

ALMA MATER STUDIORUM – UNIVERSITÀ DI BOLOGNA

CAMPUS DI CESENA

DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA DELL'ENERGIA
ELETTRICA E DELL'INFORMAZIONE "GUGLIELMO
MARCONI"

CORSO DI LAUREA MAGISTRALE IN INGEGNERIA
BIOMEDICA

Modelli neuro-computazionali della memoria semantica

Tesi in:

Sistemi neurali

Relatore

Prof. Mauro Ursino

Presentato da

Caterina Conti

Correlatrice

Dott.ssa Eleonora Catricalà

III sessione

Anno Accademico 2020-2021

Indice

Indice	I
Introduzione	1
1. Memoria semantica	4
1.1 Descrittori	5
1.2 Concetti e feature	7
2. Modelli di sistemi neurali	10
2.1 Ritmi cerebrali.....	10
2.2 Modelli di massa neuronale.....	13
2.3 Formulazione matematica	14
2.3.1 Modello di Jansen e Rit	14
2.3.2 Modello della singola popolazione.....	15
2.3.3 Modello degli inter-neuroni inibitori veloci.....	16
2.3.4 Modello della singola area corticale	17
3. Modello di memoria semantica con oscillatori	20
3.1 Formulazione matematica degli oscillatori.....	21
3.2 Addestramento delle sinapsi	24
3.2.1 Requisiti della rete semantica	24
3.2.2 Regola di Hebb	25
3.2.3 Procedura di addestramento.....	26
3.3 Assegnazione dei parametri	29
3.3.1 Modello semplificato a 19 proprietà.....	30
3.3.2 Modello a 22 proprietà	31
3.4 Inibitore globale	32
4. Risultati	34
4.1 Modello a 19 proprietà	34
4.2 Modello a 22 proprietà	45
5. Conclusioni	54
Bibliografia	57

Introduzione

L'organizzazione delle informazioni concettuali e i meccanismi di funzionamento della memoria semantica sono temi importanti e centrali per le neuroscienze cognitive; non solo per un interesse teorico, ma anche per riuscire a comprendere vari disturbi neurologici come Alzheimer e demenza semantica [4]. I meccanismi della memoria semantica, e l'influenza che questi hanno sui diversi comportamenti dei soggetti, determinano il modo con il quale vengono percepite le informazioni dal mondo esterno e come questi concetti influiscono sulle nostre azioni. Per questo motivo, lo studio attraverso modelli teorici, matematici o qualitativi della memoria semantica ricopre un ruolo importante nelle neuroscienze [1]. Negli ultimi decenni sono stati condotti diversi studi neuropsicologici e di neuroimaging e, su questi argomenti, sono stati sviluppati molteplici modelli matematici. Questi modelli neuro-computazionali vengono impiegati per spiegare e simulare come le informazioni recepite dall'esterno vengono memorizzate e successivamente utilizzate nella vita di tutti i giorni. Ci sono, ancora oggi, funzionamenti e processi della memoria semantica poco chiari che meritano attenzione e ulteriori studi. Un esempio è il ruolo e l'importanza, nel riconoscimento di oggetti, delle varie proprietà associate ad un concetto. Un'ipotesi, che può spiegare come vengono memorizzati i concetti, è quella di rappresentare la memoria come una collezione di proprietà che vengono aggiornate di volta in volta per sommarsi alle precedenti esperienze sensoriali, emotive e motorie. Questa idea viene sfruttata in diversi modelli "connessionisti" supponendo che le informazioni, riguardanti diversi concetti, siano collegate fra loro attraverso unità di elaborazione interconnesse in modo da diffondersi verso altre parti. I concetti espressi come insieme di caratteristiche o *feature*, non più descritti in maniera semplicistica ma come un complesso insieme di proprietà derivanti dalla percezione umana, hanno portato a catalogare in maniera differente i diversi attributi a loro associati. Questi descrittori possono riguardare la specificità di una caratteristica, la condivisibilità e la correlazione o la dominanza. In questo elaborato i descrittori utilizzati riguardano la specificità e la frequenza di occorrenza. Una proprietà si definisce specifica nel caso in cui sia caratterizzante per un concetto, quindi utilizzabile per identificare un'idea unica e precisa. In riferimento alla frequenza, si tenga conto che maggiore è il numero di volte in cui compare una certa proprietà e maggiore sarà il peso con il quale viene memorizzata tale caratteristica e quindi la sua salienza [1].

La formulazione matematica usata per modellare l'apprendimento di queste raccolte di *feature* è la regola di Hebb. Tramite questa regola è possibile eseguire l'addestramento delle sinapsi di una rete neurale e quindi delle connessioni presenti fra singoli neuroni e intere popolazioni. Ogni concetto, con tutte le sue caratteristiche, viene memorizzato come punto di equilibrio della rete che, tramite l'apprendimento sinaptico, è possibile ricostruire partendo da un punto iniziale parziale. Questo meccanismo costituisce le fondamenta di un tipo di rete neurale molto usata per modellare la memoria: le reti basate su dinamiche attrattive. Scopo di queste reti è quello di generare traiettorie nello spazio n-dimensionale che si avvicinino e convergano sui punti di equilibrio. Le traiettorie sono un insieme di punti nello spazio che partono da uno stato iniziale e finiscono su uno stato finale (output), generate attraverso il sistema di equazioni della rete.

Un ruolo significativo, per quanto riguarda i processi cognitivi e percettivi, è assunto dai ritmi dell'attività elettrica cerebrale. La neurodinamica è una disciplina volta allo studio e l'analisi degli aspetti dinamici dell'attività elettrica o magnetica cerebrale attraverso modelli matematici o tecniche di *signal processing*. Analizzando l'attività cerebrale attraverso l'utilizzo di EEG, MEG o ECoG, è stato scoperto un ampio spettro di frequenze di oscillazione. Lo studio di questi ritmi cerebrali, della loro eziologia e del ruolo funzionale è fortemente connesso alla connettività effettiva fra regioni cerebrali diverse. I ritmi che si originano in una regione cerebrale possono essere trasmessi anche in altre regioni distanti, attraverso le connessioni sinaptiche. In questo modo è possibile associare informazioni a più regioni. Questo comportamento è fondamentale per la plasticità sinaptica, per l'apprendimento e la memoria. Questa analisi può essere fatta grazie a modelli matematici dinamici, per studiare la connettività corticale e i vari ritmi cerebrali [2]. Il modello matematico utilizzato in questo studio fa parte dei modelli di massa neuronale (NMMs) che sfruttano un numero ridotto di variabili di stato e quindi hanno un costo computazionale non elevato. In particolare, si è ripreso il modello di rete semantica sviluppato negli anni precedenti dagli studi di Ursino et al. in cui si considerano quattro popolazioni di neuroni, ognuna con la propria dinamica, in grado di simulare il ritmo gamma.

Lo scopo dell'elaborato è quello di estendere e modificare un modello di rete semantica nel tentativo di comprendere come le connessioni tra le diverse proprietà siano indotte dall'esperienza. Il modello prevede l'utilizzo di oscillatori in banda gamma per mantenere in memoria contemporaneamente i differenti concetti semantici presi in considerazione. Tramite la sincronizzazione delle oscillazioni, infatti, è possibile recuperare e mantenere in memoria simultaneamente concetti differenti.

La tesi è articolata nel modo seguente: nel primo capitolo viene fatta una breve panoramica sulla memoria semantica, vengono definiti i descrittori e fornito l'elenco di concetti e attributi scelti per questo lavoro. Il secondo capitolo introduce il ruolo e le differenze dei diversi ritmi cerebrali e viene successivamente dedicato alla descrizione di alcuni modelli matematici utilizzati per la modellazione della memoria semantica e più nel dettaglio il modello di partenza per questo studio. Il terzo capitolo prevede un'analisi completa del modello di rete semantica sviluppato basato sulle dinamiche attrattive e oscillatori in banda gamma, in particolare sono stati considerati due modelli, matematicamente equivalenti, che considerano *feature* differenti. Il quarto e ultimo capitolo mostra i risultati ottenuti per entrambe le trattazioni.

1. Memoria semantica

In neuroscienza e in psicologia, la memoria è la capacità del cervello di accedere a delle informazioni e di conservarle nel tempo. Tali informazioni possono indurre dei cambiamenti del comportamento della rete neurale, indotte dall'esperienza. In particolare, nelle neuroscienze cognitive con il termine "memoria" ci si riferisce proprio ai cambiamenti del comportamento indotti dall'esperienza. Non esiste una facoltà unitaria della memoria con un'unica zona del cervello ad esse predisposta ma si tratta di un sistema composto di molti sottoinsiemi che coinvolgono aree encefaliche diverse [7]. Nell'ambito delle neuroscienze cognitive, di nostro interesse, esistono vari modi per classificare la memoria. Una prima grossa distinzione deve essere fatta fra memorie di breve e medio-lungo periodo. Le prime, con una durata di secondi o al massimo minuti, sono sostanzialmente memorie di lavoro che vengono sfruttate per svolgere dei compiti e vengono subito cancellate. Le memorie di medio-lungo periodo, invece, possono durare settimane, mesi, anni o per tutta la vita e corrispondono a informazioni memorizzate per essere poi richiamate e usate in situazioni successive. A loro volta, le memorie di medio-lungo periodo possono essere suddivise in memorie dichiarative e memorie implicite. Le prime sono memorie di cui siamo coscienti, il cui contenuto può essere espresso con una forma di linguaggio e quindi può essere dichiarato o reso esplicito. Le memorie implicite invece, sono memorie di cui siamo inconsapevoli, per cui è impossibile spiegare il contenuto di questi concetti all'esterno. Le memorie dichiarative, inoltre, possono essere ulteriormente suddivise in memorie episodiche e memorie semantiche. Se la memoria episodica è una memoria personale, autobiografica e fortemente legata al contesto, difficile da condividere con altri poiché il ricordo è fortemente influenzato da aspetti emotivi; dall'altra parte la memoria semantica è una memoria indipendente dal contesto, per questo facilmente condivisibile con altri e non personale. La memorizzazione di episodi avviene considerando ciò che hanno in comune, prescindendo dai particolari [3]. Quello che si crea è uno stereotipo del concetto che possa essere utilizzato da molti e che sia in grado di descrivere un concetto o un episodio in maniera chiara e comprensibile da parte di altre persone. Capire come vengono organizzati e archiviati i concetti in memoria risulta quindi un aspetto cruciale per comprendere i diversi processi della cognizione umana quali il riconoscimento di oggetti, la pianificazione di azioni, il linguaggio e la formazione di idee astratte. L'organizzazione delle informazioni concettuali influenza i nostri comportamenti, le modalità con le quali vengono percepite le informazioni provenienti dal mondo esterno [1].

La memoria semantica, per come è stata definita, è quindi un sotto-componente della memoria, responsabile dell'acquisizione, rappresentazione ed elaborazione dell'informazione concettuale. Questo sistema di mansioni è impiegato in una vasta gamma di funzioni cognitive: la capacità di assegnare interpretazioni significative a parole e frasi, codificare oggetti, richiamare informazioni e acquisirne di nuove. Ci sono, ancora oggi, diversi comportamenti e meccanismi della memoria semantica che non sono stati compresi del tutto. Questioni e controversie riguardano spesso il ruolo che assumono le *feature* all'interno dell'organizzazione neurale e come queste, tra di loro connesse, possano tradurre la nostra esperienza [1,8].

1.1 Descrittori

Il ruolo assunto dagli attributi che costituiscono un concetto è parte cruciale per una struttura semantica e sarà quindi oggetto specifico del presente dell'elaborato. È già stato più volte detto come un concetto venga considerato una collezione di attributi, ma quest'ultimi non assumono un ruolo "binario" nella descrizione del concetto (del tipo "true" o "false") ma rivestono invece un ruolo più sfumato in base alla rilevanza per il concetto stesso. Un primo importante descrittore è la distintività: una caratteristica che risulta importante al fine di distinguere un concetto rispetto ad un altro. Un esempio di caratteristica distintiva può essere l'attributo "miagola"; questo caso estremo dimostra come questa particolare proprietà possa appartenere ad un unico concetto che è "gatto". Un secondo descrittore definisce una *feature* condivisa quando essa appartiene a più concetti contemporaneamente. Idea comune è quella che caratteristiche condivise possano contribuire alla formazione di concetti sovraordinati, come le categorie. Nel caso di questo specifico lavoro di tesi, le *feature* condivise selezionate sono state scelte sia per aumentare il numero di attributi coinvolti nell'apprendimento e quindi studiare il comportamento della rete con un costo computazionale maggiore, sia per determinare quale comportamento debbano avere le sinapsi in presenza di attributi comuni a tutti i concetti coinvolti. Le proprietà condivise sono spesso usate per la costruzione di macro-categorie come possono essere "esseri viventi", "oggetti" o "uccelli", quindi comuni solo ad alcuni elementi della rete ma non a tutti. In altri termini, possono esserci attributi anche solo parzialmente condivisi, in quanto caratterizzano solo alcuni membri di una categoria e appartengono quindi a solo una parte dei concetti utilizzati. L'esempio sviluppato in questo elaborato riguarderà invece proprietà tutte completamente condivise, ovvero che appartengono a tutti e tre i concetti considerati. Le proprietà condivise, in generale, non possono essere usate per identificare un singolo concetto ma sono utili per associare i concetti ad una specifica categoria.

Una grandezza diffusa in letteratura, e terzo descrittore riportato, è la dominanza. La dominanza quantifica l'importanza di una *feature* in base alla frequenza di produzione della caratteristica stessa [1]. Secondo la modalità con la quale è stato creato l'elenco di proprietà sul quale si basa questo lavoro, la dominanza mi dice quanti partecipanti all'esperimento, in percentuale, hanno citato un particolare attributo in riferimento ad un concetto. Un'ipotesi alla base del nostro modello è che una *feature* che si presenta frequentemente abbia una dominanza elevata: si parla così di un attributo saliente per un determinato concetto. Si intende cioè un attributo sperimentato di frequente in passato e che, dopo l'apprendimento viene evocato spontaneamente quando si pensa al concetto. D'altro lato, una caratteristica che emerge raramente e che viene quindi richiamata con meno frequenza, si considera marginale per un concetto. Una *feature* marginale presenta una bassa dominanza e non viene evocata spontaneamente in compiti di elencazione di *feature*. Un esempio, non riportato in questa tesi, è la caratteristica "simbolo di coraggio" associato al concetto "leone": questa *feature* è distintiva, perché compare solo per il concetto "leone" ma non è saliente poiché raramente riportata da molti soggetti durante l'elencazione. Si pensi invece all'attributo "ruggisce", esso è sia distintivo che saliente per il concetto "leone", esso infatti ricopre un ruolo importante nella caratterizzazione di questo concetto. Una questione interessante relativa alla dominanza delle *feature* riguarda le emozioni che queste sono in grado di suscitare. Si intende che alcune caratteristiche, per certi soggetti, possono avere un forte impatto emotivo oppure una particolare funzionalità tali da favorire la memorizzazione nella memoria semantica. La stessa caratteristica, d'altra parte, può risultare di poca importanza per un altro soggetto.

Si hanno quindi due principali grandezze da usare per quantificare e classificare il ruolo delle *feature* all'interno di una struttura semantica: una globale di cui fanno parte la distintività e la condivisione e una locale di cui fanno invece parte la dominanza e la marginalità. Le prime esprimono l'importanza di una caratteristica relativamente all'intero database di dati mentre le seconde assumono rilevanza solo per i concetti a cui sono associate [1].

Riassumendo, le *feature* associate ai concetti presenti nel database possono essere:

- Condivise: la caratteristica appartiene a più concetti, a sua volta può essere:
 - Totalmente condivisa: appartiene a tutti i membri di una categoria
 - Parzialmente condivisa: appartiene ad alcuni membri di una categoria
- Distintive: la caratteristica appartiene ad un unico concetto e la identifica, in base alla frequenza con la quale viene evocata può essere:

- Saliente: viene richiamata in maniera spontanea quando si pensa ad un concetto e quindi è una caratteristica richiamata frequentemente
- Marginale: non viene richiamata in maniera spontanea e quindi la frequenza con la quale viene evocata è bassa.

1.2 Concetti e feature

Lo scopo di questo lavoro di tesi è quello di realizzare un modello neuro-computazionale che sia in grado di riprodurre il comportamento della memoria semantica utilizzando una dinamica oscillatoria. I concetti, e le proprietà ad essi associati, sono stati scelti partendo da un set di dati raccolto dalla Scuola Universitaria Superiore IUSS di Pavia (Dott.ssa E. Catricalà). Il set originale conteneva ottantadue concetti suddivisi in viventi (“uccelli”, “animali terrestri”, “ortaggi”, ecc.) e non viventi (“mobili”, “utensili”, ecc.). Le *feature* sono state raccolte mediante attività di elencazione: ai partecipanti era stato chiesto di creare liste di caratteristiche attribuibili ad un concetto che veniva loro fornito. Le informazioni ottenute sono state elaborate catalogando gli attributi in base a categoria, proprietà percettive (aspetto, suono, odore, sensazioni e gusto), proprietà funzionali (utilizzo e destinazione d’impiego) e fatti enciclopedici (provenienza o eventi storici). La modalità di raccolta dati non prevedeva limiti di tempo per i partecipanti e l’ordine di presentazione dei concetti è stato randomizzato. I dati ottenuti sono stati analizzati ed elaborati in base a delle regole che prevedevano di rimuovere sinonimi, attributi ridondanti, le *feature* del tipo aggettivo-nome sono state divise in due singoli attributi e disgiunte da quelle che invece racchiudevano più informazioni diverse [6]. La mia analisi prevede l’utilizzo di solo una piccola parte di tutto il database originale; infatti, sono stati selezionati tre soli concetti facenti parte della categoria “animali” ai quali sono stati associati un numero più o meno uniforme di caratteristiche. Questi concetti contenevano tutti i tipi di caratteristiche di interesse: *feature* totalmente condivise, distintive con alta dominanza (salienti) e distintive con bassa dominanza (marginali). Per ciascun concetto è stato scelto un numero di *feature* variabile, cioè non tutti i concetti possiedono la stessa quantità di caratteristiche. In generale, per ogni concetto, si ha comunque lo stesso rapporto di attributi salienti e marginali. Le *feature* condivise sono invece presenti per tutti e tre i concetti. Di seguito è riportato l’elenco delle *feature* utilizzate in questo elaborato suddivise in base al concetto di riferimento, l’indice utilizzato per identificarle e il descrittore relativo delle caratteristiche. Si noti la Tabella 1.3 fa uso di una forte semplificazione poiché riporta le sole *feature* totalmente condivise: questo implica che siano associate a tutti e tre i concetti considerati.

Concetto	Indice	Feature distintiva saliente
cane	1	abbaia
	2	da guardia
	3	fedele
	4	scodinzola
gatto	9	caccia i topi
	10	miagola
	11	fa le fusa
orso	15	bruno
	16	mangia il miele
	17	va in letargo

Tabella 1.1 Nella prima colonna sono riportati i 3 concetti considerati; nella seconda l'indice di posizione di ciascuna caratteristica considerata associata ai 3 concetti precedenti. Nella terza colonna sono elencate le *feature* distintive e salienti per ciascun concetto.

Concetto	Indice	Feature distintiva marginale
cane	5	dorme nella cuccia
	6	gioca
	7	affettuoso
	8	di varie taglie
gatto	12	beve il latte
	13	indipendente
	14	agile
orso	18	alto
	19	sta in posizione eretta

Tabella 1.2 Nella prima colonna sono riportati i 3 concetti considerati; nella seconda l'indice di posizione di ciascuna caratteristica considerata associata ai 3 concetti precedenti. Nella terza colonna sono elencate le *feature* distintive e marginali per ciascun concetto.

Indice	Feature totalmente condivise
20	animale
21	mangia
22	mammifero

Tabella 1.3 Nella prima colonna sono riportati gli indici di posizione di ciascuna caratteristica considerata, in questo caso sono assenti i concetti di riferimento perché associate a tutti e 3; nella seconda colonna l'elenco delle *feature* totalmente condivise.

