



Reti HTM per il riconoscimento di pattern

Laureando
Simone Morettini
Matricola 095131

Relatore
Prof. Marco Piangerelli

A.A. 2017/2018

Indice

La neocorteccia

Teoria delle reti HTM

- Confronto con le reti neurali
- SDR
- Encoder
- Spatial Pooler
- Temporal Memory
- Strutture a più livelli

Applicazioni

- Rilevazioni di anomalie
- Previsioni di consumi energetici
- Previsioni di attacchi epilettici

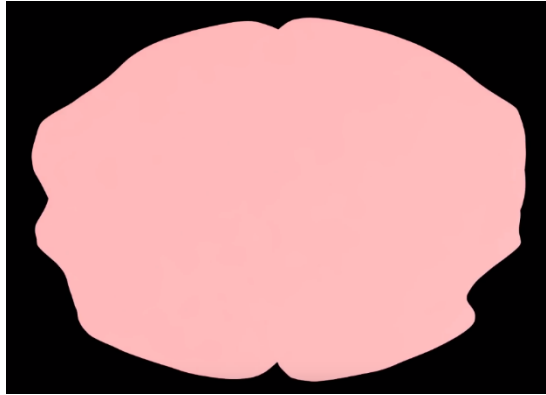
Conclusioni

La neocorteccia

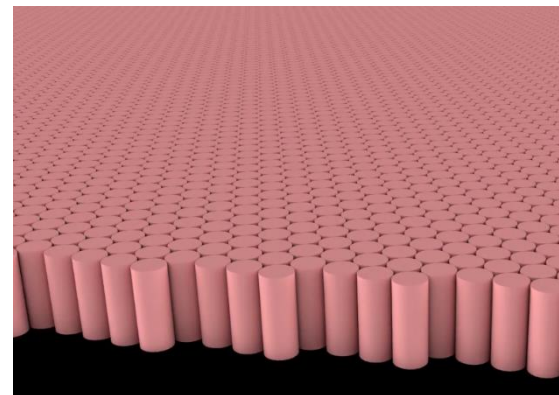
La neocorteccia



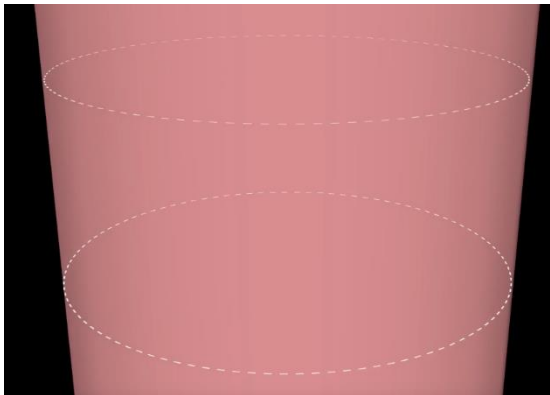
Cervello



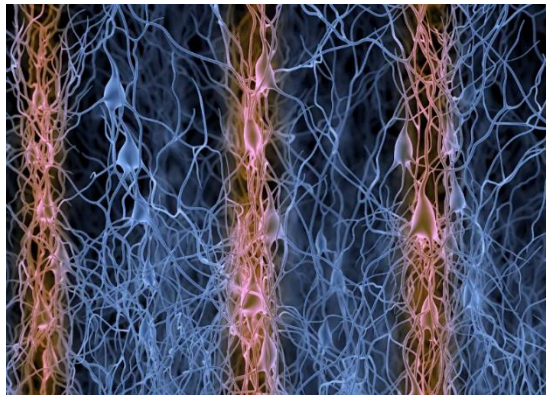
Neocorteccia



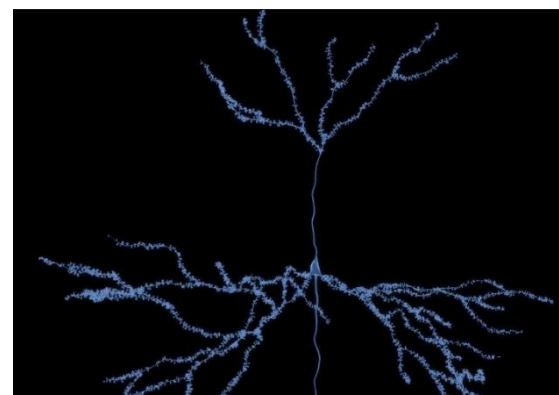
Colonne corticali



Layer



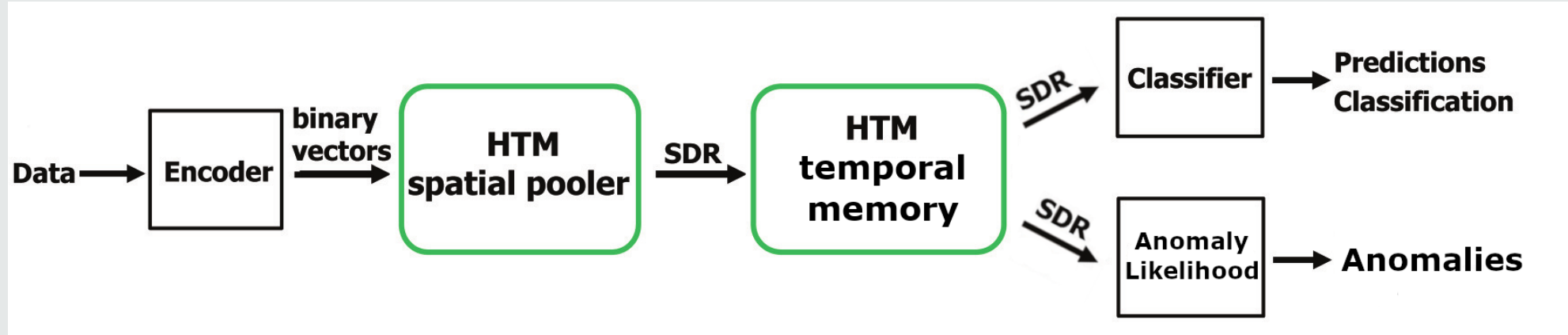
Minicolonne



Neurone piramidale

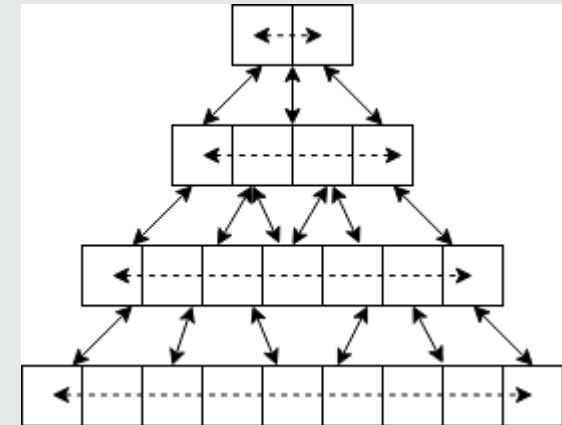
Teoria delle reti HTM

Teoria delle reti HTM



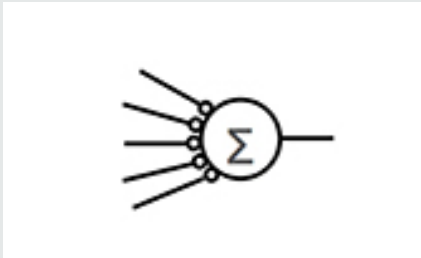
La Hierarchical Temporal Memory contiene nel nome le sue principali caratteristiche:

