

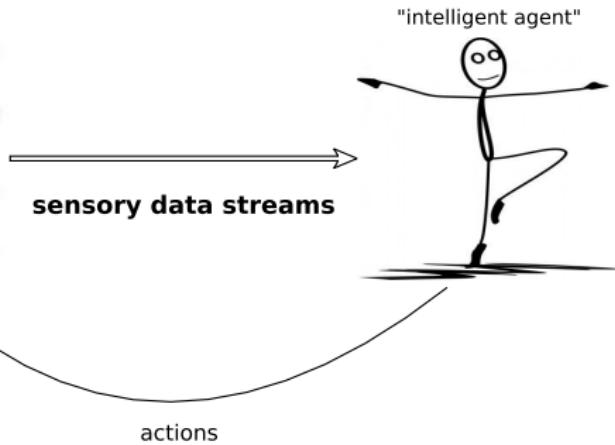
Adaptive Machine Learning

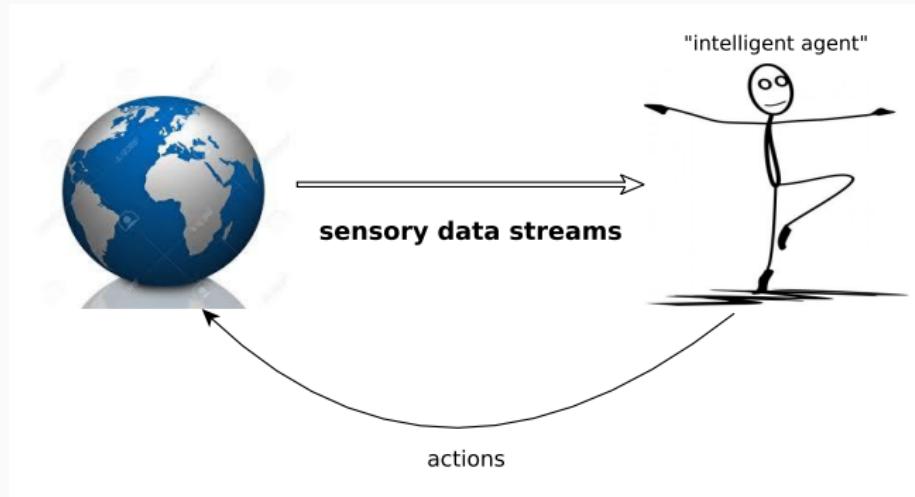
Observing the regularities in the world

Βασίλειος Αταλόγλου

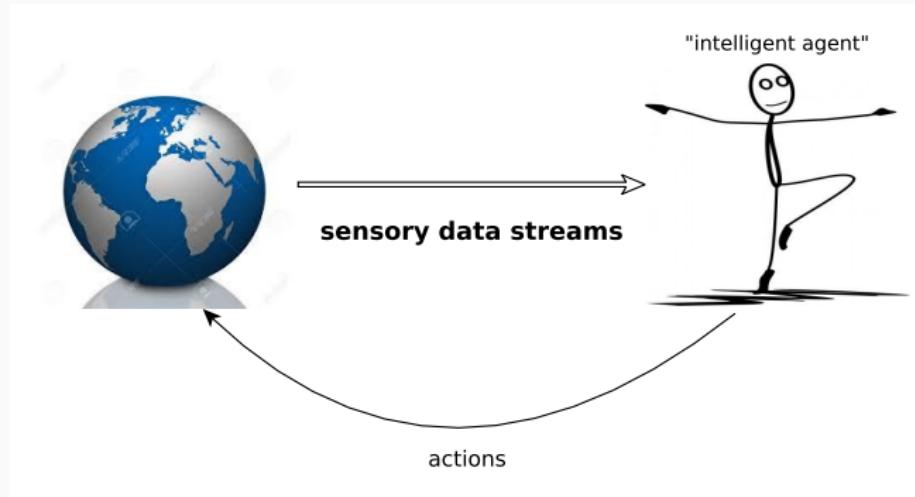
Κωνσταντίνος Σαμαράς-Τσακίρης

January 17, 2017