2. Modelli di sistemi neurali

2.1 Ritmi cerebrali

Fin dai primi tempi dell'elettroencefalografia è ben noto che l'attività cerebrale presenta fasi ritmiche. Queste onde, caratterizzate da diversa frequenza e ampiezza, svolgono ruoli significativi in molti fenomeni cognitivi e, inoltre, partecipano alla transizione dallo stato di veglia eccitata a quello di sonno o coma. In tutte queste condizioni non è quindi possibile trascurare la collocazione temporale degli spike [3]. Nello schema seguente sono indicati i principali ritmi cerebrali con il rispettivo contenuto in frequenza e il possibile ruolo:

Ritmi cerebrali	Range di frequenze	Stato mentale
Delta δ	0.5-4 Hz	Sonno profondo
Theta θ	4-8 Hz	Generalmente associata a compiti di <i>working memory</i> .
Alpha α	8-13 Hz	Associata al riposo e caratteristico di uno stato rilassato ma sveglio. Si attenua ad occhi aperti o durante l'incremento dell'attività mentale. Esigenze di memoria attentiva e semantica portano ad una soppressione selettiva del ritmo α .
Beta β	13-32 Hz	Aumenta in corrispondenza di pensiero attivo, attenzione e concentrazione.
Gamma γ	>32 Hz	Attività neuronale su larga scala e processi cognitivi complessi.

Tabella 2.1 Descrizione delle 5 bande in cui è convenzionalmente diviso lo spettro di un segnale EEG [4].

Esistono due macro-categorie di modelli matematici usati per lo studio dei ritmi cerebrali: la prima categoria considera l'attività dei singoli neuroni la cui dinamica viene descritta nel dettaglio e può tener conto di canali ionici, assoni e dendriti; la seconda categoria è invece quella dei modelli di massa neuronale (NMMs), nei quali vengono descritte le dinamiche di intere popolazioni di neuroni usando poche variabili di stato. Si assume che i neuroni della stessa popolazione condividano input simili e sincronizzino la loro attività; matematicamente,

i modelli di massa impiegano poche equazioni differenziali che rendono bassa la complessità computazionale del modello [2]. Per capire le ipotesi sulle quali si basa un modello di massa neuronale, occorre spiegare qual è il meccanismo che genera le onde cerebrali.

Le oscillazioni si originano dalla presenza di gruppi di neuroni con caratteristiche opposte: neuroni eccitatori connessi con neuroni inibitori. Si consideri la corteccia cerebrale; essa può essere suddivisa in unità elementari: le colonne corticali, chiamate così proprio per la loro forma, sono orientate verticalmente e perpendicolarmente alla superficie cerebrale. Le colonne costituiscono le strutture di elaborazione delle informazioni, esse permettono la misurazione delle correnti elettriche tramite EEG. Il raggio è di pochi millimetri, quindi aumentando il numero di colonne coinvolte, è possibile descrivere una maggiore area corticale con una maggiore capacità di calcolo.

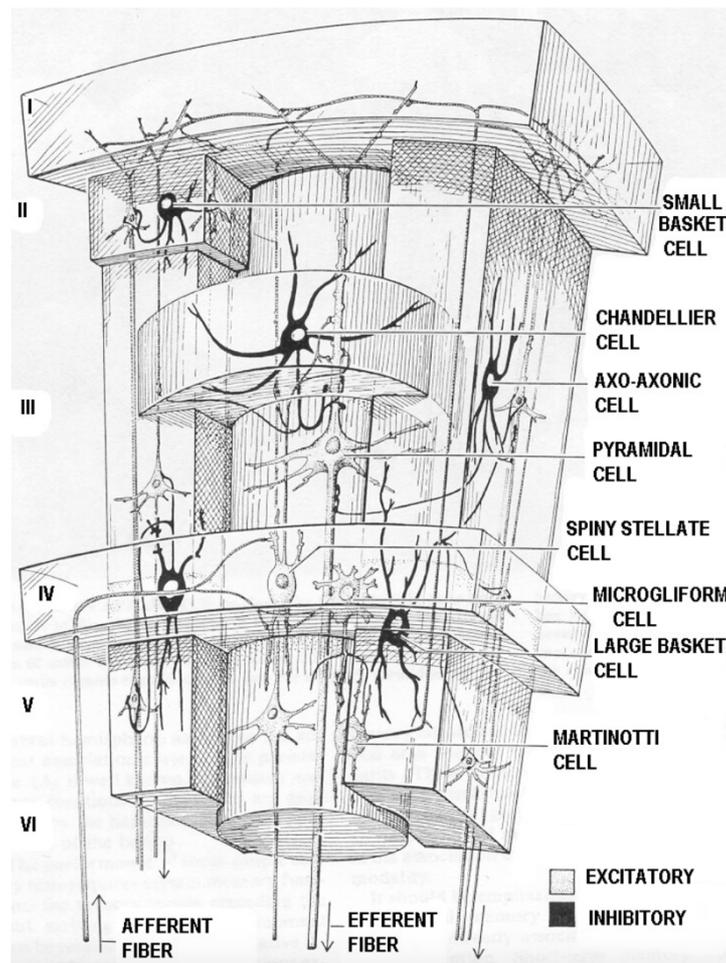


Fig. 2.1 Esempio di una colonna corticale della neo-corteccia. Si noti la differenza di lunghezze fra gli assoni dei neuroni piramidali eccitatori (in bianco) e gli inter-neuroni inibitori (in nero).

La corteccia cerebrale è una struttura estremamente complessa in cui sono presenti neuroni di diverse forme e dimensioni.

Per questo elaborato, si considerino le seguenti tipologie di neuroni:

- **Neuroni piramidali:** sono neuroni che fanno uso del neurotrasmettitore glutammato e sono neuroni eccitatori. Importanti poiché gli unici in grado di inviare connessioni a lunga distanza e per come sono collocati sono i principali determinanti del segnale EEG sullo scalpo.
- **Inter-neuroni inibitori:** fanno invece uso, come neurotrasmettitore inibitorio, dell'acido γ -amminobutirrico (GABA) avendo un effetto inibente. I loro assoni hanno lunghezza ridotta e quindi sono in grado di creare connessioni con soli neuroni della stessa colonna. Questi neuroni possono avere dinamica di tipo "slow" (GABA-A slow) o "fast" (GABA-A fast). Nel modello trattato in questo progetto si considereranno entrambi i tipi.
- **Inter-neuroni eccitatori:** usano come neurotrasmettitore il glutammato e hanno quindi effetto eccitatorio. Come nel caso precedente, la dinamica di questi neuroni può essere di differenti tipi e anche in questo caso le connessioni sinaptiche sono limitate a neuroni eccitatori o inibitori della stessa colonna.

I neuroni inibitori hanno un ruolo importante nell'organizzazione delle funzioni cerebrali: mantengono sotto controllo l'attività complessiva e permettono l'inibizione di regioni distanti. La prima funzione è fondamentale perché, altrimenti, si rischierebbe di propagare l'eccitazione da un neurone a un altro in modo incontrollabile, portando quindi a un sistema instabile. La seconda funzione, invece, permette a un neurone piramidale, attraverso le sue connessioni a lunga distanza, di inibire una regione target attraverso una connessione bi-sinaptica: un neurone piramidale invia la propria connessione eccitatoria ad un inter-neurone inibitorio, che a sua volta inibirà neuroni eccitatori della regione target. Le oscillazioni possono nascere attraverso delle connessioni in feedback fra una popolazione di neuroni eccitatori e inibitori [3].

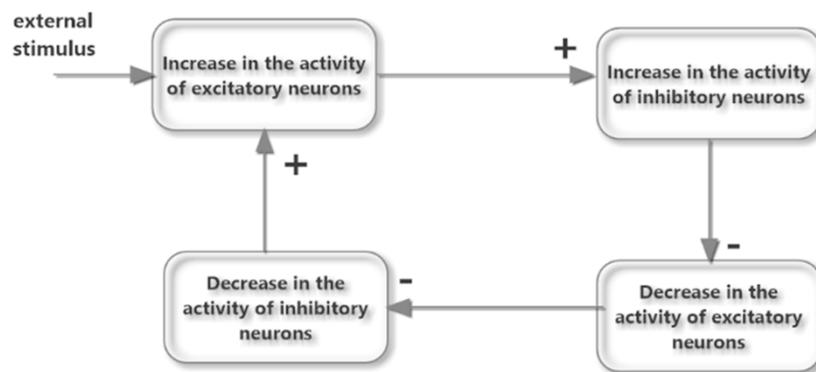


Fig. 2.2 Meccanismo in grado di produrre un'oscillazione auto-sostenuta in presenza di un forte feedback fra una popolazione eccitatoria e una inibitoria [3].

2.2 Modelli di massa neuronale

I modelli di massa neuronale nascono proprio per tenere conto che le oscillazioni si generano, non a livello del singolo neurone, ma dall'interazione di intere popolazioni di neuroni sincrone. In questi modelli, infatti, le variabili di stato non simulano l'attività del singolo neurone ma rappresentano l'attività media di un'intera popolazione di neuroni. L'ipotesi fondamentale di cui tenere conto è che le varie popolazioni ricevano un input simile, così che le attività neuronali siano fra loro sincronizzate o fortemente correlate. In questo modo, per ottenere l'output di ogni popolazione, si sommano i singoli spike dei neuroni che compongono tale popolazione, e poi si media ottenendo una densità di spike tipica per quella popolazione che ne caratterizza il comportamento [3].

Numerosi modelli neuro-computazionali sono stati proposti in passato, già dai primi anni Ottanta, per descrivere la memoria semantica. Molti di questi sfruttano la dinamica degli attrattori, come quello utilizzato in questo progetto. La differenza sostanziale che distingue i vari modelli, infatti, sta nella scelta della regola di apprendimento. Tra i più conosciuti, anche grazie alle reti artificiali, ci sono gli algoritmi di backpropagation che sono però fisiologicamente poco plausibili. Per questo motivo, nel modello in questione, si è usata la regola di apprendimento di Hebb. Le reti neurali addestrate tramite regola di Hebb sono molto usate: tra queste ci sono la rete di Hopfield, basata sull'uso di attrattori per la memorizzazione di pattern o l'oscillatore di Wilson e Cowan, uno tra i primi modelli che prevede l'uso di popolazioni neuronali. Un impiego di questi modelli è, per esempio, quello di studiare e spiegare il ruolo della *"feature correlation"* nell'organizzazione della memoria semantica. D'altro lato, la regola di Hebb, nella sua forma classica basata sulla semplice correlazione, pur

presentandosi molto più fisiologica, presenta comunque dei limiti, tra cui la formazione di sinapsi simmetriche. In questo progetto, infatti, viene fatta distinzione fra sinapsi marginali e salienti che, insieme alla divisione fra sinapsi condivise e distintive per ogni concetto, rappresentano distinzioni fondamentali per simulare vari aspetti della memoria semantica. Questa distinzione può essere ottenuta attraverso sinapsi asimmetriche, che possono essere simulate usando comunque la regola di Hebb, ma con diverse soglie fra neuroni pre e postsinaptici [1].

2.3 Formulazione matematica

Nel seguito verranno descritti in breve alcuni modelli matematici del tipo NMMs e, successivamente, verrà introdotto il modello neuro-computazionale che descrive la singola area corticale sul quale si basa questo progetto di tesi. Il primo modello illustrato è il modello di Jansen e Rit: alcuni suoi impieghi, per la simulazione di ritmi oscillatori, risalgono al 1995. Questo modello riprende l'idea di base dell'oscillatore di Wilson e Cowan ma tramite alcune modifiche strutturali permette la risoluzione dei limiti del modello precedente che lo rendono poco realistico, rappresentando così un buon compromesso fra semplicità e bontà delle simulazioni [3].

2.3.1 Modello di Jansen e Rit

Il modello di Jansen e Rit fa uso di tre popolazioni localmente interconnesse nella stessa colonna corticale: una popolazione di neuroni piramidali, una popolazione di inter-neuroni inibitori e una popolazione di inter-neuroni eccitatori. La dinamica di ogni popolazione può essere descritta come:

- la popolazione riceve un potenziale post-sinaptico, determinato dalla somma di tutti i contributi sinaptici delle popolazioni a monte;
- il potenziale post-sinaptico è convertito in una frequenza di scarica attraverso una caratteristica sigmoideale;
- la frequenza di scarica, a sua volta, attraverso la dinamica tipica di quella determinata sinapsi, è convertita in un potenziale post-sinaptico standard;

- il potenziale post-sinaptico standard viene moltiplicato per il peso della connessione sinaptica in modo da agire sulla popolazione target.

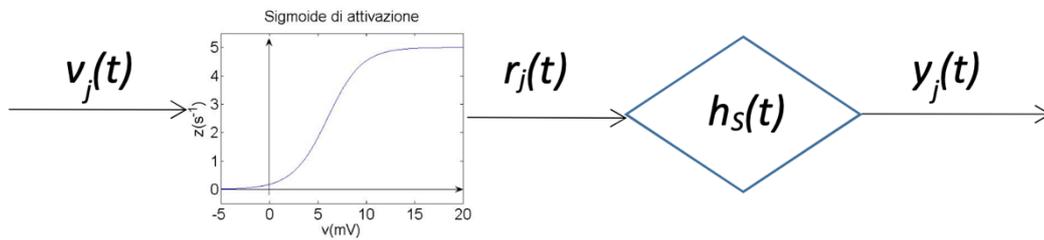


Fig. 2.3 Schema in cui una popolazione j -esima converte il proprio potenziale post-sinaptico v_j in una frequenza di scarica r_j , producendo un potenziale post-sinaptico a valle y_j da inviare alle popolazioni target, pesato da un guadagno sinaptico contenuto nella risposta all'impulso della sinapsi h_s .

Lo schema rappresentato in Fig. 2.3 mostra come vengono descritte le tre popolazioni coinvolte nella colonna corticale nel modello Jansen e Rit. Si consideri che ogni sinapsi è descritta da una dinamica del II ordine [3].

A titolo di esempio, il modello di Wendling et al., il cui oggetto di studio era la dinamica dell'ippocampo, prevede di utilizzare il modello matematico di massa neuronale di Jansen e Rit con l'aggiunta di una quarta popolazione: si considerano non solo i neuroni piramidali, gli inter-neuroni inibitori ed eccitatori con dinamica lenta ma anche una popolazione di inter-neuroni inibitori con dinamica veloce. Questo modello fu poi ripreso da Ursino e Zavaglia et al. per uno studio della corteccia cerebrale per simulare la densità spettrale di potenza multimodale nelle regioni corticali e per valutare la connettività corticale. In particolare, questi studi evidenziano il ruolo fondamentale degli inter-neuroni inibitori nella genesi della potenza in banda γ [2].

2.3.2 Modello della singola popolazione

Come citato sopra, il modello proposto da Wendling, prevedeva l'utilizzo di quattro popolazioni di neuroni. Anche in questo lavoro di tesi, il modello completo della singola area corticale è composto dalle quattro popolazioni neuronali che ricordiamo essere: neuroni piramidali, inter-neuroni eccitatori e inter-neuroni inibitori lenti e inibitori veloci. In questo paragrafo si approfondirà il funzionamento di una singola popolazione, considerando una trattazione equivalente solo per i primi tre tipi di neuroni. Infatti, a causa della retroazione, gli inter-neuroni inibitori veloci verranno trattati nel paragrafo successivo in maniera differente. Alla fine, si andrà ad assemblare il modello completo considerando tutte e quattro le popolazioni per costruire l'intera area corticale.

Ogni popolazione rappresenta un gruppo di neuroni dello stesso tipo che condividono lo stesso potenziale di membrana. Lo schema seguente descrive il modello del singolo gruppo neuronale:

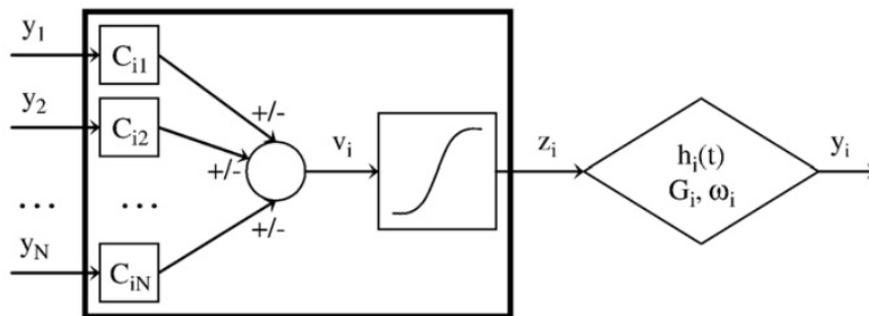


Fig. 2.4 Layout del modello generale del singolo gruppo neuronale.

Ogni popolazione riceve un potenziale medio di membrana, indicato con v_i , da altre popolazioni: si consideri che gli indici i e j sono usati per indicare il gruppo post-sinaptico e pre-sinaptico rispettivamente. In particolare, i pedici possono assumere i valori p, e, s, f a simboleggiare rispettivamente una popolazione piramidale, eccitatoria, inibitrice lenta (*slow*) e inibitrice veloce (*fast*). Il potenziale medio di membrana viene calcolato come media dei potenziali post-sinaptici y_i , pesati dai coefficienti C_{ij} che rappresentano le costanti di connettività tra la popolazione j -esima e quella i -esima. Come si può notare dalla Fig. 2.4, i potenziali sinaptici possono essere sommati o sottratti così da modellare sinapsi di tipo eccitatorio o inibitorio, per questo i coefficienti assumono sempre valori non negativi. Il potenziale medio di membrana viene infine convertito in una densità media di spike. Per tenere in considerazione sia la condizione di inibizione sia quella di saturazione della popolazione di neuroni, si utilizza una sigmoide. La dinamica di ogni sinapsi è descritta con un sistema del secondo ordine, ognuna con parametri diversi. I parametri G_i e ω_i rappresentano la forza e il reciproco della costante di tempo per ciascuna sinapsi, esse assumono un valore diverso in base alla popolazione a cui fanno riferimento. Infine, con h_i si indica la risposta impulsiva delle differenti sinapsi.

2.3.3 Modello degli inter-neuroni inibitori veloci

Precedenti modelli di massa neurale assumevano che ciascuna popolazione neurale dovesse ricevere input sinaptici dalle altre popolazioni presenti nella stessa regione di riferimento. La conseguenza di questa condizione è l'incapacità di una popolazione isolata, che quindi non riceve input dalle altre ma solo lo stimolo del rumore bianco, di produrre un ritmo cerebrale intrinsecamente. Quindi, secondo queste passate versioni di NMMs, solo attraverso connessioni fra popolazioni diverse è possibile indurre dei ritmi, proprio a causa del bilanciamento fra

eccitazione e inibizione. Dalla letteratura è poi emerso però che reti composte da inter-neuroni inibitori veloci sono in grado di indurre il ritmo γ anche in assenza di altre popolazioni neuronali. In Fig. 2.5 è riportato lo schema del modello della popolazione di inter-neuroni inibitori veloci:

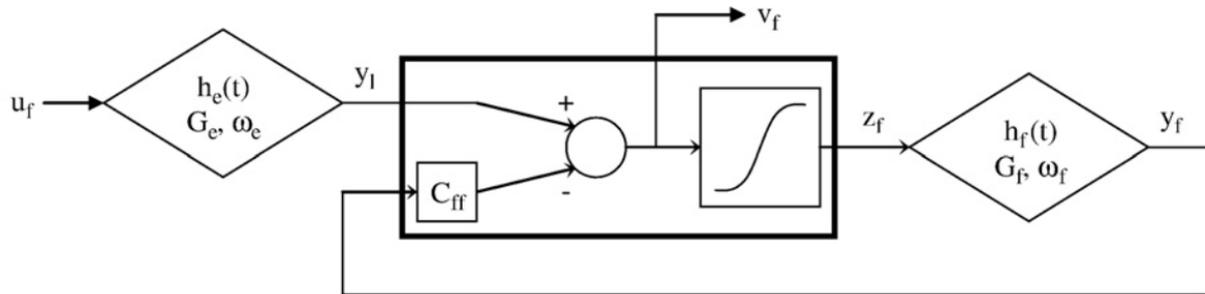


Fig. 2.5 Schema della singola popolazione di inter-neuroni inibitori veloci che fanno uso del neurotrasmettitore GABA_{fast} chiamato anche “modello ridotto”. Si noti il ramo in retroazione negativa pesato dal coefficiente C_{ff} .

Il modello, oltre alla retroazione negativa, presenta anche un ingresso esterno indicato con u_f modellato come rumore bianco. L’ingresso si considera generato da sinapsi eccitatorie e quindi indicato con pedice e . Il ramo in retroazione, o auto-anello, è pesato da un coefficiente C_{ff} e ha risposta impulsiva h_f . Si evita di riportare la trattazione matematica sullo studio della funzione di trasferimento del sistema che spiega come la frequenza sia collocata nel range di banda γ , largamente descritta nello studio di Ursino et al. [2].