- **Memoria:** è una memoria in cui le informazioni vengono memorizzate in base alla formazioni di connessioni tra dei neuroni;
- **Temporale:** apprende pattern temporali e sequenze di dati;
- **Gerarchica:** ha una struttura gerarchica in cui i livelli superiori imparano le caratteristiche dei livelli sottostanti.

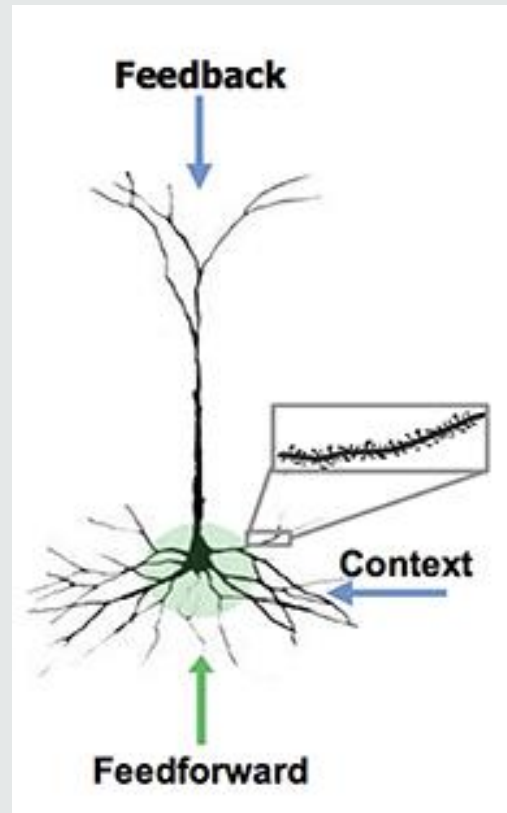


Confronto con le reti neurali

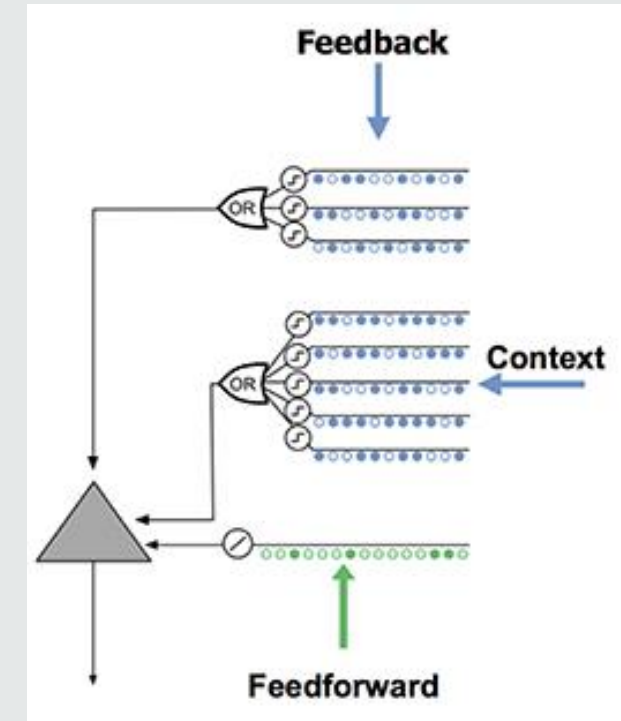
Modello del
neurone delle reti
neurali



Modello del neurone
piramidale



Modello del neurone
delle reti HTM



Sparse distributed representation (SDR)

La SDR è una rappresentazione distribuita e sparsa ed è rappresentata da un vettore di bit di cui solo una piccola percentuale è impostata a 1.

È definita da due parametri:

- ***n***: n° totale di bit utilizzati;
- ***w***: n° di bit attivi, cioè di valore uno.

L' **Overlap** indica la similarità tra due SDR ed è definito come il numero di bit attivi in comune.

