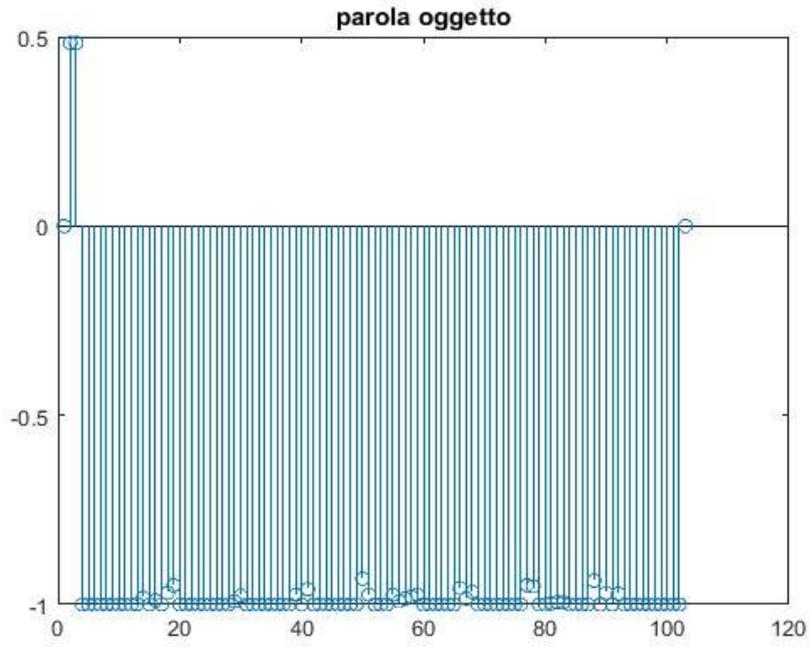


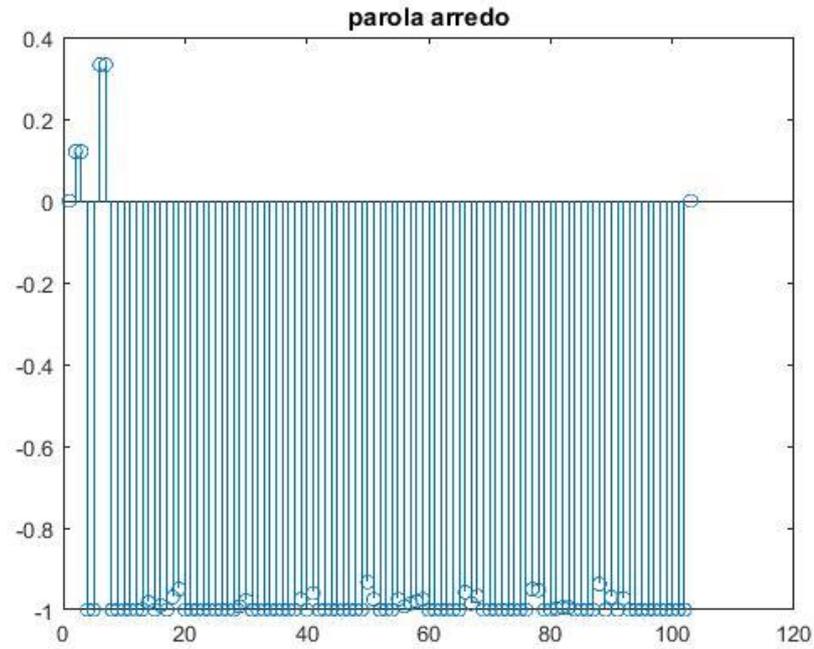
La proprietà dell'”ombrello”, “ripara dalla pioggia” (saliente) riceve sinapsi solo dalle altre proprietà dell’oggetto .



### ***5.3 Addestramento lessicale – fase 2***

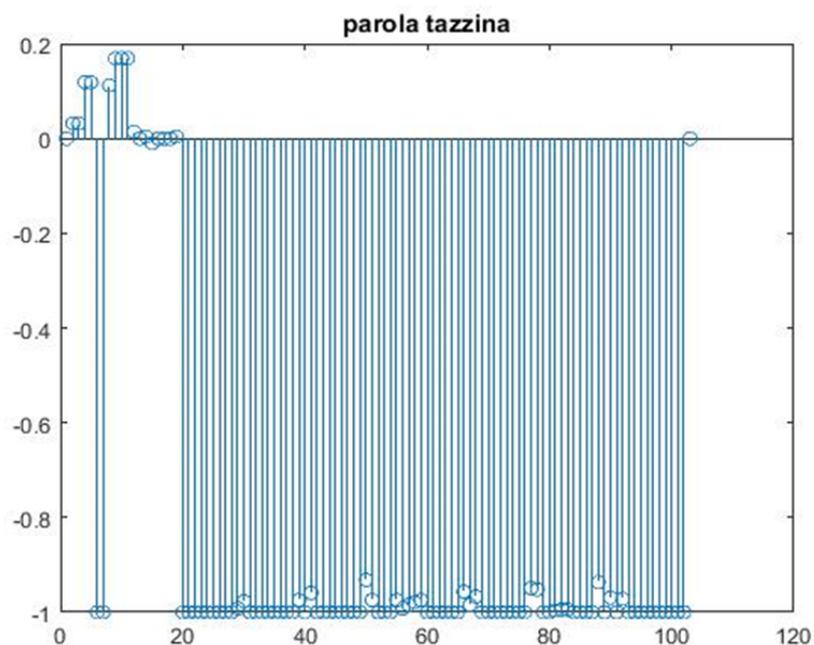
Qui di seguito sono riportati i grafici che mostrano la forza delle sinapsi (in ordinata) che entrano in ciascuna delle 15 unità lessicali, da ogni unità semantica. Prima verranno mostrati i grafici che rappresentano le sinapsi in ingresso alle parole relative alle 3 categorie “oggetto”, “utensili da cucina” e “arredo” e successivamente quelli relativi alle singole parole.

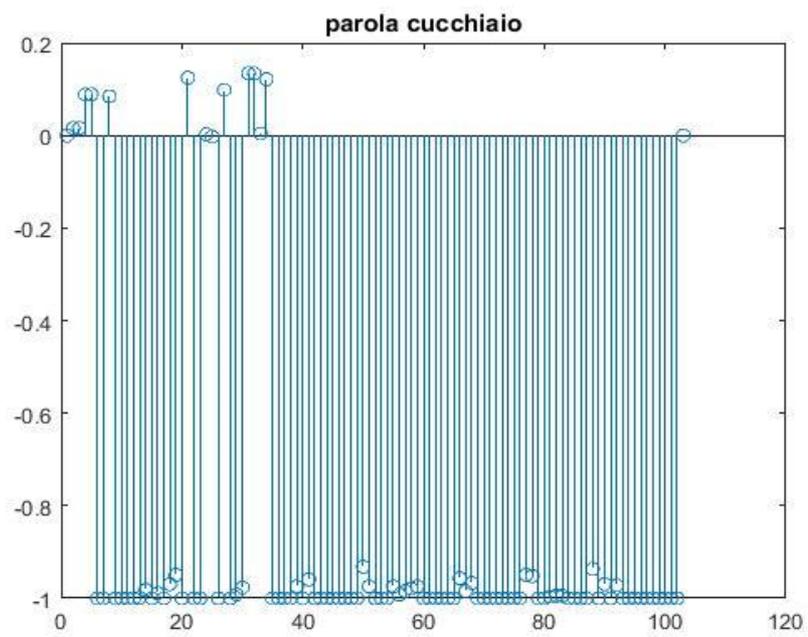
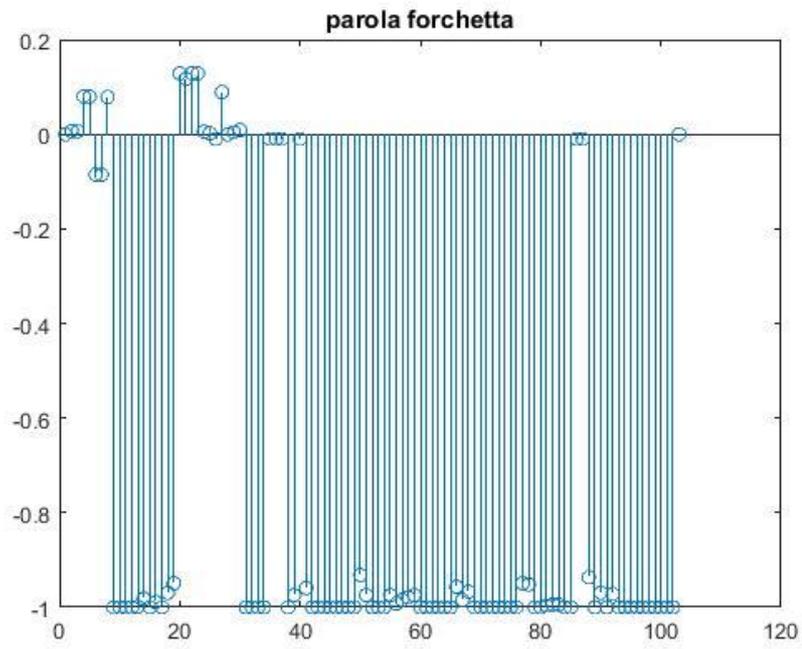


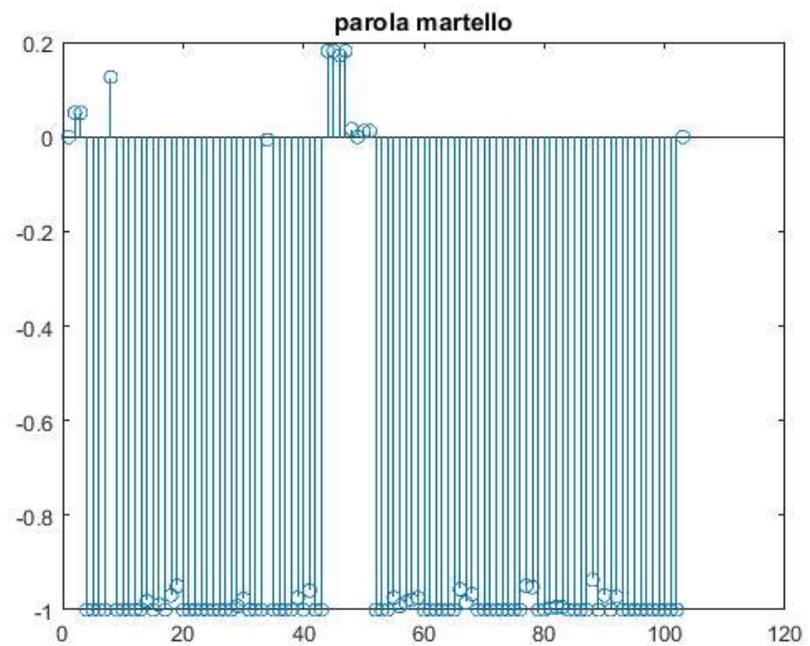
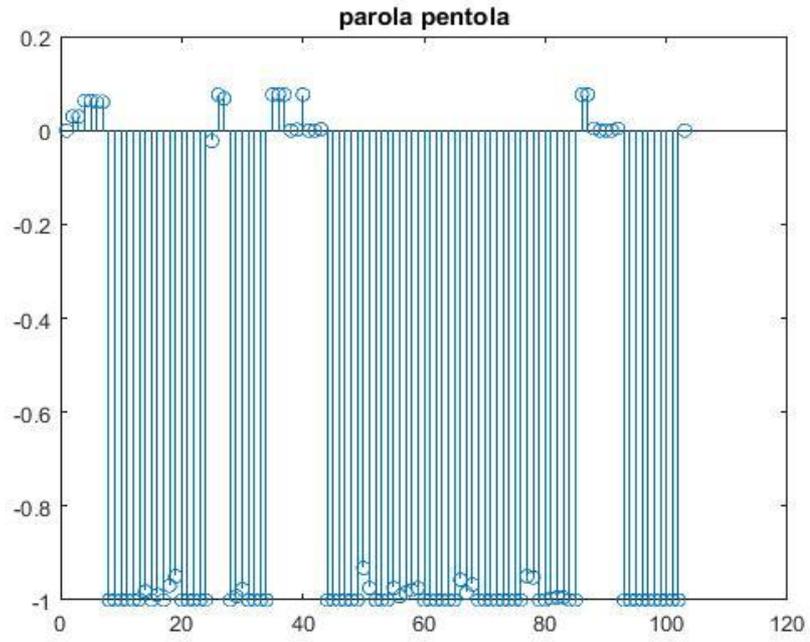


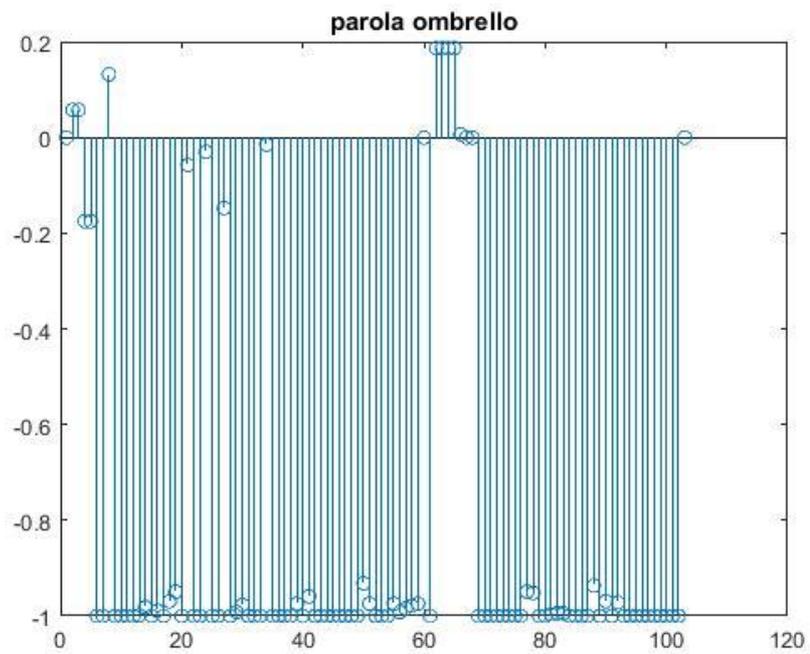
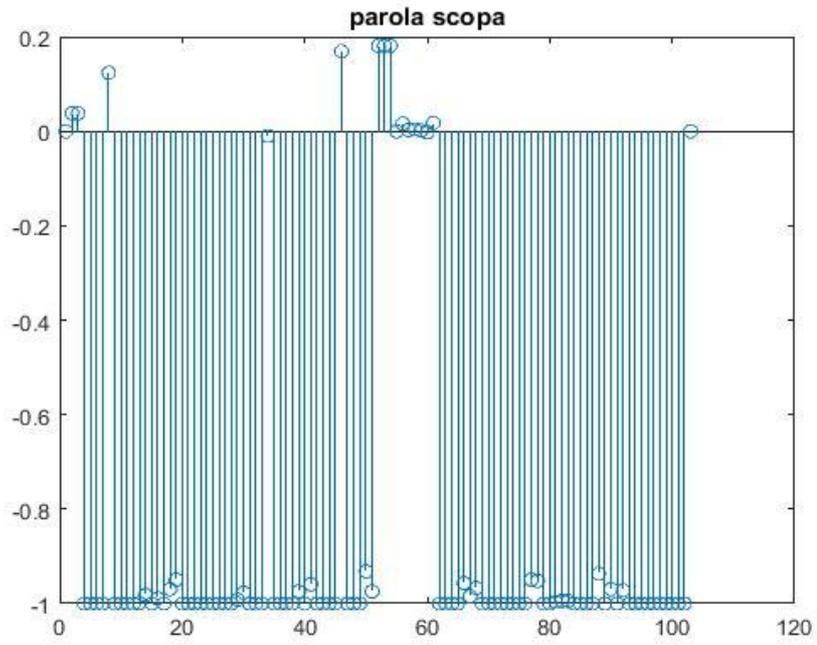
Le due categorie “utensili da cucina” e “arredo” ricevono sinapsi più deboli da “creato dall’uomo” e “non vivente”, che sono le proprietà che formano la super categoria “oggetto”, e sinapsi forti dalle proprietà che le caratterizzano.

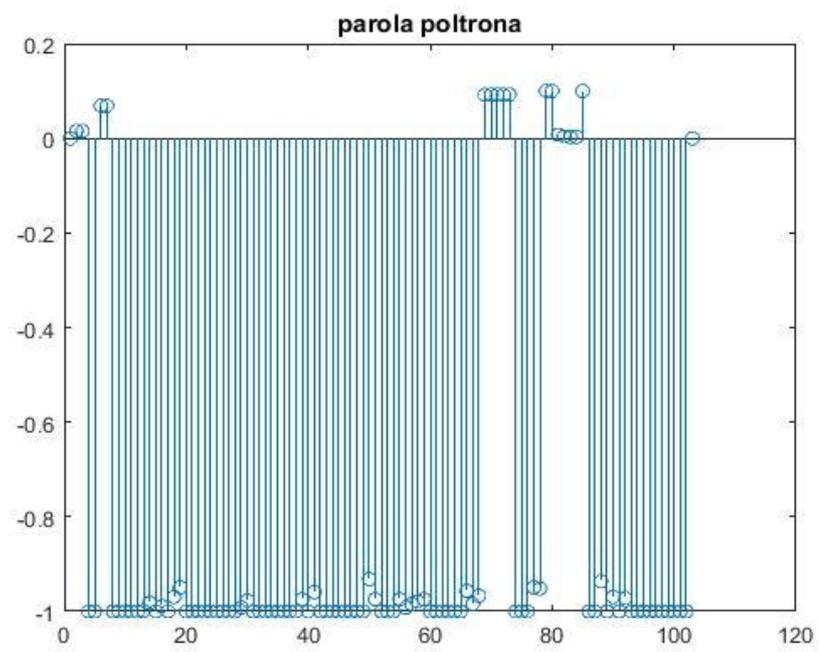
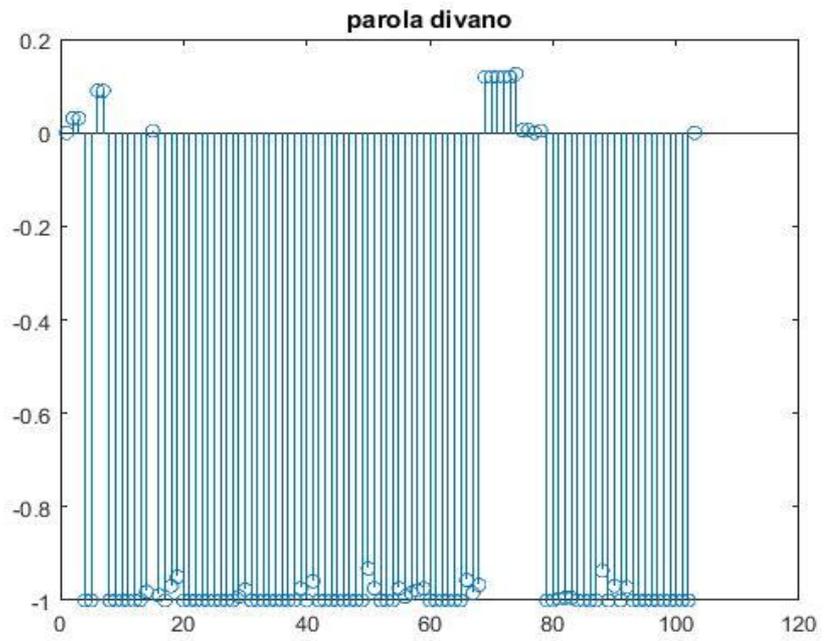
Qui di seguito vengono riportati i grafici relativi alle singole parole.

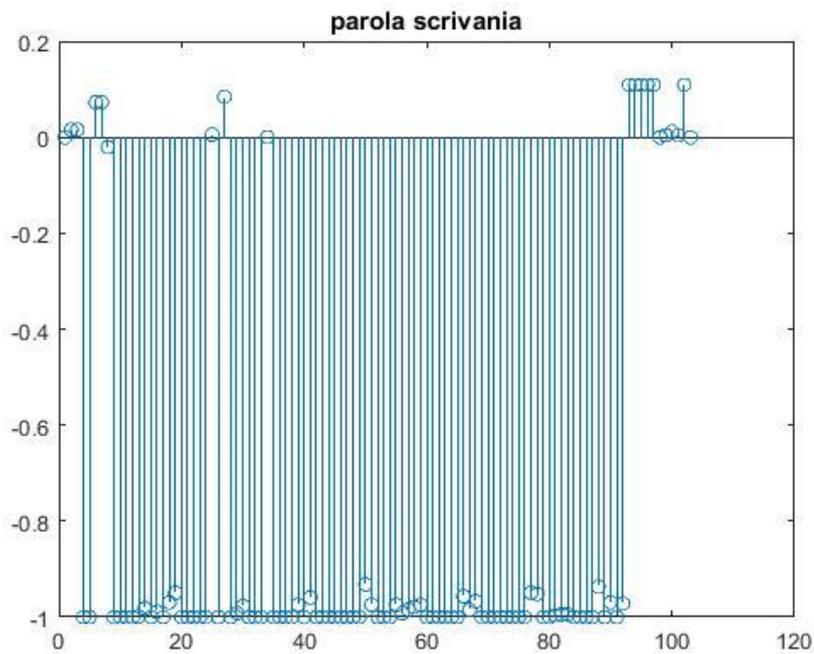
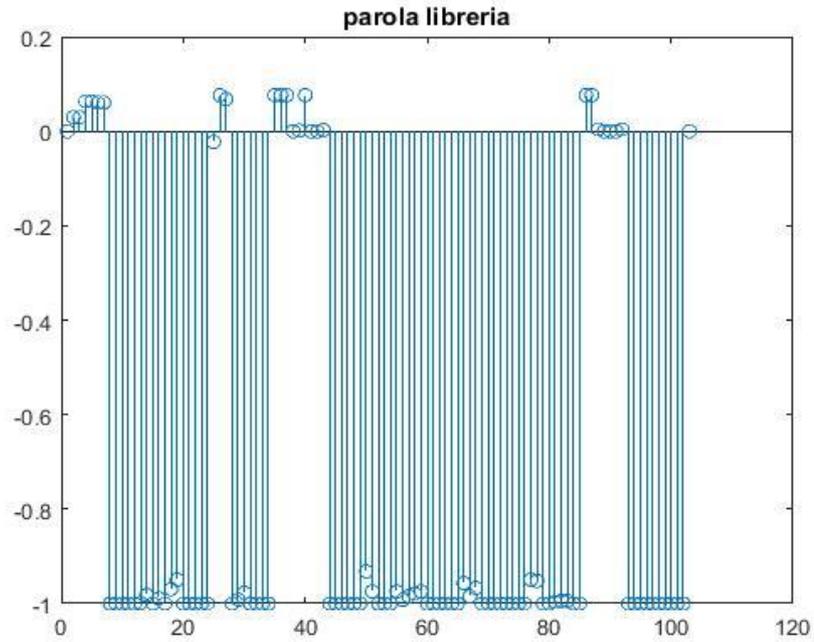










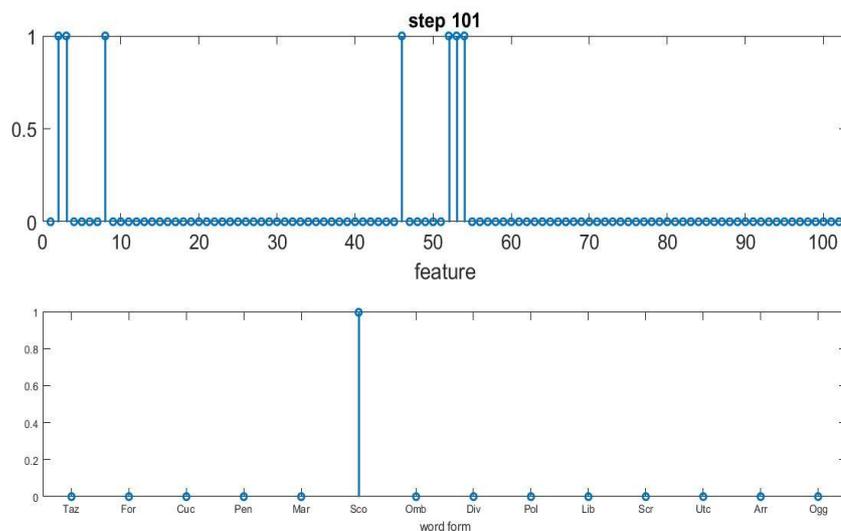


In questa prima fase di addestramento lessicale, è già possibile evidenziare un limite del modello. La parola “pentola” e la

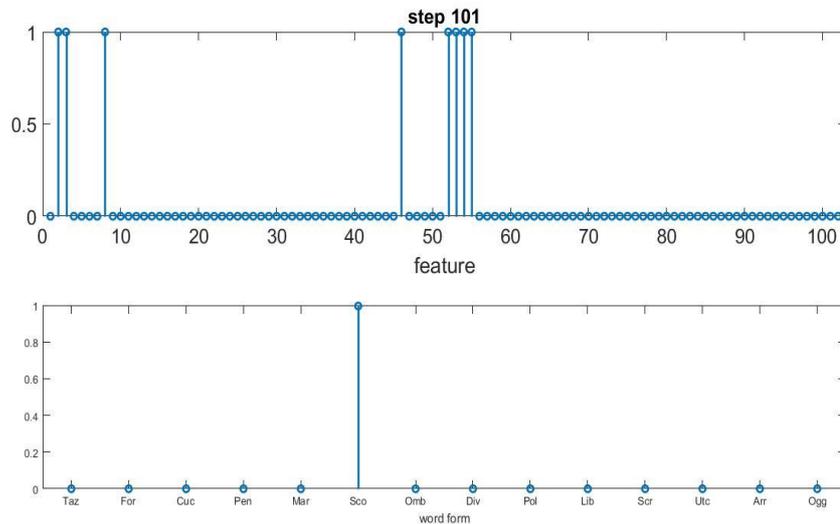
parola “libreria” ricevono sinapsi in ingresso non solo dalle proprietà dell’oggetto ma anche da features di altri oggetti.