2.3.4 Modello della singola area corticale

Il modello dell’intera area corticale, anche chiamato “modello completo”, considera tutte e quattro le popolazioni neuronali precedentemente descritte: piramidali, eccitatori, inibitori veloci e lenti. Questo è il modello studiato e sviluppato da Ursino et al. che è stata la base di partenza per il modello trattato in questa tesi. Si può notare dallo schema in Fig. 2.6, le popolazioni sono fra loro connesse attraverso sinapsi inibitorie ed eccitatorie. In particolare, i neuroni piramidali, fisiologicamente, possono raggiungere qualsiasi altro gruppo neuronale ma in questo modello si sono assunti come bersaglio le sole popolazioni di piramidali e inibitori veloci. Gli altri ingressi, indicati come u_f e u_p , sono sempre definiti come rumore bianco.

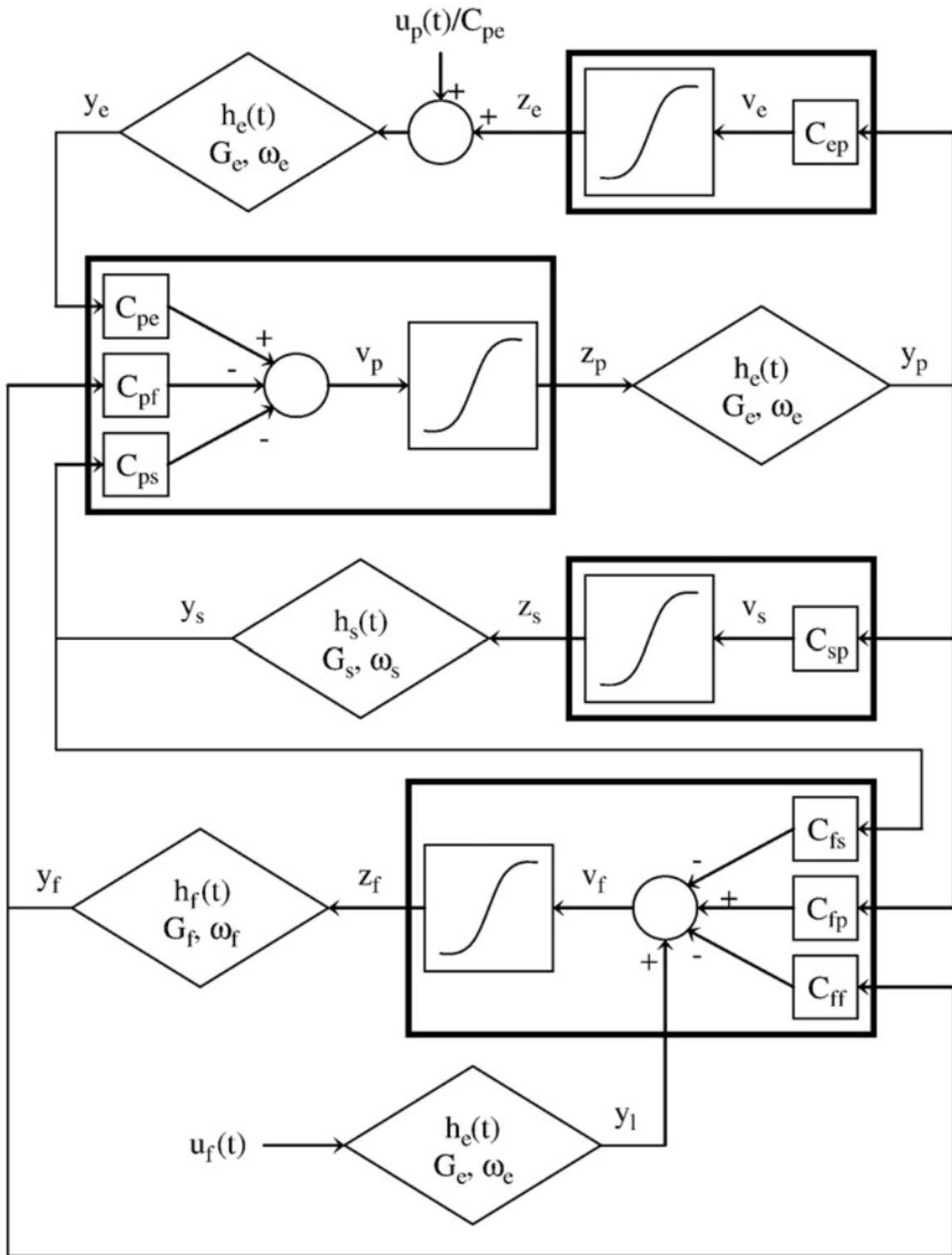


Fig. 2.6 Schema del modello della singola regione composta dalle quattro popolazioni neuronali (piramidali, inter-neuroni eccitatori, inter-neuroni inibitori lenti e veloci).

Le equazioni del modello sono quelle riportate al capitolo successivo, divise per singolo gruppo neuronale, essendo le stesse usate per questo progetto. Si consideri, in generale, che la matrice C_{ij} contiene 8 parametri che corrispondono alla media numerica delle costanti di connettività fra le varie regioni. Esiste un ulteriore modello, chiamato “*coupled complete model*” per modellare la connettività a lungo raggio tra aree corticali diverse. Queste connessioni sono di tipo eccitatorio e affette da ritardo. Il modello è equivalente a quello mostrato in Fig. 2.6 in cui vengono modificati gli ingressi: si tiene conto della densità media di potenziali d’azione dell’area pre-sinaptica usando l’equazione (3.19) descritta nel capitolo seguente.

3. Modello di memoria semantica con oscillatori

La rappresentazione di un concetto deve tenere conto di come questo possa contenere informazioni sensoriali o motorie e come quindi sia codificato in diverse aree cerebrali. Una questione centrale nella neurofisiologia degli ultimi decenni riguarda il funzionamento dei collegamenti fra diverse aree per permettere una lettura d'insieme delle varie *feature* che compongono un concetto in maniera coerente. Questo problema prende il nome di “*binding e segmentation*” e tiene conto di due aspetti importanti: come combinare insieme le proprietà di uno stesso oggetto rappresentate in diverse zone della corteccia, e come consentire la rappresentazione di oggetti diversi (quindi caratterizzati da diverse *feature*) nello stesso istante. Si pensi infatti alla forma, colore o velocità di movimento, che possono caratterizzare solo visivamente un oggetto, ma si consideri che ci sono anche caratteristiche che riguardano suoni, odori o gusto. Sono quindi moltissimi i possibili attributi associabili ad un concetto, che possono provenire da tutti e cinque i sensi e che quindi possono impiegare e impegnare più aree cerebrali per la codifica. La questione è quindi quella di capire sia come il cervello sia in grado di raggruppare fra loro diverse proprietà di uno stesso oggetto percepito, considerando che la codifica di queste proprietà avviene in diverse aree corticali (*binding*), sia come faccia a tenere tali proprietà distinte dalle proprietà di altri oggetti che vengono percepiti simultaneamente (*segmentation*). Ad oggi si ritiene che il cervello utilizzi il cosiddetto “*ensemble coding*”: le proprietà che codificano un medesimo oggetto devono essere simultaneamente attive, mentre quelle che codificano un oggetto diverso devono essere simultaneamente inibite. Questo risultato si ottiene sfruttando il ritmo gamma: i neuroni che codificano *feature* dello stesso oggetto percepito oscillano con ritmo gamma in sincronismo fra loro, mentre i neuroni che codificano proprietà di un oggetto diverso oscillano sfasate rispetto alle precedenti. In questo modo gli oggetti appaiono nel cervello in suddivisione temporale, uno alla volta. Questo fenomeno, ovviamente, avviene in maniera talmente rapida da non risultare avvertito dalla coscienza: l'impressione è quindi quella di riconoscere più oggetti contemporaneamente [3].

Nel caso trattato in questo lavoro di tesi, che ha come scopo la memorizzazione e il riconoscimento di concetti, quest'ultimi vengono considerati come una raccolta di *feature* basate sulla conoscenza acquisita. Viceversa, reti di oscillatori che si propongono il riconoscimento di scene (ad esempio per problemi di visione) utilizzano regole di Gestalt di più basso livello, quali la vicinanza nei casi più semplici oppure la somiglianza, orientamento o destino comune nel caso di regole più complesse [3]. Ad oggi ci sono diversi studi e modelli di

reti basate su oscillatori che possono differenziarsi sia per la tipologia di oscillazione considerata, sia per la complessità computazionale del modello matematico sperimentato.

3.1 Formulazione matematica degli oscillatori

Un meccanismo computazionale fondato sulla teoria del sincronismo oscillatorio in banda gamma, per poter funzionare, deve rispettare tre requisiti [5]:

1. essere in grado di sincronizzare un gruppo di oscillatori localmente accoppiati;
2. essere in grado di desincronizzare gruppi di oscillatori attivati da oggetti diversi;
3. sincronizzare e desincronizzare rapidamente gruppi di oscillatori, così da permettere un efficiente riconoscimento di oggetti, tenendo conto che gli stimoli esterni possono cambiare velocemente.

Il modello trattato costruisce una rete neurale rappresentativa della rete semantica dedicata alla descrizione di concetti. I concetti presi in considerazione sono 3: *cane*, *gatto* e *orso* e vengono rappresentati come un insieme di *feature* come mostrato nelle Tab. 1.1, 1.2 e 1.3 nel primo capitolo. Queste proprietà sono raccolte in un vettore m di lunghezza N_{pop} , che corrisponde al numero di attributi utilizzati. Si tenga presente che sono stati studiati due modelli con stesse equazioni matematiche ma con input diverso: N_{pop} può assumere valore 19 o 22 in base al numero di *feature* considerato. Ogni popolazione di neuroni codifica e gestisce una singola *feature* formando sinapsi con tutte le altre (ma non con se stessa), generando matrici di pesi sinaptici di dimensione $N_{pop} \times N_{pop}$. Le sinapsi sono di tipo eccitatorio e inibitorio, motivo per cui si hanno due matrici distinte che si creano durante l'addestramento eseguito tramite regola di Hebb. Si sono considerati quattro gruppi neuronali, partendo dal modello completo studiato da Ursino et al. della singola area corticale. I 4 differenti tipi di neuroni considerati sono: piramidali, inter-neuroni eccitatori, inter-neuroni inibitori lenti e veloci. Sono stati realizzati due modelli distinti, entrambi considerano gli stessi 3 concetti. Il primo modello, più semplice, tiene conto di sole 19 *feature* divise fra salienti e marginali per i rispettivi concetti, senza fare uso di *feature* condivise, mentre il secondo considera 22 *feature*, tenendo conto, oltre che delle precedenti 19, delle altre 3 proprietà condivise fra i concetti. L'obiettivo è fare in modo che la rete addestrata sia in grado di riconoscere i 3 concetti, richiamando le rispettive *feature* ad essi associate e mantenendo una distinzione fra le varie caratteristiche dando un ruolo differente alle

proprietà salienti, marginali e condivise. Le equazioni del modello, di seguito riportate, sono suddivise per le quattro regioni:

NEURONI PIRAMIDALI

$$(3.1) \quad \frac{dy_p(t)}{dt} = x_p(t)$$

$$(3.2) \quad \frac{dx_p(t)}{dt} = G_e \omega_e z_p(t) - 2\omega_e x_p(t) - \omega_e^2 y_p(t)$$

$$(3.3) \quad z_p(t) = \frac{2e_0}{1 + e^{-rv_p}} - e_0$$

$$(3.4) \quad v_p(t) = C_{pe}y_e(t) - C_{ps}y_s(t) - C_{pf}y_f(t)$$

INTER-NEURONI ECCITATORI

$$(3.5) \quad \frac{dy_e(t)}{dt} = x_e(t)$$

$$(3.6) \quad \frac{dx_e(t)}{dt} = G_e \omega_e \left(z_e(t) + \frac{u_p(t)}{C_{pe}} \right) - 2\omega_e x_e(t) - \omega_e^2 y_e(t)$$

$$(3.7) \quad z_e(t) = \frac{2e_0}{1 + e^{-rv_e}} - e_0$$

$$(3.8) \quad v_e(t) = C_{ep}y_p(t)$$

INTER-NEURONI INIBITORI LENTI

$$(3.9) \quad \frac{dy_s(t)}{dt} = x_s(t)$$

$$(3.10) \quad \frac{dx_s(t)}{dt} = G_s \omega_s z_s(t) - 2\omega_s x_s(t) - \omega_s^2 y_s(t)$$

$$(3.11) \quad z_s(t) = \frac{2e_0}{1 + e^{-rv_s}} - e_0$$

$$(3.12) \quad v_s(t) = C_{sp}y_p(t)$$

INTER-NEURONI INIBITORI VELOCI

$$(3.13) \quad \frac{dy_f(t)}{dt} = x_f(t)$$

$$(3.14) \quad \frac{dx_f(t)}{dt} = G_f \omega_f z_f(t) - 2\omega_f x_f(t) - \omega_f^2 y_f(t)$$

$$(3.15) \quad \frac{dy_l(t)}{dt} = x_l(t)$$

$$(3.16) \quad \frac{dx_l(t)}{dt} = G_e \omega_e u_f(t) - 2\omega_e x_l(t) - \omega_e^2 y_l(t)$$

$$(3.17) \quad z_f(t) = \frac{2e_0}{1 + e^{-rv_f}} - e_0$$

$$(3.18) \quad v_f(t) = C_{fp}y_p(t) - C_{fs}y_s(t) - C_{ff}y_f(t) - y_l(t)$$

I pedici usati p , e , s , f e l indicano rispettivamente le popolazioni di neuroni piramidali (*pyramidal*), inter-neuroni eccitatori (*excitatory*), inter-neuroni inibitori lenti (*slow*), inter-neuroni inibitori veloci (*fast*) mentre il pedice l è relativo ad un auto-anello negativo (*self-loop*) degli inter-neuroni inibitori veloci. La lettura dei pedici deve essere fatta considerando che il primo è relativo alla popolazione di arrivo (post) e il secondo indica invece la popolazione di partenza (pre). I parametri G_i e ω_i rappresentano il guadagno (forza) sinaptico e il reciproco della costante di tempo per le singole sinapsi, modificando il valore di ω è possibile ottenere dei ritmi neuronali differenti [2]. I valori contenuti nella matrice C_{ij} di dimensione $N_{pop} \times 8$ rappresentano le costanti di connettività fra le popolazioni rispettivamente in base all'ordine e ai pedici corrispondenti. L'equazione (3.3) e più in generale tutte le equazioni che definiscono la variabile z , corrisponde ad una funzione sigmoideale che rappresenta una soglia inferiore e una saturazione superiore per l'attività dei neuroni. Nel dettaglio, i parametri e_0 e r , che rimangono costanti per tutte le popolazioni, definiscono il valore di saturazione della sigmoide e la sua pendenza. Da sottolineare che la sigmoide non è centrata in zero, bensì s_0 vale 12. Tutti i valori assegnati ai parametri e alle componenti delle matrici sono specificati nella Tabella 3.1 mentre, per comprendere meglio il funzionamento della rete, si rimanda allo schema a blocchi del capitolo precedente in Fig. 2.6. Si noti che, come già accennato, ogni sinapsi è descritta da una dinamica del II ordine ma che ai fini dell'integrazione numerica, è possibile ridurre questo tipo di equazioni a due equazioni differenziali del I ordine, così come riportato nelle equazioni proposte.

Gli ingressi esterni, indicati con la lettera u_s , dove il pedice s può assumere la lettera p o f , vengono ricevuti dai soli gruppi di neuroni piramidali o dagli inter-neuroni inibitori veloci. Si riporta di seguito l'equazione degli input, tenendo presente che k e h denotano le regioni pre e post-sinaptiche rispettivamente:

$$(3.19) \quad u_j^h(t) = n_j^h(t) + W_j^{hk} z_p^k(t - T) \quad j = p, f$$

Dove $n_j(t)$ rappresenta il rumore bianco Gaussiano con varianza σ_j^2 pari a 5 e valore medio m_j . Il vettore m , in questo modello, è stato utilizzato come ingresso alla rete: durante la fase di richiamo dei concetti, dopo aver eseguito l'addestramento, viene associato un valore (0 o 400) ad ogni componente j -esimo del vettore. Ogni elemento m_j è associato ad una *feature*, impostarne un valore significa quindi eccitare o meno una determinata proprietà.

3.2 Addestramento delle sinapsi

Nel seguito verrà spiegato il comportamento che si vuole ottenere dalla rete semantica sviluppata e quindi le diverse funzioni ricoperte dalle *feature* in base al loro ruolo. Verrà descritta la regola di Hebb formulata a metà anni '90 sulla quale si basa l'apprendimento del modello di rete semantica proposto. Infine, si definirà la procedura di addestramento e le equazioni implementate matematicamente per sviluppare il modello studiato.

3.2.1 Requisiti della rete semantica

Per ottenere un corretto funzionamento della rete semantica, occorre spiegare quali siano i requisiti da rispettare e quindi quali sono i compiti delle *feature* in base al ruolo ricoperto:

- *Feature* salienti devono essere evocate da tutte le altre proprietà, sia marginali sia condivise del concetto ma devono richiamare solo le altre caratteristiche salienti. Devono quindi ricevere forti sinapsi in input ma inviarne in output solo alle altre salienti.
- *Feature* marginali al contrario non devono essere evocate dalle altre proprietà del concetto e quindi ricevere deboli sinapsi in input. Viceversa, essendo comunque caratteristiche distintive per un concetto, devono inviare forti sinapsi in output alle caratteristiche salienti in modo da permettere la ricostruzione completa del concetto.
- *Feature* condivise devono evocare le altre proprietà condivise del concetto ma non devono richiamare le proprietà salienti dei singoli concetti o le marginali. Queste

proprietà inviano forti sinapsi in output agli altri attributi condivisi e sinapsi deboli a quelli salienti e marginali.

L'obiettivo di base di questo modello di rete semantica è quello di riuscire a distinguere il ruolo delle caratteristiche salienti, marginali e condivise. Per raggiungere questo scopo e in particolare il comportamento descritto sopra, è necessario che le sinapsi siano fortemente asimmetriche: devo considerare soglie differenti per l'attività pre e post-sinaptica.

3.2.2 Regola di Hebb

Un elemento essenziale per la costruzione di una rete neurale è l'utilizzo di una regola di apprendimento che permetta di modificare le connessioni sinaptiche sulla base dell'esperienza. Dal punto di vista cognitivo, i comportamenti utili, emergono grazie alla plasticità sinaptica e al suo rapporto con l'esperienza. Prima di descrivere la procedura di addestramento utilizzata per questa rete, si definisce il concetto alla base della regola di apprendimento di Hebb.

Nel 1949, Donald Hebb, formulò un principio importante relativo all'addestramento sinaptico in riferimento al rinforzo di una sinapsi: *“quando un neurone A contribuisce ripetutamente alla eccitazione di un neurone B, allora la forza dell'azione di A sul neurone B aumenta”*. Questo principio implica l'idea di connessionismo, teoria secondo la quale la mente tende a lavorare per associazioni, in modo da ricostruire o rievocare situazioni già incontrate in passato. Secondo questo principio, la percezione di un oggetto potrebbe essere spiegata come l'attività di gruppi diversi di neuroni interconnessi, ognuno dei quali rappresenta una specifica proprietà. La regola di Hebb, che attualmente prevede formulazioni più complesse e complete, stabilisce, quindi, che una sinapsi si rinforzi con l'uso [3].

La forma più semplice della regola di Hebb prevede che la sinapsi si aggiorni sulla base della correlazione tra attività pre-sinaptica e post-sinaptica. Indicando con ΔW_{ij} la variazione della sinapsi e con γ il coefficiente di apprendimento (positivo), la regola di Hebb può essere scritta come:

$$(3.20) \quad \Delta W_{ij} = \gamma X_i X_j$$

Dove X_j e X_i definiscono l'attività del neurone pre e post-sinaptico rispettivamente. Dall'equazione (3.20) si evince che:

- Se entrambi i neuroni sono inibiti non si ottiene variazione sinaptica;
- Se entrambi i neuroni sono eccitati la sinapsi da j a i si rinforza di un fattore γ ;

- Se uno dei due neuroni è attivo ma l'altro è inibito, la variazione della sinapsi è nulla.

Questa regola, nella sua formulazione originaria, presenta un forte limite: prevede unicamente il rinforzo della sinapsi. Questo comporterebbe solo l'aumento delle sinapsi eccitatorie che può causare un'eccessiva connettività cerebrale ed eccessiva eccitazione. Per avere un addestramento efficiente e biologicamente compatibile, è necessario prevedere anche la possibilità di indebolire una sinapsi nel caso in cui non venga usata [3].