[illegible]

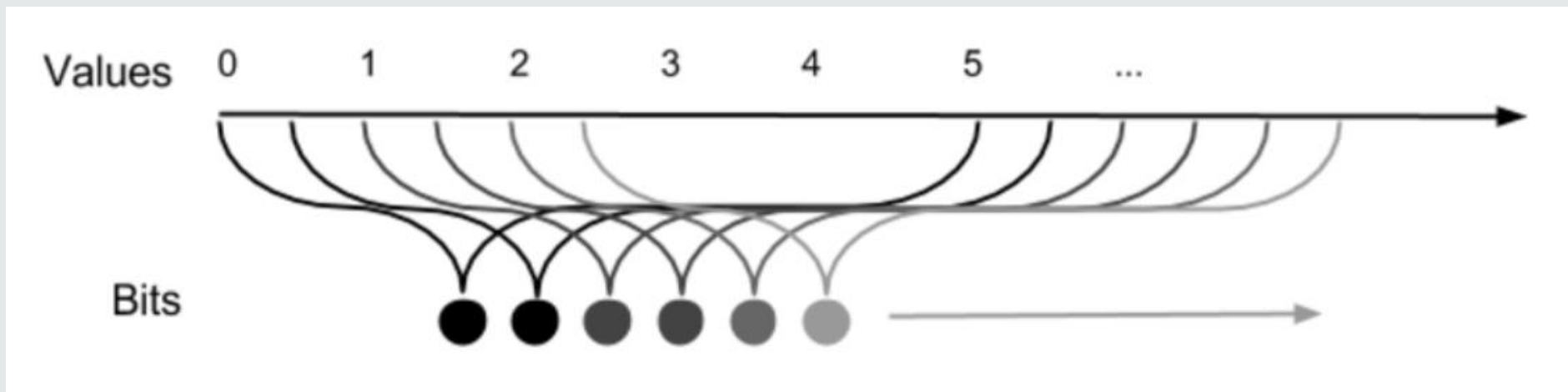
SDR B 0000000**1**000000000000**1**00000000000000000000**1**000000000**1**00000**1**0000.....000**1**0

SDR C 0000000000001000000000000000000010000000000010000000000000000.....00000

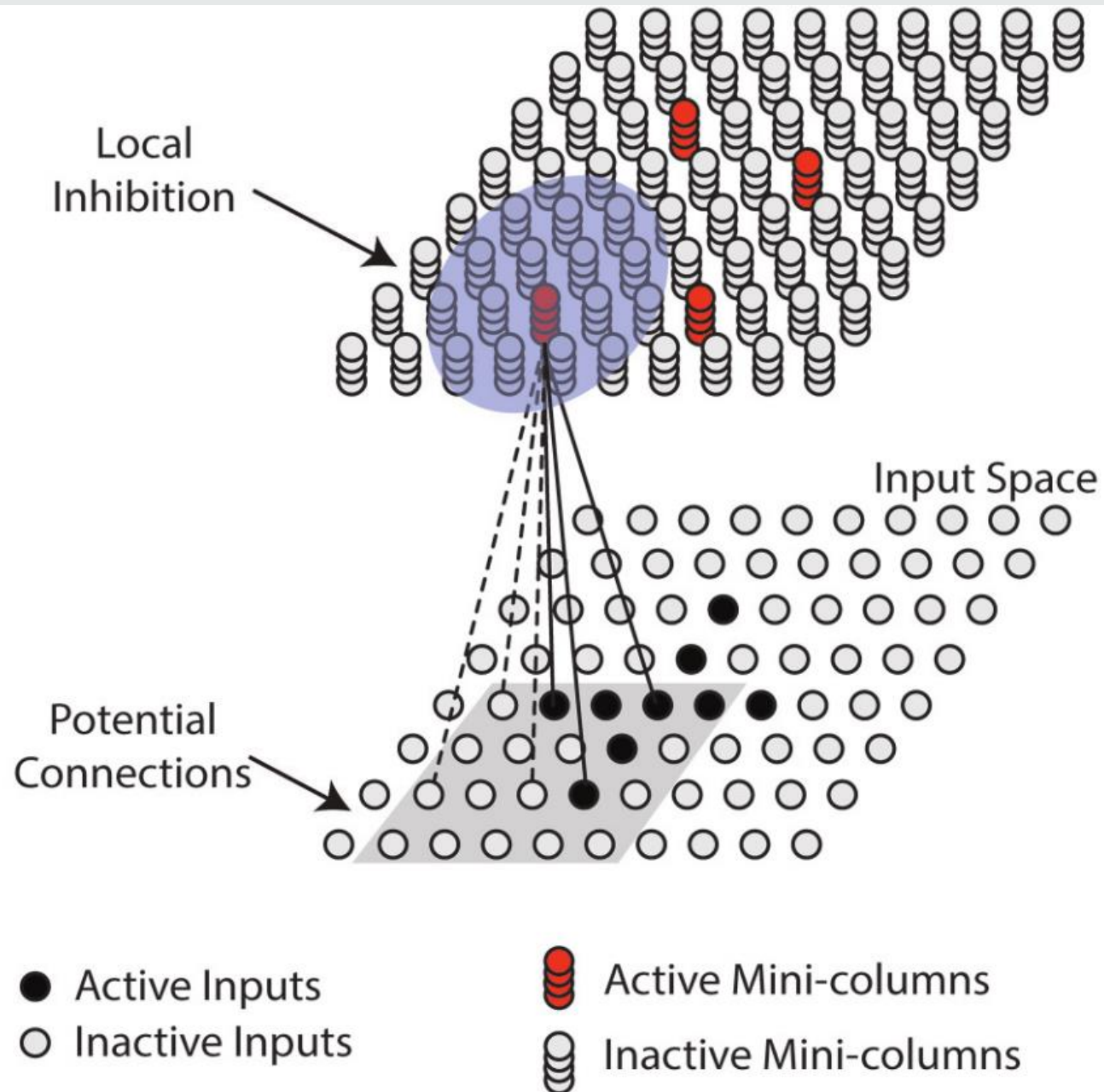
Encoder

Gli encoder creano delle SDR codificando i dati con cui si è soliti lavorare in ambito informatico. Il processo di codifica varia in base al dato utilizzato ma ci sono delle caratteristiche che tutti gli encoder devono rispettare:

1. dati con una semantica simile devono essere codificati in SDR simili, cioè con un alto valore di overlapping;
2. ad uno stesso input deve risultare lo stesso SDR in output;
3. l'output deve avere la stessa dimensione per ogni input;
4. gli output devono avere tutti all'incirca lo stesso grado di sparsità.