### ***5.3.1 Simulazioni di compiti di denominazione di oggetti***

Il modello così addestrato è stato testato attraverso delle simulazioni di compiti di denominazione di oggetti. Durante queste prove, sono state fornite in input alla rete alcune proprietà di un oggetto (cioè alcune proprietà sono eccitate dall’input esterno, mentre altre non sono stimolate) e i risultati mostrano quali proprietà vengono spontaneamente evocate nella semantica e quale parola corrispondente viene eventualmente evocata nell’area lessicale. Se viene dato un input tipico al modello, saranno evocate prima tutte le altre proprietà salienti dello stesso oggetto e solo dopo la parola associata. Vediamo alcuni esempi. Dando in ingresso la proprietà distintiva “usato per pulire” (52), vengono eccitate tutte le proprietà salienti della “scopa”, e la parola viene richiamata correttamente.

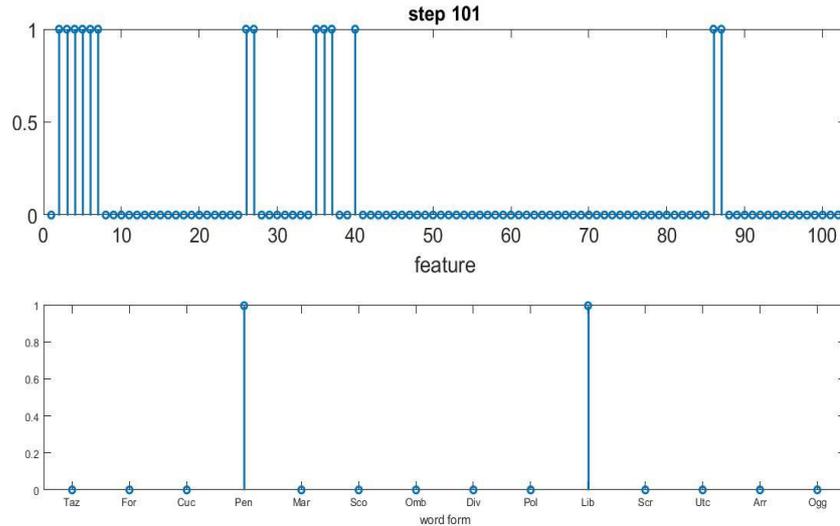


Anche con una proprietà marginale “usato per pavimenti” (55), vengono richiamate tutte le proprietà salienti e la parola “scopa”.

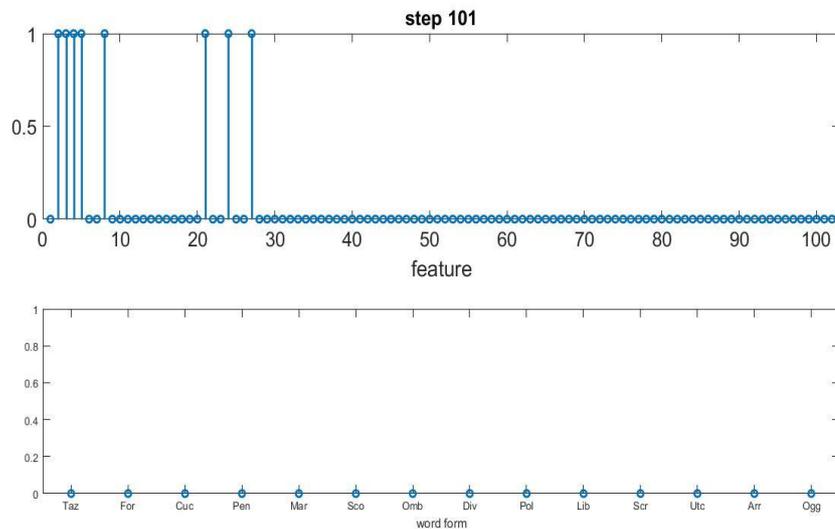


Le simulazioni di compiti di denominazione degli oggetti hanno fatto emergere alcuni limiti che presenta il modello.

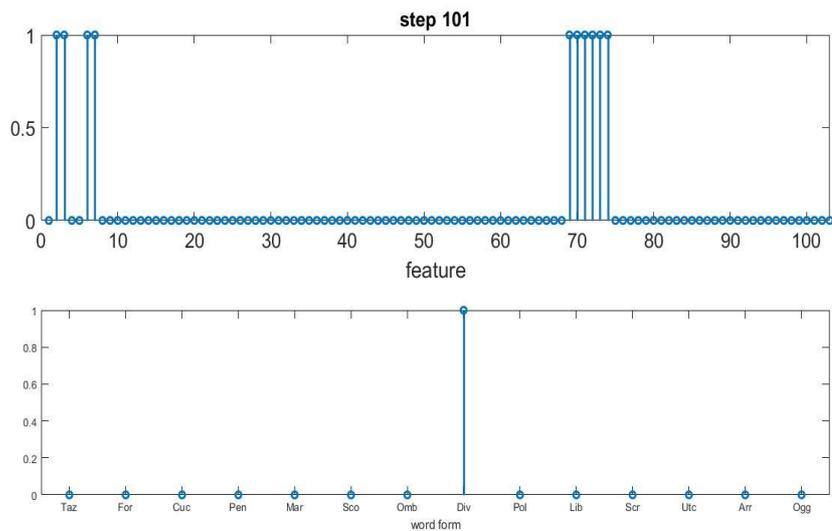
La proprietà “contiene” essendo condivisa da libreria e pentola dovrebbe richiamare solo altre proprietà condivise e non fornire in uscita nessuna word form. Ciò che in realtà accade è che vengono richiamate sia le proprietà della pentola che della libreria.



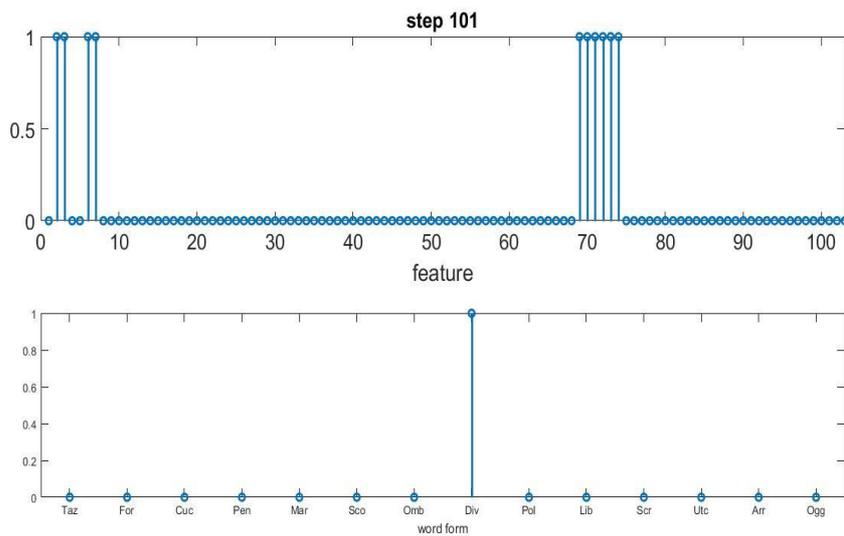
Anche la proprietà di plastica (24) dovrebbe richiamare solo le altre features condivise in realtà, richiama erroneamente tutte le proprietà salienti per l’oggetto “forchetta” non dandomi però nessuna word form.



La proprietà comodo (71), condivisa da “Divano” e “Poltrona” non dovrebbe richiamarmi alcuna word-form. In questo caso accade che vengono richiamate tutte le proprietà salienti dell’oggetto “Divano” e in uscita abbiamo la parola divano.



La proprietà usata per riposare (72) , marginale per l' oggetto “poltrona” ma saliente per “divano” richiama erroneamente tutte le proprietà di quest'ultimo.



### 5.3.2 Simulazioni di compiti di riconoscimento di parole

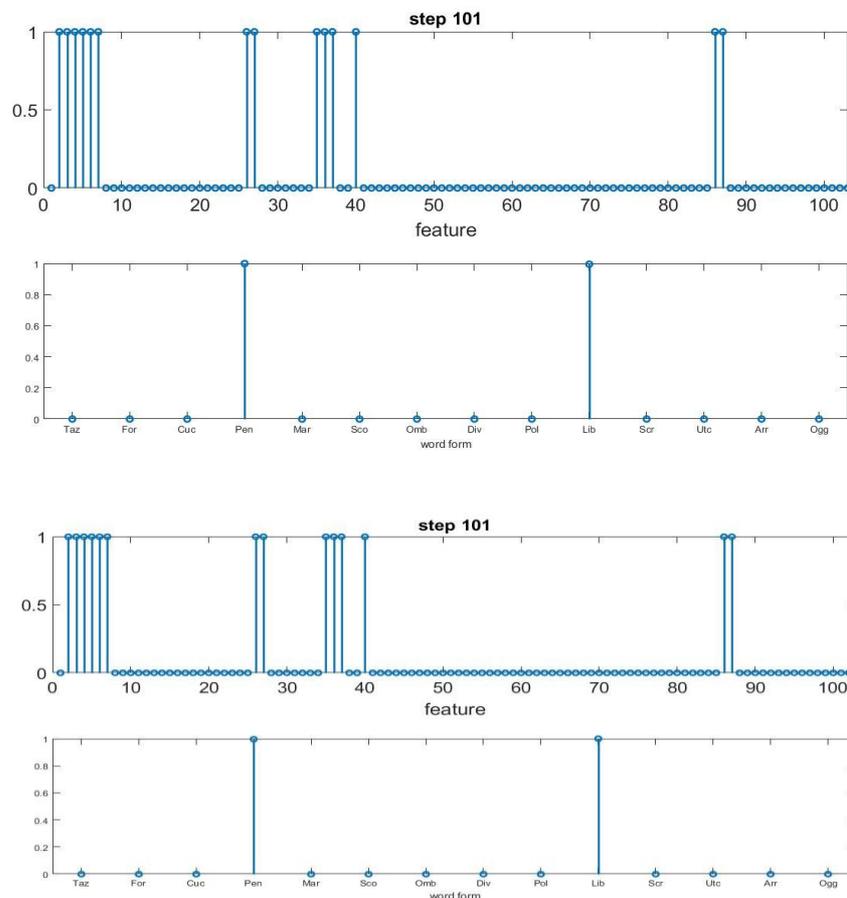
In queste simulazioni viene stimolata ogni parola nell'area lessicale, e si osserva quali proprietà sono evocate nell'area semantica.

Ogni parola evoca tutte le sue proprietà salienti, le parole che rappresentano le categorie non evocano mai le proprietà distintive dei concetti individuali.

Word-form	Features
Oggetto	2,3
Utensili da cucina	2,3,4,5
Arredo	2,3,6,7
Tazzina	2,3,4,5,8,9,10,11
Forchetta	2,3,4,5,8,20,21,22,23,27
Cucchiaio	2,3,4,5,8,21,27,31,32,34
<b>Pentola</b>	2,3,4,5,6,7,26,27,35,36,37,40,87,86
Martello	2,3,8,44,45,46,47
Scopa	2,3,8,45,52,53,54
Ombrello	2,3,4,5,8,62,63,64,65,68
Divano	2,3,6,7, 69,70,71,72,73,74
Poltrona	2,3,6,7,69,70,71,72,73,79,80,85
<b>Libreria</b>	2,3,4,5,6,7,26,27,35,36,37,40,86,87
Scrivania	2,3,6,7,27,93,94,95,96,97,99,100,102

Tabella 5.5: risultati di diversi compiti di riconoscimento di parole, nei quali una parola è data in input alla rete lessicale, e le proprietà corrispondenti emergono dalla rete semantica. Le proprietà non salienti non sono evocate

Dalle simulazioni risulta che vengono richiamate erroneamente alcune proprietà . Ad esempio, la parola “pentola” richiama, oltre alle sue proprietà salienti, anche la proprietà “contiene” che essendo marginale per questo oggetto ma saliente per “libreria ” richiama anche “è un mobile” “si trova in casa” “contiene libri” e “ha gli scaffali”. La stessa cosa accade anche per la parola “libreria” che oltre a richiamare le proprietà salienti dell’oggetto richiama anche “si trova in cucina” “usato col cibo” “usato per cucinare” “ha due manici” “di acciaio” e “si mette sui fornelli”. Il primo modello non funziona correttamente. L’informazione si propaga troppo, si viene a formare un nuovo oggetto, e la parola “pentola” e “libreria” vengono entrambe associate a questo oggetto inesistente. Di seguito sono riportati i grafici rispettivamente della parola “pentola” e “libreria”



# Capitolo 6

## 6. RISULTATI E SIMULAZIONI SECONDO MODELLO

### 6.1 Secondo modello –Concetto di singola proprietà-

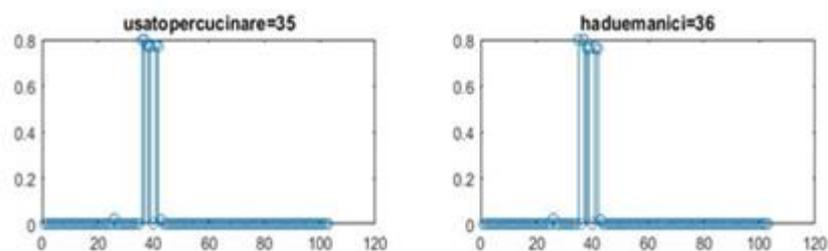
Anche nel secondo modello abbiamo utilizzato una soglia variabile. La regola di apprendimento, come già anticipato, è stata modificata. Ricordiamo che nel caso in discussione il valore della soglia post-sinaptica è dato da:

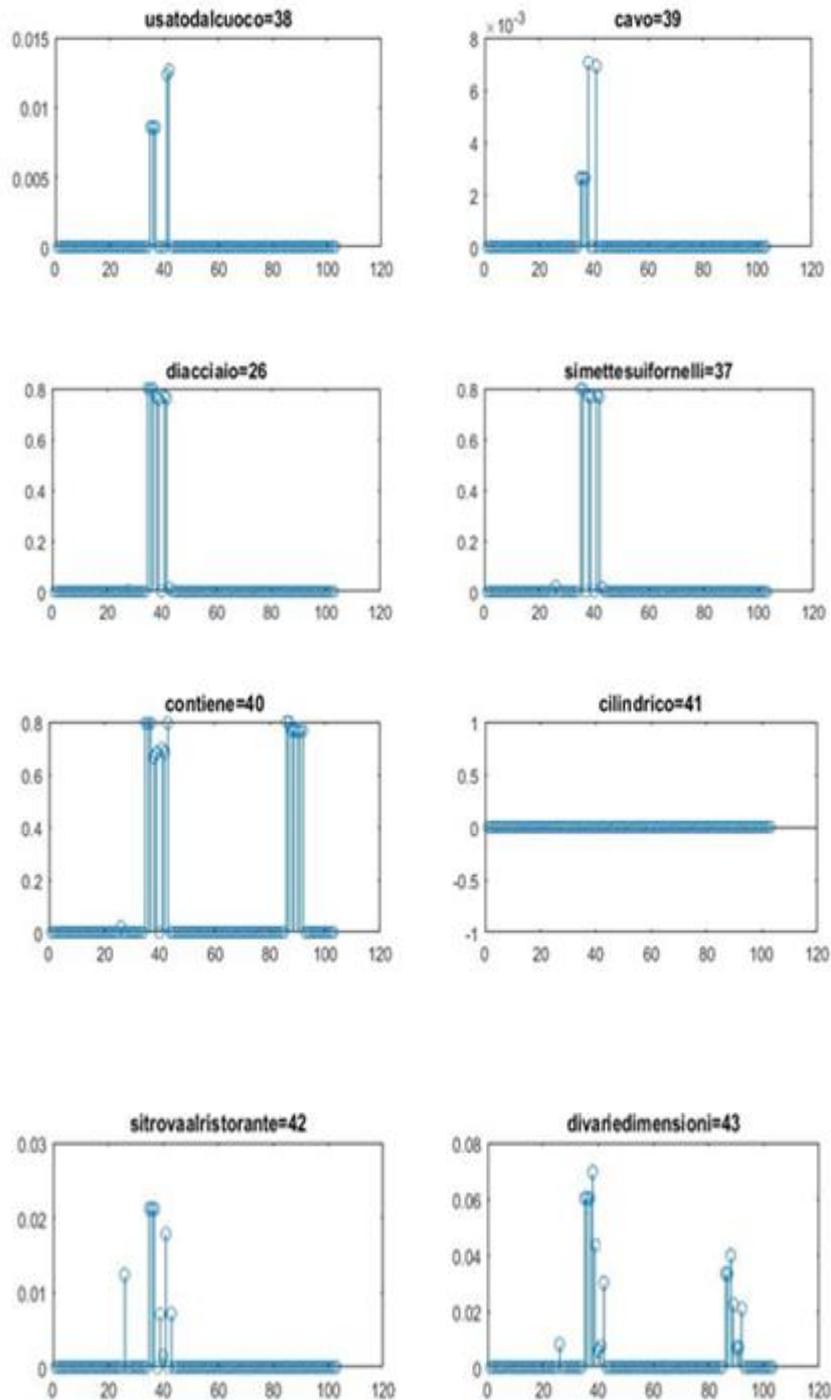
$$g_{post,j} = \begin{cases} g_{post-base} + \Delta g_{post} \cdot (N_j - 1) & \text{if } N_j > 1 \\ g_{post-base} & \text{if } N_j \leq 1 \end{cases}$$

### 6.2 Addestramento semantico – fase 1 nuova

Vediamo alcuni grafici, ottenuti dopo la prima fase di addestramento semantico.

*“Pentola”*



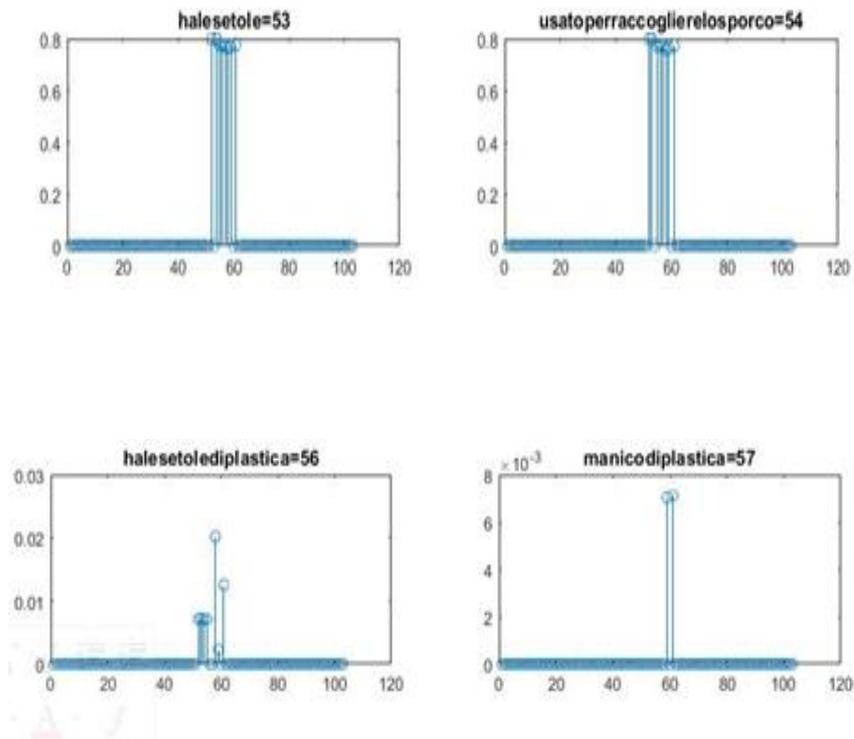


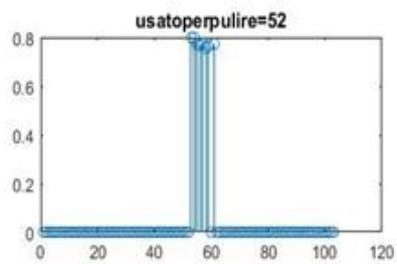
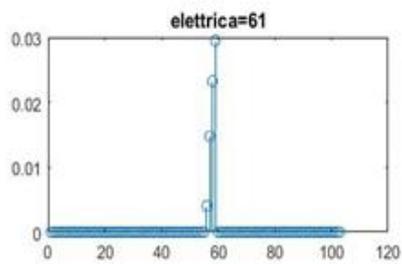
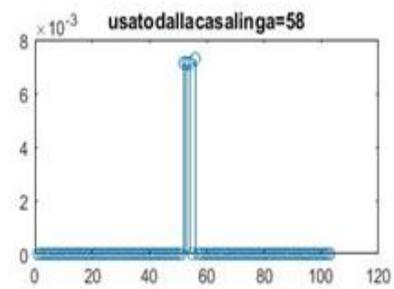
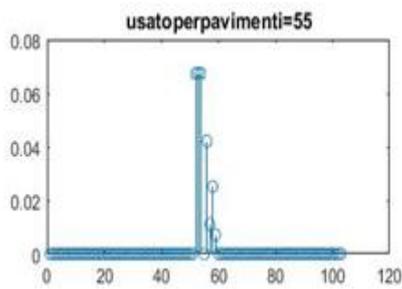
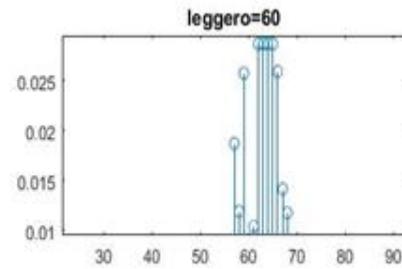
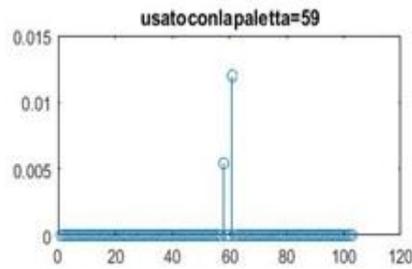
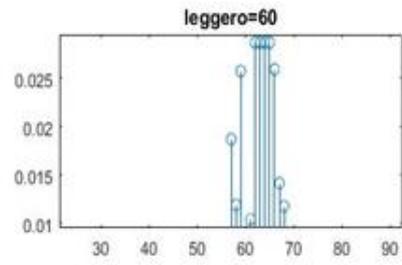
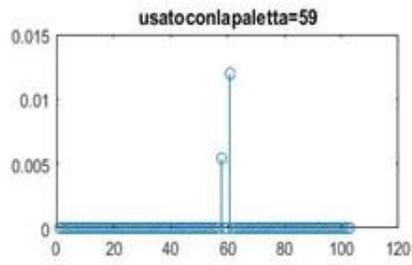
Le proprietà marginali ricevono sinapsi deboli dalle altre proprietà della “pentola”, quelle salienti ricevono sinapsi forti. Una proprietà come “contiene”, che per la pentola è marginale, è invece saliente per la

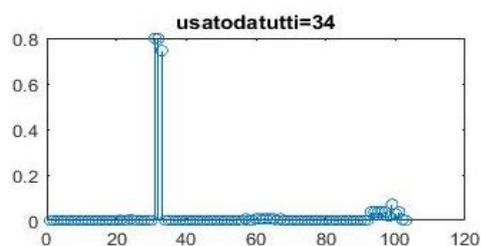
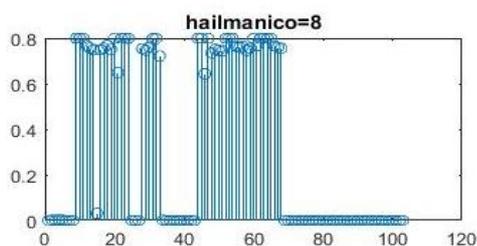
libreria e, tuttavia, riceve sinapsi forti divenendo saliente anche per la “pentola”.