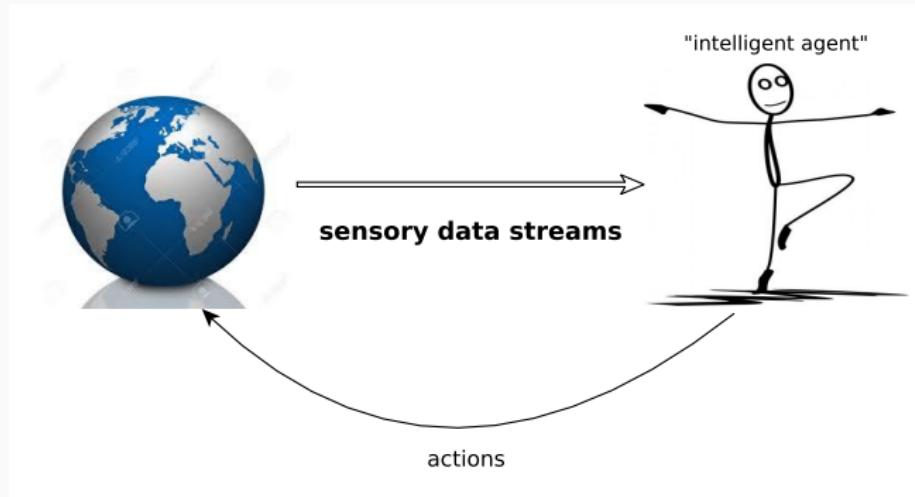




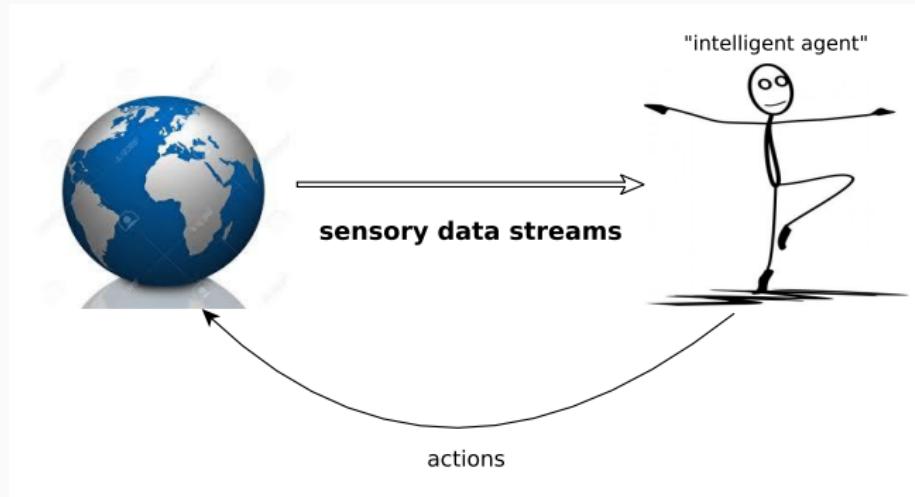
- Βλέπει κι ακούει τον κόσμο και δρα πάνω του



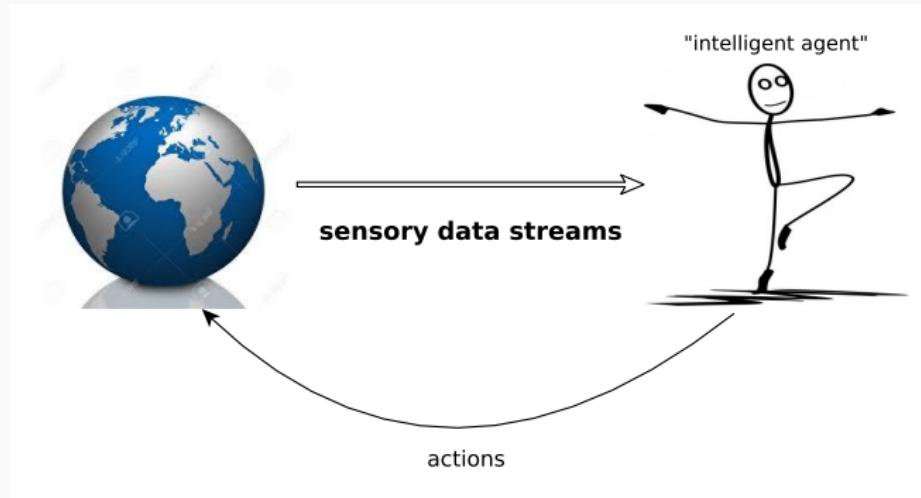
- Βλέπει κι ακούει τον κόσμο και δρα πάνω του
- Δέχεται **αλληλουχίες** ερεθισμάτων και ανιχνεύει συνεπακόλουθα