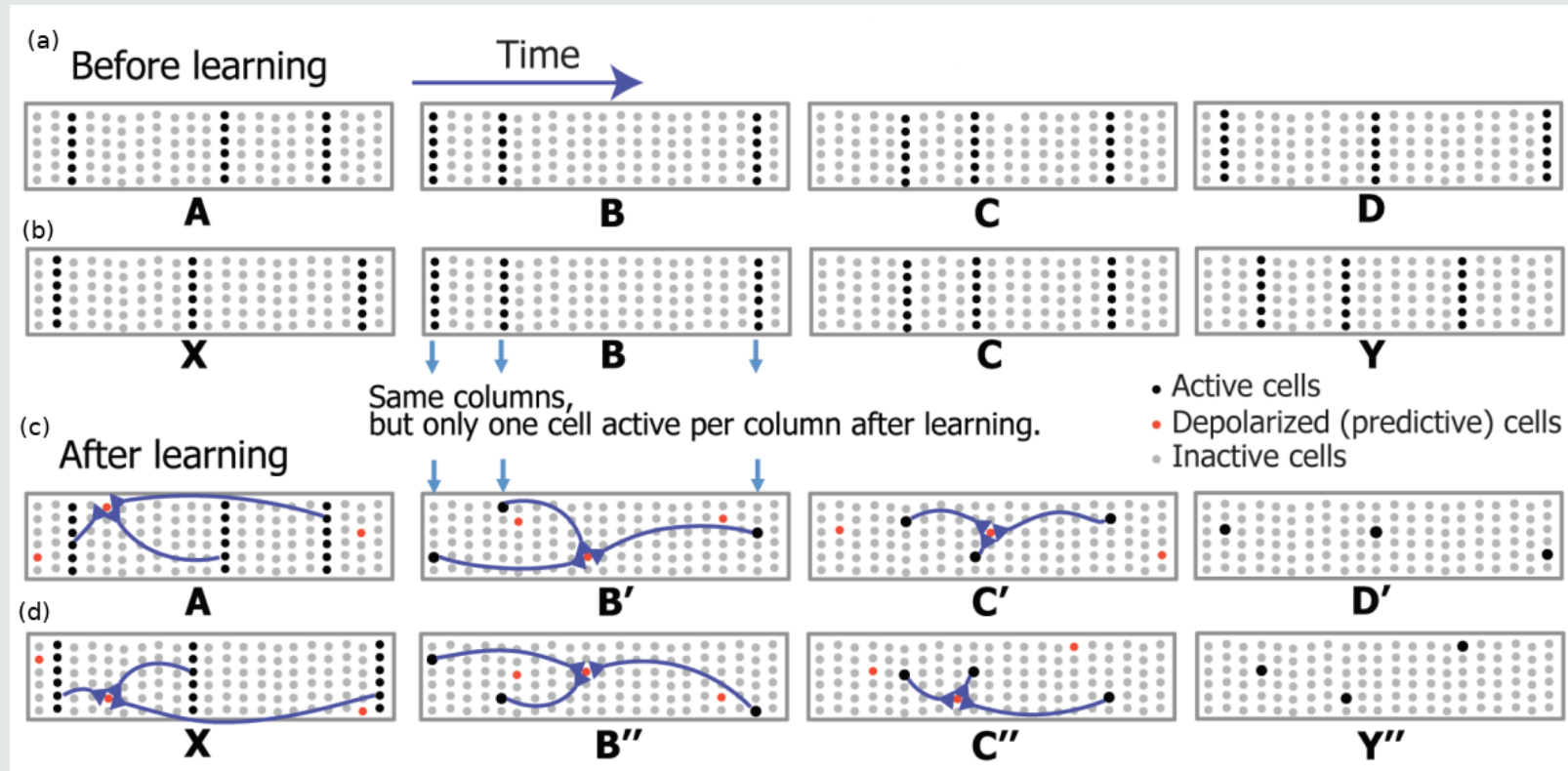
Spatial pooler



Questo algoritmo ha la funzione di normalizzare i dati ricevuti dagli encoder cercando di mantenere un grado di sparsità fisso per qualsiasi input mantenendo però le proprietà di overlapping.

Temporal memory

Il temporal memory viene utilizzato per l'apprendimento di pattern di sequenze spaziali, rappresentate da SDR, nel tempo. L'obiettivo è quello di imparare come le minicolumne vengono attivate dallo spatial pooler nel tempo.