### *“Scopa”*

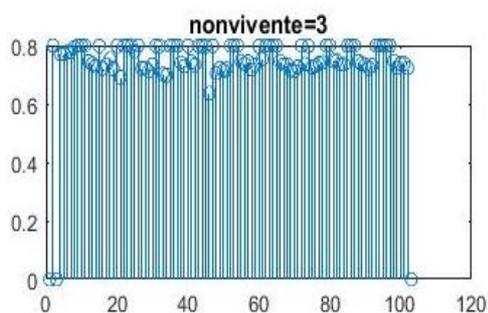
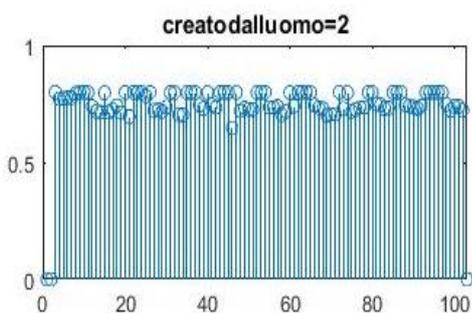
La “scopa” ha molte proprietà distintive che quindi ricevono sinapsi solo dalle altre proprietà dell’oggetto. La proprietà “leggero” riceve sinapsi deboli da “scopa” e “ombrello”, per entrambi gli oggetti è marginale. Infine, “ha il manico di legno”, proprietà condivisa da “martello” e “scopa”, riceve sinapsi forti dalle proprietà di entrambi gli oggetti per cui diventa saliente anche per la scopa.



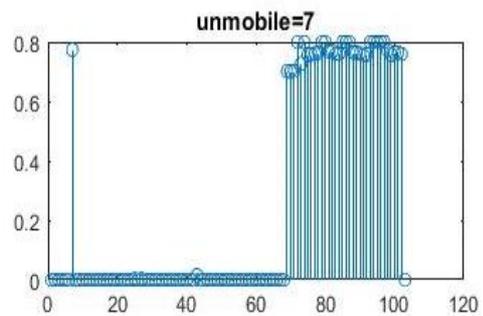
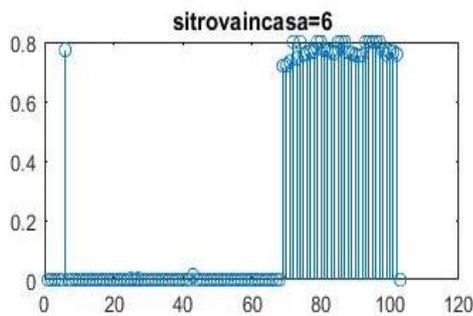
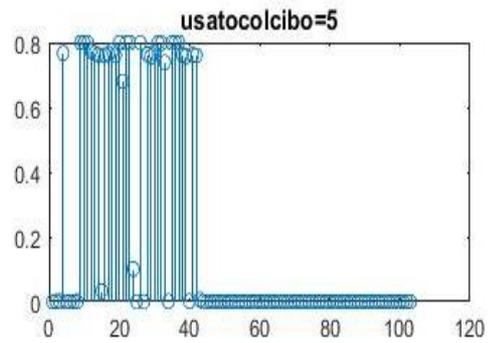
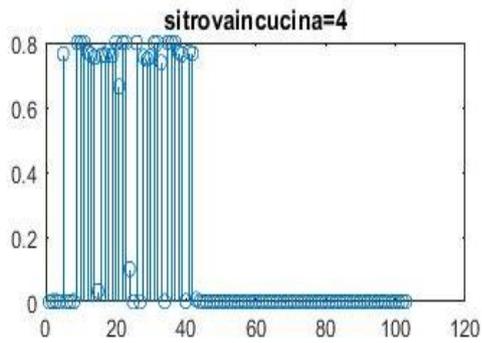




Vediamo i risultati ottenuti per le proprietà che sono associate alle categorie, “oggetti” “utensili da cucina” e “arredo”. All’interno della categoria “oggetti” rientrano tutti i concetti. Le due proprietà associate a questa categoria ricevono sinapsi da tutte le proprietà.



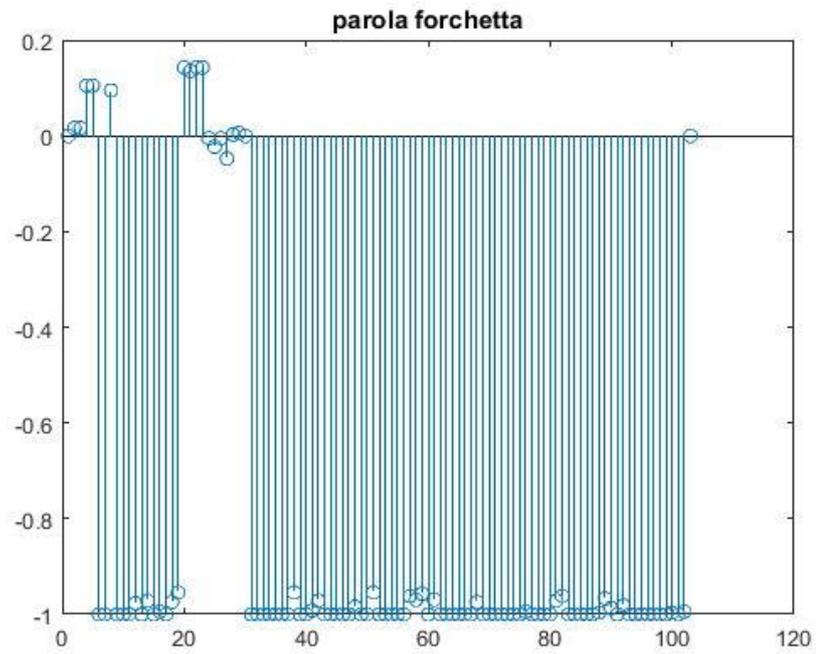
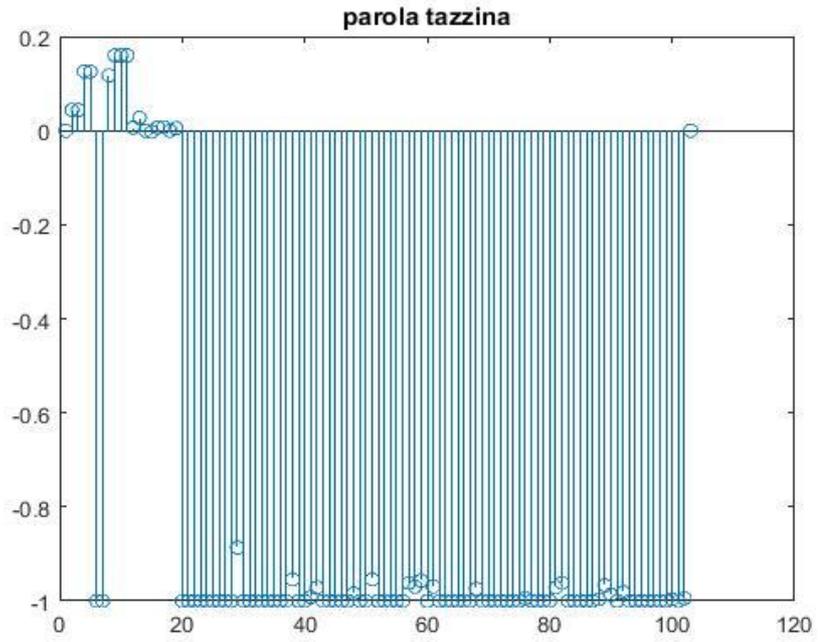
Le proprietà seguenti, oltre che inviarsi sinapsi reciprocamente, ricevono sinapsi dalle proprietà condivise degli oggetti che rientrano nella categoria.

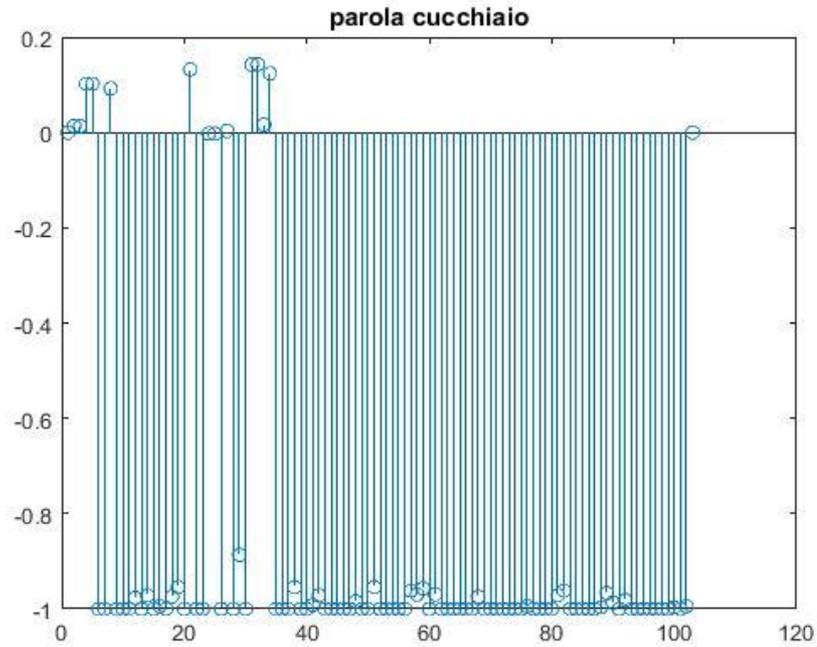


### 6.3 Addestramento lessicale – fase 2

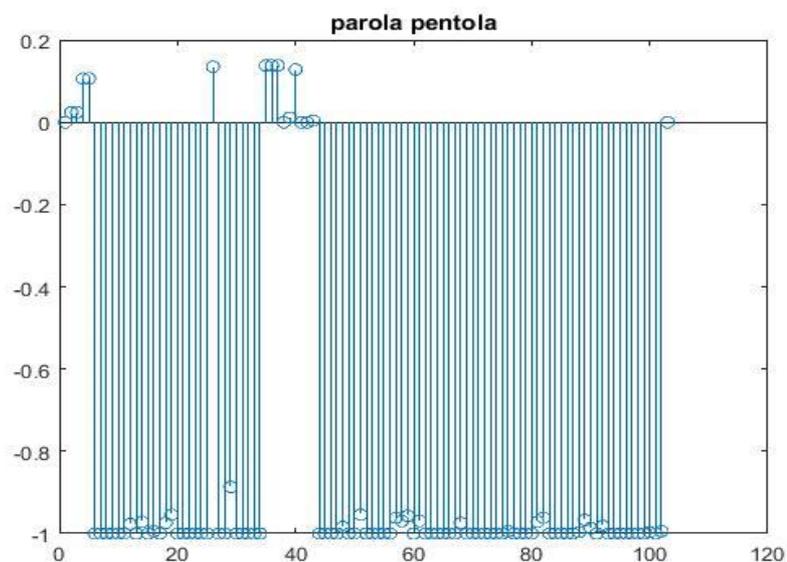
Vediamo le sinapsi che entrano in ogni parola.

I risultati sono abbastanza positivi, le sinapsi che entrano nelle parole sono quelle delle proprietà salienti che le caratterizzano. La parola “tazzina” riceve sinapsi dalle proprietà salienti e dalle proprietà associate alla categoria “utensili da cucina”.

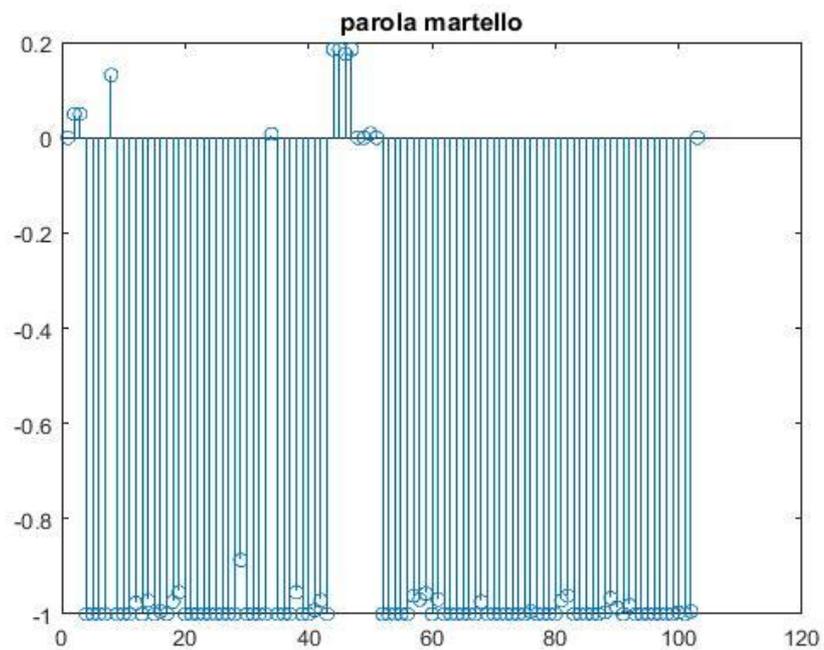
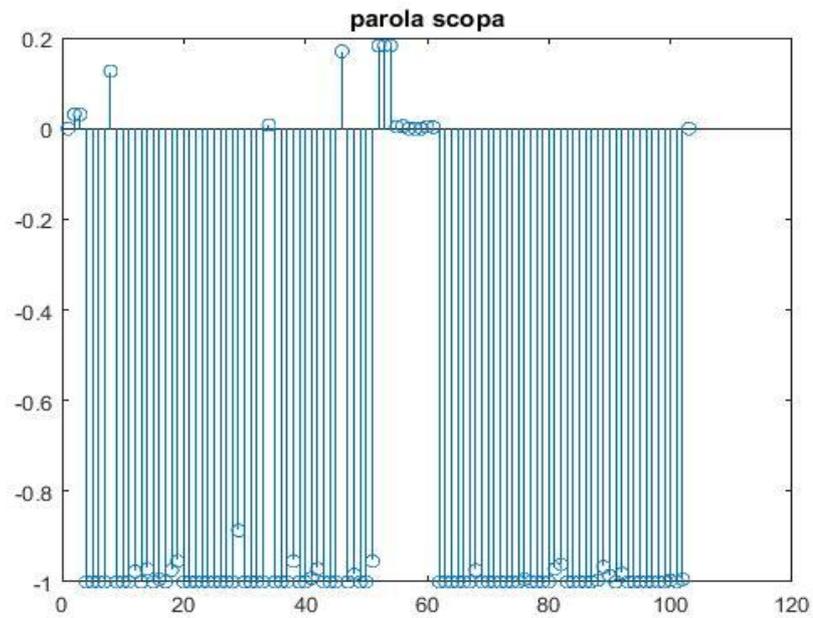


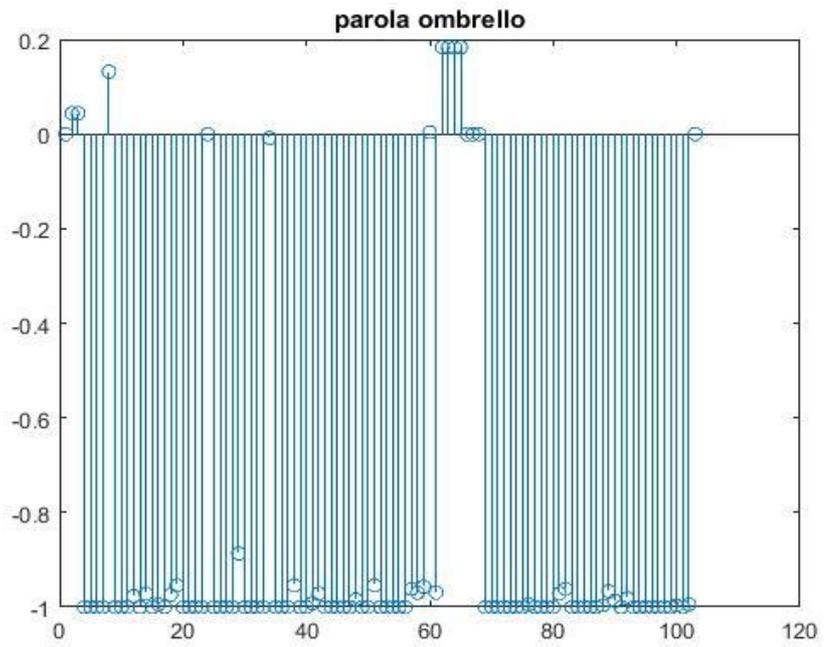
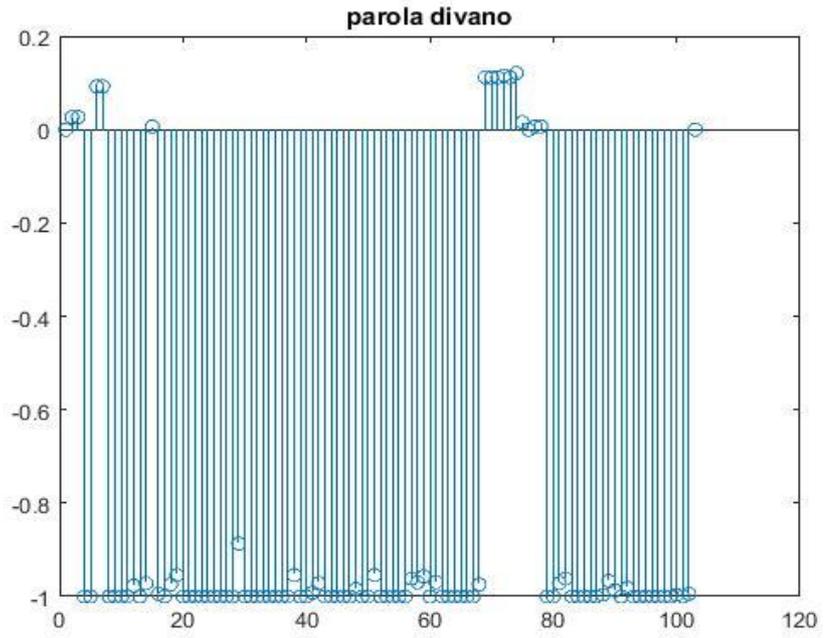


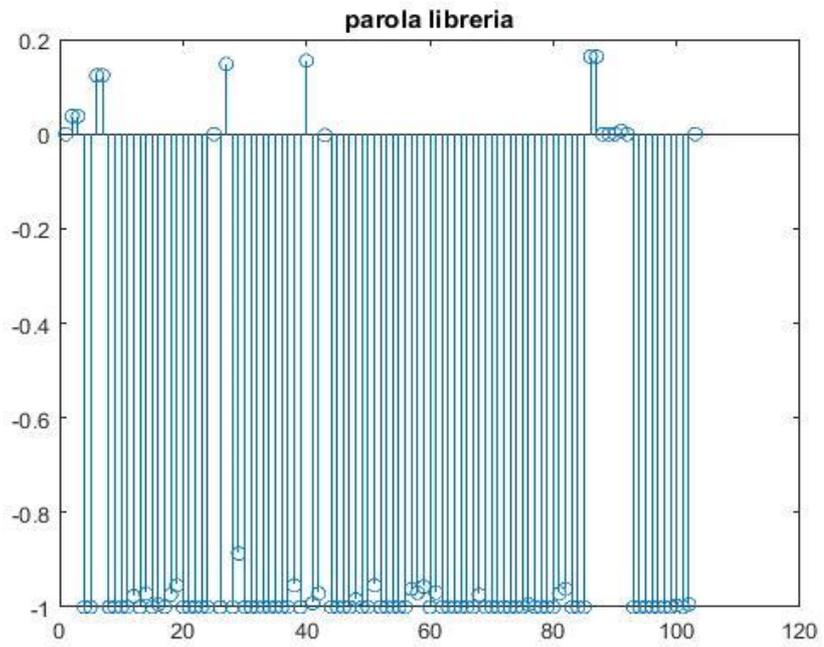
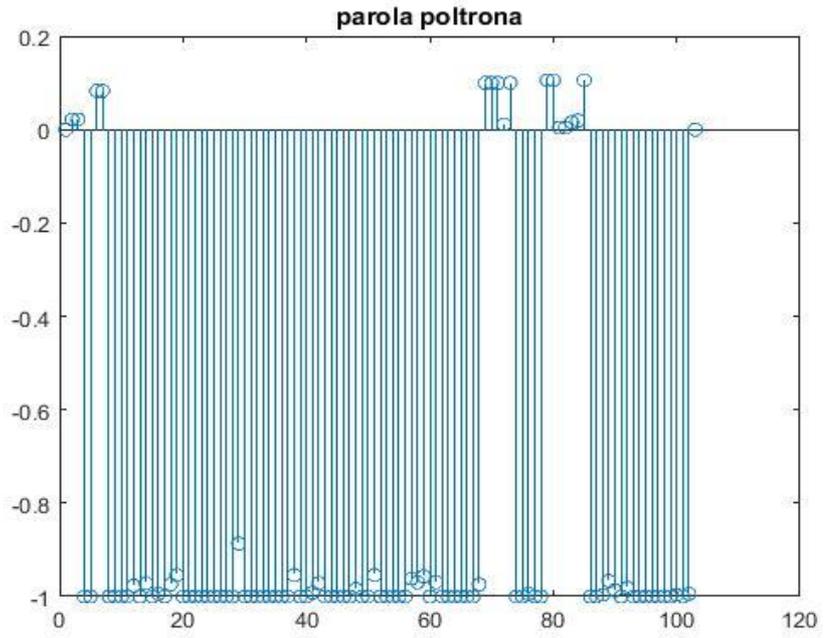
Ci sono casi in cui vengono richiamate anche proprietà marginali, vediamo nel dettaglio un esempio. La parola “pentola” riceve sinapsi da tutte le proprietà salienti relative all’oggetto, dalle proprietà relative alla categoria ma anche dalla proprietà “contiene” in realtà marginale (che però è divenuta saliente per la pentola).