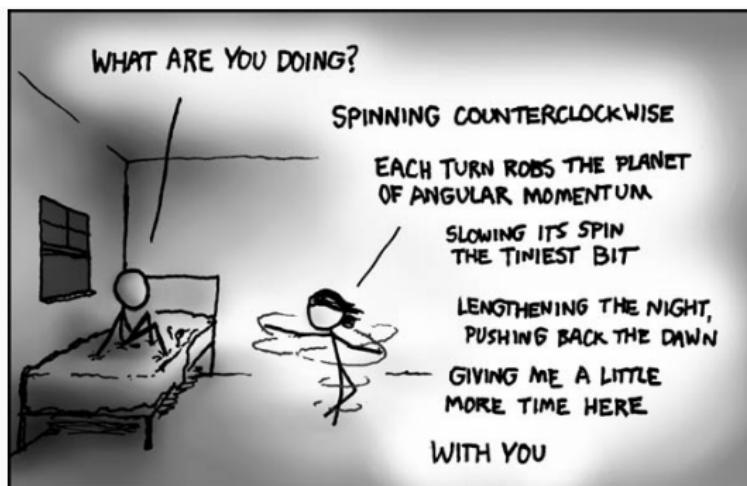
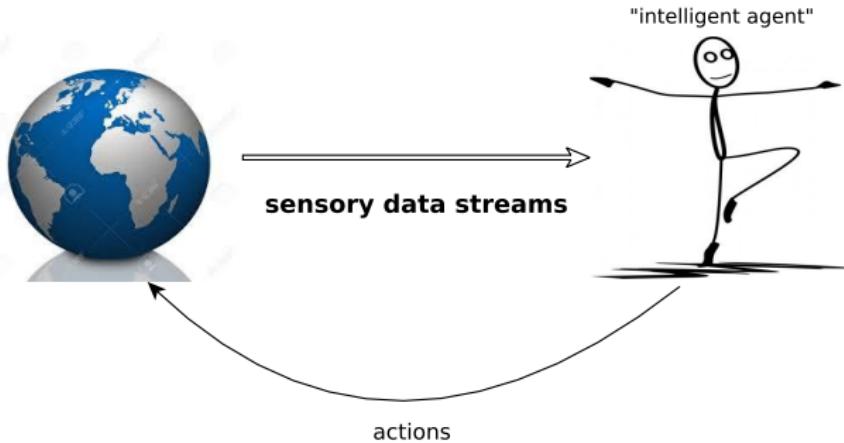
- Βλέπει κι ακούει τον κόσμο και δρα πάνω του
- Δέχεται **αλληλουχίες** ερεθισμάτων και ανιχνεύει **συνεπακόλουθα**
- Μαθαίνει τη δομή και τις βασικές αρχές του



- Βλέπει κι ακούει τον κόσμο και δρα πάνω του
- Δέχεται **αλληλουχίες** ερεθισμάτων και ανιχνεύει **συνεπακόλουθα**
- Μαθαίνει τη δομή και τις βασικές αρχές του
- “Κοινή λογική”



- Βλέπει κι ακούει τον κόσμο και δρα πάνω του
- Δέχεται **αλληλουχίες** ερεθισμάτων και ανιχνεύει **συνεπακόλουθα**
- Μαθαίνει τη δομή και τις βασικές αρχές του
- “Κοινή λογική”
Και αυτά με τρόπο *unsupervised*, πραγματοποιώντας διαρκώς προβλέψεις.