Interpretazione degli output

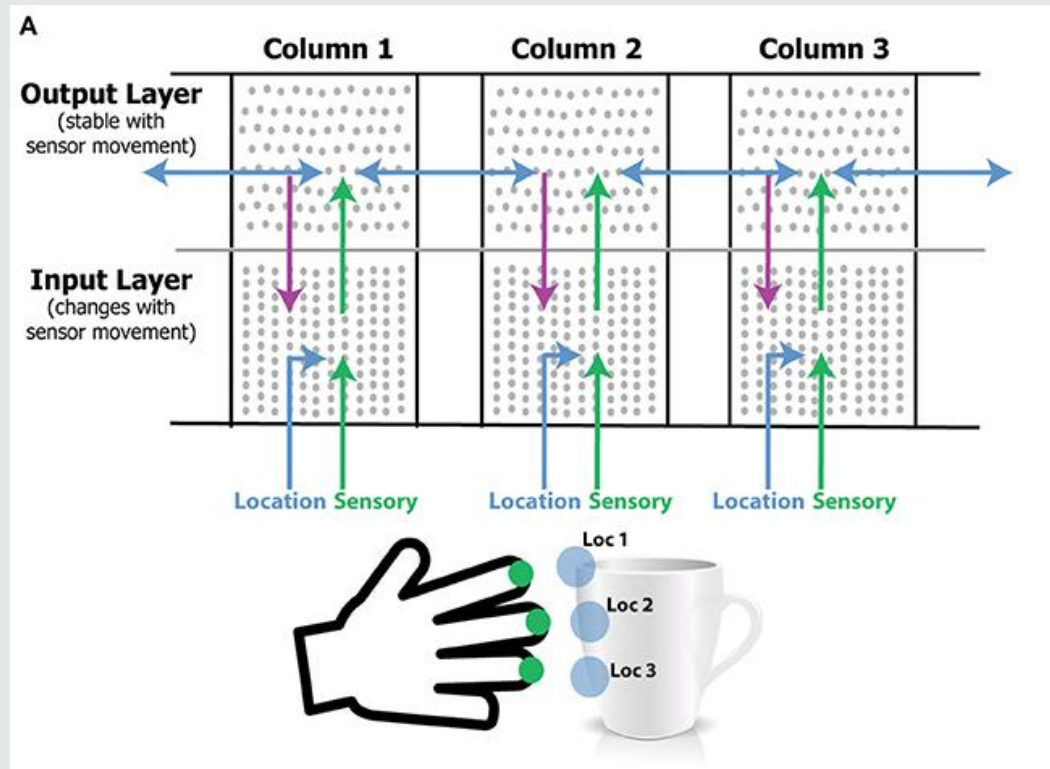
PREDIZIONE

- L'output della rete è una SDR rappresentante l'input che la rete si aspetta di avere nell'istante successivo.
- Attraverso un classificatore di SDR, l'output viene decodificato nella tipologia dei dati utilizzati in input nell'encoder.
- Il classificatore è implementato attraverso una rete neurale classica.

RILEVAZIONE DI ANOMALIE

- Utilizzando la SDR in output ad un certo istante e la SDR in input nell'istante successivo è possibile calcolare l'errore di predizione.
- Utilizzando gli errori di predizione di un certo intervallo di tempo si può calcolare l'anomaly likelihood che indica la probabilità che un certo errore di predizione sia dovuto un'anomalia presente nei dati.

Struttura a più livelli



ARCHITETTURE PIÙ COMPLESSE

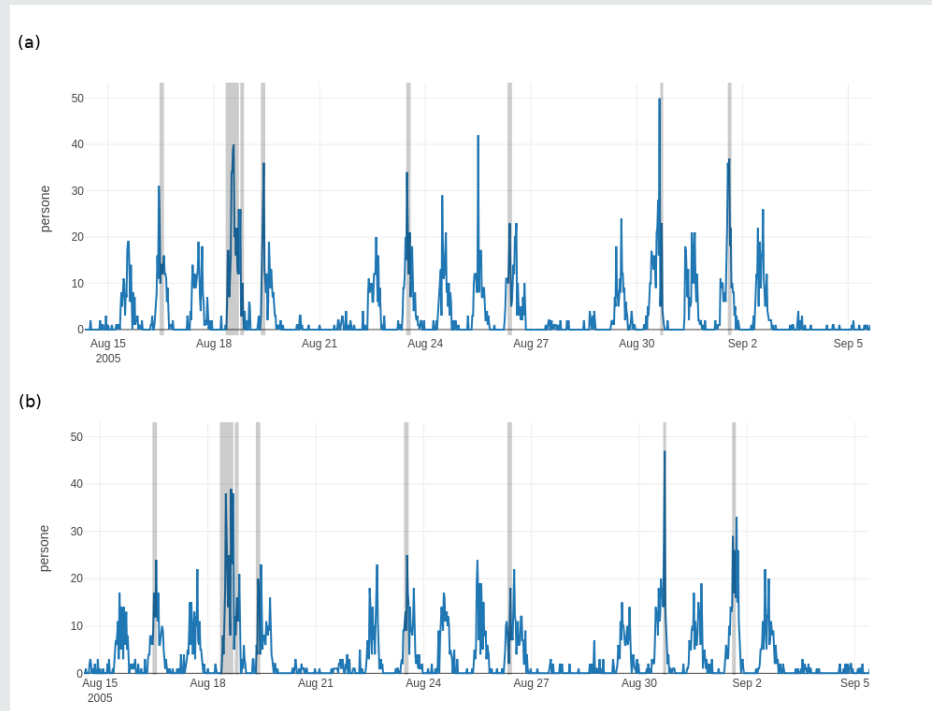
Unendo più HTM si possono costruire architetture che si sviluppano su più colonne e su più strati permettendo di risolvere problemi complessi e elaborati che una semplice HTM non sarebbe in grado di affrontare.