Si definisce quindi la regola di Hebb modificata, che prevede l'utilizzo di soglie con cui confrontare l'attività neuronale espressa come segue:

$$(3.21) \quad \Delta W_{ij} = \gamma_{ij}(X_i - \theta_{post})(X_j - \theta_{pre})$$

Dove θ_{pre} e θ_{post} indicano le soglie pre e post-sinaptiche rispettivamente. Valori uguali per le soglie permettono la formazione di sinapsi simmetriche. Come già anticipato, queste sinapsi risultano inadeguate all'interno di un modello di memoria semantica. Per la creazione di connessioni che permettano di discriminare le diverse proprietà, così da rispettare i requisiti richiesti dalla rete, si è reso necessario l'utilizzo di sinapsi asimmetriche. Per costruire questo tipo di sinapsi è necessario porre soglie differenti.

3.2.3 Procedura di addestramento

Prima di procedere con l'addestramento, è necessario che tutte le sinapsi, eccitatorie W_p e inibitorie W_f , siano inizializzate a zero. I concetti, descritti tramite *feature*, vengono presentati singolarmente alla rete: in questa fase il soggetto apprende i concetti e la loro semantica. Le caratteristiche hanno diversa frequenza di occorrenza, ovvero una diversa probabilità di verificarsi: un'alta probabilità rende una *feature* saliente mentre una bassa probabilità la identifica come marginale. Questo significa che non tutte le proprietà che compongono i concetti sono sempre presenti in ingresso. Per l'addestramento di entrambi i modelli sviluppati, le *feature* salienti e condivise sono caratterizzate da un'alta probabilità di ricevere in ingresso un input elevato, che renda tale proprietà "percepita" dalla rete. Un input basso, invece, risulta insufficiente per l'eccitazione del neurone corrispondente e quindi, in questo caso, la proprietà non risulta percepita. Nello specifico, alle caratteristiche salienti e condivise è stata associata una probabilità pari all'80% mentre alle proprietà marginali è stata associata una probabilità pari al 30%. Questa differenza di valori permette di ottenere una migliore distinzione tra proprietà salienti, condivise e marginali.

L'addestramento complessivo consiste in 300 epoche, per il modello a 19 *feature* e 1500 epoche per il modello a 22 *feature*. Tutti e 3 i concetti sono stati dati in pasto alla rete separatamente e permutati in ordine casuale, inoltre, ogni concetto viene presentato alla rete una sola volta in ogni epoca. Le sinapsi, sia eccitatorie che inibitorie, sono state addestrate utilizzando il meccanismo hebbiano, modificando le soglie pre e post-sinaptiche così da ottenere delle sinapsi asimmetriche. Il potenziamento o il depotenziamento di una sinapsi avviene attraverso un confronto delle attività neuronali con queste soglie. La formulazione delle equazioni, presentate di seguito, risulta equivalente per i due modelli trattati e le equazioni sono uguali sia per le sinapsi eccitatorie e sia per quelle inibitorie. In Tab. 3.1 e 3.2 possono essere consultati i valori matematici assegnati ai singoli parametri. L'addestramento coinvolge le popolazioni di neuroni piramidali e inter-neuroni inibitori veloci che inviano rispettivamente sinapsi eccitatorie e inibitorie alle altre popolazioni (si rimanda al Cap. 2.3.4 per lo schema a blocchi della rete).

Una sostanziale differenza, apportata alla regola di Hebb e che ha permesso una buona riuscita di questo modello, consiste nell'utilizzo del valor medio per definire le attività pre e post-sinaptiche. Si indica con $mean_z_s$ il valor medio della variabile z calcolata alle equazioni (3.3) e (3.17) rispettivamente per i neuroni piramidali e gli inter-neuroni inibitori veloci. Si consideri che il pedice s può assumere valori p o f in base alla tipologia di neuroni a cui fa riferimento (*pyramidal* o *fast*). La variabile $mean_z_s$ corrisponde ad un vettore colonna contenente la media di ogni riga della variabile z , calcolata considerando solo gli ultimi millisecondi della simulazione. Questa variabile viene utilizzata per calcolare l'attività pre e post-sinaptica come mostrato nelle equazioni seguenti:

$$(3.22) \quad post_s = \frac{mean_z_s}{2e_0} - \theta_{post_s}$$

$$(3.23) \quad pre_s = \max\left(0, \frac{mean_z_p}{2e_0} - \theta_{pre}\right)$$

Nell'equazione (3.22) viene confrontato il valor medio $mean_z_s$ con una soglia θ_{post_s} mentre il confronto nella (3.23), avviene con una soglia θ_{pre} : questa equazione mi restituisce il valore calcolato se dal confronto si è ottenuto un valore positivo, altrimenti restituisce zero.

Da un punto di vista fisiologico, occorre introdurre una condizione tale da impedire alle sinapsi di crescere indefinitamente:

$$(3.24) \quad \gamma_s = \gamma_{0s}(W_0 - W_s)$$

L'equazione (3.24) porta a un decremento del fattore di apprendimento γ_s quando la sinapsi si avvicina a un livello massimo di saturazione indicato da W_0 (differente per le sinapsi eccitatorie e inibitorie). In seguito, viene calcolata la variazione della sinapsi ΔW_s con cui si aggiorna la sinapsi durante l'addestramento:

$$(3.25) \quad \Delta W_s = \gamma_s (W_s \text{ post} \times W_s \text{ pre})$$

Infine, si considera una condizione che limita il valore delle sinapsi per evitare la saturazione:

$$(3.26) \quad \text{se } \sum W_s > W_{s_max} \quad \text{allora} \quad W_s = W_{s_max}$$

Per i valori numerici dei parametri si rimanda alle Tab. 3.1 e 3.2 al paragrafo successivo. In seguito, vengono mostrati gli andamenti della variabile $mean_z_s$ per la popolazione di neuroni piramidali e per gli inter-neuroni inibitori veloci.

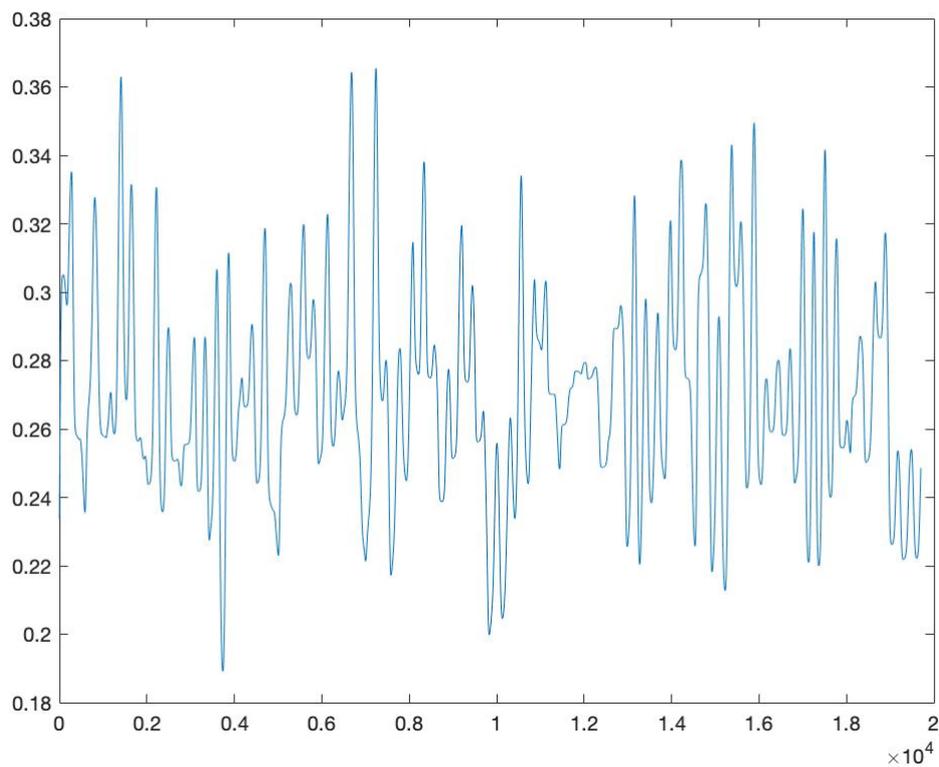


Fig. 3.1 Andamento della variabile $mean_z_p$ dando in ingresso la proprietà “da guardia” del concetto cane considerando le sinapsi nulle. In ascissa è indicato il tempo e in ordinata l'ampiezza media.

In Fig. 3.1 è mostrato l'andamento del valor medio della variabile z_p dando in ingresso alla rete una proprietà saliente del concetto “cane” considerando le sinapsi nulle, ovvero utilizzando una rete “non addestrata”. Come si può notare, il valor medio dell'attivazione dei neuroni piramidali oscilla intorno a 0.3 (ordinata). Questo valore motiva il valore della soglia θ_{post_p} che è stato

scelto pari alla metà del suo andamento medio. Allo stesso modo è stato ottenuto l'andamento degli inter-neuroni inibitori veloci, la cui attivazione media risulta molto più bassa, come mostrato in Fig. 3.2.

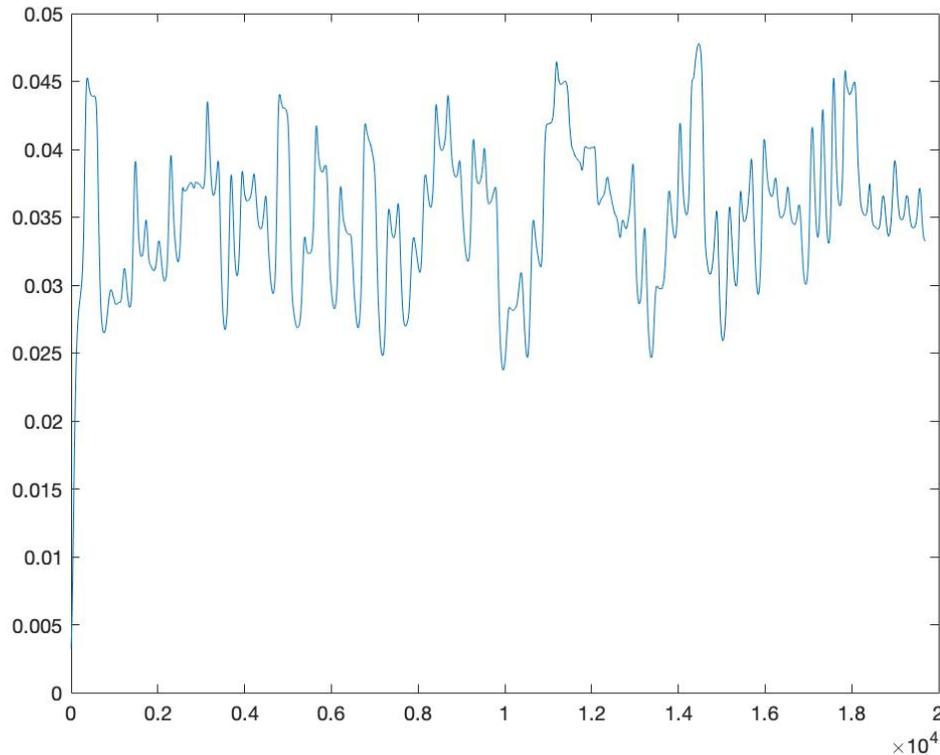


Fig. 3.2 Andamento della variabile $mean_zf$ dando in ingresso la proprietà “da guardia” del concetto cane considerando le sinapsi nulle. In ascissa è indicato il tempo e in ordinata l’ampiezza media.

In questo caso le oscillazioni si aggirano intorno al valore 0.03, per cui la soglia θ_{post_f} impostata è minore rispetto alla precedente. I valori di soglia appena discussi sono riportati in Tab. 3.2 e valgono per il modello a 22 proprietà, per il modello a 19 proprietà è stata usata la stessa soglia per entrambe le popolazioni.

3.3 Assegnazione dei parametri

I parametri utilizzati per la costruzione della rete, sia quelli che riguardano le popolazioni di neuroni sia quelli specifici dell’addestramento, sono riportati nelle Tab. 3.1 e 3.2. Si noti che per i due modelli, che differiscono principalmente fra loro per il numero di *feature* considerato, sono stati anche usati variabili in parte differenti. Sono quindi riportati, per completezza e maggior chiarezza, in due tabelle separate, i parametri per le due reti modellate anche se molti di questi valori si ripetono.

3.3.2 Modello semplificato a 19 proprietà

In Tab. 3.1 sono elencati i parametri utilizzati per il modello che considera 19 *feature*, riportate al Cap. 1 in Tab. 1.1 e 1.2. Al passo di integrazione è stato assegnato un valore molto piccolo, questo produce un vettore tempo di grandi dimensioni che comporta un elevato costo computazionale. Questo aspetto ha portato ad apportare delle modifiche per il modello a 22 proprietà proprio per la durata significativa delle simulazioni con un numero più alto di *feature*. Sono inoltre riportati i valori di γ , diversi per la popolazione di piramidali e inter-neuroni inibitori veloci, che definiscono il rateo di apprendimento hebbiano e le soglie differenti pre e post-sinaptiche. Come detto in precedenza, per poter costruire sinapsi asimmetriche che quindi siano in grado di comportarsi diversamente in base al ruolo delle proprietà, è necessario l'utilizzo di soglie diverse. In questo caso la scelta del valore 0.15 sia per i piramidali che per gli inibitori veloci è dovuta all'andamento del valore medio utilizzato per la procedura di addestramento.

Significato	Simbolo	Valore
Passo d'integrazione	Δt	0.1 ms
Saturazione della sigmoide	e_0	2.5
Pendenza della sigmoide	r	0.56
Centro della sigmoide	s_0	12
Coefficiente di apprendimento (piramidali)	γ_p	0.000008
Coefficiente di apprendimento (inter-neuroni inibitori veloci)	γ_f	0.00004
Soglia pre-sinaptica	θ_{pre}	0.01
Soglia post-sinaptica (piramidali)	θ_{post_p}	0.15
Soglia post-sinaptica (inter-neuroni inibitori veloci)	θ_{post_f}	0.15
Peso massimo delle sinapsi eccitatorie	W_{ex0}	460
Peso massimo delle sinapsi inibitorie	W_{in0}	85

Tabella 3.1 Parametri utilizzati per l'addestramento e per la costruzione della rete di memoria semantica a 19 *feature*.

Si considerano inoltre, uguali per entrambe le reti modellate, i seguenti parametri:

$$\text{Guadagni sinaptici } G = [5.17 \quad 4.45 \quad 57.1]$$

$$\text{Costanti di connettività } C = \begin{bmatrix} 54 & 54 & 54 & 67.5 & 27 & 108 & 300 & 10 \\ \vdots & \vdots \\ 54 & 54 & 54 & 67.5 & 27 & 108 & 300 & 10 \end{bmatrix}$$

$$\text{Reciproco delle costanti di tempo } a = [125 \quad 30 \quad 400]$$

Queste ultime hanno dimensione $N_{pop} \times 3$ e quindi i valori indicati nel vettore si ripetono per tutte le righe della matrice.

3.3.2 Modello a 22 proprietà

Vengono ora riportati in Tab. 3.2 i valori assegnati ai parametri della rete a 22 *feature*, si rimanda al Cap. 1 e Tab. 1.3 per l'indice assegnato alle 3 proprietà condivise considerate. Il passo d'integrazione risulta maggiore rispetto al caso precedente, questo ha permesso di ridurre significativamente il costo computazionale del modello. Si è così impostato un numero molto più elevato di trial (1500) per l'addestramento delle sinapsi che ha permesso di ottenere dei valori migliori ai fini del riconoscimento di concetti da parte della rete. Inoltre, è stato possibile impostare valori sufficientemente piccoli per i parametri γ , che consentono un apprendimento più lento ma corretto alla rete. Si utilizzano soglie pre e post-sinaptiche differenti, in questo caso diverse anche per le popolazioni p ed f a causa del comportamento differente del valore medio della variabile z .

Significato	Simbolo	Valore
Passo d'integrazione	Δt	1 ms
Saturazione della sigmoide	e_0	2.5
Pendenza della sigmoide	r	0.56
Centro della sigmoide	s_0	12
Coefficiente di apprendimento (piramidali)	γ_p	0.00004
Coefficiente di apprendimento (inter-neuroni inibitori veloci)	γ_f	0.00002
Soglia pre-sinaptica	θ_{pre}	0.01
Soglia post-sinaptica (piramidali)	θ_{post_p}	0.15
Soglia post-sinaptica (inter-neuroni inibitori veloci)	θ_{post_f}	0.028
Peso massimo delle sinapsi eccitatorie	W_{ex0}	460
Peso massimo delle sinapsi inibitorie	W_{in0}	85

Tabella 3.2 Parametri utilizzati per l'addestramento e per la costruzione della rete di memoria semantica a 22 *feature*.

Si rimanda al paragrafo precedente per i valori degli altri parametri d'interesse G , C e a rimasti invariati.

3.4 Inibitore globale

Una problematica riscontrata in questo modello implementato e tipica dei modelli oscillanti, è il riconoscimento simultaneo e separato di più concetti (*binding*). Per raggiungere questo obiettivo è necessario che i singoli concetti oscillino in maniera indipendente l'uno dall'altro, che abbiano cioè fasi diverse. In particolare, si vuole che gli attributi associati ad un determinato concetto, quando richiamati, oscillino in sincronia fra loro mentre quelli di un altro concetto evocato siano sfasati rispetto ai precedenti. La rete dovrebbe quindi inibire un concetto per volta: nel momento in cui viene richiamato un concetto e quindi le sue *feature*, tutti gli altri concetti (descritti tramite attributi) devono essere inibiti; allo stesso modo durante la presentazione del concetto successivo che prevede così l'inibizione del precedente e dei

rimanenti. Questo comportamento è di difficile raggiungimento all'aumentare dei concetti coinvolti, ma è possibile ottenerlo introducendo al modello un inibitore globale la cui equazione è riportata qui sotto:

$$(3.20) \quad Inib(t) = \begin{cases} Gain & \text{se } \frac{\sum z_p(t) - th}{|\sum z_p(t) - th|} > 0 \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

L'eq.ne (3.20) corrisponde alla funzione a gradino unitario: viene assegnato un valore compreso tra 0 o +1 che viene poi moltiplicato per la variabile *Gain* il cui valore è riportato in Tabella 3.1. La condizione per cui si avrebbe 0 o +1 dell'equazione precedente si può spiegare come segue: vengono sommati tutti i z_p all'istante di tempo t , questa somma viene comparata con una soglia th e il valore così ottenuto viene normalizzato dando quindi come risultato un valore compreso fra ± 1 . Nel caso in cui venisse superata la soglia e quindi la variabile *Inib* non fosse nulla, allora tutti i neuroni della rete riceverebbero una inibizione. Matematicamente viene sommata all'equazione (3.18) definita in precedenza che essendo una funzione della popolazione di inter-neuroni inibitori veloci, fa in modo che l'inibizione agisca velocemente su tutte le sinapsi. Questo comportamento presenta però un forte limite: come detto, infatti, l'inibizione da parte dell'inibitore globale interessa tutte le sinapsi, comprese quelle del concetto che si vuole richiamare. Il rischio è che, con un fattore di guadagno elevato, si inibiscano troppo anche le sinapsi di interesse perdendo informazione utile. Questo problema può essere risolto utilizzando non più un inibitore globale ma una regola anti-Hebbiana che permette l'inibizione di un singolo concetto in base all'attivazione delle sinapsi. La regola di apprendimento di Hebb prevede infatti che due sinapsi si rinforzino nel momento in cui entrambi i neuroni coinvolti siano attivi; invece, nel caso in cui un solo neurone fosse inibito, la sinapsi si indebolisce. Rispettando questa regola è possibile così ottenere una inibizione mirata anziché totale.

4. Risultati

Sono ora riportati i risultati ottenuti a seguito della fase di addestramento divisi per i due modelli trattati. I valori della forza delle sinapsi entranti in una *feature* e provenienti da altre proprietà della rete semantica permettono di evidenziare e comprendere meglio il ruolo differente fra caratteristiche salienti, marginali e condivise. Saranno anche presentati i risultati di alcune simulazioni riguardanti l'attività di riconoscimento di concetti, nello sforzo di desincronizzare le proprietà in modo da separare gli attributi appartenenti ai diversi animali.