Beyond the static & supervised

Μοντελοποιώντας έναν κόσμο που αλλάζει

Beyond the static & supervised

Μοντελοποιώντας έναν κόσμο που αλλάζει

- Το μοντέλο πρέπει ή να είναι γενικό ή να προσαρμόζεται
- Δεν είναι δυνατό να δημιουργηθούν labeled datasets –
υπερβολικός κόπος ή άγνοια

Beyond the static & supervised

Μοντελοποιώντας έναν κόσμο που αλλάζει

- Το μοντέλο πρέπει ή να είναι γενικό ή να προσαρμόζεται
- Δεν είναι δυνατό να δημιουργηθούν labeled datasets –
υπερβολικός κόπος ή άγνοια
- Τα δεδομένα έρχονται σε χρονική αλληλουχία
→ Αιτιώδεις σχέσεις

Beyond the static & supervised

Μοντελοποιώντας έναν κόσμο που αλλάζει

- Το μοντέλο πρέπει ή να είναι γενικό ή να προσαρμόζεται
- Δεν είναι δυνατό να δημιουργηθούν labeled datasets – υπερβολικός κόπος ή άγνοια
- Τα δεδομένα έρχονται σε χρονική αλληλουχία
→ Αιτιώδεις σχέσεις

Πρόβλημα: Sequence learning

Ο πράκτορας παρακολουθεί μια ακολουθία δεδομένων και καλείται να προβλέψει τη συνέχεια και να δράσει έτσι, ώστε να ανταμειφθεί.

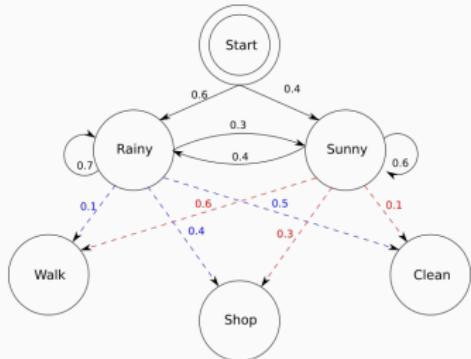
Κατ'επέκταση:

- Αναγνώριση ανωμαλίας
- Λήψη αποφάσεων (κίνητρο παρέχεται από το περιβάλλον)