Applicazioni realizzate

Rilevazione di anomalie: dati

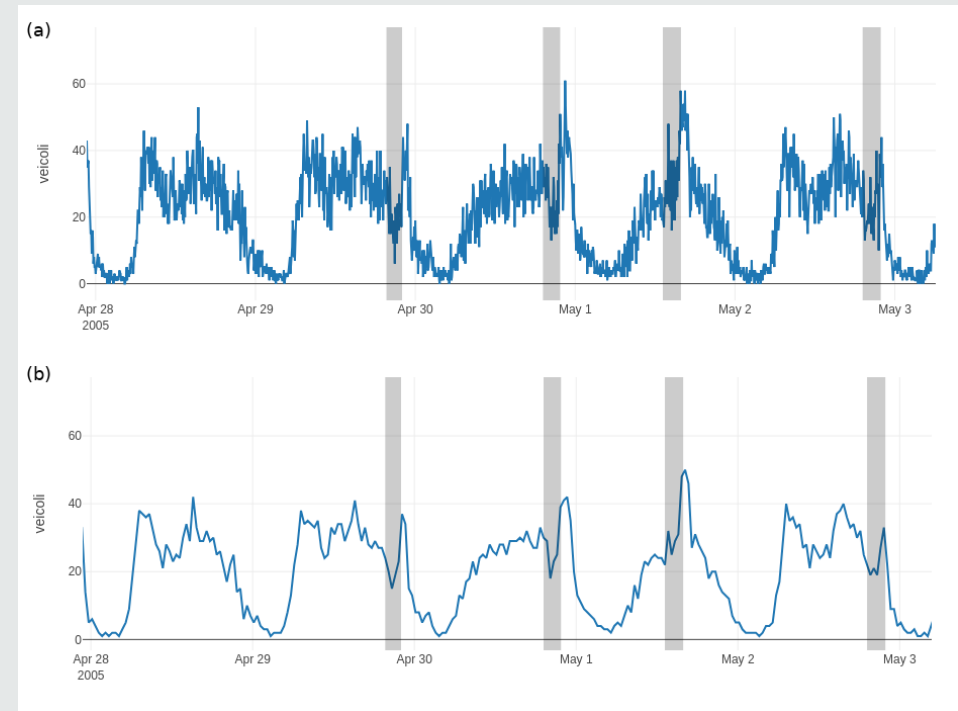
DATASET 1

Ottenuto registrando gli ingressi in un edificio dell'University of California



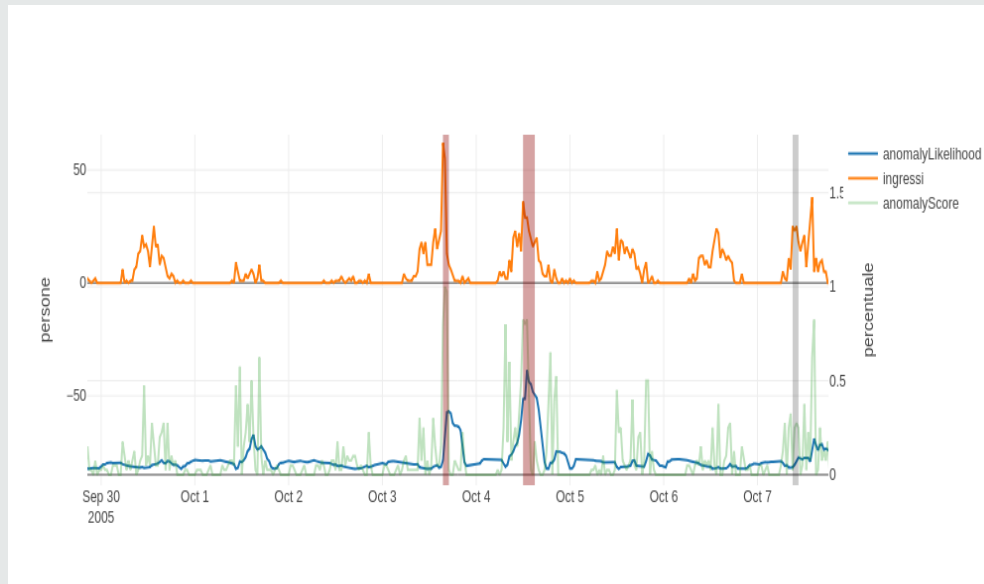
DATASET 2

Ottenuto registrando il flusso del traffico su una strada di Los Angeles

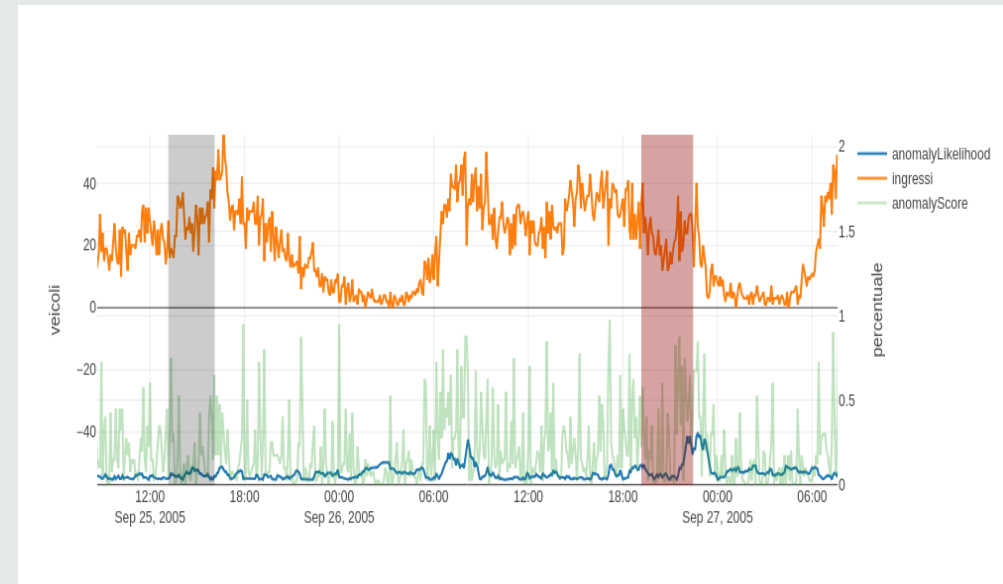


Rilevazione di anomalie: anomaly likelihood

DATASET 1



DATASET 2



Rilevazione di anomalie: risultati

DATASET 1

Numero totale di eventi predetti	Modello MMPP	Modello Threshold	Rete HTM	Rete HTM+388 elementi
104	100,00%	86,20%	100,00%	100,00%
70	96,60%	75,90%	96,30%	93,10%
48	79,30%	65,60%	88,88%	86,20%
Numero totale di eventi predetti per raggiungere il 100% di accuratezza			80	85

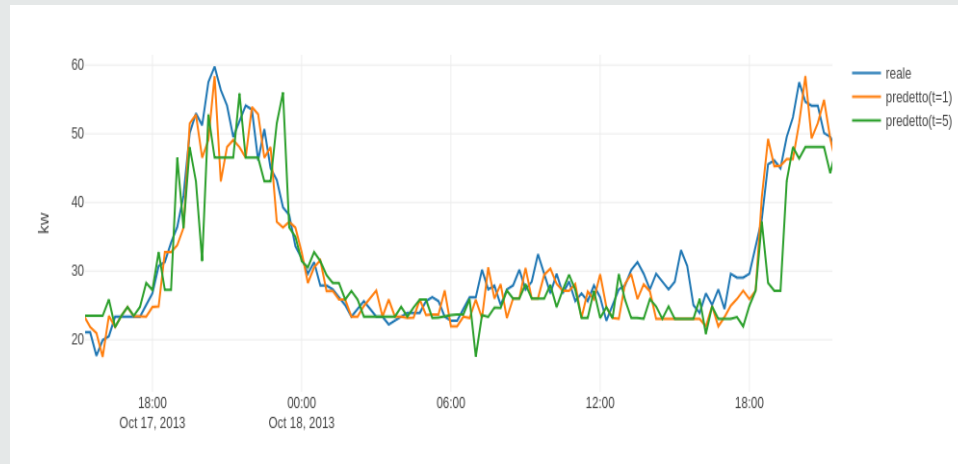
DATASET 2

Numero totale di eventi predetti	Modello MMPP	Modello Threshold	Rete HTM	Rete HTM con intervalli di 30 minuti	Rete HTM con intervalli di 30 minuti+388 elementi
203	100,00%	86,80%	81,57%	78,87%	78,94%
186	100,00%	81,29%	80,26%	78,87%	78,94%
134	100,00%	72,40%	75,00%	77,46%	75,00%
98	98,70%	60,50%	55,26%	71,83%	65,78%