4.1 Modello a 19 proprietà

Si ricorda che per questo modello l'addestramento consiste in 300 trial dove vengono presentati singolarmente i 3 animali in ordine sparso e le rispettive *feature* ad essi associate. Dalla Fig. 4.1 fino alla Fig. 4.6 sono riportate le sinapsi che si sono generate dopo l'addestramento per ogni concetto. La forza sinaptica può raggiungere un massimo che differisce fra sinapsi inibitorie ed eccitatorie con valori differenti per la popolazione p e f . In ascissa sono presenti le proprietà scelte per rappresentare i 3 concetti della rete semantica, ordinati seguendo l'elenco in Tab. 1.1 e 1.2 mentre in ordinata è riportata l'ampiezza, ovvero il peso sinaptico. Si noti che ogni grafico in figura rappresenta una specifica *feature* (come riportato nei sottotitoli corrispondenti ai grafici). L'ampiezza delle sinapsi entranti alle proprietà salienti è molto maggiore rispetto a quella delle caratteristiche marginali, proprio in virtù dell'asimmetria delle sinapsi e del ruolo ricoperto da entrambe. Di seguito verranno mostrate 6 figure divise fra sinapsi eccitatorie, quelle relative alla popolazione di neuroni piramidali (indicato col pedice p) e sinapsi inibitorie inviate invece verso gli inter-neuroni inibitori veloci (indicate con f). Si ponga attenzione alla scala di valori in ordinata per le *feature* eccitatorie e inibitorie che mostra valori di grandezze differenti.

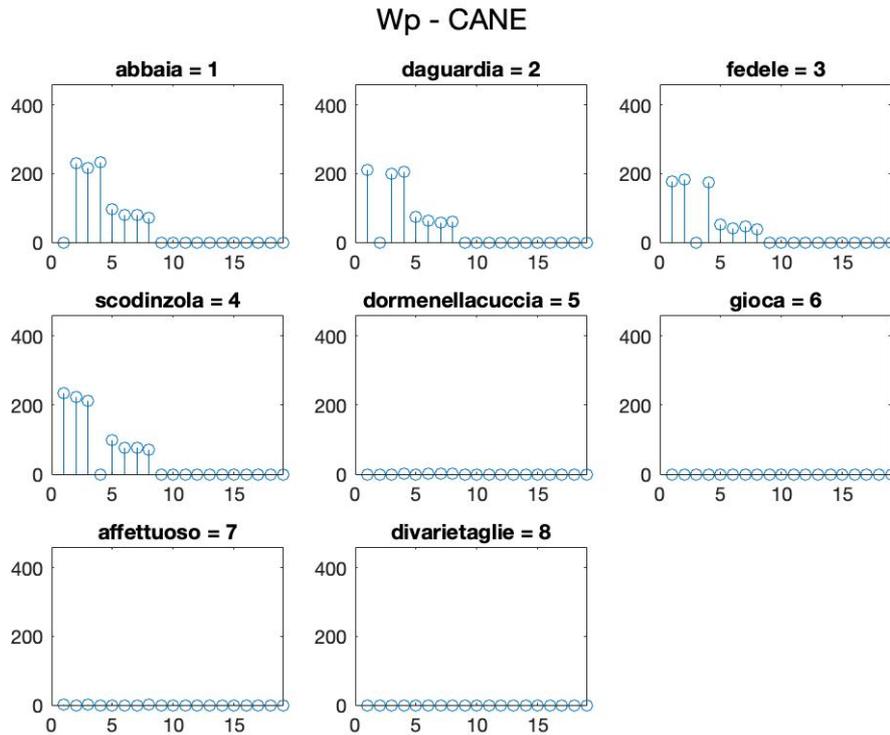


Fig. 4.1 Forza delle sinapsi W_p per le 8 *feature* del concetto “cane”. Le figure mostrano le sinapsi eccitatorie in arrivo alle proprietà che caratterizzano il concetto cane. Gli attributi dal 5 all’8 corrispondono alle *feature* marginali di “cane” che non ricevono sinapsi (sono circa nulle) perché non devono essere richiamate dalle altre proprietà.

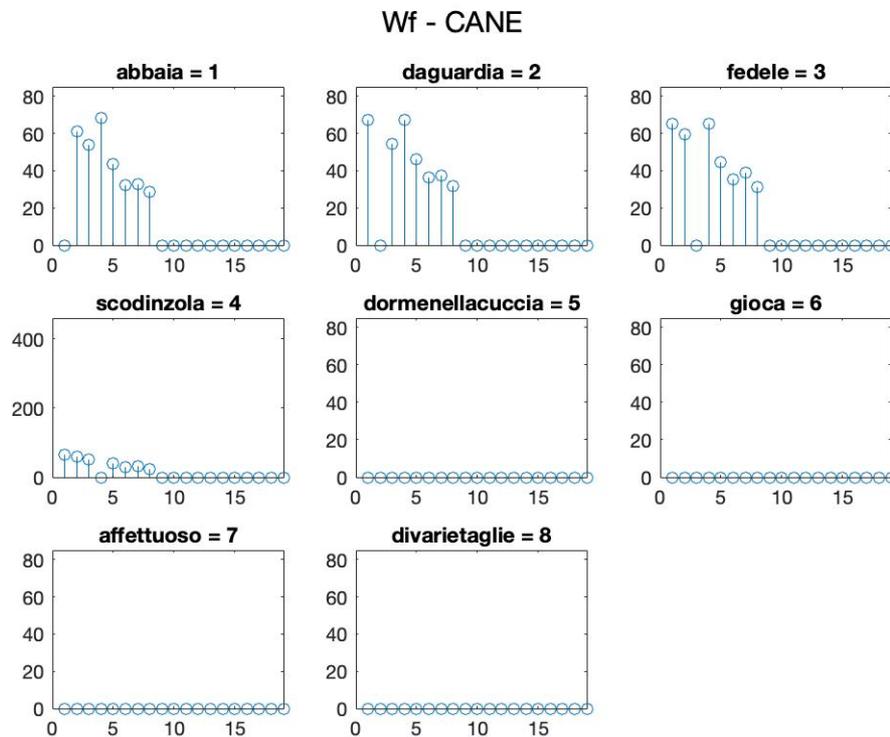


Fig. 4.2 Forza delle sinapsi W_f per le 8 *feature* del concetto “cane”. Le figure mostrano le sinapsi inibitorie in arrivo alle proprietà che caratterizzano il concetto.

Wp - GATTO

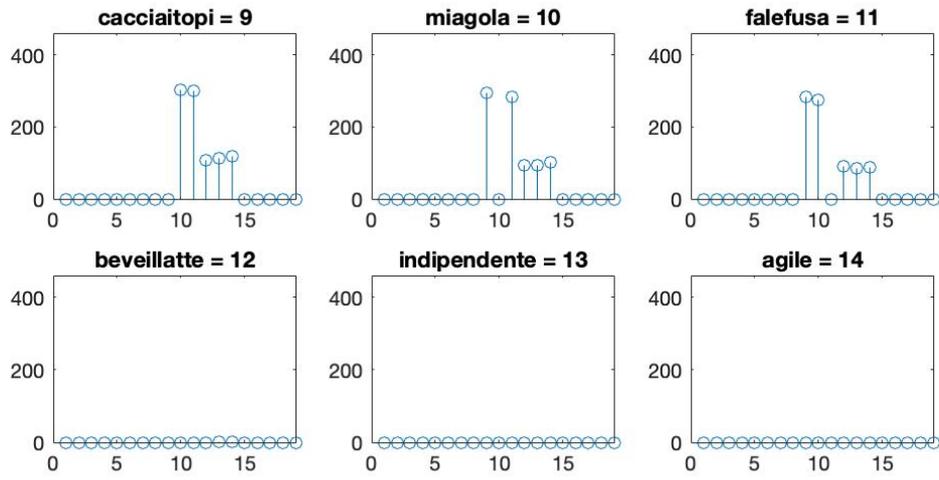


Fig. 4.3 Forza delle sinapsi W_p per le 6 *feature* del concetto "gatto". Le figure mostrano le sinapsi eccitatorie in arrivo alle proprietà che caratterizzano il concetto gatto. Le *feature* marginali in posizione 12, 13 e 14, non ricevono sinapsi.

Wf - GATTO

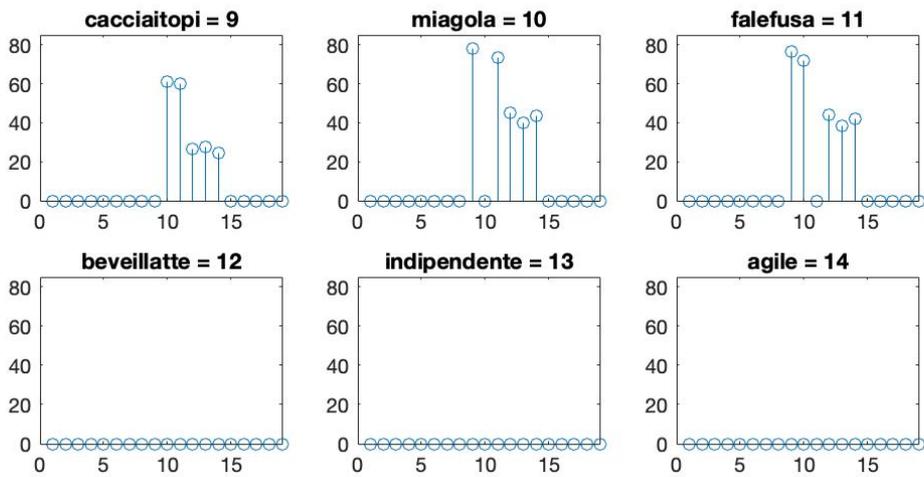


Fig. 4.4 Forza delle sinapsi W_f per le 6 *feature* del concetto "gatto". Le figure mostrano le sinapsi inibitorie in arrivo alle proprietà che caratterizzano il concetto.

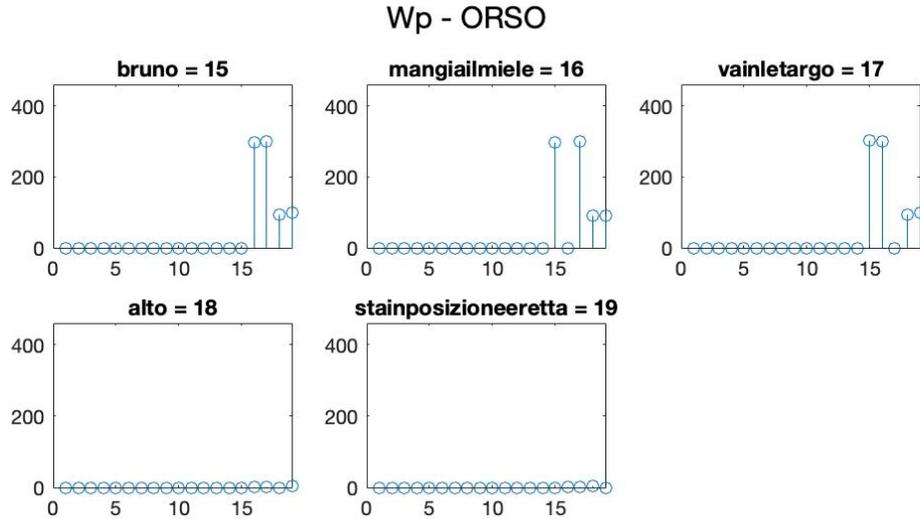


Fig. 4.5 Forza delle sinapsi W_p per le 5 *feature* del concetto “orso”. Le figure mostrano le sinapsi eccitatorie in arrivo alle proprietà che caratterizzano il concetto orso. Le *feature* in posizione 18 e 19, la cui forza risulta quasi nulla, corrispondono alle proprietà marginali del concetto.

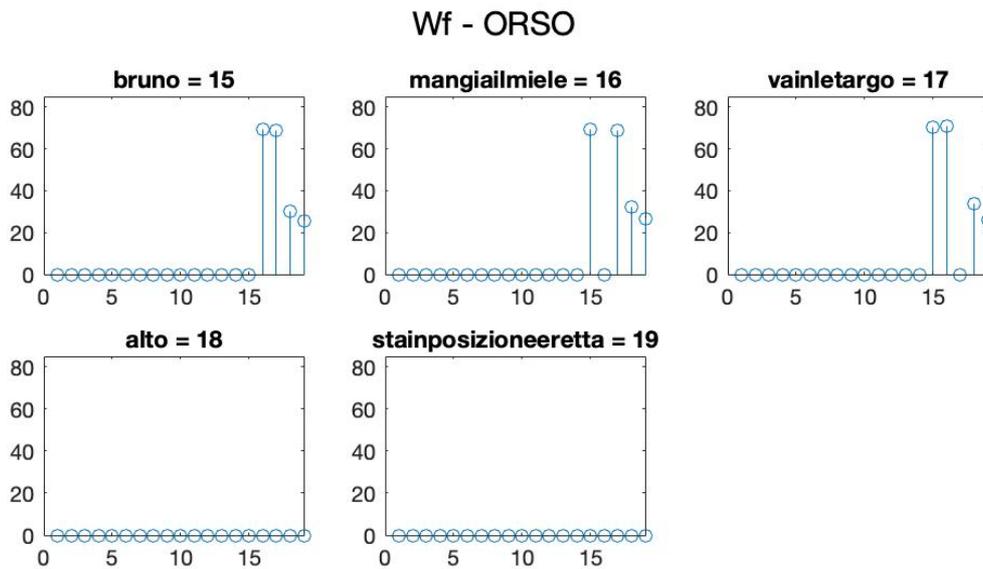


Fig. 4.6 Forza delle sinapsi W_f per le 5 *feature* del concetto “orso”. Le figure mostrano le sinapsi inibitorie in arrivo alle varie proprietà del concetto.

Come si può notare dalle immagini precedenti, la rete è in grado di discriminare in maniera abbastanza corretta e ragionevole le *feature* salienti da quelle marginali. Infatti, le proprietà salienti hanno un peso maggiore rispetto alle marginali. Si è quindi testato il modello eseguendo compiti di riconoscimento di animali: si vuole che le proprietà del singolo concetto oscillino in sincronia fra loro mentre si desidera una oscillazione desincronizzata fra le proprietà dei diversi concetti così da permettere la distinzione delle caratteristiche per i singoli animali. Il compito di riconoscimento si considera ben svolto nel caso in cui vengano rispettati i requisiti della rete

esposti al capitolo 3.2.1, ovvero se è possibile evocare le sole *feature* salienti del o dei concetti d'interesse.

Per studiare il comportamento della rete durante lo svolgimento del compito di riconoscimento di un concetto, vengono fornite in input delle proprietà appartenenti ad un animale. Matematicamente questo si traduce impostando il valore 400 in corrispondenza della *feature* d'interesse nel vettore m . Tale vettore, come definito sopra, contiene il valor medio del rumore in ingresso per tutte e 19 le proprietà (indicizzate). La fase di desincronizzazione, come quella di addestramento, è affetta da rumore che implica l'ottenimento di risultati differenti ad ogni simulazione eseguita. Si riportano alcuni esempi, considerando sia diverse tipologie di ingressi (eccitando proprietà salienti e marginali) e sia considerando un numero crescente di proprietà coinvolte. I grafici qui di seguito sono quelli ottenuti con le sinapsi addestrate mostrate nelle figure precedenti. Vengono prima mostrati gli andamenti oscillanti delle singole *feature* per i 3 concetti evocati separatamente, in questo modo è possibile distinguere in maniera più chiara le proprietà salienti da quelle marginali e il loro comportamento. Successivamente, si mostrerà il comportamento delle proprietà caratterizzanti i concetti nel complesso.

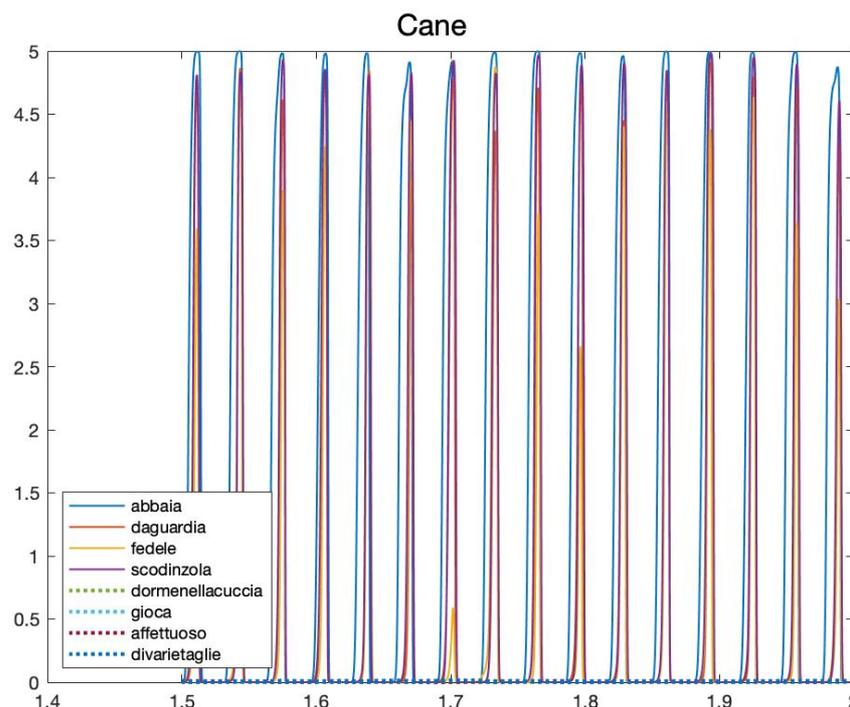


Fig. 4.7 Oscillazioni delle *feature* del concetto “cane”, le singole proprietà sono specificate in legenda. Le linee continue mostrano che solo le 4 proprietà salienti sono state evocate dando in ingresso la caratteristica saliente “abbaia” mentre le proprietà marginali (linee tratteggiate) non vengono richiamate. In ascissa viene indicato il tempo (s) e in ordinata il peso sinaptico.

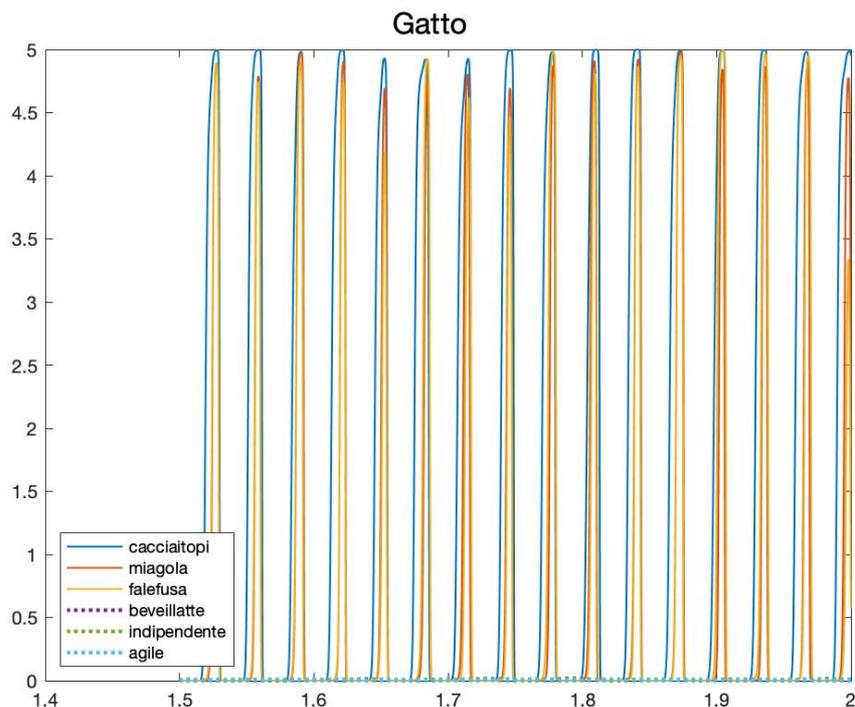


Fig. 4.8 Oscillazioni delle *feature* del concetto “gatto”, le singole proprietà sono specificate in legenda. Le linee continue mostrano che solo le 3 proprietà salienti sono state evocate dando in ingresso la caratteristica saliente “caccia i topi” mentre le proprietà marginali (linee tratteggiate) non vengono richiamate. In ascissa viene indicato il tempo (s) e in ordinata il peso sinaptico.