How to do sequence learning

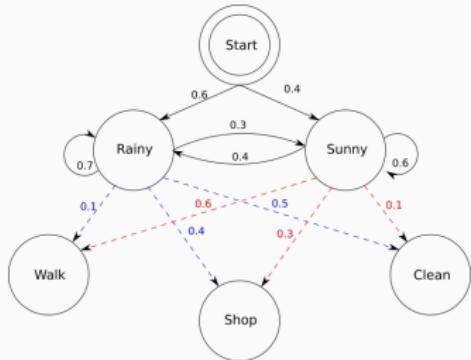
How to do sequence learning

- Hidden markov model



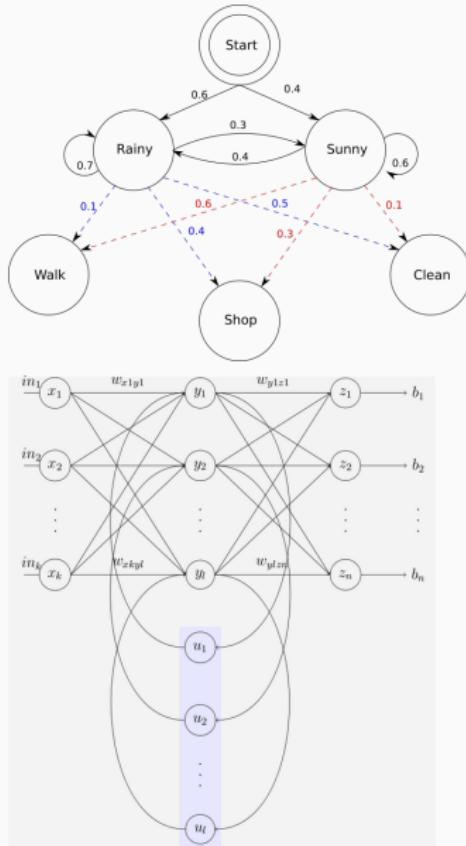
How to do sequence learning

- Hidden markov model
- Time-delay neural network



How to do sequence learning

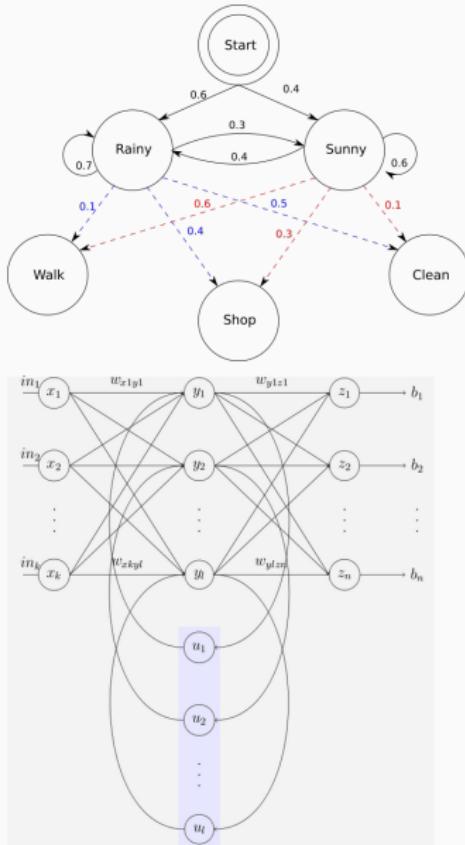
- Hidden markov model
- Time-delay neural network
- Recurrent neural network
 - LSTM



How to do sequence learning

- Hidden markov model
- Time-delay neural network
- Recurrent neural network
 - LSTM

Γενικότερο μοντέλο;



Ανθρώπινος εγκέφαλος

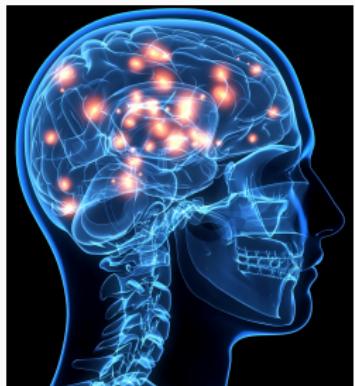
Ο άνθρωπος έχει μνήμη και μαθαίνει συνεχώς, χωρίς επίβλεψη από το περιβάλλον.

Ανθρώπινος εγκέφαλος

Ο άνθρωπος έχει μνήμη και μαθαίνει συνεχώς, χωρίς επίβλεψη από το περιβάλλον.

Οι διαστάσεις του ανθρώπινου εγκεφάλου:

- 10^{11} νευρώνες
- 10^4 συνάψεις/νευρώνα
- 10 σήματα/sec/σύναψη
 - Σύνολο: 10^{15} σήματα/sec
 - Ισχύς: 25 Watt

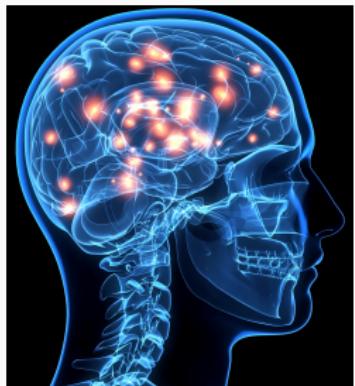


Ανθρώπινος εγκέφαλος

Ο άνθρωπος έχει μνήμη και μαθαίνει συνεχώς, χωρίς επίβλεψη από το περιβάλλον.

Οι διαστάσεις του ανθρώπινου εγκεφάλου:

- 10^{11} νευρώνες
- 10^4 συνάψεις/νευρώνα
- 10 σήματα/sec/σύναψη
 - Σύνολο: 10^{15} σήματα/sec
 - Ισχύς: 25 Watt



Οι δραστηριότητες που χαρακτηρίζουν τον άνθρωπο εντοπίζονται κυρίως στο neocortex

Μοντελοποίηση λειτουργίας neocortex

Ανάγκη κατανόησης

- Ο εγκέφαλος διαμορφώθηκε μέσω βιολογικής εξέλιξης και υπάγεται σε βιολογικούς περιορισμούς
- Ποιες είναι οι βασικές αρχές;

Μοντελοποίηση λειτουργίας neocortex

Ανάγκη κατανόησης

- Ο εγκέφαλος διαμορφώθηκε μέσω βιολογικής εξέλιξης και υπάγεται σε βιολογικούς περιορισμούς
- Ποιες είναι οι βασικές αρχές;

Κάποιες παρατηρήσεις νευρολογίας neocortex:

- Διδιάστατη μορφή χωρισμένη σε **επίπεδα**

Μοντελοποίηση λειτουργίας neocortex

Ανάγκη κατανόησης

- Ο εγκέφαλος διαμορφώθηκε μέσω βιολογικής εξέλιξης και υπάγεται σε βιολογικούς περιορισμούς
- Ποιες είναι οι βασικές αρχές;