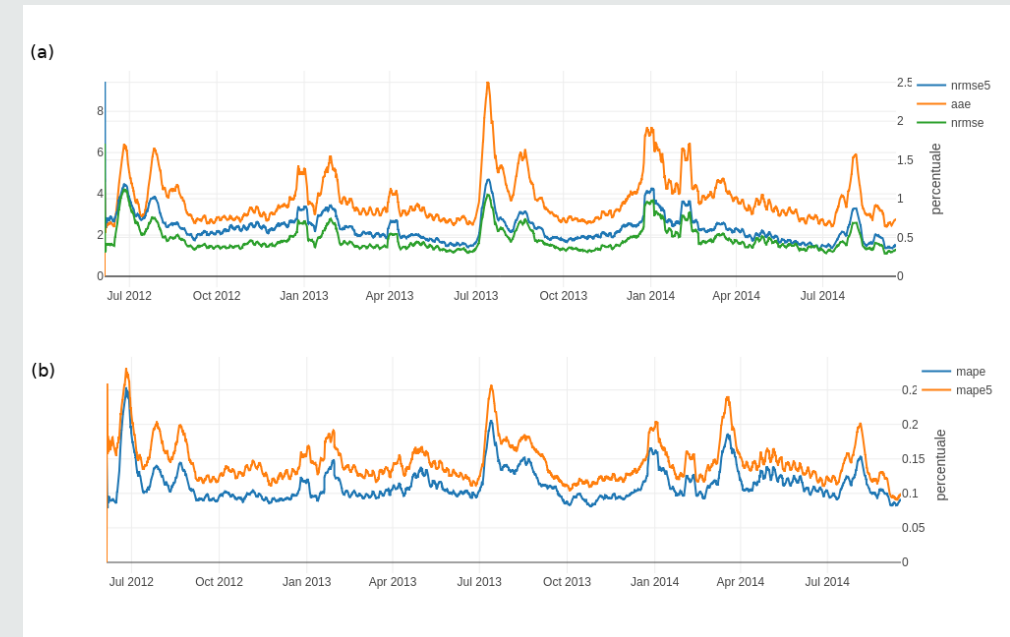
I risultati sono messi a confronto con quelli dei modelli realizzati in un articolo scientifico. Nel caso del "DATASET 1" la rete HTM ottiene risultati in linea con il modello MMPP e migliori del modello Threshold. Nel caso del "DATASET 2" la rete si comporta in linea con il modello Threshold ma in modo peggiore del modello MMPP.

Predizioni di consumi energetici

Utilizzando dei dati riguardo i consumi elettrici di 15 persone si è calcolata la predizione ad uno e ad cinque istanti nel futuro di tali serie temporali.

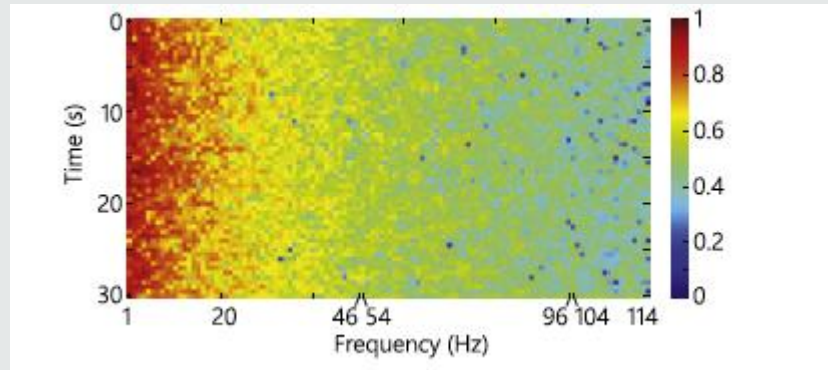


cliente	5	6	7	8	9	11	13	14	16	17	21	23	28	29	33
mape	0,17	0,12	0,21	0,09	0,16	0,12	0,12	0,1	0,12	0,08	0,13	0,14	0,11	0,08	0,09
nrmse	0,59	0,5	0,14	0,51	0,42	0,47	0,32	0,36	0,44	0,42	0,62	0,56	0,47	0,3	0,39

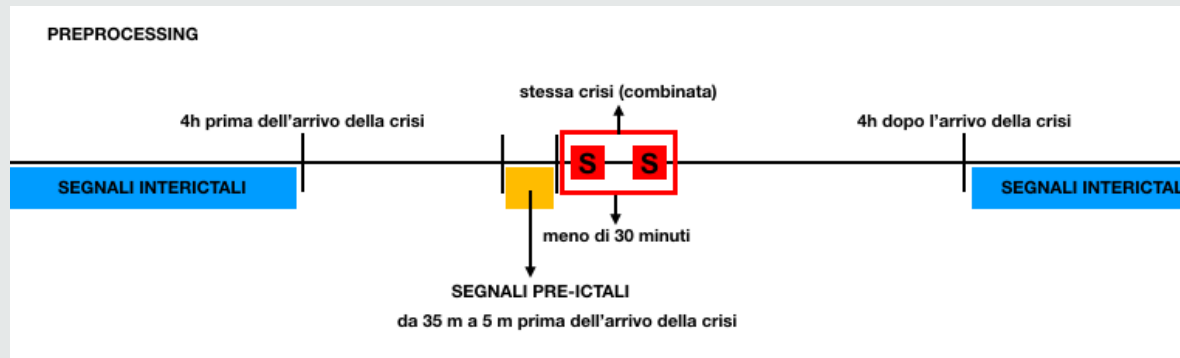


Gli errori di predizione ottenuti sono risultati abbastanza bassi. Questa applicazione ha inoltre dato la possibilità di verificare la capacità della rete ad adattarsi al cambiamento dei pattern nei dati in input.