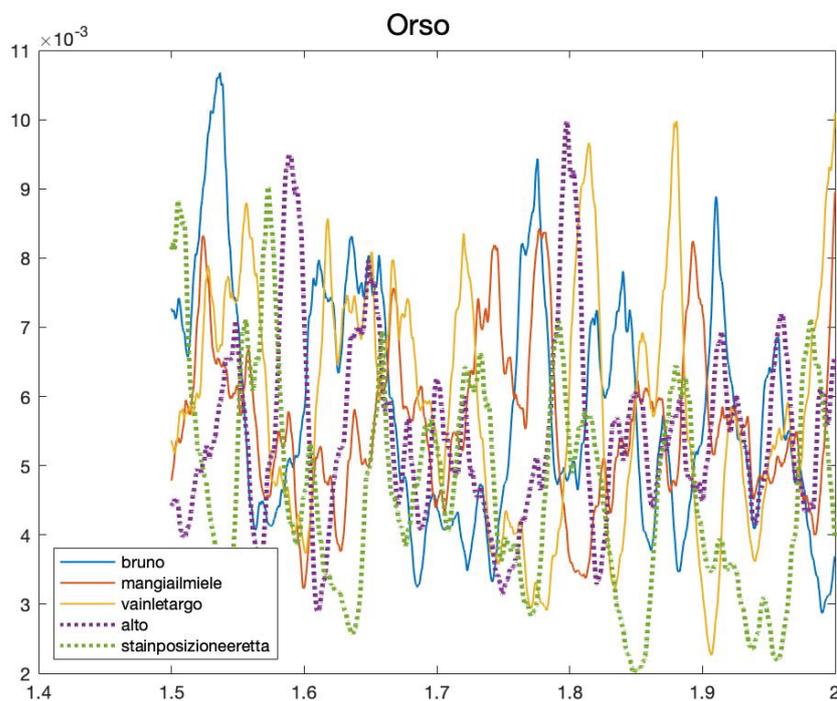


Fig. 4.9 Oscillazioni delle *feature* del concetto “orso”, le singole proprietà sono specificate in legenda. Il concetto orso non viene evocato per cui tutte le proprietà sono circa nulle. Le oscillazioni corrispondono all’andamento del rumore bianco in ingresso. In ascissa viene indicato il tempo (s) e in ordinata il peso sinaptico.

Per completezza viene mostrato, in Fig. 4.9, anche l'andamento delle proprietà che riguardano il concetto "orso" in questo caso di studio. Nessuna *feature* specifica del concetto viene eccitata e quello che ci si aspetta dalla rete è quindi un valore circa nullo per quanto riguarda tutte le proprietà che descrivono questo animale. Si ponga attenzione ai valori mostrati in ordinata, nell'ordine di 10^{-3} che evidenziano quindi valori quasi nulli per queste proprietà e quindi un corretto funzionamento della rete. Non si ottiene un valore perfettamente nullo a causa del rumore bianco che si ha in ingresso.

A titolo di esempio si riporta in Fig. 4.10 anche l'andamento delle proprietà dell'orso quando in ingresso viene data la proprietà saliente "bruno", in questo modo è possibile vedere che anche per questo concetto il funzionamento della rete è corretto.

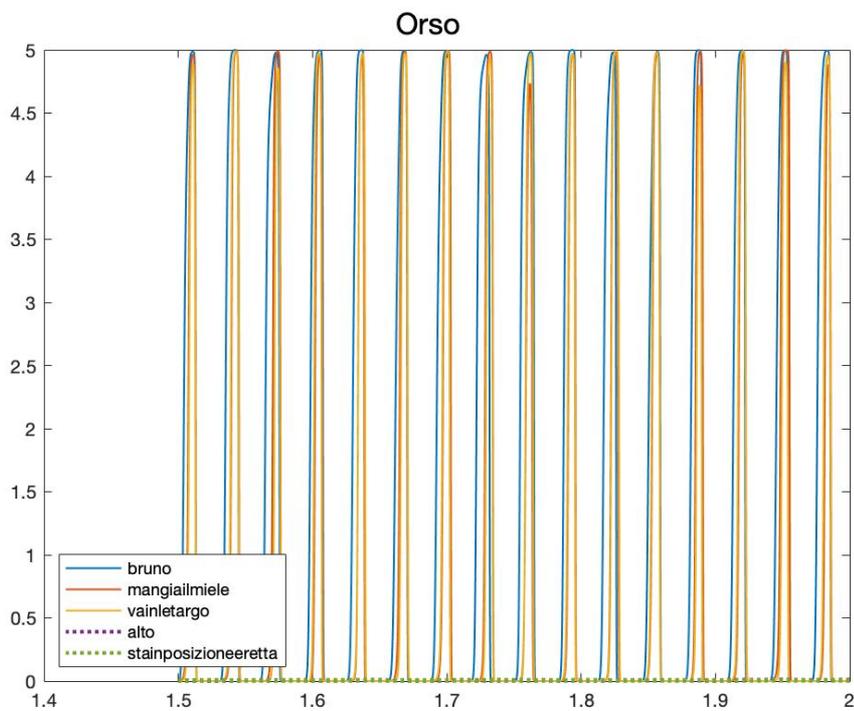


Fig. 4.10 Oscillazioni delle *feature* del concetto "orso", le singole proprietà sono specificate in legenda. Le linee continue mostrano che solo le 3 proprietà salienti sono state evocate dando in ingresso la caratteristica saliente "bruno" mentre le proprietà marginali (linee tratteggiate) non vengono richiamate. In ascissa viene indicato il tempo (s) e in ordinata il peso sinaptico.

Nelle figure seguenti viene mostrato il comportamento della rete complessivo durante la fase di desincronizzazione. Viene prima mostrata la desincronizzazione quando in ingresso vengono date 2 sole caratteristiche salienti evocando così due concetti diversi, successivamente si mostra il caso più complesso nel quale vengono dati in ingresso proprietà relative ai 3 concetti.

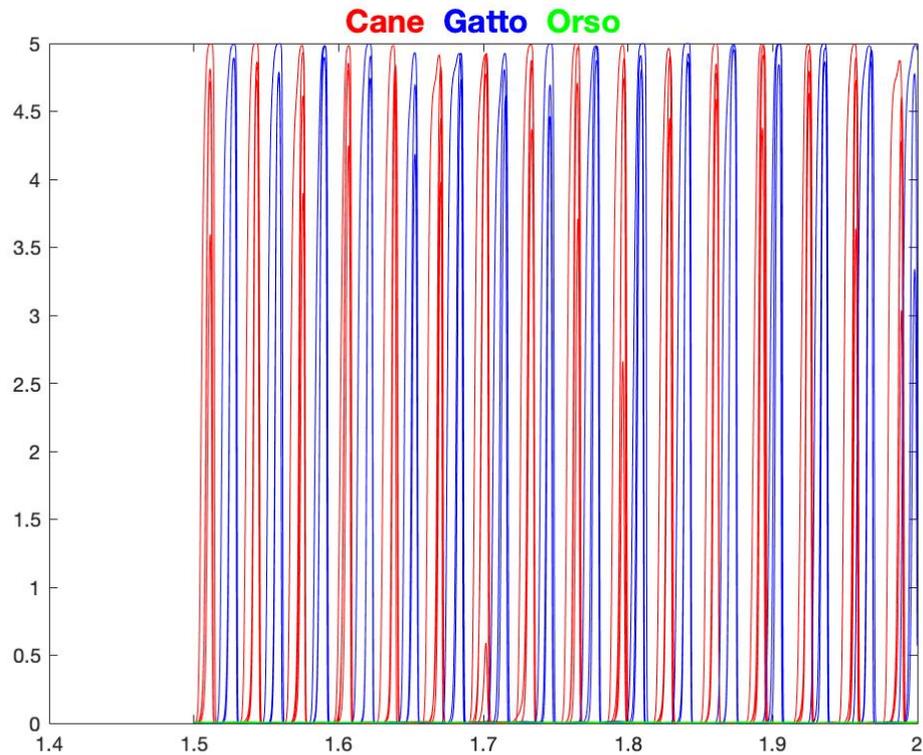


Fig. 4.11 Andamento oscillatorio delle *feature* salienti del concetto “cane” in rosso e “gatto” in blu dando in ingresso le proprietà 1 “abbaia” per il concetto cane e 9 “caccia i topi” per il concetto gatto ($m = 400$). In ascissa è mostrato il tempo (s) e in ordinata il peso sinaptico. Per ottenere una visualizzazione migliore degli andamenti, si considera solo mezzo secondo di oscillazioni, considerando che il periodo di simulazione è di 2 secondi totali. Questa desincronizzazione è stata ottenuta usando la funzione a gradino ponendo $Gain=0.6$ e $th=10$.

Per una migliore leggibilità dei dati si inserisce un ingrandimento della Fig. 4.11 che permette di controllare come la rete sia in grado di richiamare correttamente tutte le *feature* salienti per i due concetti che si vogliono evocare. In questo modo è possibile vedere le linee corrispondenti alla raccolta di proprietà che caratterizzano il concetto “orso” che, non essendo richiamato in memoria, rimane silente.

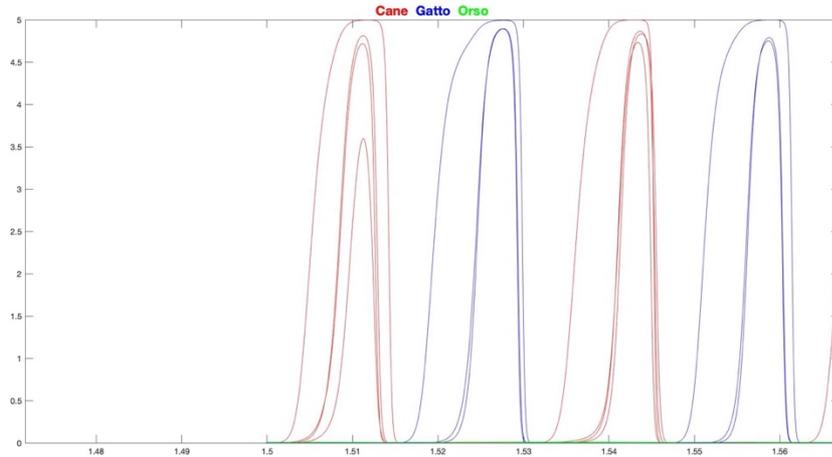


Fig. 4.12 Ingrandimento dell'oscillazione mostrata in Fig. 4.11: eccitando una proprietà saliente per ciascun concetto vengono evocati entrambi gli animali. Le 4 linee rosse e le 3 linee blu corrispondono rispettivamente alle 4 proprietà salienti del concetto cane e alle 3 proprietà salienti del concetto gatto. In verde, le linee corrispondenti alle proprietà del concetto orso che rimangono nulle non essendo evocate.

Viene ora mostrato il comportamento della rete nel caso più complesso: vengono date in ingresso 3 proprietà salienti, una per ogni concetto. Questo implica l'evocazione di tutti e tre gli animali in memoria, comprensivi di tutte le caratteristiche salienti che li definiscono.

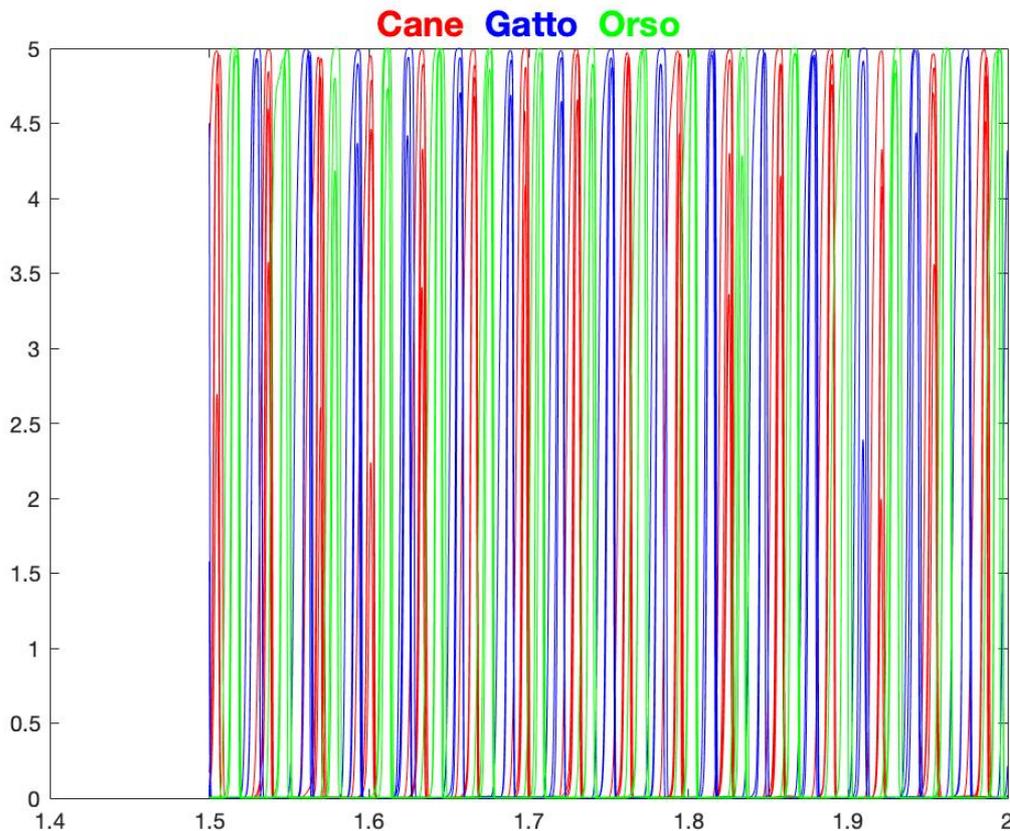


Fig. 4.13 Andamento oscillatorio delle *feature* salienti del concetto “cane” in rosso, “gatto” in blu e “orso” in verde. In ingresso sono state date le proprietà 1 “abbaia” per il concetto cane, 9 “caccia i topi” per il concetto gatto e 15 “bruno” per il concetto orso ($m = 400$). In ascissa è mostrato il tempo (s) e in ordinata il peso sinaptico. Per ottenere una visualizzazione migliore degli andamenti, si considera solo mezzo secondo di oscillazioni, considerando che il periodo di simulazione è di 2 secondi totali. Questa desincronizzazione è stata ottenuta usando la funzione a gradino ponendo $Gain=0.6$ e $th=10$.

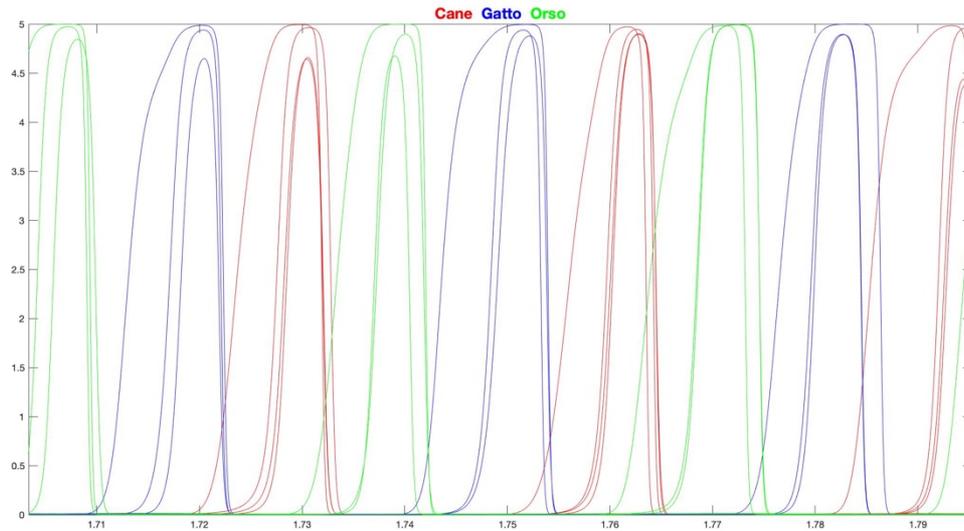


Fig. 4.14 Ingrandimento dell'oscillazione mostrata in Fig. 4.13: eccitando una proprietà saliente per ciascun concetto vengono evocate le proprietà salienti di tutti e 3 gli animali, fra loro desincronizzate. Le linee rosse, blu e verdi corrispondono rispettivamente alle 4 proprietà salienti del concetto cane, le 3 proprietà salienti del concetto gatto e le 3 proprietà salienti del concetto orso.

Queste due simulazioni mostrano il comportamento della rete che riceve in input esclusivamente *feature* distintive salienti, una sola per concetto. Sotto queste condizioni la rete è in grado di richiamare tutte le altre proprietà salienti mettendo in sincronia quelle dei singoli animali e desincronizzandole fra loro. Nessuna proprietà marginale è stata richiamata, così come i requisiti per un buon funzionamento richiedono.

Si osserva in Fig. 4.15 il comportamento della rete nel caso in cui la proprietà eccitata sia di tipo marginale (si è scelto “beve il latte”) per il concetto “gatto”. Per una migliore lettura si mostra l'andamento per il singolo concetto nel quale vengono differenziate le singole *feature*. In questo caso la rete è in grado di richiamare spontaneamente tutte e 3 le proprietà salienti del concetto, è inoltre presente (linea tratteggiata) la caratteristica marginale eccitata con un peso sinaptico minore rispetto le salienti. Idealmente si vorrebbe che la proprietà marginale, che essendo eccitata è inevitabilmente presente, sia in fase con le altre proprietà salienti ma questo comportamento è di difficile realizzazione.

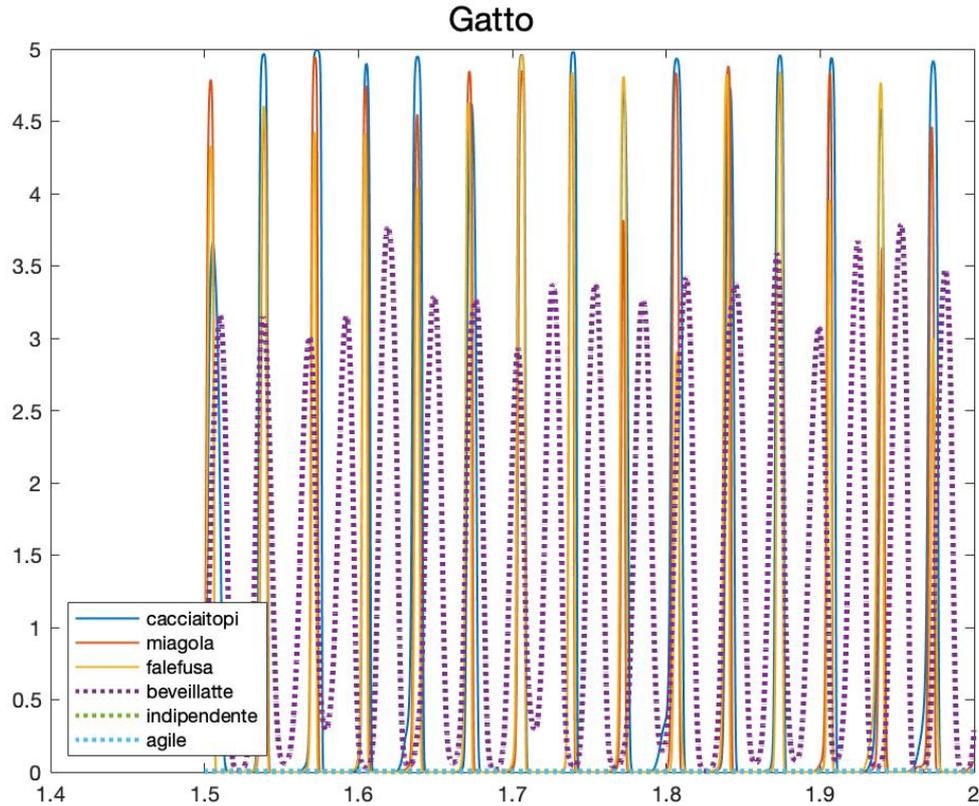


Fig. 4.15 Oscillazioni delle *feature* del concetto “gatto”, le singole proprietà sono specificate in legenda. Le linee continue mostrano le 3 proprietà salienti che sono state evocate spontaneamente dando in ingresso la caratteristica marginale “beve il latte” (linea tratteggiata viola) mentre le altre proprietà marginali non vengono richiamate. In ascissa è mostrato il tempo (s) e in ordinata il peso sinaptico.

In conclusione, questo modello, che considera 19 *feature* rappresentanti 3 concetti e divise fra salienti e marginali, si comporta sufficientemente bene in base ai requisiti richiesti dalla rete. Risulta fondamentale tenere in considerazione il fattore rumore bianco in ingresso che rende le simulazioni, a parità di parametri, molto diverse fra di loro. I casi mostrati in precedenza, come quello in Fig. 4.13, sono simulazioni particolarmente ben riuscite che difficilmente si sono ripetute tali eseguendo più volte il codice. A titolo informativo, sono state eseguite diverse prove di addestramento della rete mantenendo gli stessi parametri: fra queste solo 2 addestramenti hanno permesso di ottenere delle sinapsi risultate soddisfacenti per la ricostruzione di concetti in memoria. Si consideri inoltre che anche la fase di desincronizzazione, essendo affetta da rumore, può dare risultati fra loro discordanti. Ulteriori simulazioni, qui non riportate, hanno mostrato un buon comportamento anche eccitando più proprietà marginali (coinvolgendo anche tutti e 3 i concetti).