Κάποιες παρατηρήσεις νευρολογίας neocortex:

- Διδιάστατη μορφή χωρισμένη σε **επίπεδα**
- Δομή **ομοιόμορφη** σε όλη του την έκταση
 - Κάθε περιοχή λύνει το ίδιο πρόβλημα με τον ίδιο τρόπο

Μοντελοποίηση λειτουργίας neocortex

Ανάγκη κατανόησης

- Ο εγκέφαλος διαμορφώθηκε μέσω βιολογικής εξέλιξης και υπάγεται σε βιολογικούς περιορισμούς
- Ποιες είναι οι βασικές αρχές;

Κάποιες παρατηρήσεις νευρολογίας neocortex:

- Διδιάστατη μορφή χωρισμένη σε **επίπεδα**
- Δομή **ομοιόμορφη** σε όλη του την έκταση
 - Κάθε περιοχή λύνει το ίδιο πρόβλημα με τον ίδιο τρόπο
- Οι περιοχές ενώνονται **ιεραρχικά**
 - Ψηλότερα επίπεδα => πιο αφηρημένες έννοιες

Μοντελοποίηση λειτουργίας neocortex

Ανάγκη κατανόησης

- Ο εγκέφαλος διαμορφώθηκε μέσω βιολογικής εξέλιξης και υπάγεται σε βιολογικούς περιορισμούς
- Ποιες είναι οι βασικές αρχές;

Κάποιες παρατηρήσεις νευρολογίας neocortex:

- Διδιάστατη μορφή χωρισμένη σε **επίπεδα**
- Δομή **ομοιόμορφη** σε όλη του την έκταση
 - Κάθε περιοχή λύνει το ίδιο πρόβλημα με τον ίδιο τρόπο
- Οι περιοχές ενώνονται **ιεραρχικά**
 - Ψηλότερα επίπεδα => πιο αφηρημένες έννοιες
- Οι νευρώνες ενεργοποιούνται σποραδικά και πολύ σπάνια
 - Διάνυσμα κατάστασης: **αραιό**

Μοντελοποίηση λειτουργίας neocortex

Ανάγκη κατανόησης

- Ο εγκέφαλος διαμορφώθηκε μέσω βιολογικής εξέλιξης και υπάγεται σε βιολογικούς περιορισμούς
- Ποιες είναι οι βασικές αρχές;

Κάποιες παρατηρήσεις νευρολογίας neocortex:

- Διδιάστατη μορφή χωρισμένη σε **επίπεδα**
- Δομή **ομοιόμορφη** σε όλη του την έκταση
 - Κάθε περιοχή λύνει το ίδιο πρόβλημα με τον ίδιο τρόπο
- Οι περιοχές ενώνονται **ιεραρχικά**
 - Ψηλότερα επίπεδα => πιο αφηρημένες έννοιες
- Οι νευρώνες ενεργοποιούνται σποραδικά και πολύ σπάνια
 - Διάνυσμα κατάστασης: **αραιό**
- Συνεχής **πρόβλεψη** του μέλλοντος

Μοντελοποίηση λειτουργίας neocortex

Ανάγκη κατανόησης

- Ο εγκέφαλος διαμορφώθηκε μέσω βιολογικής εξέλιξης και υπάγεται σε βιολογικούς περιορισμούς
- Ποιες είναι οι βασικές αρχές;

Κάποιες παρατηρήσεις νευρολογίας neocortex:

- Διδιάστατη μορφή χωρισμένη σε **επίπεδα**
- Δομή **ομοιόμορφη** σε όλη του την έκταση
 - Κάθε περιοχή λύνει το ίδιο πρόβλημα με τον ίδιο τρόπο
- Οι περιοχές ενώνονται **ιεραρχικά**
 - Ψηλότερα επίπεδα => πιο αφηρημένες έννοιες
- Οι νευρώνες ενεργοποιούνται σποραδικά και πολύ σπάνια
 - Διάνυσμα κατάστασης: **αραιό**
- Συνεχής **πρόβλεψη** του μέλλοντος

“Δομή δεδομένων του εγκεφάλου”

- Μεγάλο, αραιό, δυαδικό διάνυσμα
- Κάθε bit έχει σημασιολογικό **νόημα**

Χωρητικότητα

Έστω το μέγεθος: n και ο πληθυσμός των 1: w . Τα διαφορετικά SDRs με αυτή τη μορφή είναι

$$\binom{n}{w} = \frac{n!}{w!(n-w)!}$$

Ιδιότητες SDR

Χωρητικότητα

Έστω το μέγεθος: n και ο πληθυσμός των 1: w. Τα διαφορετικά SDRs με αυτή τη μορφή είναι

$$\binom{n}{w} = \frac{n!}{w!(n-w)!}$$

Πώς μπορούμε να συνδυάσουμε/συγκρίνουμε δυο SDR?