Predizioni di attacchi epilettici



- I dati utilizzati sono degli elettroencefalogrammi (EEG) prodotti nel Boston Children's Hospital-MIT (CHB-MIT)
- È stato preso in considerazione il paziente n°1. Di esso sono stati utilizzati 15 dei 22 canali disponibili.
- Dagli EEG attraverso la Short Time Fourier Transform si sono realizzati degli spettrogrammi usati come input per la rete HTM.



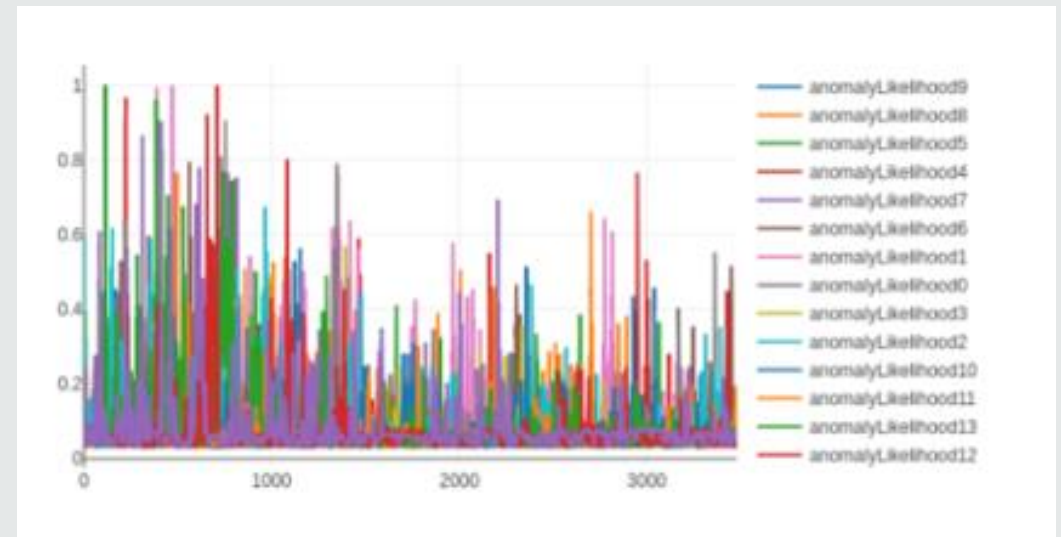
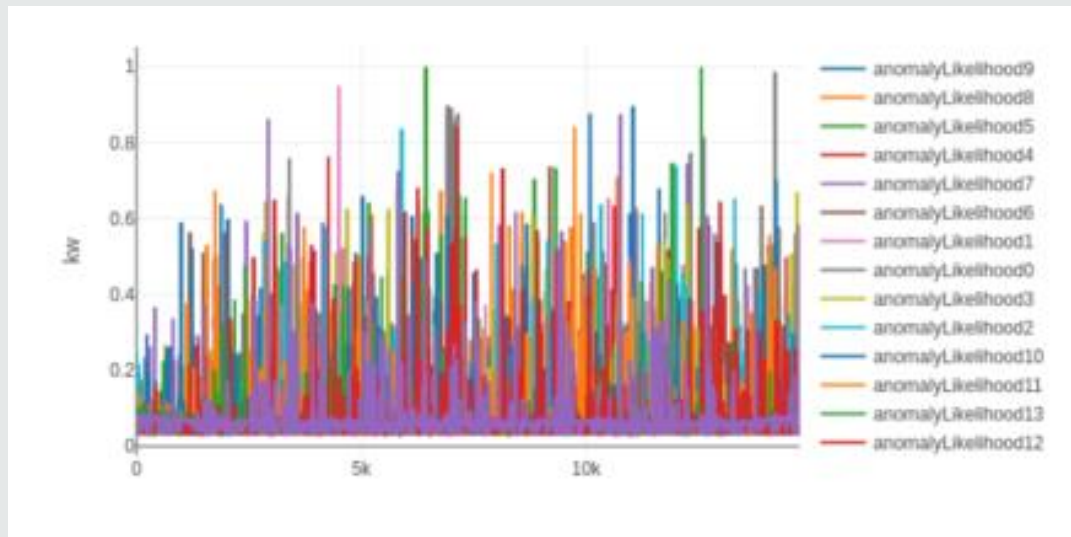
Il paziente considerato ha:

- 14,4 ore di dati interictali;
- 7 attacchi epilettici;
- 3,5 ore di dati pre-ictali.

Predizioni di attacchi epilettici

Gli attacchi correttamente predetti sono stati 7 mentre le predizioni errate sono state 55.

La sensibilità, percentuale del numero di attacchi predetti sul numero totale di attacchi totali, è pari al 100% mentre l'FPR/h, falsi allarmi per ora, è pari a 3,79.



Conclusioni

Conclusioni

- La rete HTM è risultata molto buona nella rilevazione delle anomalie nei casi riportati e nella predizione di valori di una serie temporale.
- Il FPR/h ottenuto è troppo alto per considerare il problema risolto con sufficiente accuratezza. Si potrebbe migliorare utilizzando una struttura a più strati che dovrebbe dare soluzioni migliori consentendo l'apprendimento dei complessi pattern presenti negli EEG.
- Le reti HTM sono molto utili per elaborare dati temporali di diverse tipologie, sono in grado di adattarsi ai cambiamenti dei dati in input e non hanno bisogno di una fase di training come avviene solitamente per le altre architetture di questo genere.