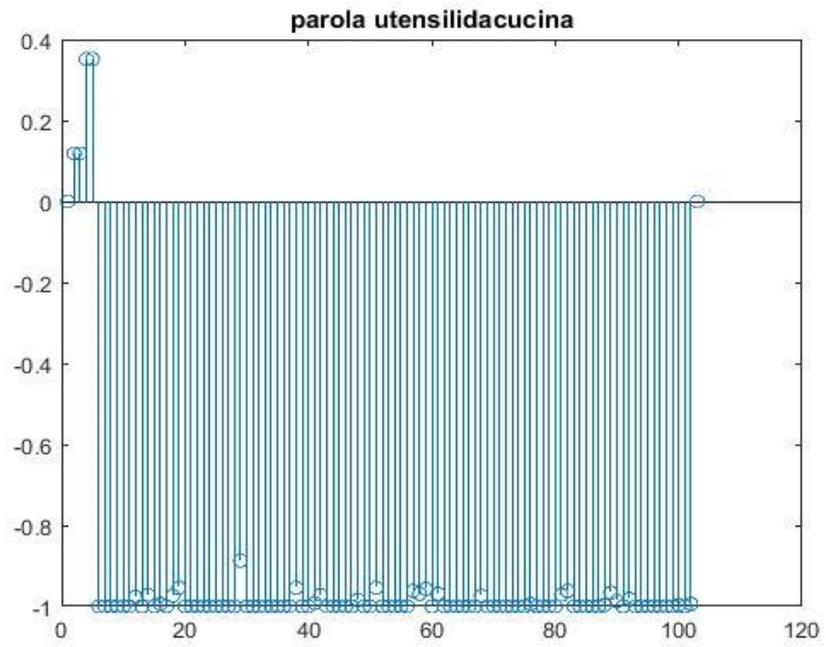
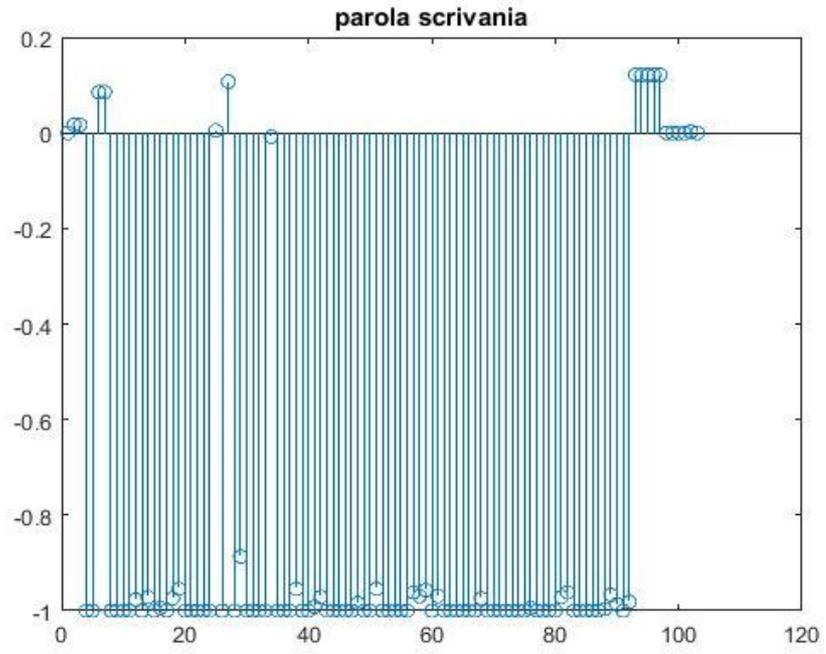


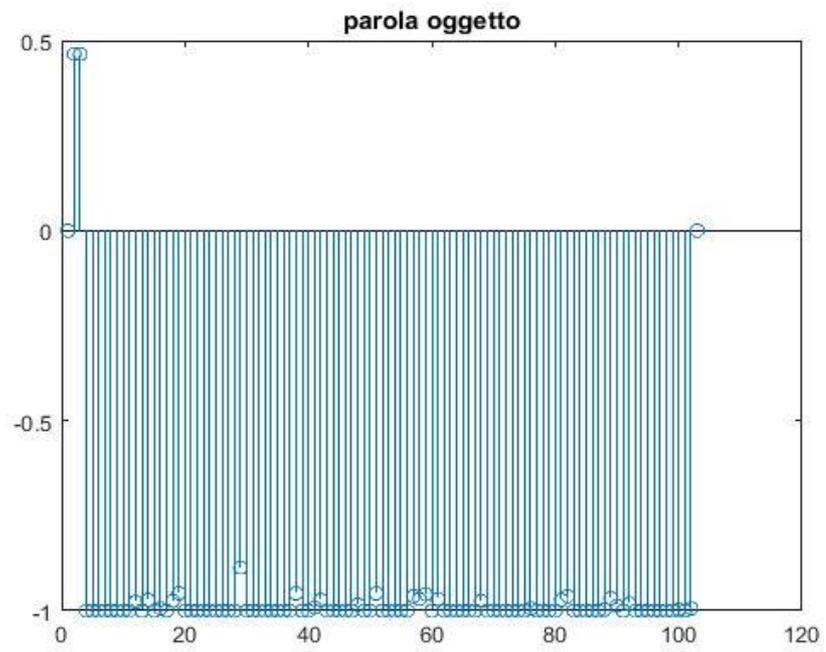
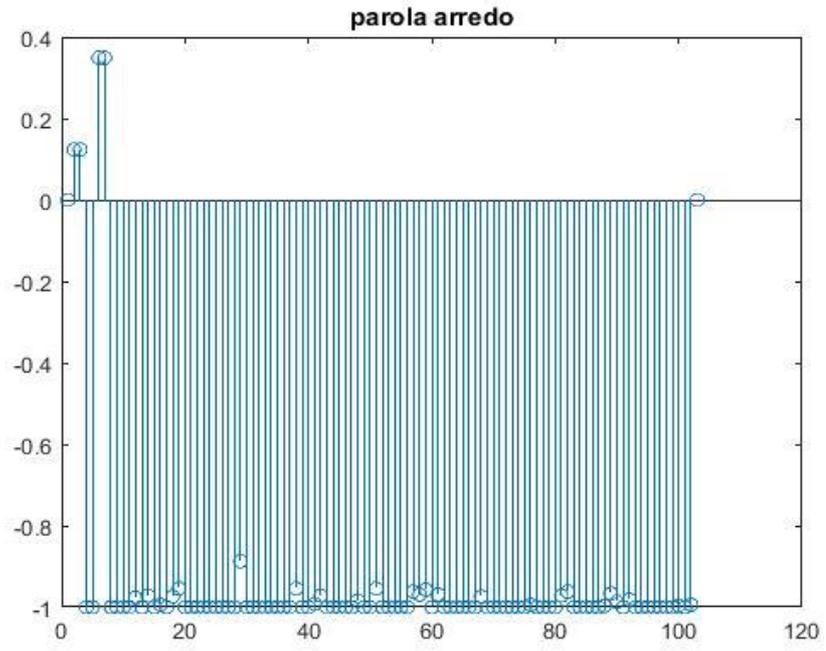
La parola “scopa” conferma quanto avevamo precedentemente analizzato nell’addestramento semantico, cioè la proprietà “ha il manico di legno” diventa saliente per l’oggetto.





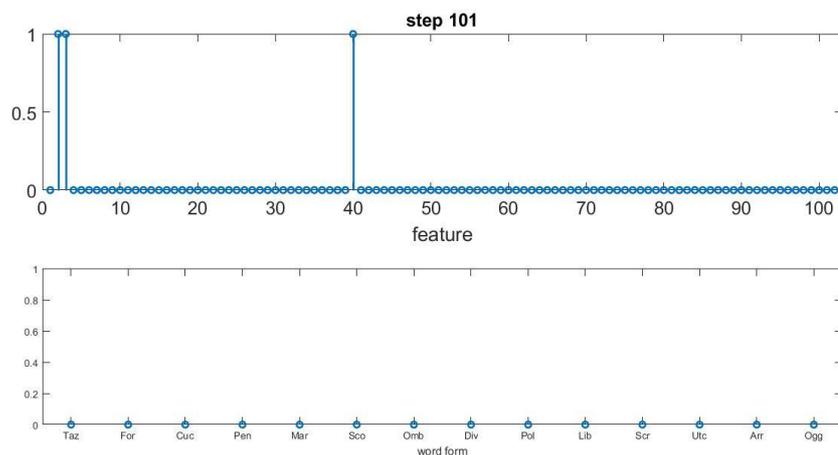






### 6.3.1 Simulazioni di compiti di denominazione dei concetti

Le simulazioni di compiti di denominazione degli oggetti hanno dimostrato che la rete lavora correttamente. Se al modello viene data in ingresso una proprietà marginale (es. “usato dal cuoco”), il modello restituisce la parola corrispondente. Dando in ingresso una proprietà condivisa “contiene” (comune a pentola e libreria), non vengono richiamate altre proprietà con cui ha creato delle sinapsi, ma solo le altre proprietà condivise “non vivente” e “creato dall’uomo”; quindi il modello non evoca nessuna parola.



### 6.3.2 Simulazioni di compiti di denominazione dei concetti

Word-form	Features
Oggetto	2,3
Utensili da cucina	2,3,4,5
Arredo	2,3,6,7
Tazzina	2,3,4,5,8,9,10,11
Forchetta	2,3,4,5,8,20,21,22,23
Cucchiaino	2,3,4,5,8,21,31,32,34
Pentola	2,3,4,5,26,35,36,37,40
Martello	2,3,8,44,45,46,47
Scopa	2,3,8,46,52,53,54
Ombrello	2,3,8,62,63,64,65
Divano	2,3,6,7, 69,70,71,72,73,74
Poltrona	2,3,6,7,69,70,71,72,73,79,80,85
Libreria	2,3,6,7,27,40,86,87
Scrivania	2,3,6,7,27,93,94,95,96,97

*Tabella 6.4: una parola è data in input alla rete lessicale, e le proprietà corrispondenti emergono dalla rete semantica in modo dinamico. In giallo viene rappresentato il caso in cui una parola richiama anche proprietà marginali.*

I risultati ottenuti mostrano come ogni parola evochi correttamente tutte le caratteristiche salienti appartenenti a quel concetto, e non evochi caratteristiche marginali.. Il modello funziona correttamente in tutte le attività di denominazione e riconoscimento di parole. Sono state superate tutte le limitazioni presentate dal modello precedente. In questo modo, non solo una funzionalità condivisa di una categoria non

evoca una caratteristica distintiva di un singolo membro, ma anche una funzionalità totalmente condivisa non evoca una funzionalità parzialmente condivisa.

# Capitolo 7

## 7. MODELLO CONTESTO

La ricerca in psicologia cognitiva e gli studi di semantica lessicale hanno dimostrato che i concetti contengono due differenti tipi di proprietà: proprietà indipendenti dal contesto (CI) e proprietà dipendenti dal contesto (CD). Le prime sono attivate in tutte le occasioni in cui pensiamo a un determinato concetto; le seconde vengono attivate solo in contesti particolari. Nei casi in cui vi è una grande quantità di informazioni o di molteplici significati associati ad una data parola o un dato oggetto, i processi di controllo cognitivi svolgono un ruolo centrale nel garantire che vengano richiamate solo le giuste informazioni.

Senza queste informazioni contestuali la comprensione potrebbe risultare meno adeguata alle particolari esigenze di volta in volta presentate dall'ambiente.

Tanti sono stati i test effettuati per dimostrare come il processo di comprensione sia fortemente supportato dall'aggiunta di informazioni contestuali, le quali a loro volta sono strettamente legate all'esperienza. Secondo Lawrence W. Barsalou i concetti non sono delle rappresentazioni stabili, ma la loro struttura varia considerevolmente non solo a seconda che sia determinata dalla tendenza centrale, dagli ideali o dalla frequenza di associazione, ma anche a seconda del contesto. Il modello funzionalista di Barsalou afferma che le informazioni contenute nella memoria a lungo termine vengono utilizzate dalla memoria di lavoro per costruire i concetti relativamente ai contesti e alle situazioni specifiche. Da questo punto di vista risulta chiaramente che le categorie sono dei costrutti temporanei che dipendono strettamente dai contesti. Una volta formati, questi concetti vengono immagazzinati nella memoria a lungo termine, sebbene non

costituiscano delle rappresentazioni rigidamente definite, bensì presentino caratteristiche di flessibilità e variabilità. Anche se alcune informazioni potrebbero essere indipendenti dal contesto, cioè sempre incorporate in un concetto, altre potrebbero partecipare alla sua formazione solo nelle situazioni più pertinenti, e dipendere dalle contingenze del momento. Questi potrebbero essere quindi gli elementi distintivi in grado di fornire le caratteristiche di stabilità o dinamicità alle categorie. L'approccio funzionalista di Barsalou risulta essere ad oggi il più convincente, in quanto è in grado di spiegare il maggior numero di dati sperimentali e di superare i punti critici delle altre teorie . Nel presente lavoro la dipendenza di un concetto dal contesto è stata studiata per la prima volta utilizzando probabilità condizionate. Analizziamo innanzitutto come varia la probabilità, al variare della conoscenza, ovvero al crescere delle informazioni assunte in possesso di chi calcola la probabilità. Il condizionamento è utile quando si vuole analizzare un certo evento A (l'evento condizionato) avendo a disposizione una certa informazione B (l'evento condizionante):

$P(A|B)$  è "la probabilità che si verifichi A dato che già si è verificato B"

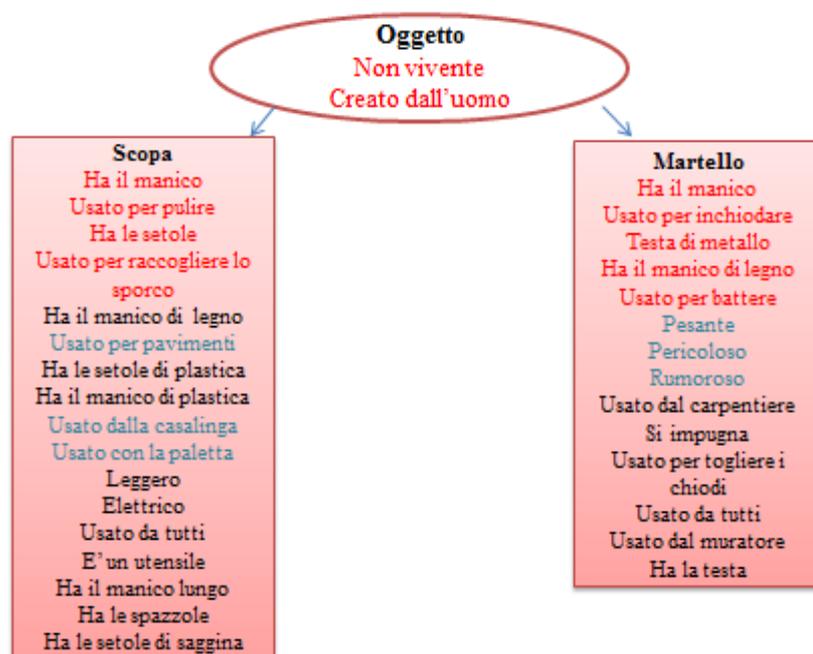
$$P(A | B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$$

Si ha quindi che probabilità condizionata di A dato B si ottiene dividendo il numero dei casi favorevoli ad  $(A \cap B)$  per il numero dei casi favorevoli a B, con  $P(B) \neq 0$ . Naturalmente  $P(B) > 0$ , se  $P(B)$  fosse nullo la probabilità condizionata non avrebbe senso: non è infatti possibile definire la probabilità condizionata rispetto ad un evento impossibile.

## 7.1 Descrizione del modello

I concetti utilizzati nelle simulazioni sono stati scelti anche in questo modello dal database fornito dal Dipartimento di Neuropsicologia dell'ospedale San Raffaele a Milano, nel suddetto modello sono state prese tutte le proprietà legate al concetto. La tassonomia si basa su 2 oggetti e una super-categoria "oggetto"

Abbiamo 31 proprietà e la corrispondente posizione che occupano all'interno della rete. Alcune di queste proprietà sono condivise, altre invece sono proprietà distintive che appartengono solo a quel tipo di oggetto e altre sono proprietà legate al contesto. Nella rappresentazione seguente le proprietà salienti sono quelle in rosso, le proprietà context-dependent in blu, tutte le altre marginali in nero. (Le proprietà context-dependent saranno indicate con la sigla CD.)



Le proprietà hanno una diversa salienza, determinata dalla frequenza con cui si verificano. Le frequenze sono 70% per le salienti, 40 % per le

marginali, 30% per quelle CD. In alcuni casi la stessa proprietà ha frequenza diversa a seconda dell'oggetto che descrive.

Vediamo l'elenco delle proprietà e la posizione che assumono all'interno della rete

```
creatodalluomo=2;          halesetole di plastica=22;
nonvivente=3;              manico di plastica=23;
hailmanico=4;              usatodalla casa lingua=24;
usatoperinchiodare=5;     usatocollapaletta=25;
tastadimetallo=6;        leggero=26;
manico di legno=7;        elettrica=27;
usatoperbattere=8;       un utensile=28;
pesante=9;                manico lungo=29;
pericoloso=10;           halespazzole=30;

rumoroso=11;              halesetole di saggi=31;
usatodalcarpentiere=12;
siimpugna=13;
usatopertogliere i chiodi=14;
usatodatutti=15;
usatodalmuratore=16;
halatesta=17;

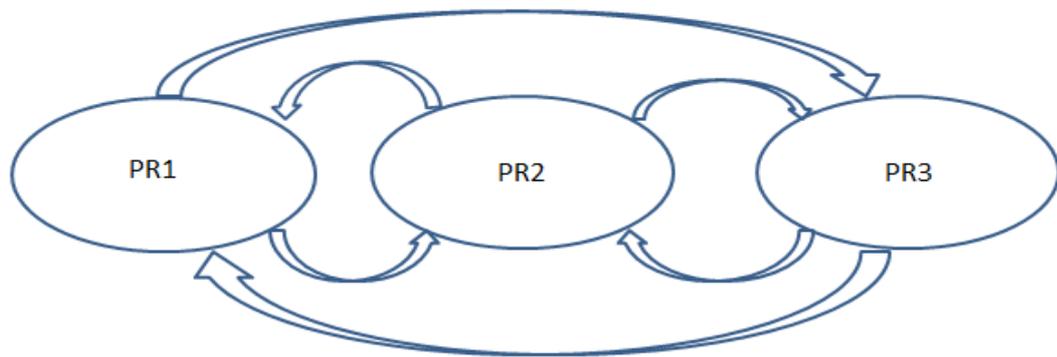
usatoperpulire=18;
halesetole=19;
usatoper raccogliere lo sporco=20;
usatoperpavimenti=21;
```

Anche in questo modello è stata utilizzata una soglia variabile, la differenza sostanziale rispetto ai modelli precedenti è nell'utilizzo di un addestramento più complesso che fa uso della probabilità condizionata fra i vari concetti per determinare proprietà CD.

```
I (PR1)=1*(rand(1,1)<perc_PR1);  
I (PR2)=I (PR1) * (rand(1,1)<0.7)+(1-I (PR1)) * (rand(1,1)<0.1286);  
I (PR3)=I (PR2) * (rand(1,1)<0.7)+(1-I (PR2)) * (rand(1,1)<0.1286);
```

Quello che accade è che quando si verifica la prima proprietà, nel 30% dei casi, le proprietà 2 e 3 hanno il 70% di probabilità di verificarsi, cioè le proprietà 1,2 e 3 diventano salienti fra loro. Quando la proprietà 1 non si verifica (nel 70% dei casi) , le proprietà 2 e 3 sono state calcolate in modo tale da avere il 30 % di probabilità di verificarsi. Se avessimo utilizzato, come nei modelli precedenti, una frequenza di occorrenza del 40 % ci saremmo avvicinati troppo al valore di soglia e come conseguenza le proprietà sarebbero diventate tutte troppo salienti.

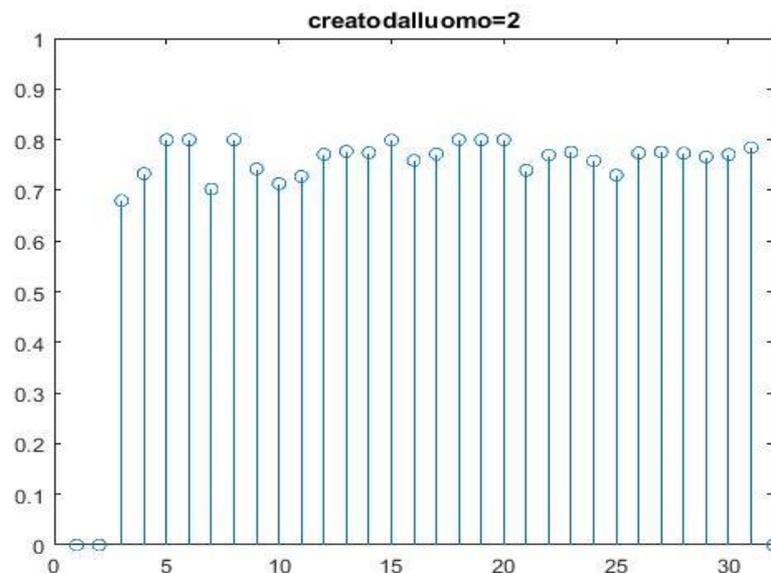
Per l'oggetto "martello" supponiamo che un contesto specifico sia determinato dalle proprietà "pesante", "pericoloso" e "rumoroso" (rispettivamente Pr1, Pr2,Pr3) mentre per l'oggetto "scopa" un contesto sia caratterizzato dalle proprietà "usato dalla casalinga", "usato per pavimenti", "usato con la paletta". L'addestramento della rete è stato caratterizzato da 1000 prove, ne necessitano 2000 per raggiungere la saturazione. Quello che ci aspettiamo è che si creino delle forti sinapsi tra queste proprietà e richiamandone una vengano richiamate anche le altre.

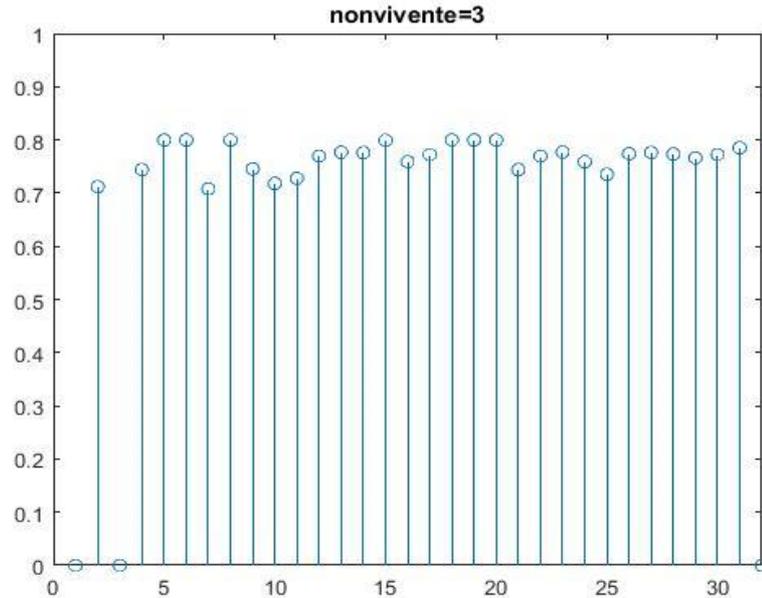


**Fig.7:** Il grafico riportato mostra i risultati attesi dalla rete e le frecce indicano le rispettive sinapsi che si creeranno

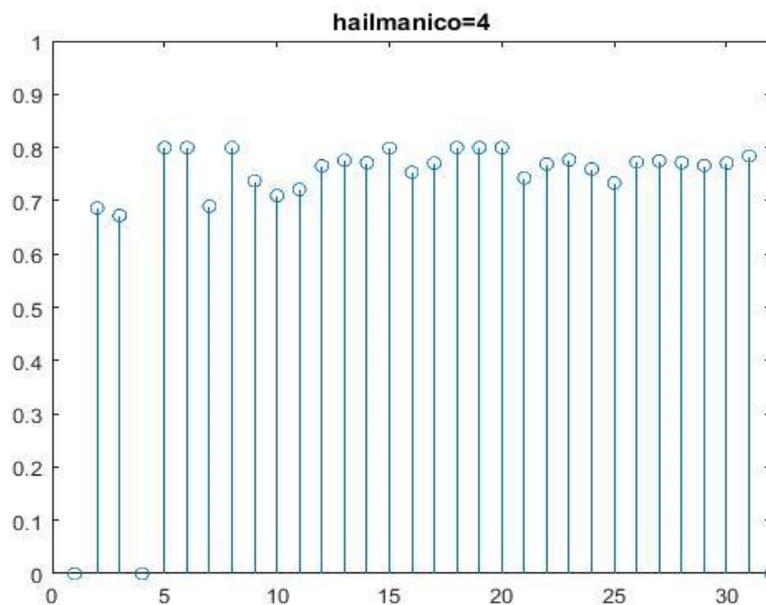
## ***7.2 Addestramento semantico***

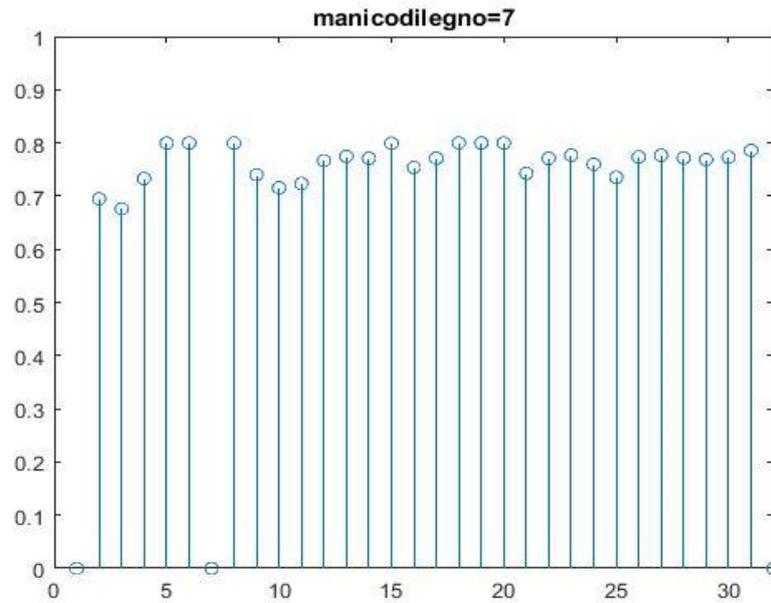
Le proprietà “non vivente” e “creato dall’uomo” sono proprietà salienti comuni a tutti gli oggetti, e formano la categoria “oggetto”. Quindi ricevono sinapsi da tutte le proprietà degli oggetti, tranne da se stesse.