4.2 Modello a 22 proprietà

Questo secondo modello trattato considera 22 *feature* in totale, 19 distintive per i 3 concetti già definiti in precedenza (cioè ogni *feature* distintiva appartiene a un solo animale) suddivise fra salienti e marginali, più ulteriori 3 *feature* condivise da tutti gli animali. La rete, partendo da input dati ad una o più proprietà pari a $m=400$, deve essere in grado di evocare tutte le proprietà salienti del concetto eccitato e tutte le proprietà condivise. Le caratteristiche condivise non devono richiamare le singole proprietà, salienti o marginali, dei concetti ma solo se stesse. Si ricorda che per questa rete l'addestramento consiste in 1500 trial dove vengono presentati singolarmente i 3 animali in ordine sparso e le rispettive *feature*. In questo caso le raccolte di caratteristiche, che formano ogni concetto, sono composte anche dalle 3 proprietà condivise che vengono quindi addestrate per ogni animale. Verranno prima proposti i grafici che mostrano le sinapsi generate dopo l'addestramento, divise per concetto, e altri due grafici contenenti le sinapsi per le *feature* condivise. Come per il caso precedente, la forza sinaptica può raggiungere un massimo che differisce fra sinapsi inibitorie ed eccitatorie i cui valori sono stati inseriti in Tab. 3.2. Le diverse figure distinguono le matrici W_p e W_f per i singoli concetti. In ascissa sono presenti le proprietà scelte per rappresentare i 3 concetti della rete semantica, ordinati seguendo l'elenco in Tab. 1.1, 1.2 e 1.3 mentre in ordinata è riportata la forza delle sinapsi. In ogni caso il sottotitolo nelle varie figure, indica la proprietà a cui fa riferimento ed è quindi possibile associare ogni grafico alla caratteristica corrispondente.

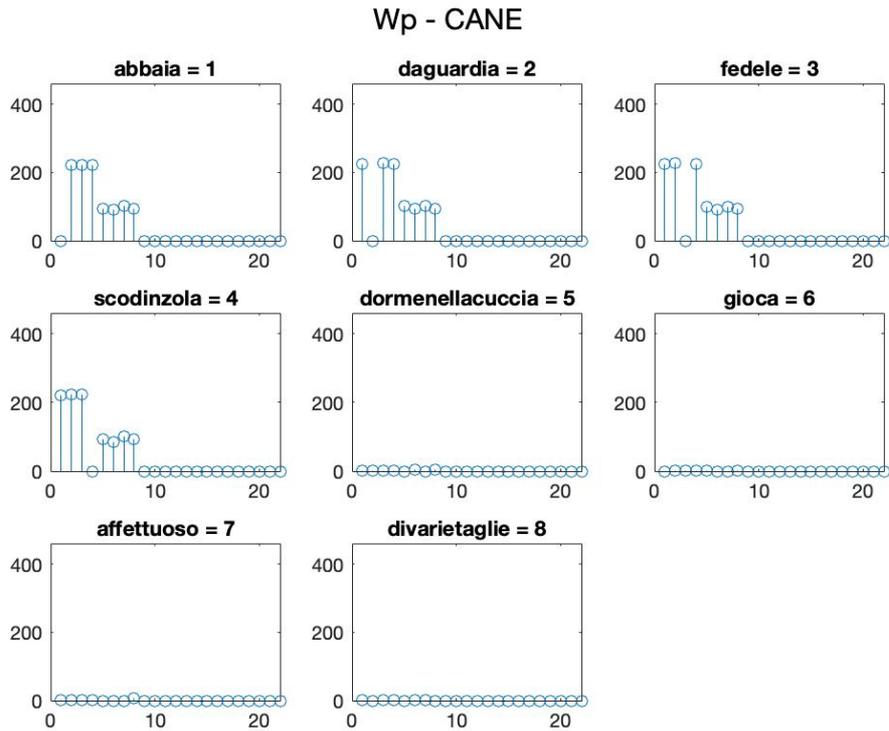


Fig. 4.16 Forza delle sinapsi W_p per le 8 *feature* del concetto “cane”. Le figure mostrano le sinapsi eccitatorie in arrivo alle proprietà che caratterizzano il concetto cane. Gli attributi dal 5 all’8 corrispondono alle *feature* marginali di “cane” che non ricevono sinapsi (sono circa nulle) perché non devono essere richiamate dalle altre proprietà. Le proprietà dalla 19 alla 21 sono condivise, e non eccitano le proprietà distintive.

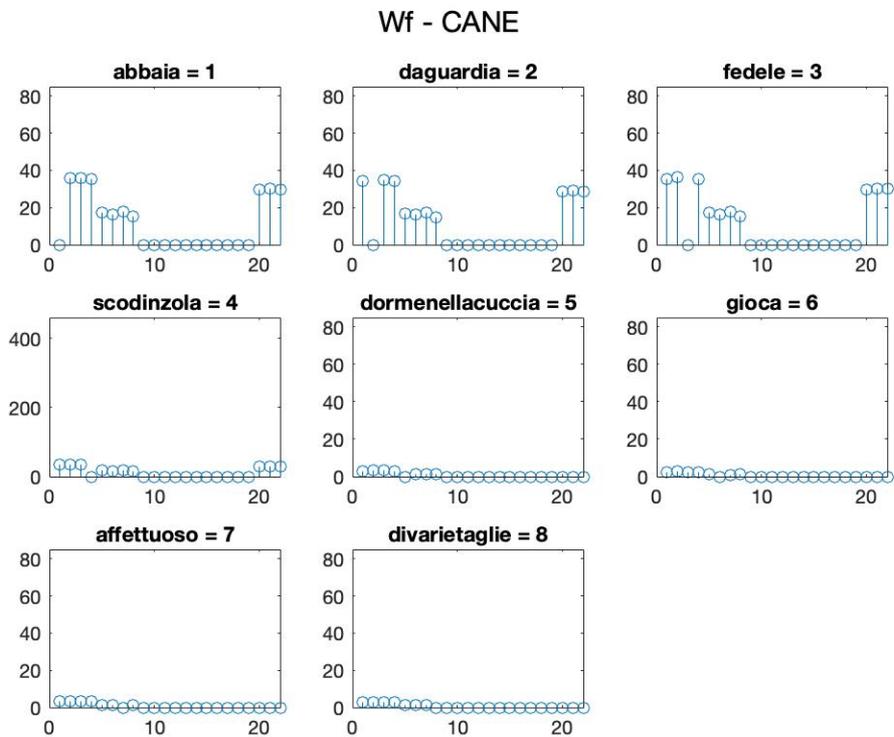


Fig. 4.17 Forza delle sinapsi W_f per le 8 *feature* del concetto “cane”. Le figure mostrano le sinapsi inibitorie in arrivo alle proprietà che caratterizzano il concetto.

In Fig. 4.17 sono riportate le sinapsi inibitorie W_f che ricevono le *feature* del concetto cane. Si noti che sono presenti input anche dalle proprietà condivise. Trattandosi in questo caso di sinapsi inibitorie questo andamento è tollerabile, visto il comportamento che si vuole ottenere dalla rete, ovvero che le proprietà condivise non richiamino le caratteristiche distintive di un concetto. In particolare, è indispensabile che le sinapsi W_p (eccitatorie) uscenti dalle proprietà condivise non entrino nelle proprietà distintive, come in effetti avviene in Fig. 4.16. Se così non fosse, ogni volta che viene evocata una proprietà condivisa da un singolo concetto (ad esempio il cane “mangia”), dovrebbero essere richiamate anche le proprietà distintive di tutti gli altri concetti che condividono quella stessa proprietà (quindi, nel nostro esempio le proprietà del gatto e dell’orso). Questa particolarità delle sinapsi si può notare anche nei grafici successivi, per tutte le sinapsi eccitatorie e inibitorie dei concetti rimasti.

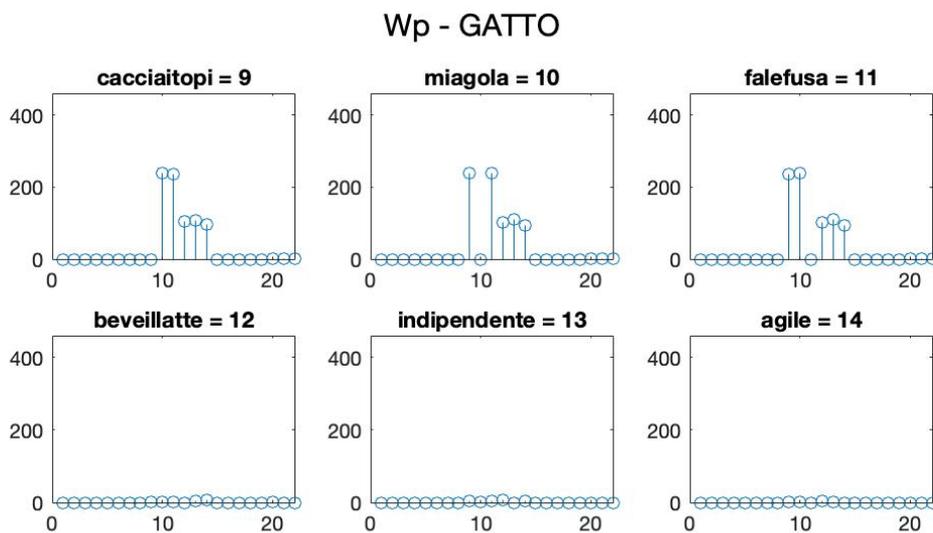


Fig. 4.18 Forza delle sinapsi W_p per le 6 *feature* del concetto “gatto”. Le figure mostrano le sinapsi eccitatorie in arrivo alle proprietà che caratterizzano il concetto gatto. Le *feature* marginali in posizione 12, 13 e 14, non ricevono sinapsi.

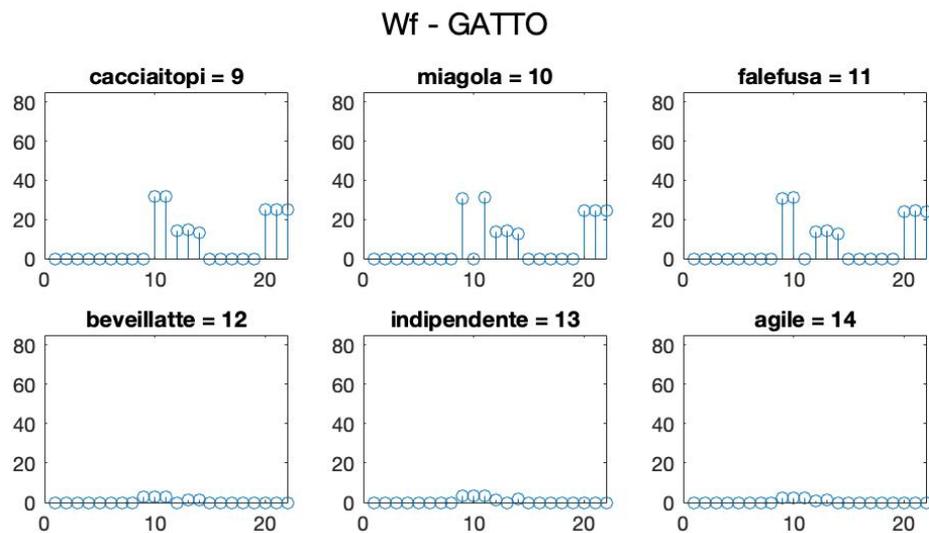


Fig. 4.19 Forza delle sinapsi W_f per le 6 *feature* del concetto “gatto”. Le figure mostrano le sinapsi inibitorie in arrivo alle proprietà che caratterizzano il concetto.

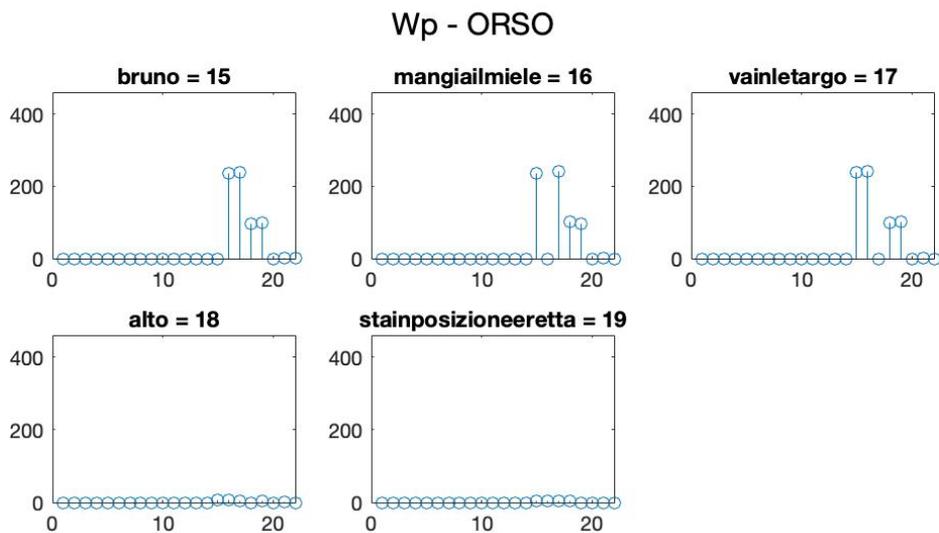


Fig. 4.20 Forza delle sinapsi W_p per le 5 *feature* del concetto “orso”. Le figure mostrano le sinapsi eccitatorie in arrivo alle proprietà che caratterizzano il concetto orso. Le *feature* in posizione 18 e 19, la cui forza risulta quasi nulla, corrispondono alle proprietà marginali del concetto.

Si noti che i pesi sinaptici raggiunti grazie a questo addestramento sono leggermente superiori a quelli del modello precedente (a 19 proprietà). Questo è dovuto al numero maggiore di trial eseguiti che hanno permesso alle sinapsi di generarsi e aumentare durante l’addestramento.

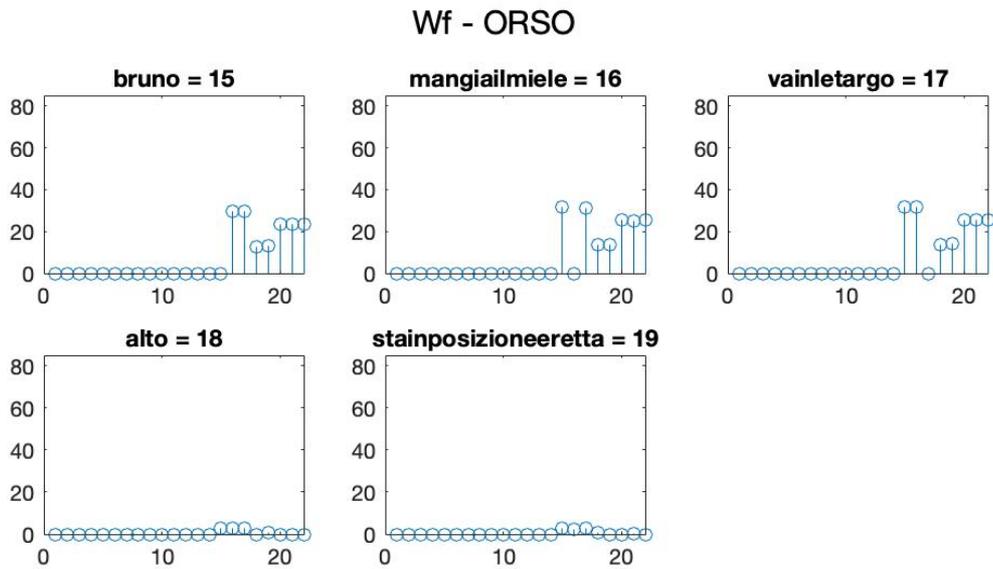


Fig. 4.21 Forza delle sinapsi W_f per le 5 *feature* del concetto “orso”. Le figure mostrano le sinapsi inibitorie in arrivo alle varie proprietà del concetto.

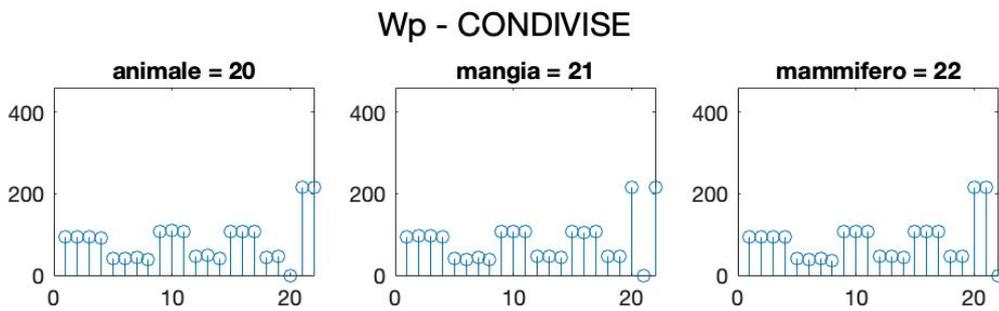


Fig. 4.22 Forza delle sinapsi W_p per le 3 *feature* condivise. I pesi sinaptici raggiunti dalle proprietà in posizione 20,21 e 22 sono maggiori rispetto agli altri perché si riferiscono alle sinapsi create fra le stesse proprietà condivise.

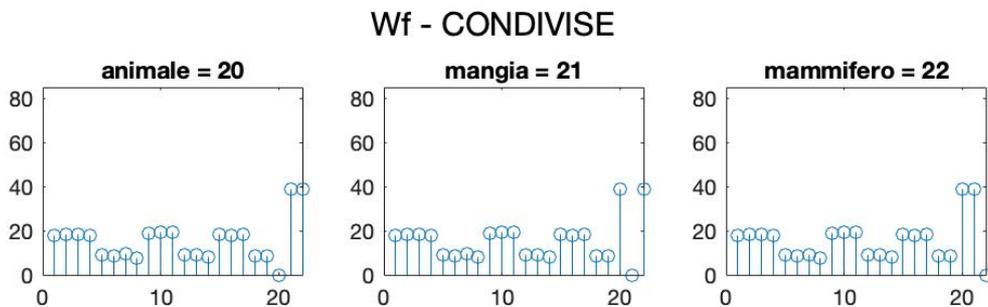


Fig. 4.23 Forza delle sinapsi W_f per le 3 *feature* condivise. L’ampiezza delle sinapsi raggiunge valori massimi intorno a 40.

Si studia ora il comportamento della rete durante lo svolgimento del compito di riconoscimento di un concetto, fornendo in input delle proprietà condivise o specifiche per un concetto. Il valore matematico utilizzato come input al vettore m è variabile; si è visto infatti che per questo modello di rete semantica è possibile ottenere risultati migliori considerando il valore 400 per eccitare proprietà salienti e condivise, e 800 per le marginali. Vengono di seguito mostrati i grafici ottenuti eccitando diverse proprietà della rete il cui addestramento ha generato le sinapsi precedentemente esposte.

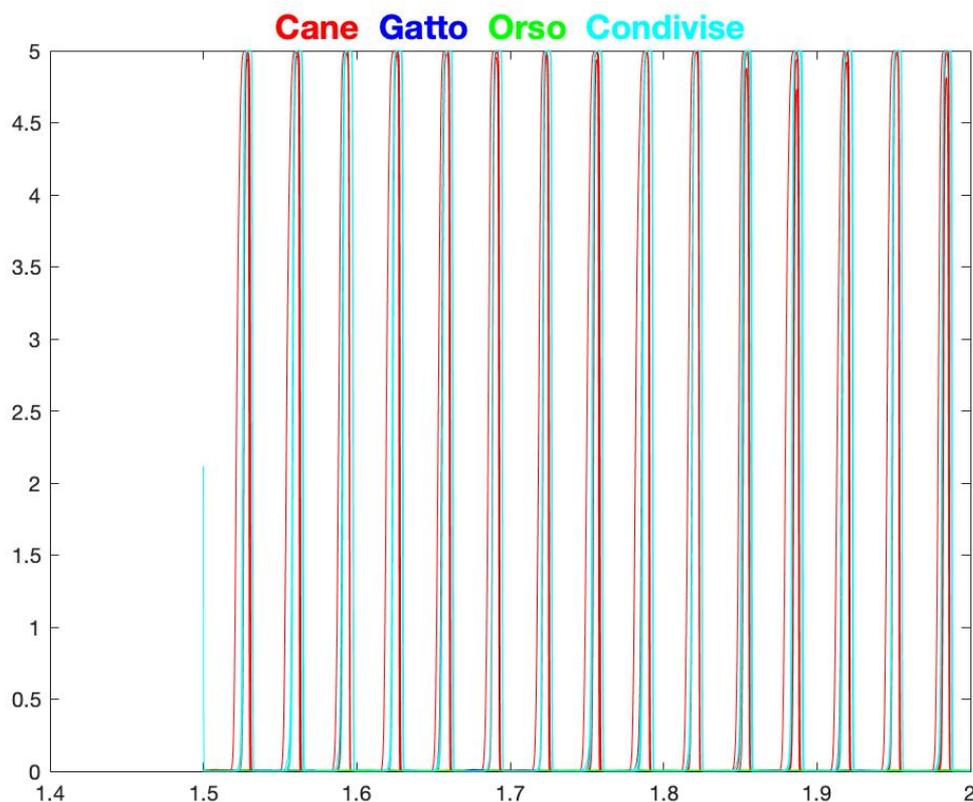


Fig. 4.24 Andamento oscillatorio delle *feature* salienti del concetto “cane” in rosso e “condivise” in azzurro dando in ingresso la proprietà l “abbaia” per il concetto cane ($m = 400$). In ascissa è mostrato il tempo (s) e in ordinata il peso sinaptico. Per ottenere una visualizzazione migliore degli andamenti, si considera solo mezzo secondo di oscillazioni, considerando che il periodo di simulazione è di 1 secondo. Questa desincronizzazione è stata ottenuta usando la funzione a gradino ponendo $Gain=0$.