Ταιριάζοντας SDRs

Έστω 2 SDR, το A και το B, ως δυαδικά διανύσματα:

Union $A|B$

Overlap $A\&B$

Overlap score Το μέτρο του overlap

Overlap set(b) Το σύνολο των SDR που έχουν overlap score
 $> b$ σε σχέση με το A.

Matching(θ) Το A και το B ταιριάζουν, αν το overlap score
τους είναι μεγαλύτερο από θ

Ταιριάζοντας SDRs

- Έστω ότι $B = A + 30\%$ θόρυβο. Τότε το εκτιμώμενο overlap score είναι $30\% \cdot w$. Αν $\theta = 30\% \cdot w$, τα A και B ταιριάζουν.
- **Ευρωστία** στο θόρυβο!
- Πιθανότητα false positive: 8×10^{-51} για $n = 2048, w = 41$

$$p\{false_positive\} = \frac{|overlap_set|}{SDR_capacity}$$

Σύνολα από SDR

Ερώτηση

Παρατηρούμε μια αλληλουχία από SDR. Πώς θα μάθουμε αν το ξεχωριστό SDR B το έχουμε ξαναδεί; Και... γρήγορα;

Σύνολα από SDR

Ερώτηση

Παρατηρούμε μια αλληλουχία από SDR. Πώς θα μάθουμε αν το ξεχωριστό SDR B το έχουμε ξαναδεί; Και... γρήγορα;

Εύκολο!

Θα συγκρίνουμε το B με την **ένωση** όλων των SDR

Σύνολα από SDR

Ερώτηση

Παρατηρούμε μια αλληλουχία από SDR. Πώς θα μάθουμε αν το ξεχωριστό SDR B το έχουμε ξαναδεί; Και... γρήγορα;

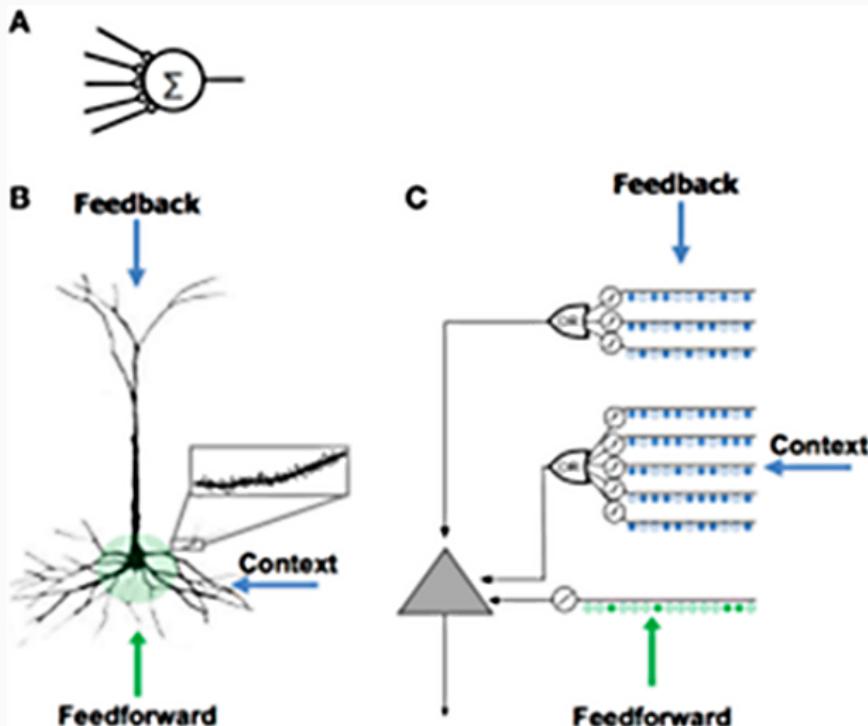
Εύκολο!