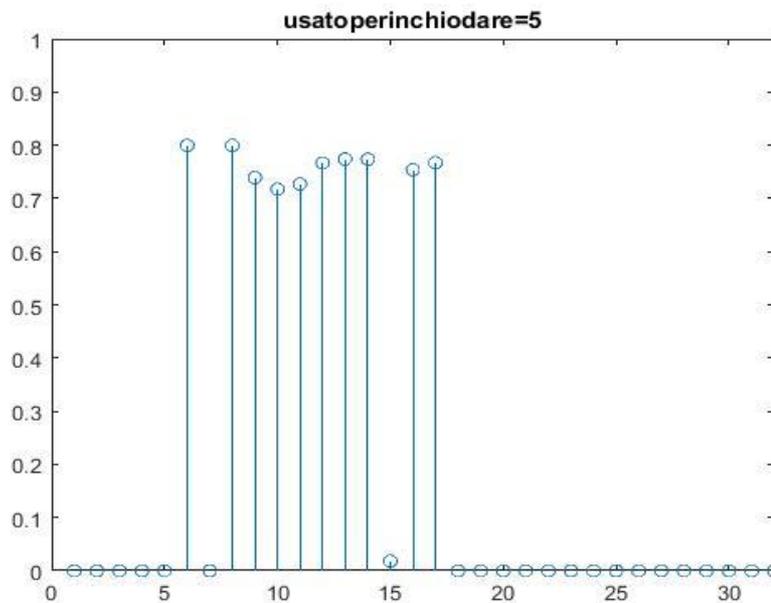


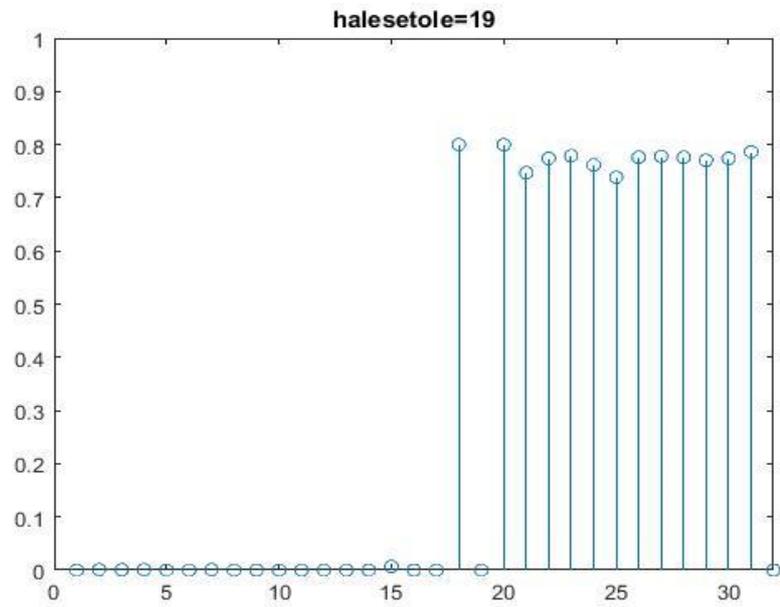
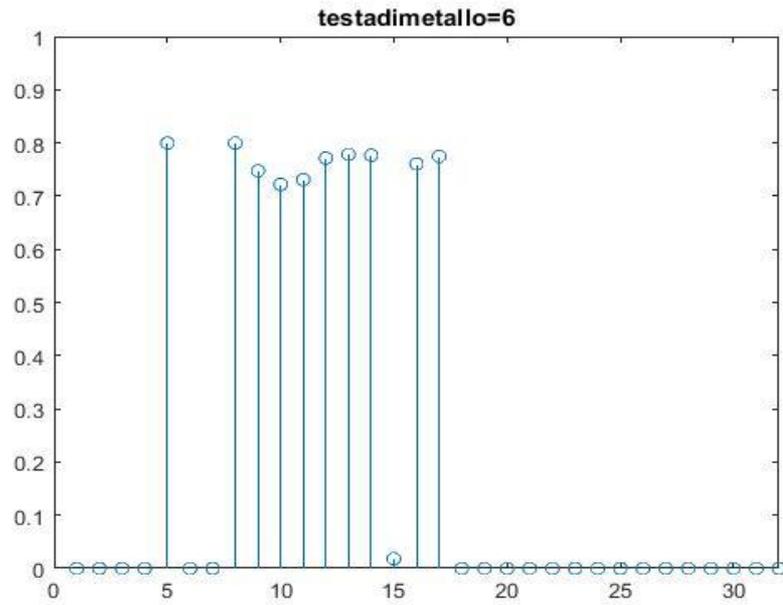
Le proprietà condivise ricevono sinapsi forti con le proprietà salienti dei rispettivi oggetti, sinapsi meno forti con quelle marginali. La proprietà “manico di legno” diventa saliente anche per l’oggetto scopa.

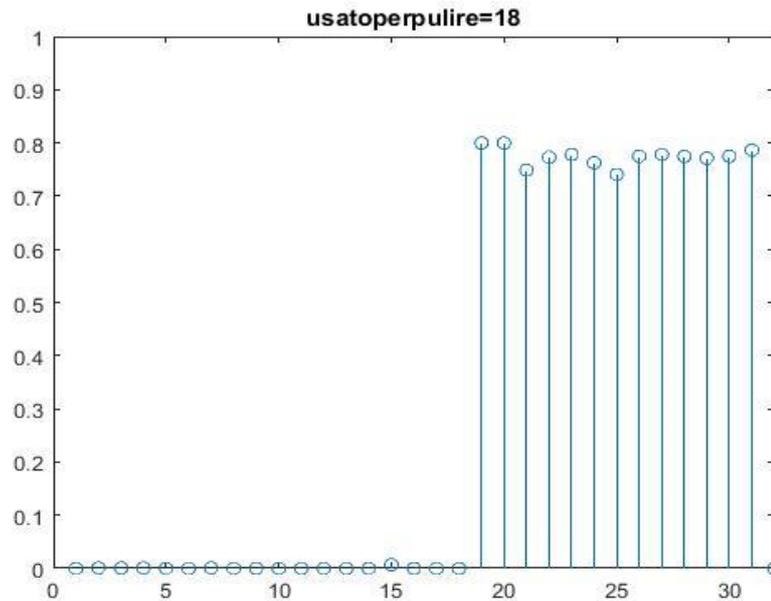




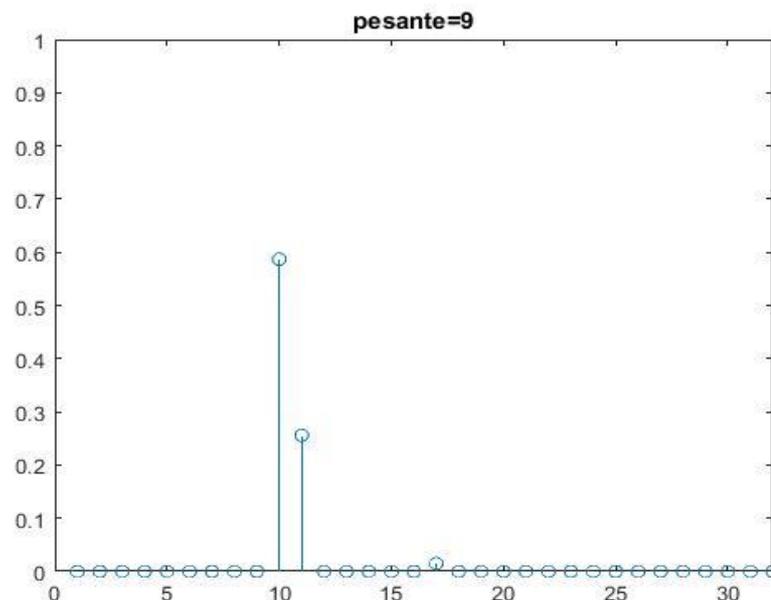
Le proprietà distintive, salienti e marginali, ricevono sinapsi da tutte le proprietà proprie dell'oggetto.

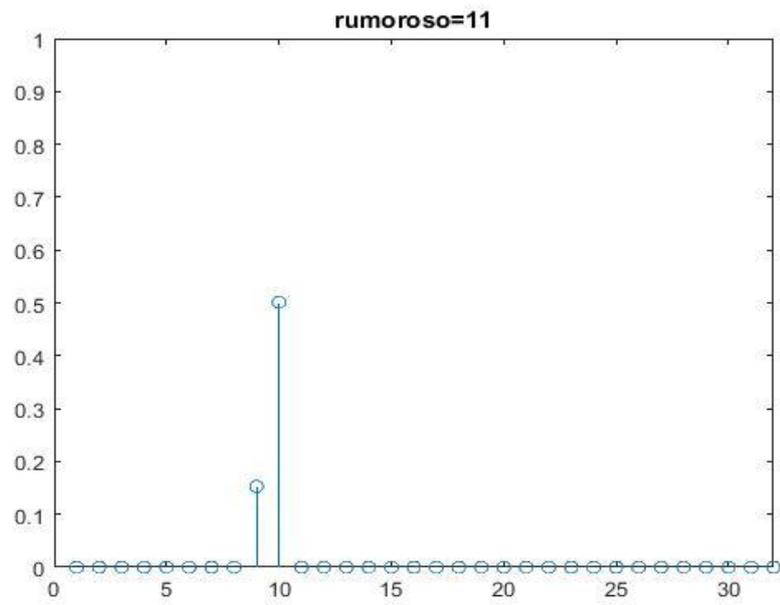
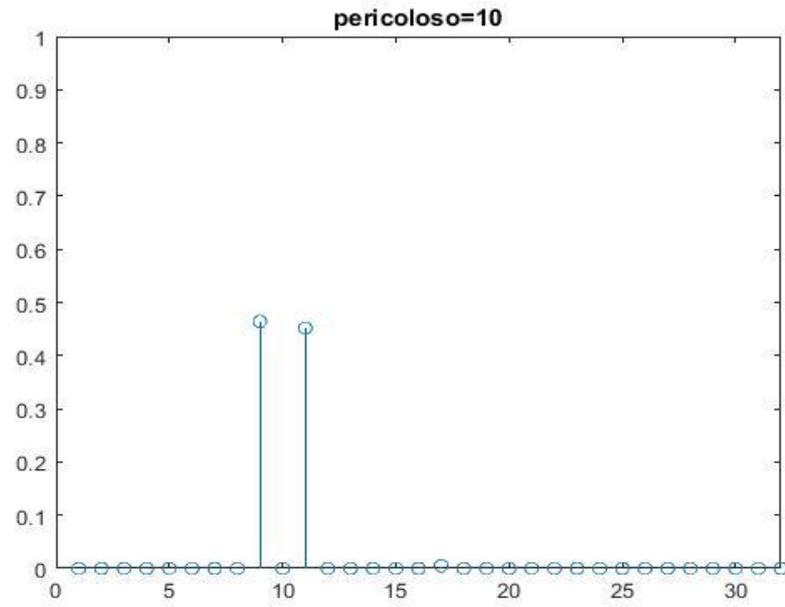


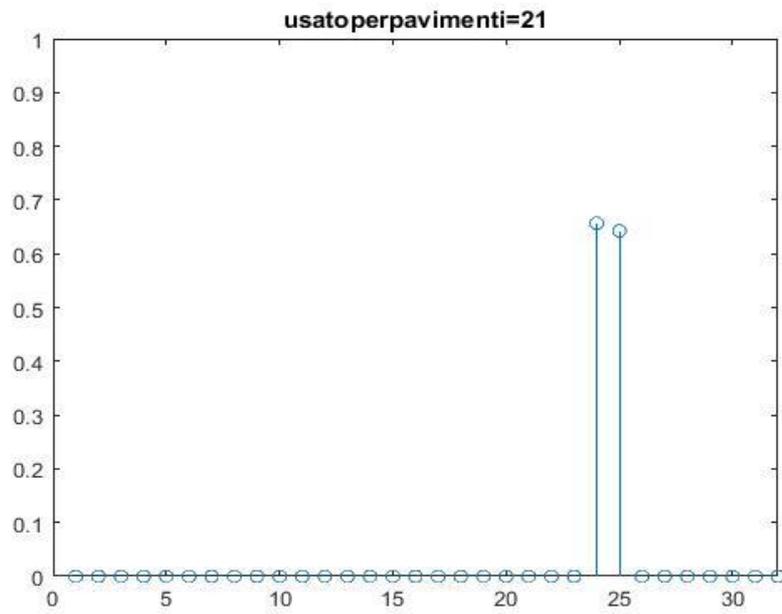
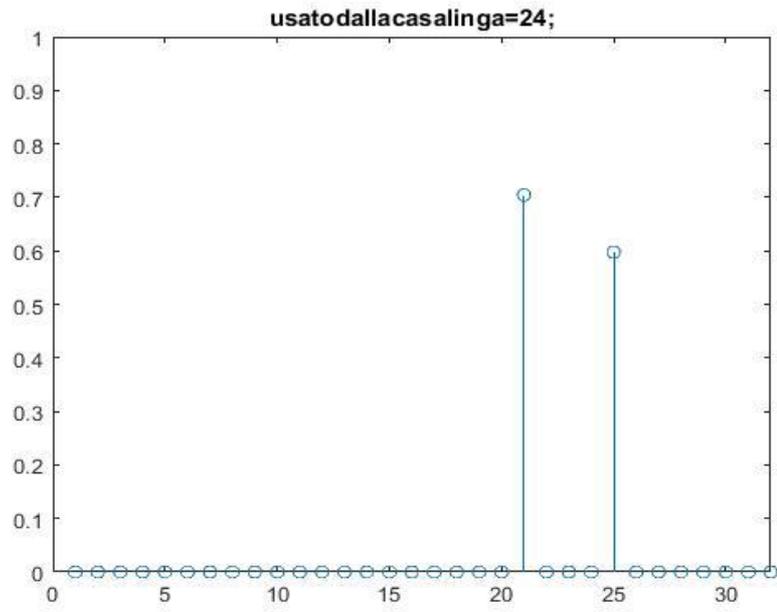


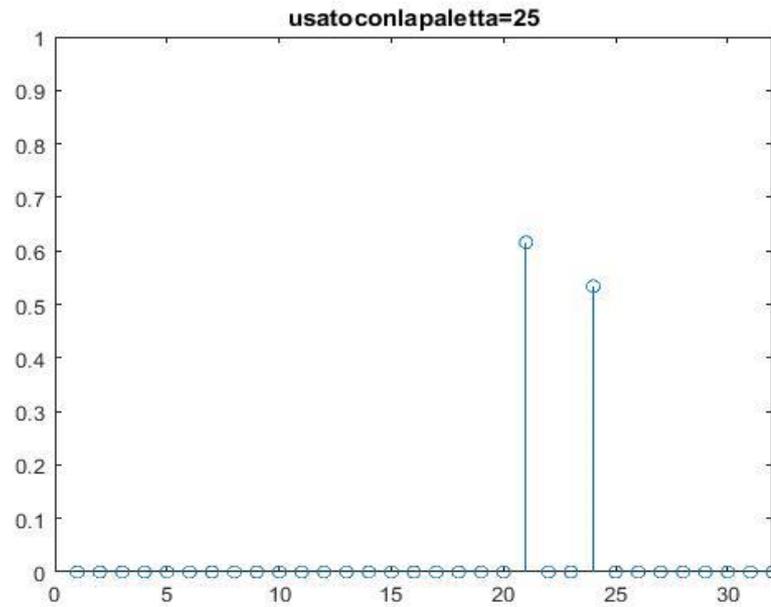


In accordo con quanto detto precedentemente, le proprietà CD ricevono sinapsi dalle altre proprietà legate al contesto e non da se stesse ((e, soprattutto, non ricevono sinapsi dalle altre proprietà dell'oggetto, quindi non sono evocate al di fuori di quel particolar contesto).





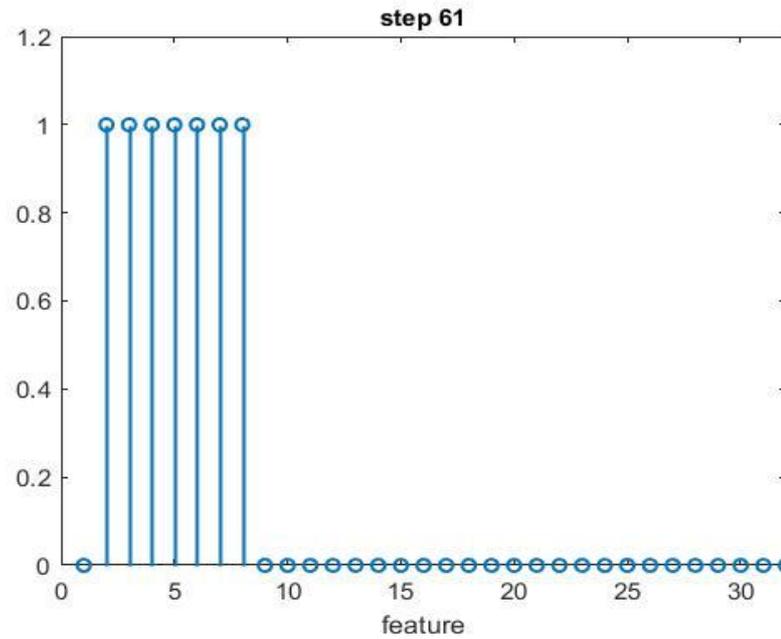




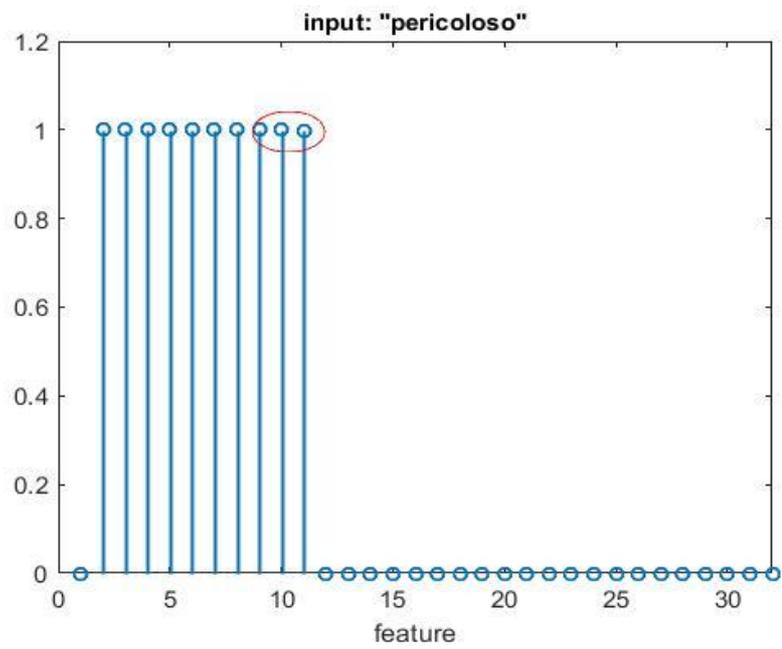
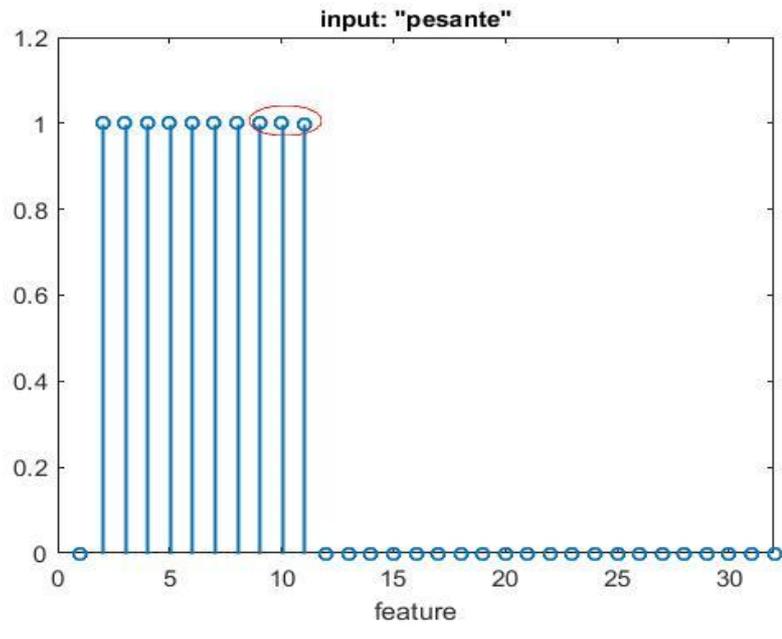
### ***7.2.1 Simulazioni***

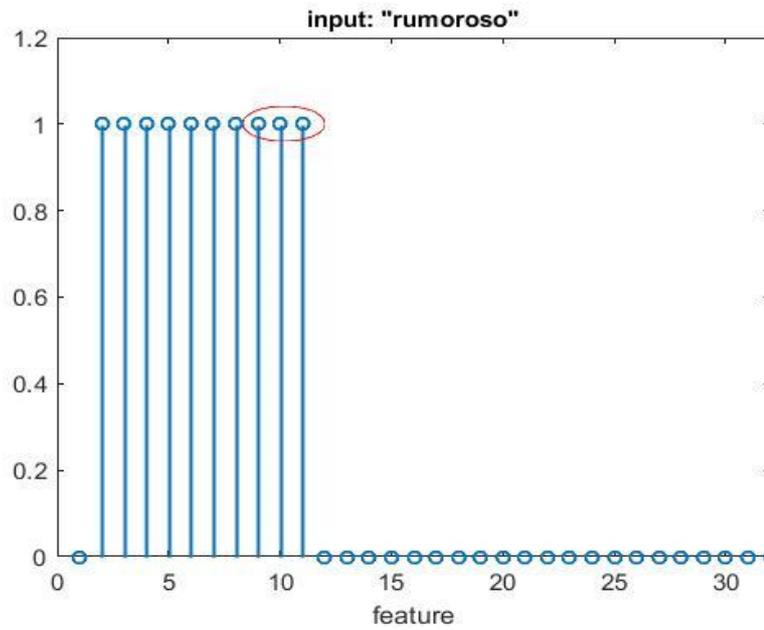
Qui di seguito vengono riportate alcune simulazioni.