La Fig. 4.24 mostra l’andamento oscillatorio delle *feature* nel caso ideale, dando come ingresso una proprietà saliente, nel caso specifico “abbaia” del concetto cane. L’andamento è stato ottenuto con una inibizione nulla. Nel caso specifico infatti, avendo un unico concetto richiamato, l’inibitore avrebbe solo imposto un decremento delle sinapsi senza nessuna utilità. Si ricordi infatti che il ruolo dell’inibitore è quello di permettere una corretta desincronizzazione e quindi distinzione dei vari concetti evocati, ritardando l’apparizione delle *feature* degli altri concetti. Ovviamente, questa semplificazione non può essere applicata anche nei casi

successivi, dove verranno mostrati gli andamenti di più concetti contemporaneamente. Come ci si aspetta dalla rete, infatti, tutte le proprietà salienti del concetto e tutte quelle condivise devono essere evocate e queste devono inoltre oscillare in sincronismo. Data questa osservazione, è facile pensare quanto sia difficile ottenere un perfetto sincronismo quando vengono richiamati più concetti contemporaneamente proprio a causa delle proprietà condivise, che a causa del loro ruolo, dovrebbero oscillare in sincronia con tutte le *feature* dei concetti presenti. Si vedrà infatti come questo comportamento sia difficile da ottenere soprattutto per la forma della funzione dell'inibitore globale.

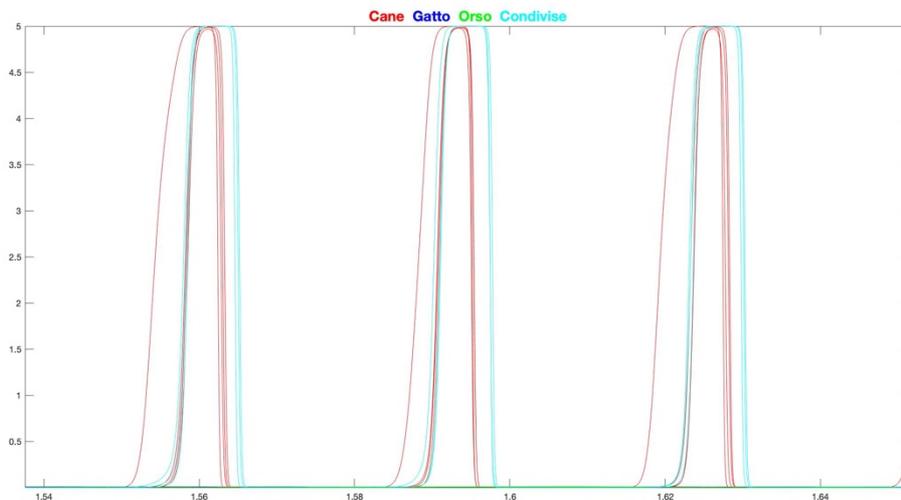


Fig. 4.25 Ingrandimento dell'oscillazione mostrata in Fig. 4.24: eccitando una proprietà saliente per il concetto "cane" vengono evocate tutte le proprietà salienti del concetto (rosso) e quelle condivise (azzurro).

In Fig. 2.26 viene mostrato il comportamento della rete quando in input vengono date 2 *feature* salienti di due concetti. Come già anticipato l'uso dell'inibitore globale non permette di ottenere un risultato corretto, si avrà quindi sovrapposizione delle oscillazioni. Il risultato ottenuto considera un valore elevato di inibizione, la variabile *Gain* è infatti stata impostata al valore 1.5. Si può notare che le *feature* salienti di entrambi i concetti evocati, cane e gatto rispettivamente in rosso e blu, sono state inibite così come le proprietà condivise che hanno anch'esse subito un leggero decremento. Diminuendo il fattore *Gain* (intorno a 0.6) con lo scopo di ridurre l'effetto dell'inibitore globale, quello che si ottiene è una completa sovrapposizione delle oscillazioni: sia quelle che riguardano le *feature* salienti e marginali dei concetti e sia quelle condivise. Aumentando ulteriormente il fattore *Gain*, invece, si rischia di inibire quasi totalmente alcune proprietà, perdendo così tutto il significato della rete. Come già detto, la causa è dovuta alla formulazione dell'inibitore globale che non permette una inibizione mirata per le singole proprietà ma agisce sull'intero sistema.

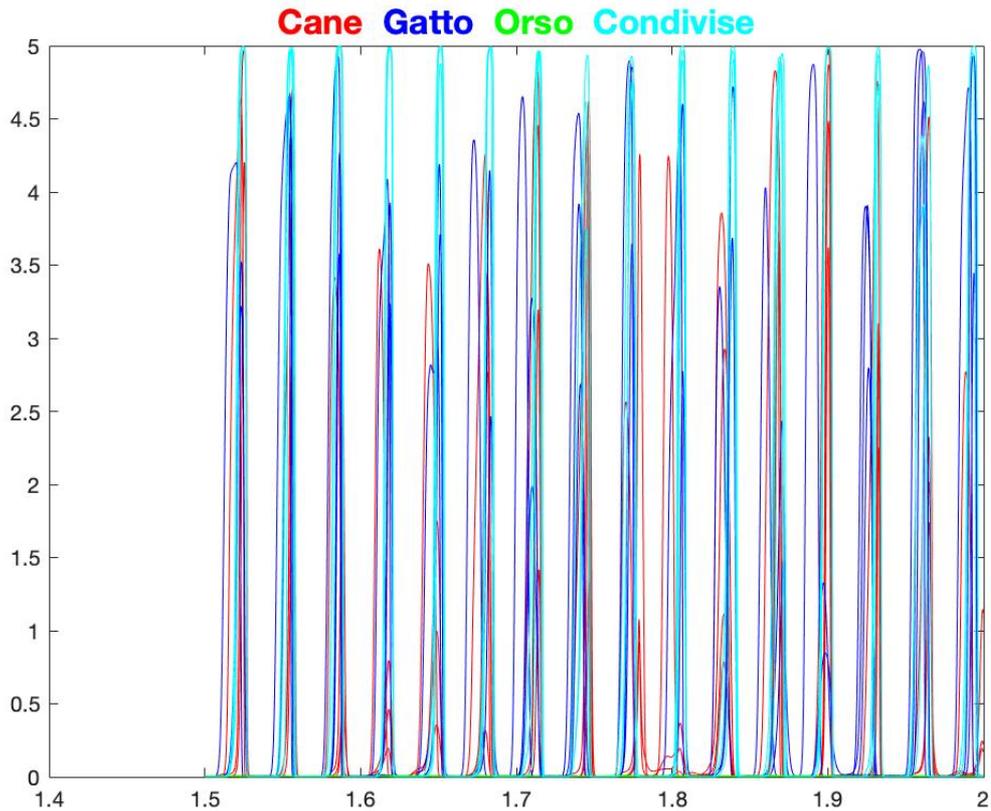


Fig. 4.26 Andamento oscillatorio delle *feature* salienti del concetto “cane” in rosso, “gatto” in blu e “condivise” in azzurro dando in ingresso le proprietà 1 “abbaia” per il concetto cane e 9 “caccia i topi” per il concetto gatto ($m = 400$). In ascissa è mostrato il tempo (s) e in ordinata il peso sinaptico. Per ottenere una visualizzazione migliore degli andamenti, si considera solo mezzo secondo di oscillazioni, considerando che il periodo di addestramento è di 1 secondo. Questa desincronizzazione è stata ottenuta usando la funzione a gradino ponendo $Gain=1.5$ e $th=5$.

Per completezza in Fig. 4.27 è mostrato l’andamento oscillatorio che si ottiene dando in ingresso sempre 2 proprietà salienti per i concetti “cane” e “gatto” ma modificando i parametri dell’inibitore globale. Si assegna $Gain=1$ in modo da studiare cosa succede con un valore né troppo alto né troppo basso all’inibizione, e il valore $th=10$. Come si può notare in questo caso, sempre usando le sinapsi addestrate mostrate all’inizio, si ha una parziale desincronizzazione fra i 2 concetti dovuta alla quasi totale inibizione delle *feature* condivise richiamate. Inoltre, si può vedere anche un decremento delle proprietà salienti sempre ad opera dell’inibizione, di entrambi gli animali considerati.

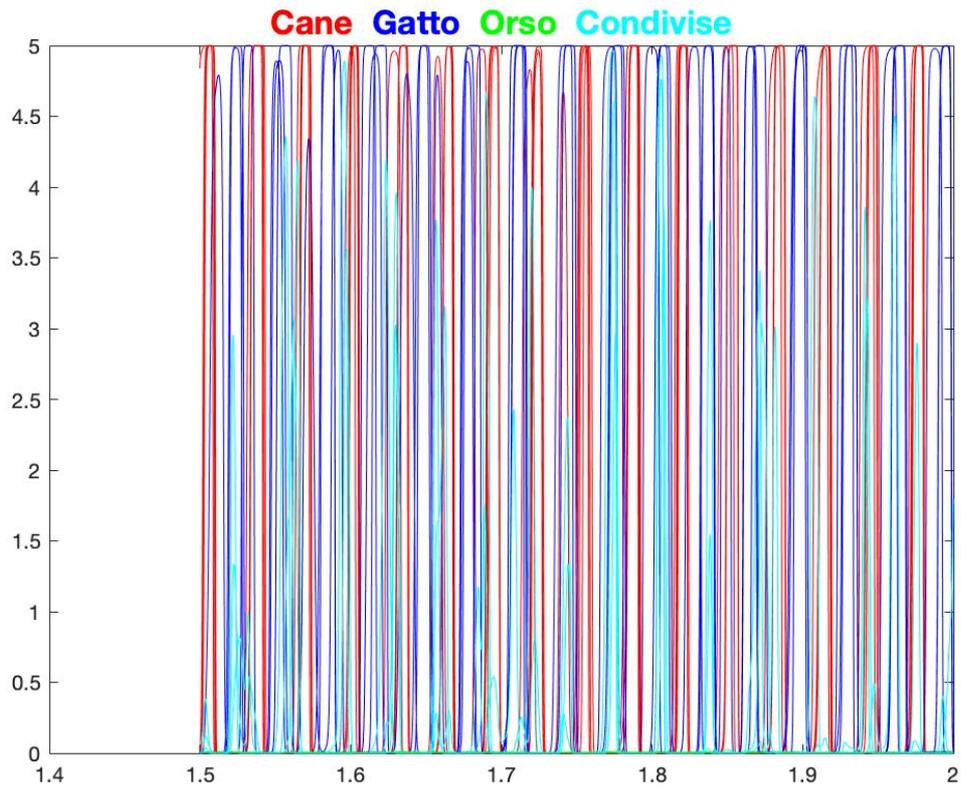


Fig. 4.27 Andamento oscillatorio delle *feature* salienti del concetto “cane” in rosso, “gatto” in blu e “condivise” in azzurro dando in ingresso le proprietà 1 “abbaia” per il concetto cane e 9 “caccia i topi” per il concetto gatto ($m = 400$). In ascissa è mostrato il tempo (s) e in ordinata il peso sinaptico. Per ottenere una visualizzazione migliore degli andamenti, si considera solo mezzo secondo di oscillazioni, considerando che il periodo di addestramento è di 1 secondo. Questa desincronizzazione è stata ottenuta usando la funzione a gradino ponendo $Gain=1$ e $th=10$.

5. Conclusioni

Lo scopo di questo progetto è quello di costruire un modello neuro-computazionale della memoria semantica per migliorare la comprensione dell'organizzazione e il funzionamento della stessa. L'obiettivo principale era quello di costruire un modello che, sfruttando quanto già presente in letteratura, permettesse un nuovo sviluppo della rete in grado di produrre comportamenti il più realistici possibili e vicini al comportamento fisiologico della memoria semantica umana. Dalla teoria è noto che la memoria semantica ci permette di ricostruire un concetto attraverso frammenti di informazione, risalendo a quanto memorizzato in passato grazie all'esperienza. Nel presente lavoro sono state utilizzate proprietà generali per rappresentare la semantica di concetti reali (animali) selezionati a partire da un ampio set di dati iniziali ottenuto per via sperimentale. In prospettiva, il comportamento della rete dovrebbe rispecchiare i risultati ottenuti attraverso i test psicologici (test di elencazione di proprietà) che hanno permesso la creazione del dataset originario. Le singole *feature* utilizzate non sono percezioni elementari ma elementi complessi che consentono di ottenere una rappresentazione organizzata della rete, così come prevedono gli attuali modelli neuronali di memoria semantica.

Nel modello sviluppato, le unità che lo compongono, non rappresentano i singoli neuroni ma intere popolazioni di neuroni che partecipano alla rappresentazione della medesima caratteristica. Questo tipo di rete rientra fra i modelli di massa neuronale che matematicamente permettono una modellazione delle reti neurali coerente con la fisiologia e un buon compromesso fra risultati e costo computazionale. In questo lavoro sono stati sviluppati due modelli matematicamente simili ma che considerano due set di proprietà differenti. La regola di apprendimento sinaptico usata è la regola di Hebb che prevede, in questo caso, soglie pre e post-sinaptiche differenti per permettere la formazione di sinapsi asimmetriche. Le sinapsi asimmetriche sono fondamentali per permettere una distinzione del ruolo e della tipologia delle proprietà considerate. Le *feature* scelte, infatti, possono essere catalogate come distintive per i singoli concetti o condivise. Inoltre, in base alla frequenza con le quali vengono richiamate, possono essere distinte in salienti o marginali. Costruendo sinapsi asimmetriche, è possibile quindi ottenere un comportamento che segue i requisiti richiesti dalla rete, fornendo una rappresentazione semantica affidabile di un concetto.

Il primo modello sviluppato considera 19 *feature* per 3 concetti (animali) divise fra salienti e marginali. L'addestramento delle sinapsi per questo modello ha richiesto tempi particolarmente lunghi sia a causa del passo di integrazione e sia per i coefficienti di apprendimento utilizzati.

Nonostante questo, è stato possibile ottenere risultati incoraggianti che hanno mostrato un funzionamento corretto e coerente della rete rispetto i requisiti richiesti. Le sinapsi generate si sono dimostrate corrette, tali da permettere il richiamo delle sole proprietà d'interesse (salienti) ed evitando di richiamare caratteristiche inutili per lo scopo (marginali). Il richiamo di un concetto, fornendo in ingresso una o più proprietà, ha portato una accettabile desincronizzazione delle oscillazioni rappresentative delle singole *feature*. Questo significa che la rete è stata in grado sia di ricostruire correttamente il concetto, evocando le sue proprietà salienti, sia di mantenere in memoria più concetti contemporaneamente senza perdere informazioni. Questo comportamento è possibile grazie a un inibitore globale implementato attraverso una funzione a gradino: tale meccanismo applica una inibizione a tutte le proprietà della rete quando la somma delle attività complessive dei neuroni piramidali supera una determinata soglia. La funzione inibitore globale usata si è però dimostrata poco funzionale per il secondo modello presentato.

Il secondo modello sviluppato considera 22 *feature* per 3 concetti (animali) divise fra salienti, marginali e condivise. L'addestramento in questo caso è stato reso più veloce utilizzando un passo d'integrazione maggiore che ha comunque permesso una buona formazione delle sinapsi. Tuttavia, questo modello presenta maggiori difficoltà durante la fase di richiamo di concetti dovute alla presenza di proprietà condivise. Queste proprietà sono utilizzate nella memoria semantica e conducono alla costruzione di categorie, molto utili quindi nel caso in cui si avessero diversi concetti da catalogare in macro-gruppi. Nel caso trattato le *feature* sono condivise da tutti i concetti trattati: esse devono potersi richiamare a vicenda e venire richiamate quando vengono evocati i singoli concetti. Non essendo distintive per un singolo concetto, ma appartenendo a tutti, il loro richiamo risulta complesso per la rete in presenza di più concetti simultaneamente, tanto che la rete non è più in grado di desincronizzare le caratteristiche rendendo impossibile il riconoscimento dei concetti. Come per il modello precedente è stata utilizzata una funzione inibitore globale per la desincronizzazione, ma la sua formulazione non è in grado di fornire una soluzione accettabile.

I principali problemi riscontrati sono dovuti alla funzione matematica assegnata all'inibitore globale che può essere sostituita, in futuro, con una regola anti-hebbiana che permetta una inibizione mirata e non totale di tutte le proprietà. In questo modo, in presenza dell'attivazione di un concetto, dovrebbe essere possibile inibire le sole *feature* di altri oggetti, permettendo una migliore desincronizzazione quando vengono richiamati più concetti.

Un fattore fondamentale di cui tenere conto è la presenza di rumore bianco in ingresso. A causa dell'aleatorietà intrinseca del rumore ottenere risultati fra loro coerenti, pur mantenendo gli stessi parametri, è difficile. Per questo motivo, è stato eseguito più volte l'addestramento della rete che ha portato alla formazione di più sinapsi fra loro differenti. Il rumore è inoltre presente durante la procedura di desincronizzazione: questo porta all'ottenimento di risultati diversi per ogni simulazione eseguita. Tale aleatorietà comporta delle difficoltà nel trovare parametri che permettano un corretto funzionamento della rete in ogni condizione. Si evince quindi che questa rete è poco robusta al rumore.

Complessivamente, per entrambi i modelli sviluppati, sono stati ottenuti risultati incoraggianti per eventuali sviluppi o modifiche future. Occorrerà modificare l'inibitore globale con una regola che permetta una inibizione più circoscritta, così da essere in grado di sviluppare una memoria semantica che possa considerare anche molti più concetti contemporaneamente.

In conclusione, posso affermare che i modelli studiati hanno generalmente rispecchiato gli obiettivi prefissati a inizio lavoro e possono rappresentare uno strumento di studio utile per la memoria semantica.

Bibliografia

- [1] Ursino M., Cuppini C., Magosso E. (2015), “A neural network for learning the meaning of objects and words from a featural representation”, *Neural Networks*, Vol. 63, pp. 234–253.
- [2] Ursino M., Cona F., Zavagli M. (2010), “The generation of rhythms within a cortical region: Analysis of a neural mass model”, *NeuroImage*, Vol. 52, pp. 1080-1094.
- [3] Ursino M. (2017), “Dispense di Sistemi Neurali”, Facoltà di Ingegneria, Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Biomedica, Università di Bologna.
- [4] Maiorana, E., La Rocca, D., & Campisi, P. (2016), “On the Permanence of EEG Signals for Biometric Recognition”, *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, Vol. 11, pp. 163-175.
- [5] Wang DL. et al. (2005), “The time dimension for scene analysis”, *IEEE Transaction on neural networks*, Vol. 16 (6), pp. 1401-1426.
- [6] Catricalà E., Ginex V., Dominici C., Cappa S. (2015), “A new comprehensive set of concept feature norms”, *Special Issue in Honour of J. Frederico Marques, Revista Portuguesa of Psicologia*, Vol. 44, pp. 111-120.
- [7] Naldini MC. (2013), “Memoria e glottodidattica”, *EL.LE*, Vol. 2 (1), pp. 52-67.
- [8] Saumier D., Chertkow H. (2002), “Semantic memory”, *Current Neurology and Neuroscience Reposts*, Vol. 2, pp. 516-522.