Dando in ingresso una proprietà saliente distintiva del martello quale “usato per inchiodare” la rete evoca correttamente forti sinapsi in output solo le altre proprietà salienti.

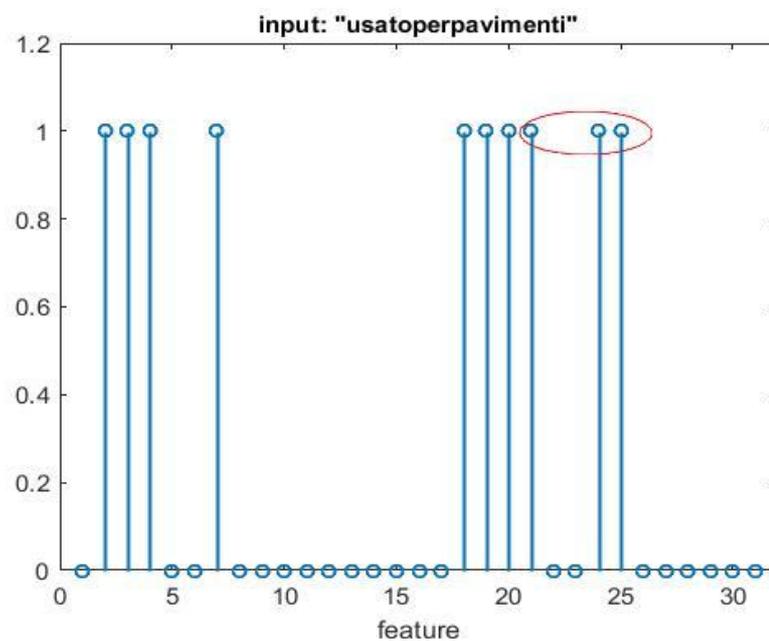


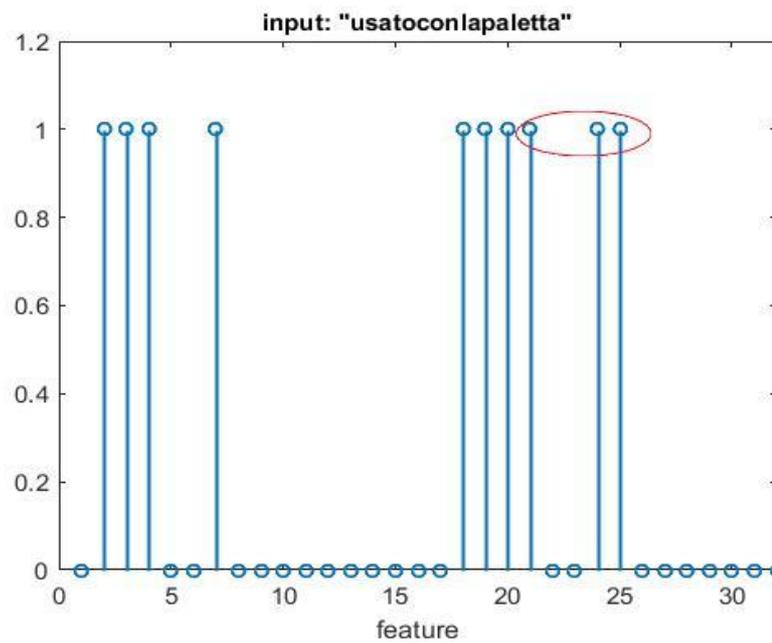
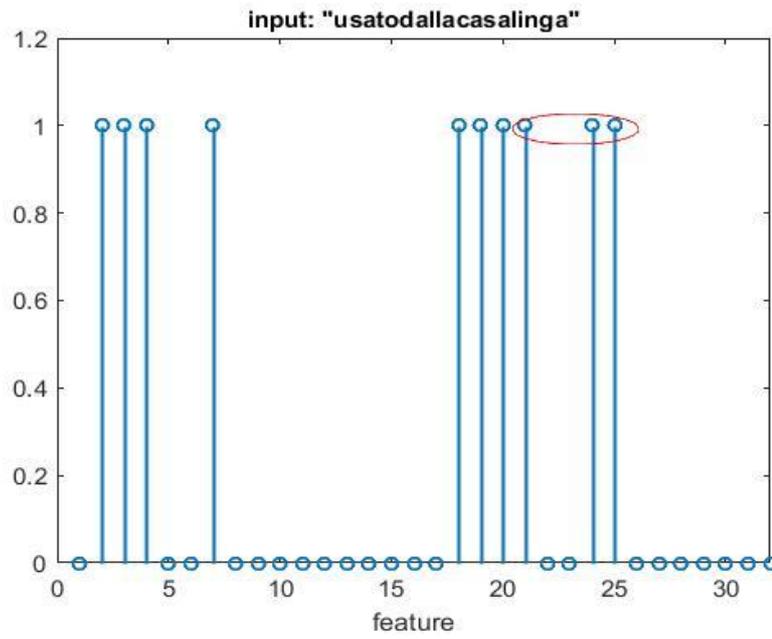
Sempre per l'oggetto martello, si può osservare dal grafico seguente come richiamando la proprietà "pesante=9" (CD) vengano richiamate anche tutte le altre proprietà CD ("pericoloso=10" e "rumoroso=11") oltre a tutte le altre proprietà salienti del martello. Lo stesso accade per le altre due proprietà CD. Le feature cerchiare in rosso sono quelle delle proprietà dipendenti dal contesto.





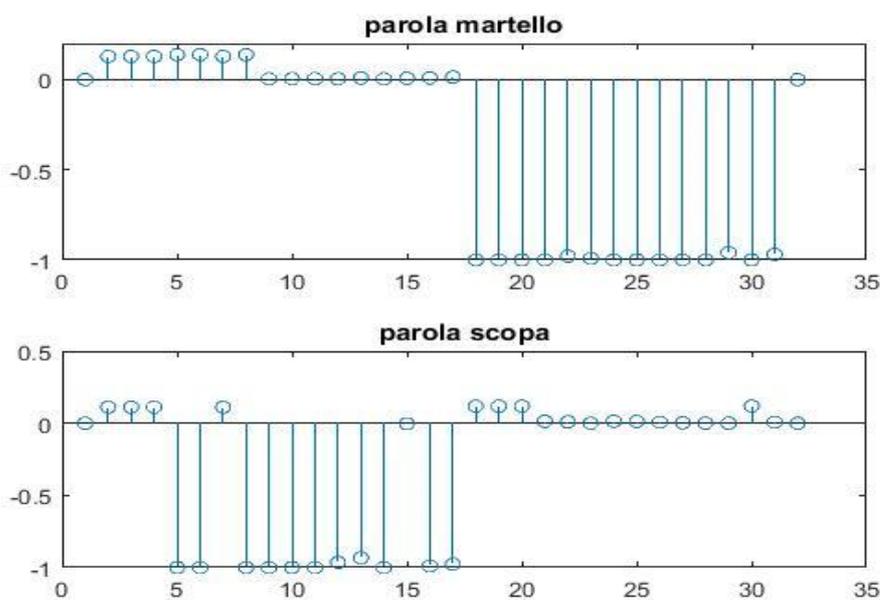
Gli stessi risultati, coerenti dunque con il concetto di proprietà context dependent, vengono riscontrati per l'oggetto scopa e le proprietà (CD): usato per pavimenti (21), usato dalla casalinga (24) e usato con la paletta (25).





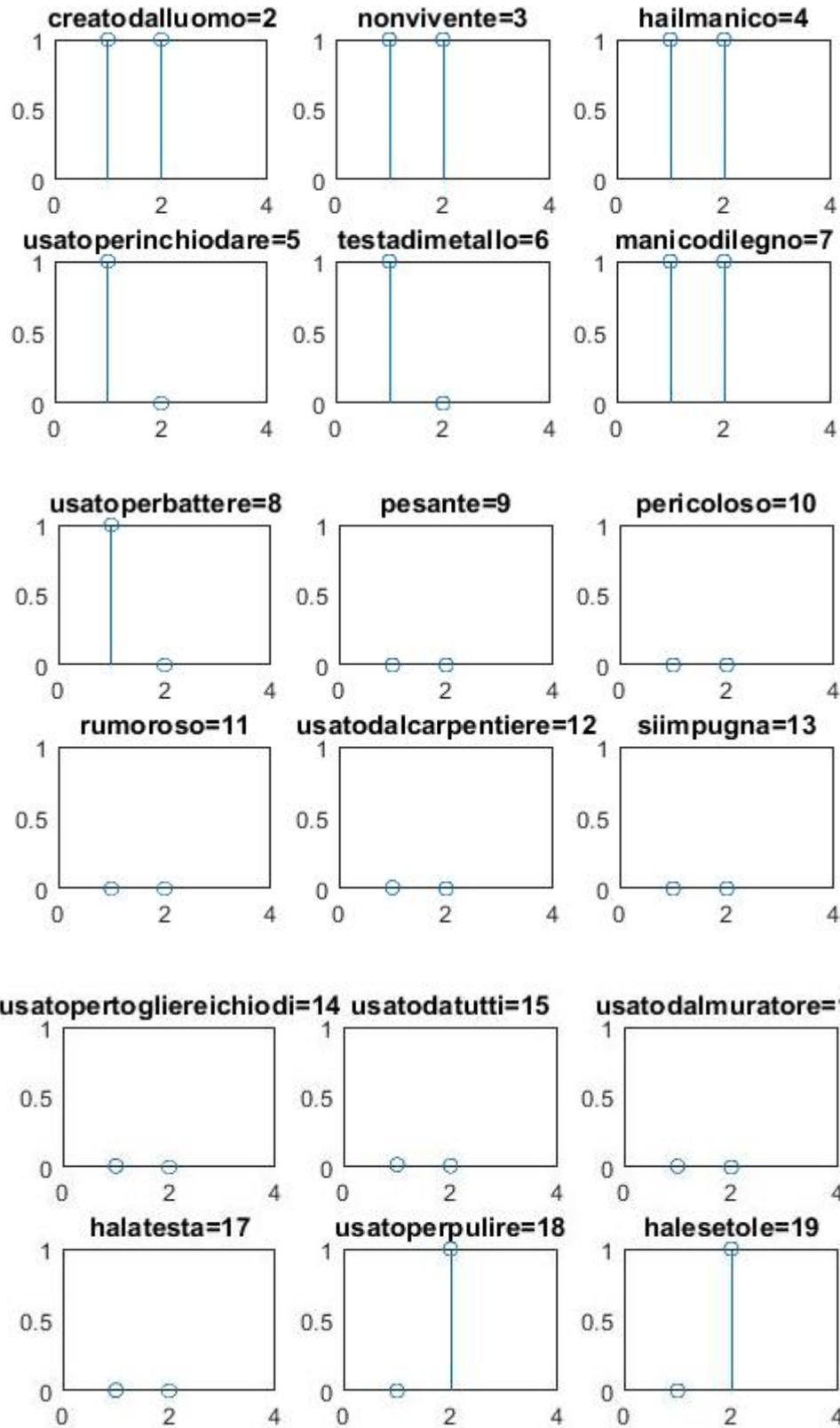
### 7.3 Addestramento lessicale

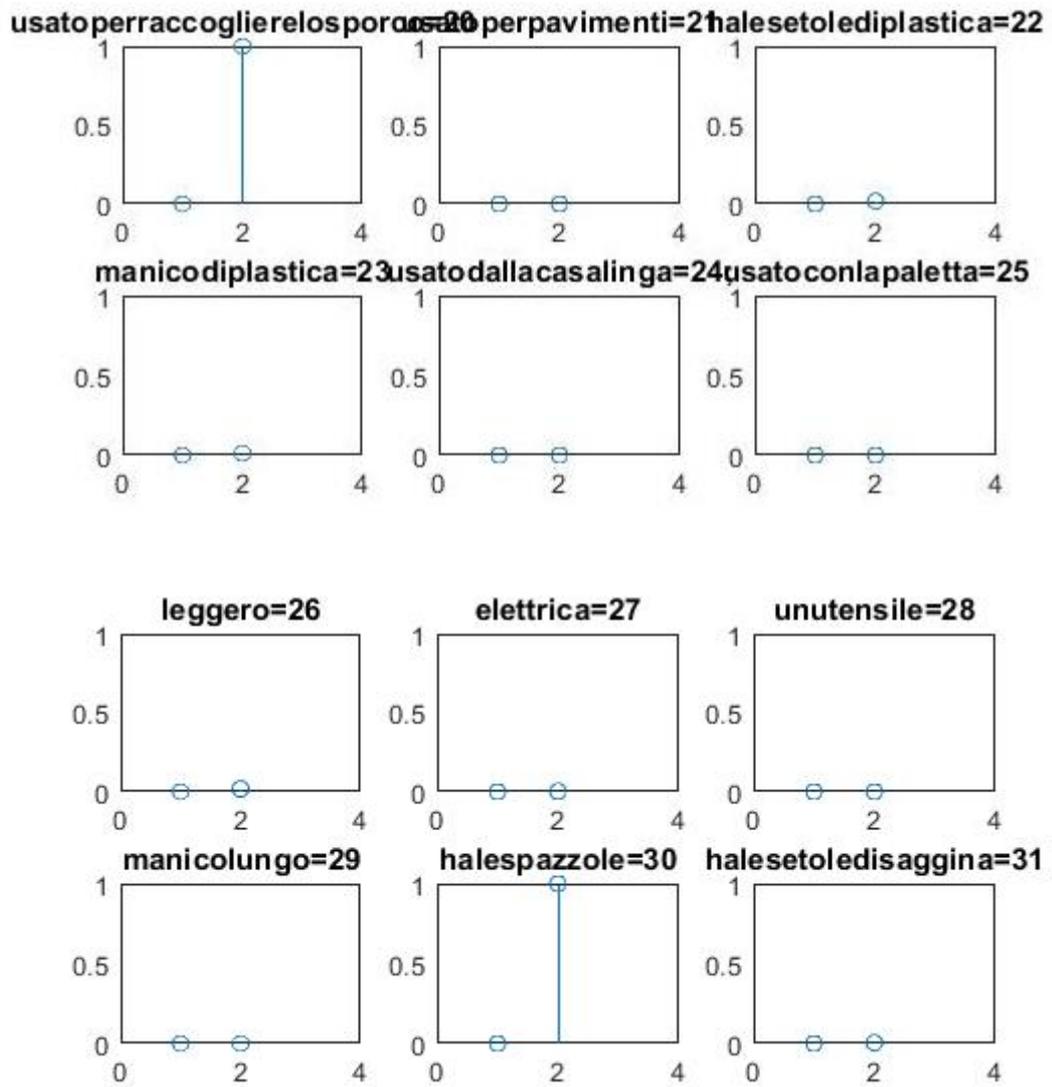
I grafici riportati sotto mostrano la forza delle sinapsi (in ordinata) che entrano in ciascuna delle 2 unità lessicali, codificanti per una parola, da ogni unità semantica (in ascissa) ciascuna codificante per una proprietà, cioè le  $W_{j,i}^{LS}$ .



Come si può osservare dai risultati ottenuti, ogni parola è eccitata solo dalle proprietà salienti che permettono subito il riconoscimento dell'oggetto.

Ogni parola è inibita da tutte le proprietà che non partecipano alla sua semantica, ma partecipano alla semantica di altre parole, (per esempio, la parola “martello” è inibita dalla proprietà “ha il manico lungo” quando quest’ultima è attiva). Resta sempre il problema legato alla proprietà 7 (“ha il manico di legno”) che eccita la parola “scopa” pur essendo marginale per l’oggetto. I grafici che riporto nel seguito, mostrano la forza delle sinapsi (in ordinata) che entrano in ognuna delle 32 proprietà dell’area semantica, dalle unità lessicali ( in ascissa) :





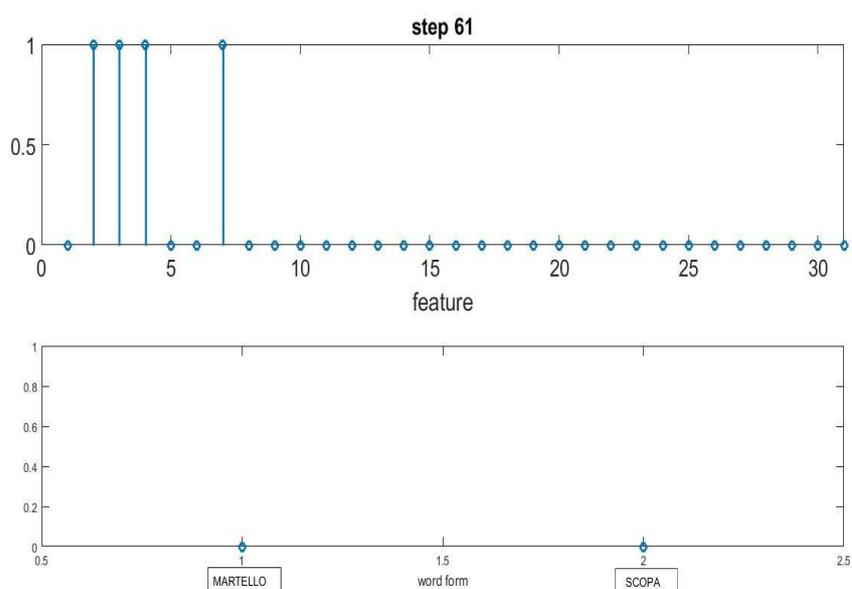
E' evidente che una proprietà condivisa riceve sinapsi da entrambe le parole a cui appartiene (ad esempio la proprietà "ha il manico"). Una proprietà distintiva riceve sinapsi eccitatorie solo da una singola parola. La forza delle sinapsi riflette la salienza, infatti notiamo che proprietà marginali come "manico lungo", "usato dal carpentiere", "ha le setole di saggina", ricevono sinapsi talmente deboli che non bastano per evocarle.

### 7.3.1 Simulazioni

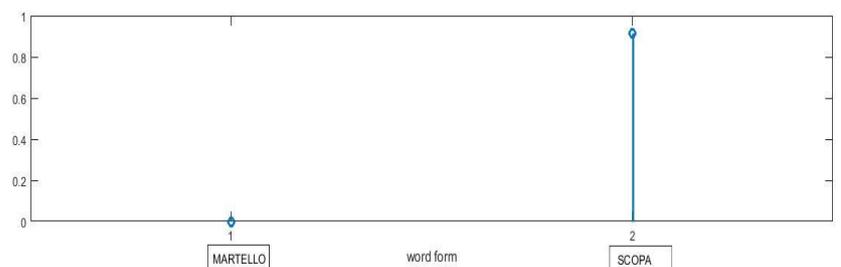
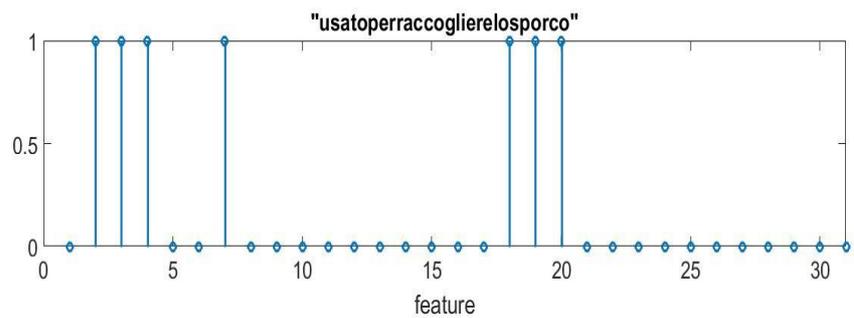
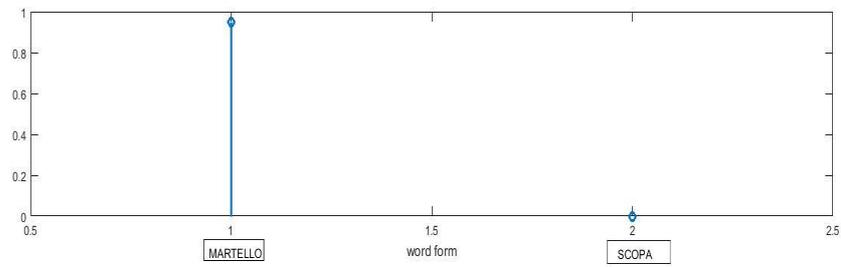
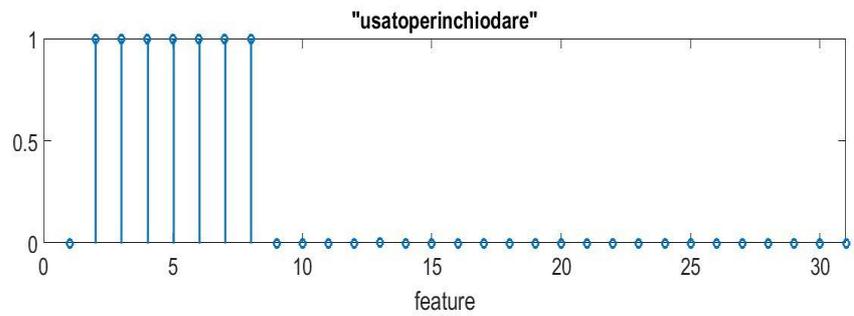
Il modello, una volta addestrato, viene testato attraverso delle simulazioni di compiti di denominazione dei concetti.

Dai risultati si evince che se sono date in input proprietà condivise, la rete evoca solo le proprietà condivise tra gli oggetti non fornendo nessuna parola in uscita; se sono stimulate le proprietà distintive, la rete riconosce l'oggetto corrispondente; le proprietà non salienti giocano un ruolo importante nel riconoscimento di un oggetto, purché stimulate dall'input esterno, dato che non sono evocate dalle altre proprietà; tali proprietà evocano le proprietà salienti che a loro volta richiamano la parola associata. Tutte le proprietà CD dunque non dovranno né inibire né eccitare la parola corrispondente.

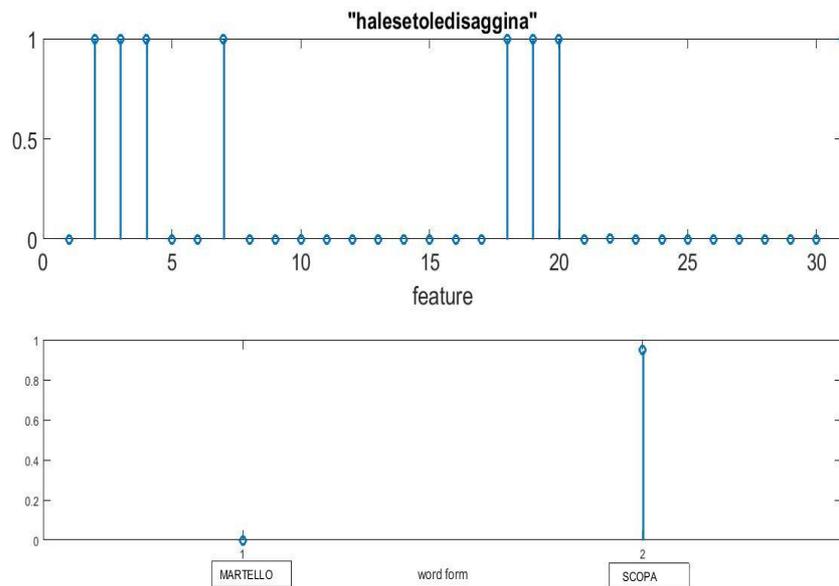
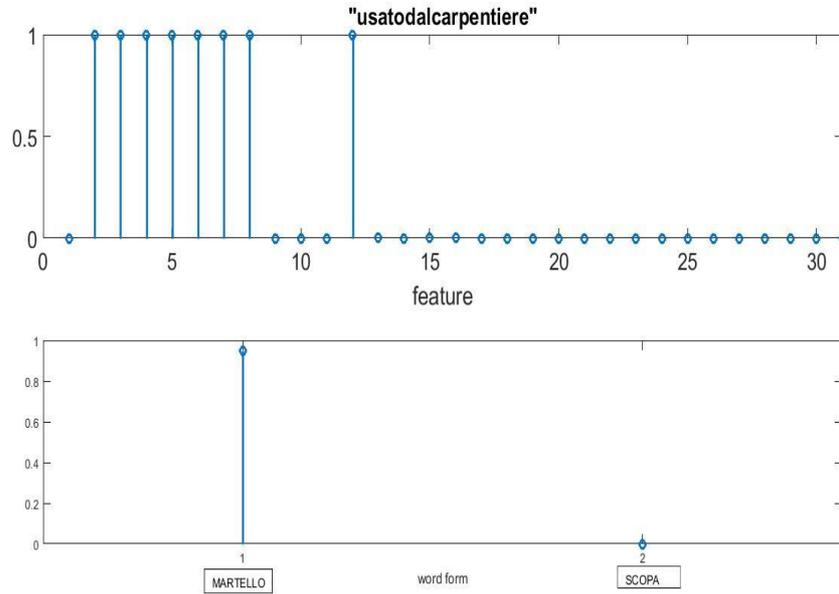
Di seguito riportiamo alcuni grafici per dimostrare quanto appena detto. Con la proprietà "ha il manico" condivisa sia dall'oggetto martello che dalla scopa, la rete richiama solo le altre proprietà condivise dagli oggetti e nessuna parola corrispondente.



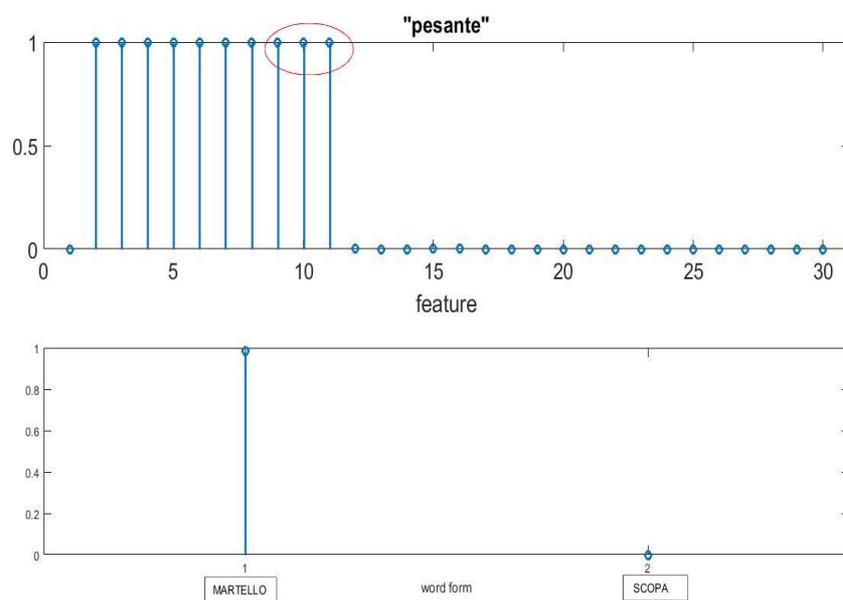
Con le proprietà salienti “usato per inchiodare” per il martello, e “usato per raccogliere lo sporco” per la scopa la rete richiama tutte le altre proprietà salienti per l’oggetto e la parola corrispondente.

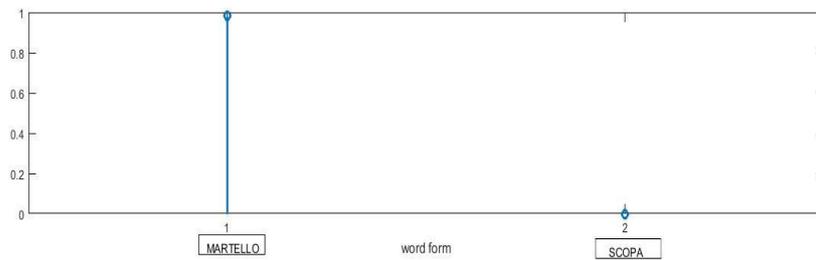
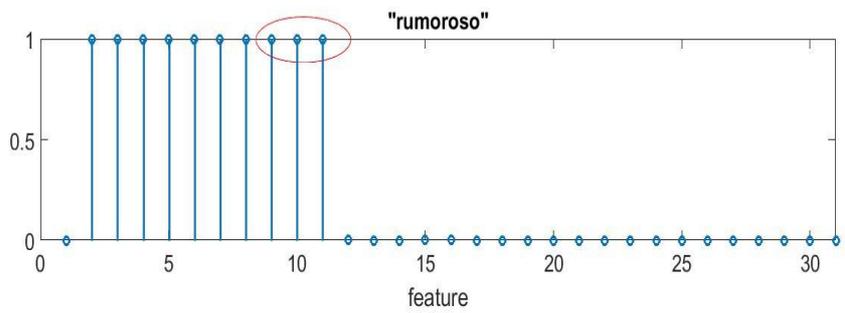
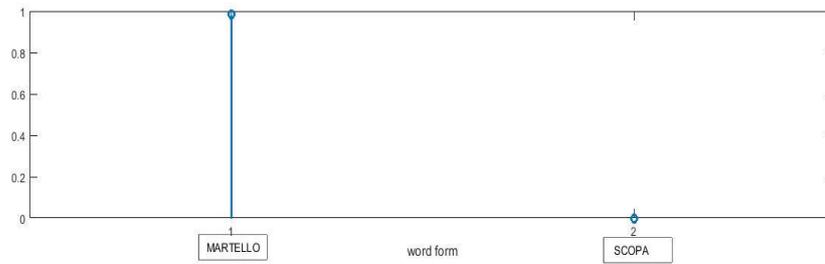
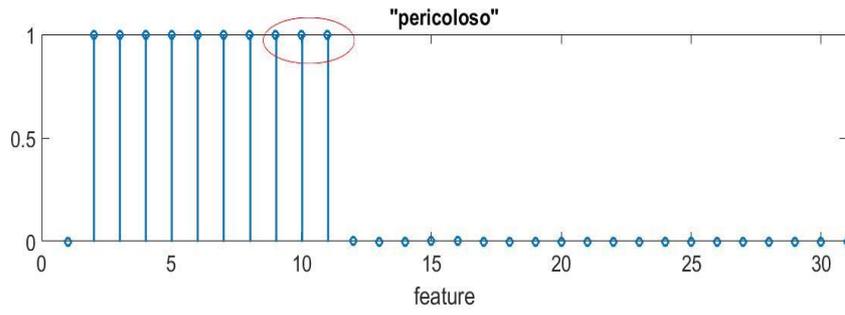


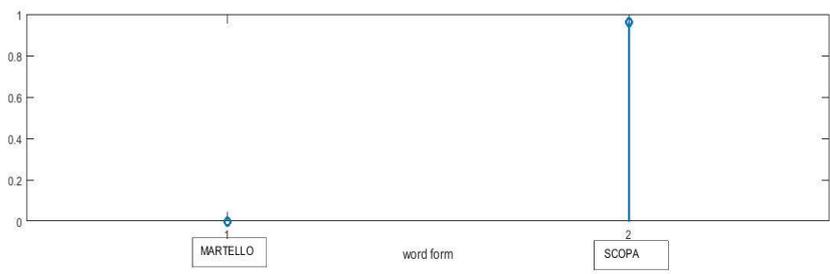
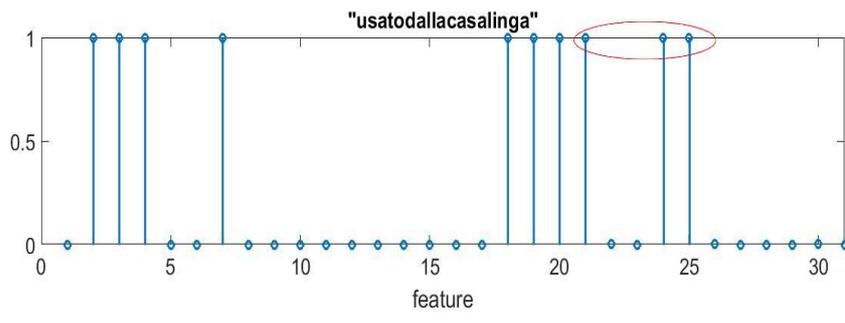
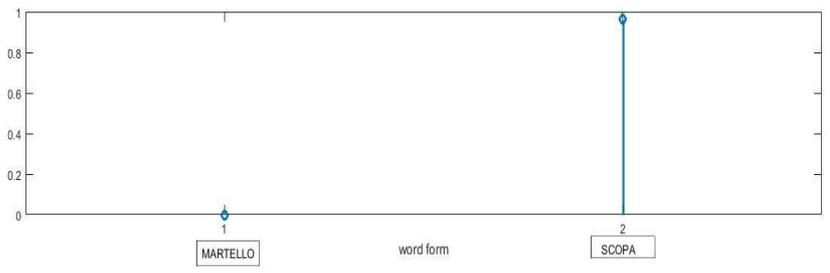
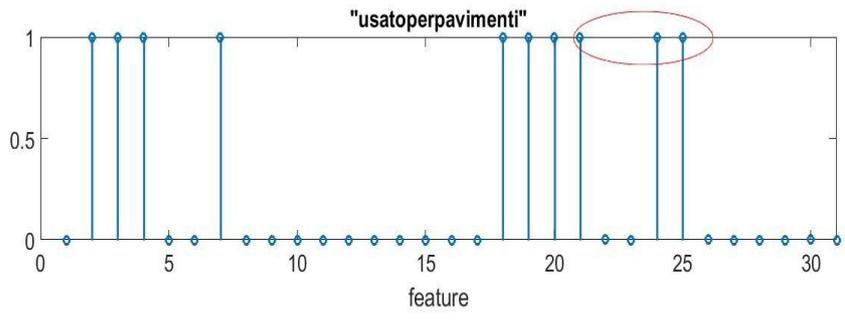
Con le proprietà marginali, "usato dal carpentiere" per il martello e "ha le setole di saggina" per la scopa la rete evoca tutte le altre proprietà salienti e la parola corrispondente.

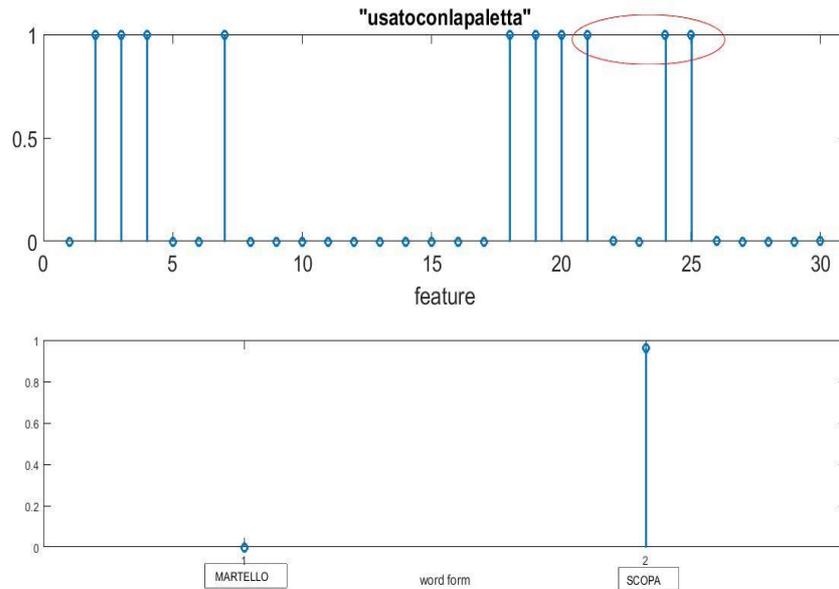


Se diamo in input una proprietà dipendente dal contesto l'idea è quella che la rete riesca ad evocare tutte le altre proprietà dipendenti dal contesto, quelle salienti e la parola corrispondente. La rete come mostrano i grafici seguenti si comporta correttamente in accordo anche con l'addestramento semantico. Le attività neuronali cerchiare in rosso sono quelle delle proprietà CD.

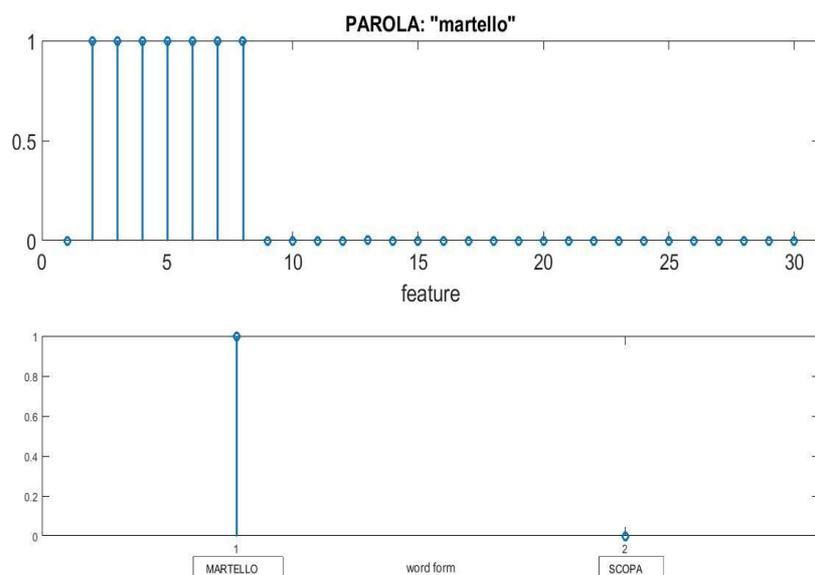


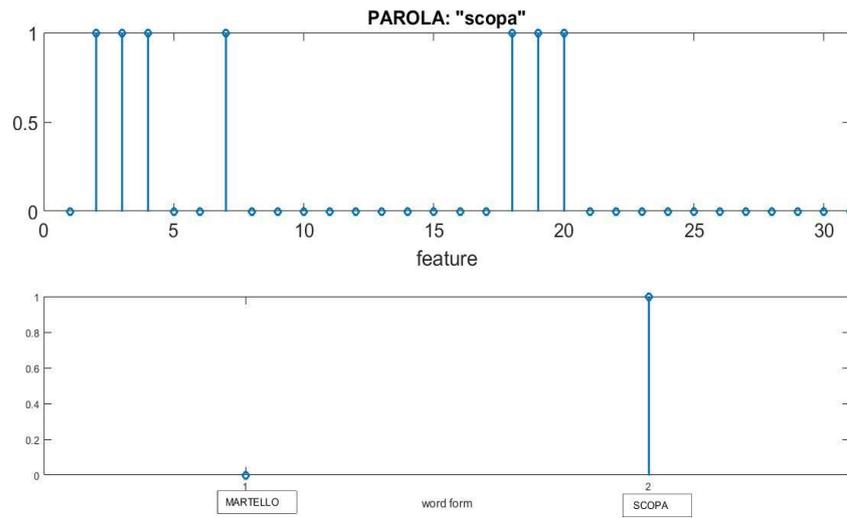






Nella seconda tipologia di simulazioni (riconoscimento di parole), viene stimolata una parola nell'area lessicale e si osserva quali proprietà vengono evocate nell'area semantica. Una parola è correttamente riconosciuta se riesce ad evocare tutte le proprietà salienti che fanno parte della sua semantica. La parola non eccita le proprietà CD.





# Capitolo 8

## 8. MODELLO ESPERIENZA

### 8.1 Descrizione del modello

In questo modello abbiamo analizzato come la diversa esperienza di un soggetto influenzi la semantica di un concetto. Abbiamo ipotizzato di considerare due soggetti caratterizzati da modelli differenti. La tassonomia di ogni modello si basa su 2 oggetti, scopa e martello e una super-categoria “oggetto”. Abbiamo 31 proprietà e la corrispondente posizione che occupano all’interno della rete. Alcune di queste proprietà sono condivise, altre invece sono proprietà distintive che appartengono solo a quel tipo di oggetto. Le proprietà hanno una diversa salienza, determinata dalla frequenza con cui si verificano. Le frequenze sono 70% per le salienti, 40 % per le marginali. Le stesse proprietà avranno frequenza differente all’interno dei due modelli per rappresentare la diversa esperienza dei due soggetti. Nei diagrammi seguenti vengono riportate in rosso le features salienti e in nero quelle marginali.

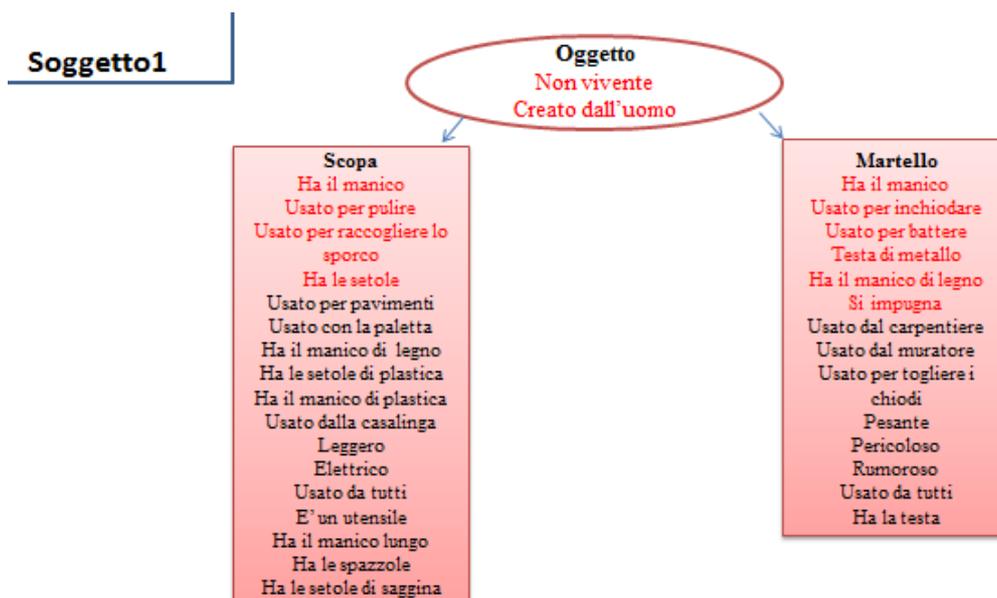
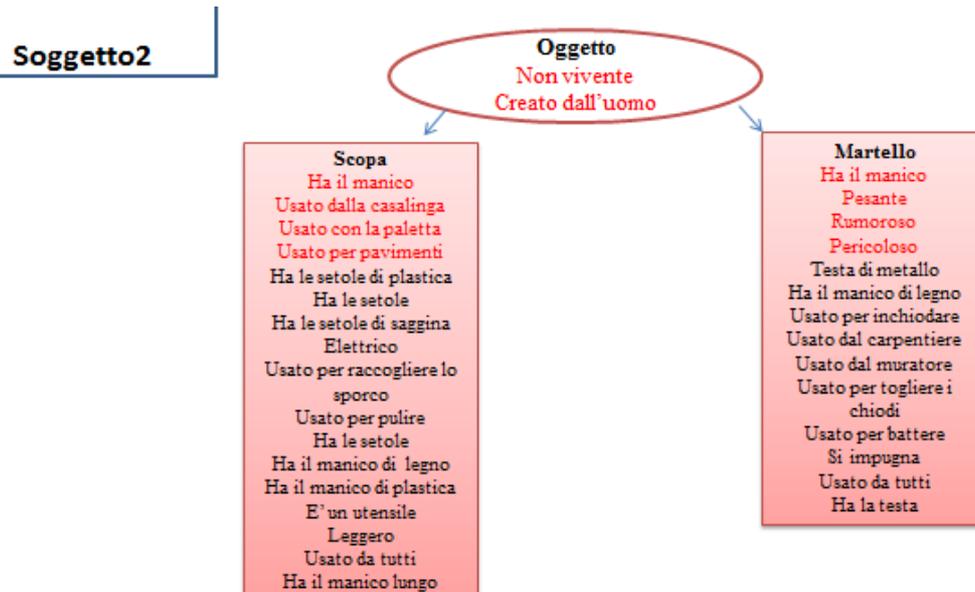


Fig 8.1 : Tassonomia di oggetti usati nel modello del primo soggetto.



**Fig. 8.2** : Tassonomia di oggetti usati nel modello del secondo soggetto.

Come anticipato, le proprietà avranno una frequenza di occorrenza diversa per ciascuno dei soggetti. Nella tabella seguente riportiamo tutte le proprietà, la posizione che assumono all'interno della rete e la frequenza per il soggetto 1 e il soggetto 2.

<b>Proprietà</b>	<b>Posizione</b>	<b>Frequenza Sogg.1</b>	<b>Frequenza Sogg.2</b>
creatodalluomo	2	70%	70%
nonvivente	3	70%	70%
hailmanico	4	70%	70%
usatoperinchiodare	5	70%	40%
testadimetallo	6	70%	40%
manicodilegno	7	70%	40%

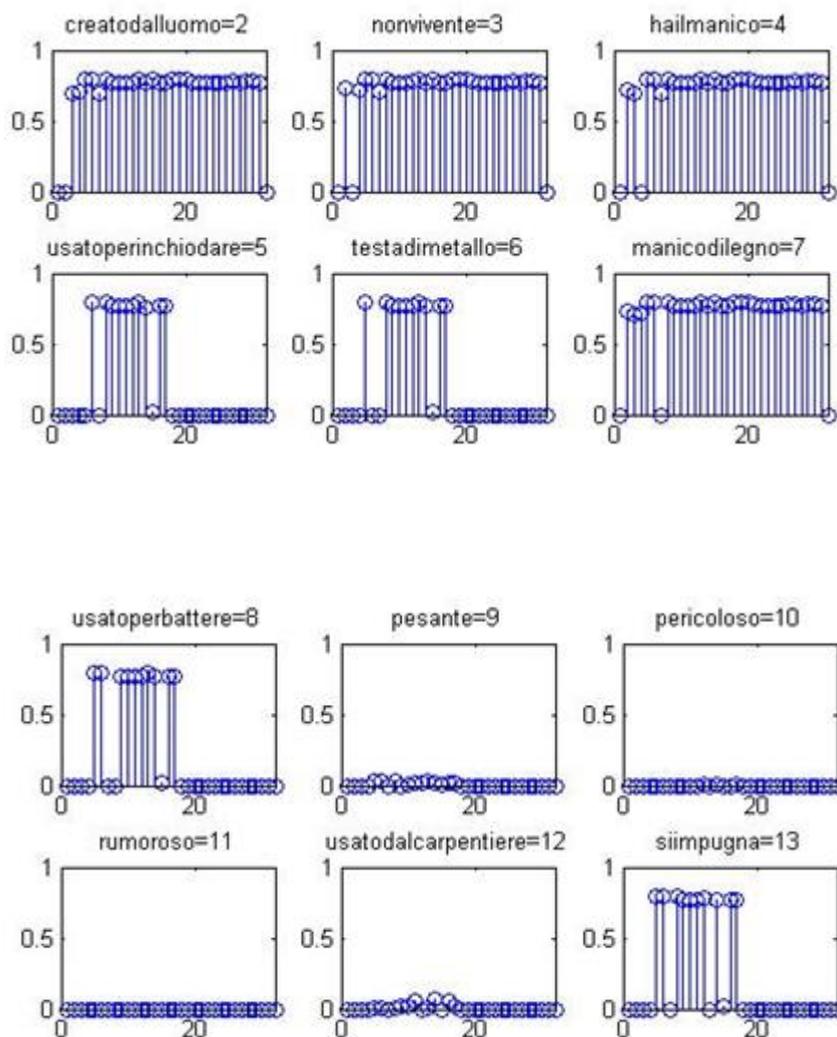
usatoperbattere	8	70%	40%
pesante	9	40%	70%
Pericoloso	10	40%	70%
rumoroso	11	40%	70%
Usatodalcarpentiere	12	40%	40%
Siimpugna	13	70%	40%
usatopertogliereichi odi	14	40%	40%
Usatodatutti	15	40%	40%
Usatodalmuratore	16	40%	40%
Halatesta	17	40%	40%
Usatoperpulire	18	70%	40%
halesetole	19	70%	40%
Usatoperraccogliere losporco	20	70%	40%
usatoperpavimenti	21	40%	70%
Halesetolediplastica	22	40%	40%
Manicodiplastica	23	40%	40%
usatodallacasalinga	24	40%	70%
Usatoconlapaletta	25	40%	70%
Leggera	26	40%	40%
Elettrica	27	40%	40%
Unutensile	28	40%	40%
Manicolungo	29	40%	40%
Halespazzole	30	40%	40%
halesetoledisaggina	31	40%	40%

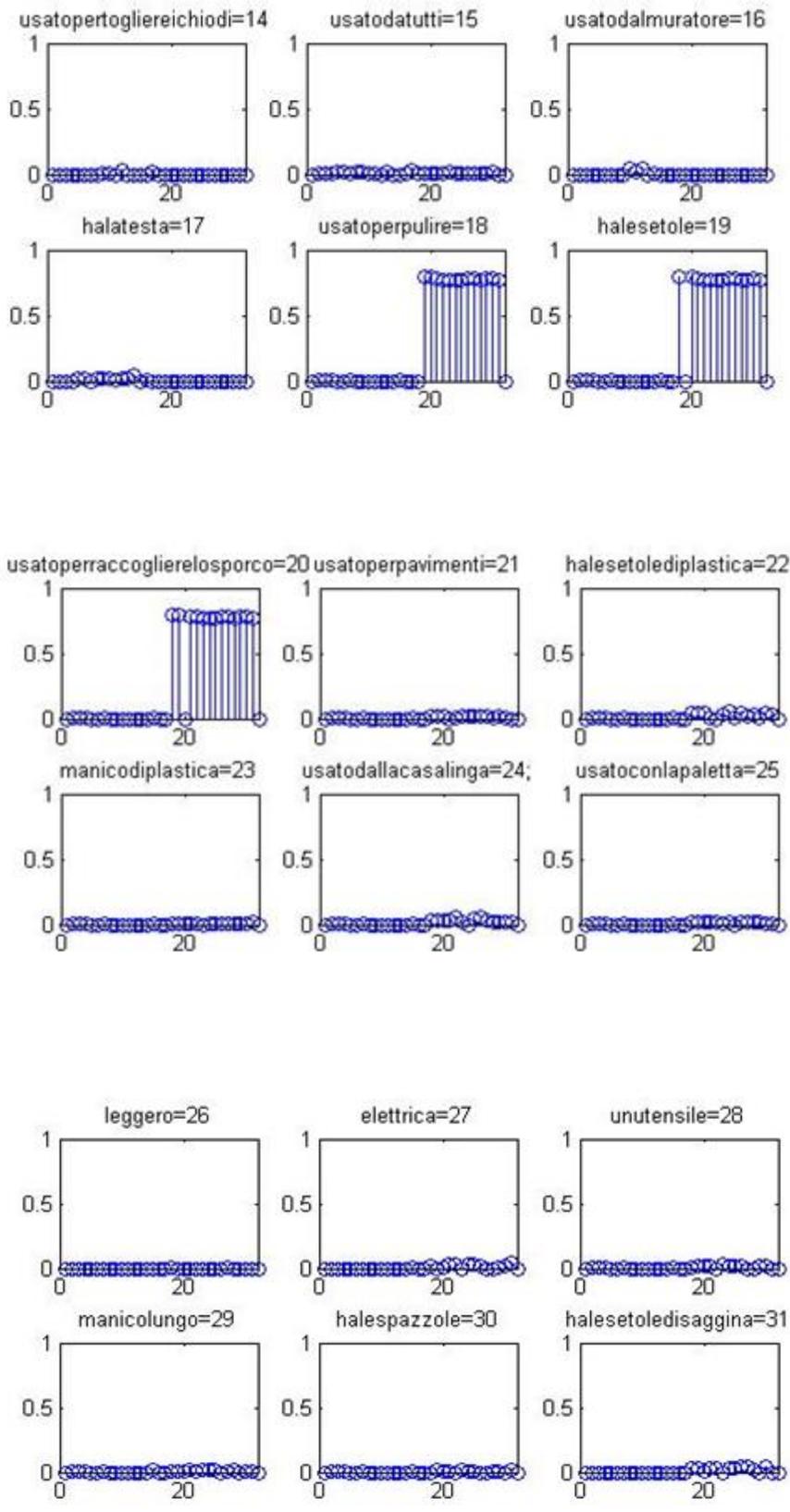
**Tab.8:** proprietà usate per descrivere i concetti con relativa frequenza e posizione. Le frequenze sono al 70% per proprietà salienti, al 40% per quelle marginali.

## 8.2 Addestramento semantico

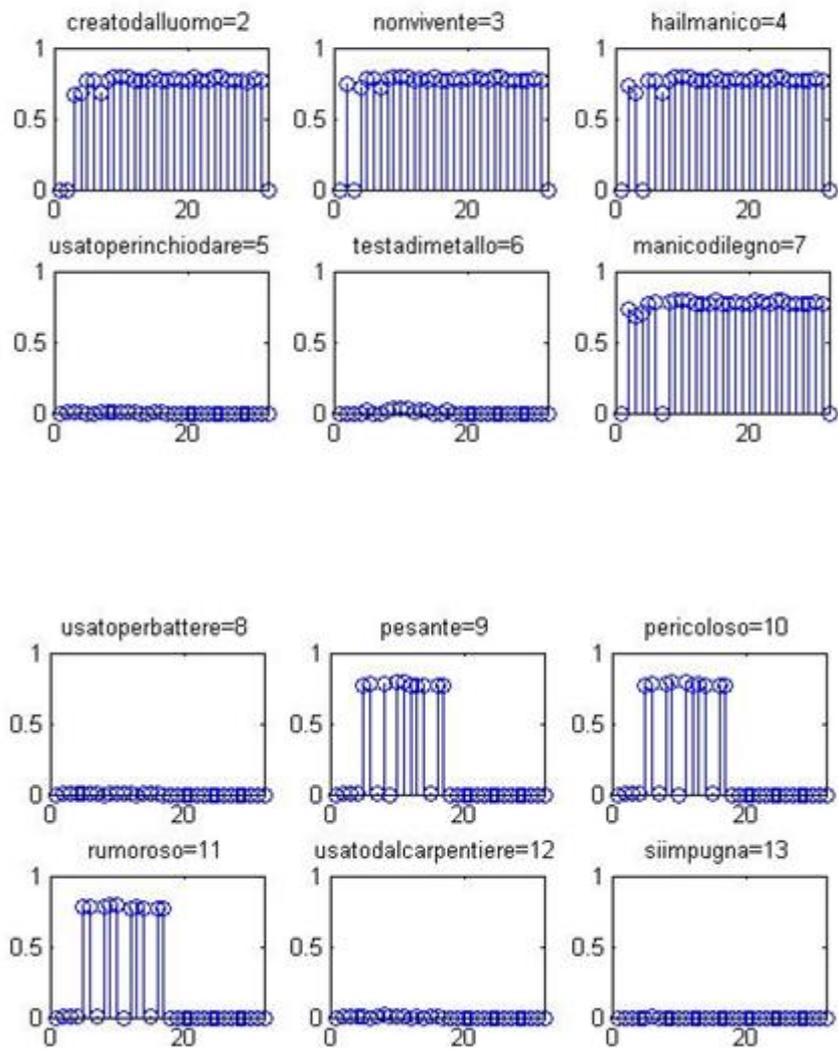
Le proprietà ricevono sinapsi dalle altre proprietà dei concetti, tranne da se stesse, con maggiore forza per le proprietà salienti. Le proprietà condivise creano perfettamente sinapsi forti con le proprietà salienti dei rispettivi oggetti, sinapsi meno forti con quelle marginali. La rete di entrambi i soggetti viene addestrata correttamente.

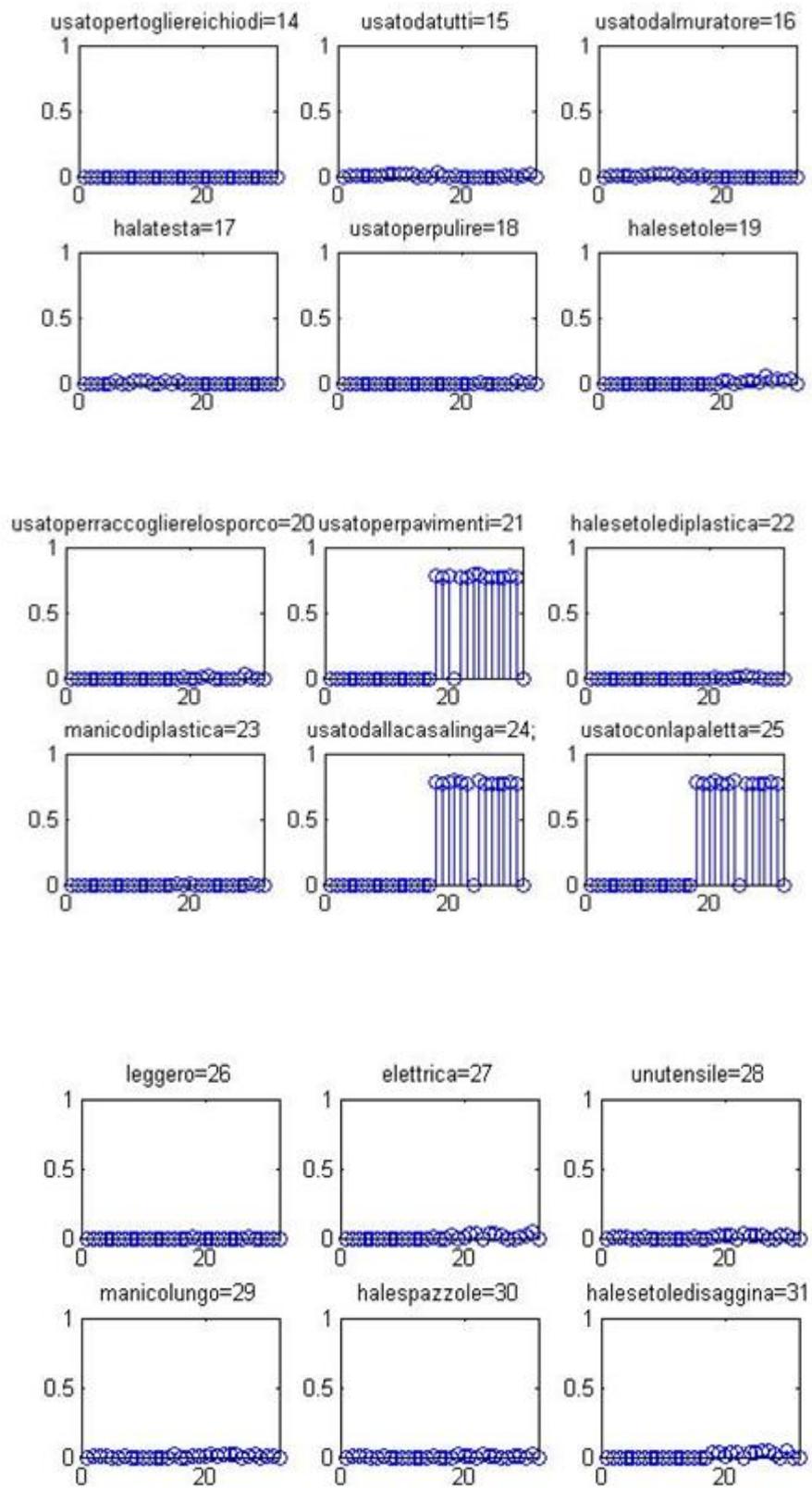
### 8.2.1 soggetto 1





### 8.2.2 soggetto 2





Consideriamo le proprietà “testa di metallo” e “usato per raccogliere lo sporco” salienti per il soggetto 1 e marginali per il soggetto 2. Come si evince dai grafici, le stesse proprietà riceveranno sinapsi differenti nei due oggetti. Le proprietà salienti riceveranno da tutte le proprietà dell’oggetto relativo.

### **8.2.3 Simulazioni**

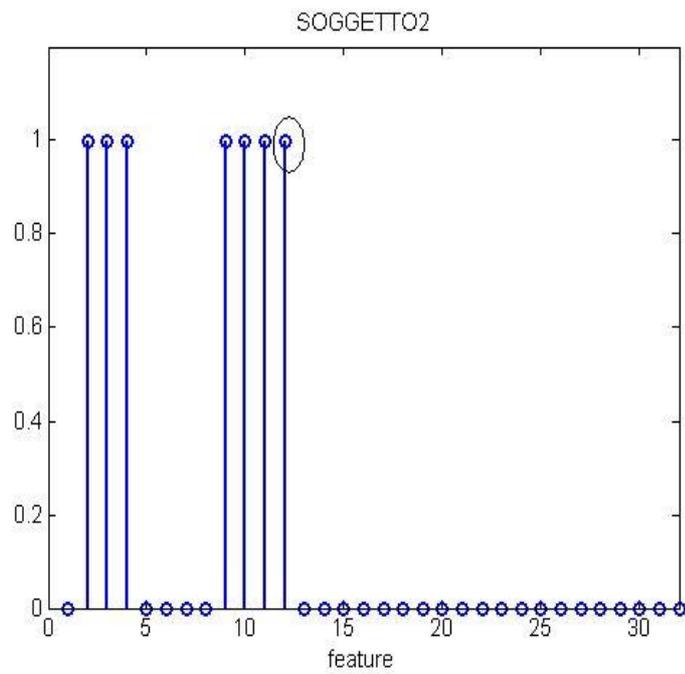
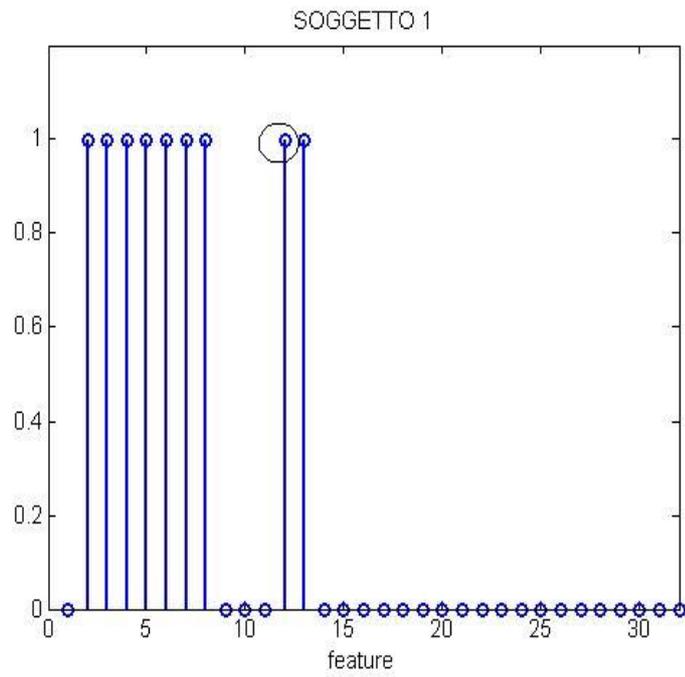
In questo modello è stato creato un unico programma (*programma\_richiamante.m*) per entrambi i soggetti così da effettuare le simulazioni in modo più veloce ed efficiente. Abbiamo inserito le proprietà; sempre con il comando *switch*, abbiamo selezionato l’oggetto desiderato (1 per martello 2 per scopa) , le features da dare in input e al termine sono stati caricate le sinapsi corrispondenti al soggetto e lo script *usa\_oggetto* per la costruzione dei grafici.

Di seguito riportiamo alcuni esempi, i più significativi, per sottolineare come la rappresentazione semantica di un concetto dipenda dall’esperienza del soggetto e come a seconda dell’esperienza si attivino proprietà differenti.

Di seguito sono riportati i grafici di alcune proprietà marginali per l’oggetto “martello” e per la “scopa” rispettivamente per il soggetto 1 e 2.

# MARTELLO

*“usato dal carpentiere”*

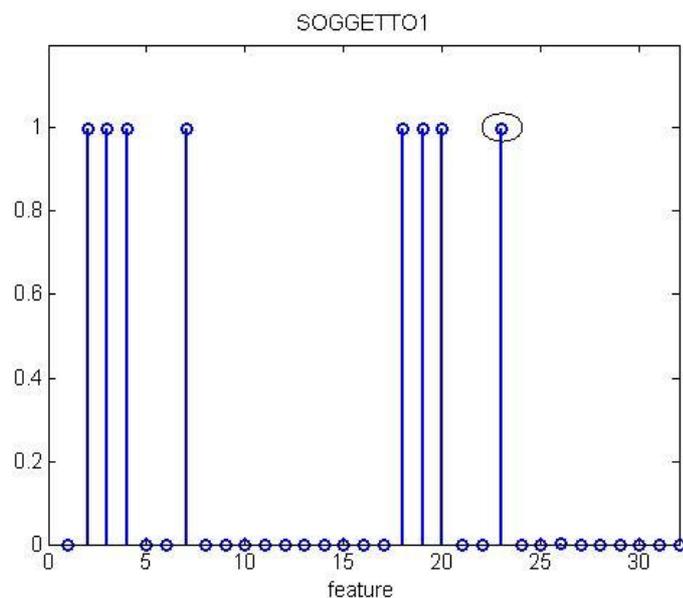


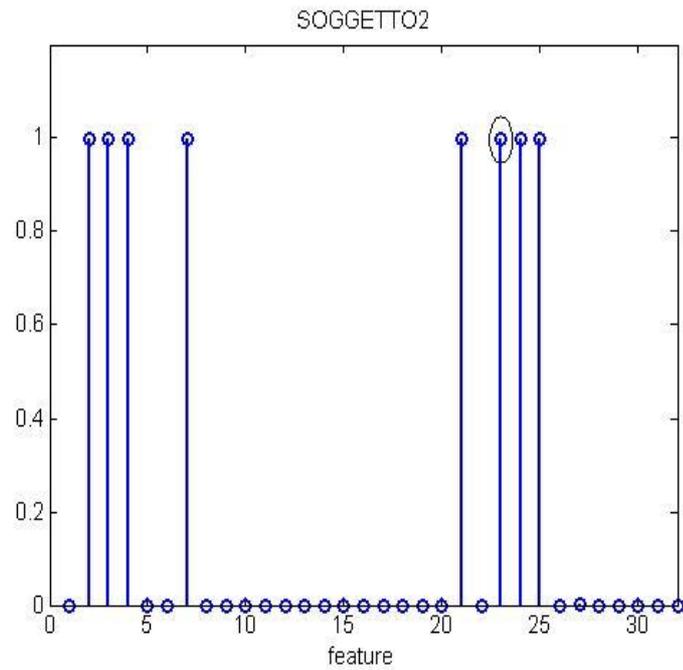
Da queste simulazioni si evince come dando in input una proprietà marginale per entrambi si attivino proprietà salienti differenti fra i due soggetti. E, dunque in base all'esperienza dei soggetti, vengano a crearsi rappresentazioni semantiche differenti. La proprietà "usato dal carpentiere" è marginale per l'oggetto "Martello" in entrambi i soggetti. Ricevendo in input la proprietà (cerchiata all'interno del grafico) si attivano feature diverse. Per il soggetto 1 abbiamo "non vivente", "creato dall'uomo", "ha il manico", "testa di metallo" "manico di legno", "usato per battere", "s'impugna" e "usato per inchiodare"; per il soggetto 2, "non vivente" "creato dall'uomo", "ha il manico", "pericoloso" e "rumoroso".

Allo stesso modo per la scopa:

## **SCOPA**

*"manico di plastica"*





La proprietà “manico di plastica” per il soggetto 1 attiva le proprietà salienti dell’oggetto: “non vivente”, “creato dall’uomo”, “ha il manico”, “ha il manico di legno”, “usato per pulire”, “ha le setole” e “usato per raccogliere lo sporco”. Per il soggetto 2 attiva le proprietà : “non vivente”, “creato dall’uomo”, “ha il manico”, “usato per pavimenti”, “usato con la paletta” e “usato dalla casalinga”.

## CONCLUSIONI

Siamo partiti da un modello di rete neurale in grado di acquisire automaticamente il significato di concetti e categorie, sfruttando la statistica con cui si verificano le diverse proprietà, e in grado di collegare tale significato a forme verbali. I modelli descritti in questo studio, hanno presentato dei limiti che di volta in volta sono stati esaminati e risolti. Ci siamo soffermati soprattutto sulla regola di apprendimento, enfatizzando le differenze nei risultati ottenuti, utilizzando una soglia post-sinaptica variabile che dipende esclusivamente dall'attività del neurone pre-sinaptico, migliorando così il concetto di salienza, diverso per le proprietà distintive e per quelle condivise. In particolare, è stato possibile evitare che una proprietà condivisa da molti membri della stessa categoria divenga dominante e sia erroneamente attribuita all'intera categoria. Un limite del modello è legato alle proprietà condivise tra due concetti: talvolta, se per un concetto tale proprietà risulta dominante mentre per l'altro risulta marginale, in seguito all'addestramento, il modello tende a considerarla dominante per entrambi. Successivamente, abbiamo simulato la dipendenza della semantica di un concetto dal contesto, utilizzando un addestramento che facesse uso di probabilità condizionate fra i vari concetti. Le simulazioni svolte hanno fornito risultati positivi; le proprietà context-dependent ricevono sinapsi dalle altre proprietà legate al contesto e, non ricevono sinapsi dalle altre proprietà dell'oggetto, quindi non sono evocate al di fuori di quel particolare contesto. Inoltre, simulazioni di compiti di denominazione dei concetti hanno evidenziato come proprietà CD siano direttamente collegate con la parola corrispondente, ovvero la parola non evoca tali proprietà se non accompagnate da almeno una proprietà del contesto stesso. Nell'ultimo modello abbiamo simulato soggetti diversi con differenti

rappresentazioni semantiche, utilizzando diverse frequenze per simulare un'esperienza personale del determinato concetto. Ogni soggetto, ha mostrato, al termine della simulazione, una propria rappresentazione semantica della parola strettamente dipendente dall'esperienza personale.

Tra gli sviluppi futuri si cercherà di creare un set di parametri standard, da poter utilizzare con qualsiasi tipo di tassonomia; di continuare a simulare soggetti con rappresentazioni semantiche differenti e soggetti patologici con danni a neuroni e sinapsi. Infine saranno simulati esperimenti di priming e tempi di risposta sulla base di una feature iniziale e si indagherà come questi aspetti varino in soggetti patologici, che ci si aspetta siano caratterizzati da un priming più forte.

In conclusione si può affermare che i modelli presentati manifestano un comportamento adeguato alle ipotesi iniziali e forniscano uno strumento promettente per successivi studi e applicazioni in ambito neurologico.

## **BIBLIOGRAFIA**

Ursino M., Cuppini C., Magosso E., Department of Electrical, Electronic and Information Engineering University of Bologna, Italy. “A Neural Network for Learning the Meaning of Objects and Words from a Featural Representation.” *Neural networks*, 63:234–253,2015.

Ursino M., Cuppini C., Magosso E., Department of Electrical, Electronic and Information Engineering University of Bologna, Italy. “The formation of categories and the representation of feature saliency: Analysis with a computational model trained with an Hebbian paradigm.” *Journal of Integrative Neuroscience*, 12(4):401-425, 2013.

Lawrence W. Bersalou “Context-independent and context-dependent information in concepts”, 1982, vol. 10 (1), 82-93

Paul Hoffman, Timothy T. Rogers, Matthew A. Lambon Ralph, “Semantic Diversity Accounts for the “Missing” Word Frequency Effect in Stroke Aphasia: Insights Using a Novel Method to Quantify Contextual Variability in Meaning”, 2011 23:9, pp. 2432–2446

Pula J. Shwanenflugel, Edward J. Shoben, “Differential context effects in the Comprehension of abstract and concrete verbal materials”,1983 vol.9, n.1, 82-102

Binder J.R., Desai R.H., Department of Neurology, Medical College of Wisconsin, USA. “The neurobiology of semantic memory.” *Cognitive Sciences* (2011) 1-10.

Eiling Yee, Sharon L. Thompson-Shill. “Putting concepts into context”, 2016

Appunti di “Sistemi neurali” del Prof. Mauro Ursino, Facoltà di Ingegneria, corso di laurea Magistrale in Ingegneria Biomedica, Università di Bologna.

Ursino M., Cuppini C., Catricalà E., Department of Electrical, Electronic and Information Engineering University of Bologna, Italy. “A feature based neurocomputational model of semantic memory”. Sottoposto alla rivista *Brain and Language*, 2017.