Θα συγκρίνουμε το B με την **ένωση** όλων των SDR



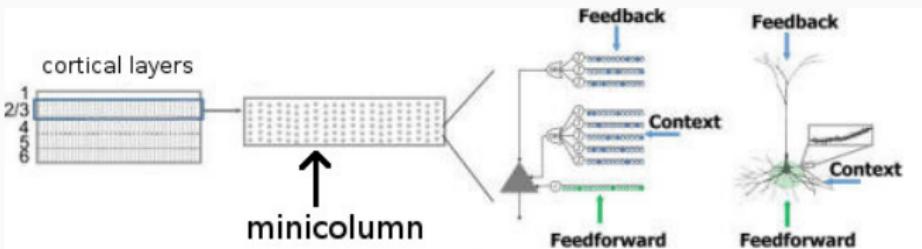
Hierarchical Temporal Memory

Μοντέλο νευρώνα



feedforward = receptive field

Μοντέλο δικτύου



Συνάψεις

Νευρώνες στο ίδιο minicolumn

- Το ίδιο receptive field
- Μεταξύ τους inhibition
→ Winner-takes-all!

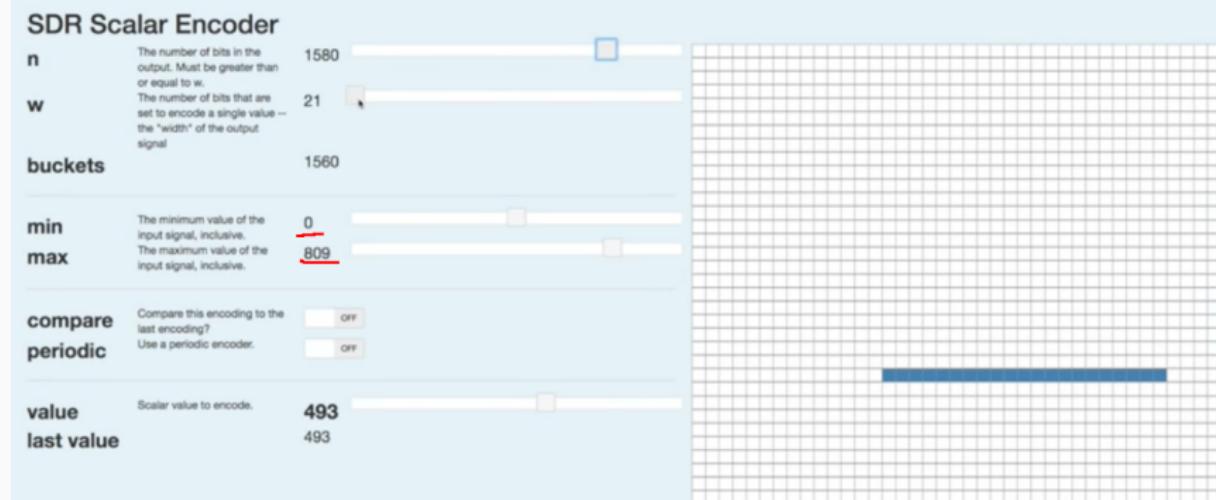
Μεταξύ διαφορετικών minicolumns

- Context
- Ολικό (ή τοπικό...) inhibition

Χαρακτηριστικά συνάψεων

- **Υπάρχουν** ή όχι. Δε χρησιμοποιούνται βάρη.
- **Μονιμότητα:** μια σύναψη με μικρή μονιμότητα μπορεί να απενεργοποιηθεί εύκολα
- Αλγόριθμοι μάθησης τύπου *STDP*

Scalar Encoder



Encoder

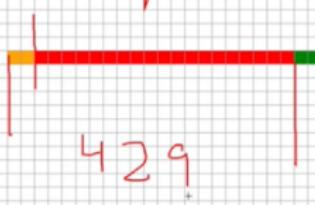
Οι “αισθητήρες” ενός συστήματος ΗΤΜ. Εισάγουν τα ερεθίσματα του κόσμου.

Scalar Encoder

Use UP/DOWN to change the value. Press DEL to clear, ESC or "x" to close.

SDR Scalar Encoder

n	1580	The number of bits in the output. Must be greater than or equal to w.
w	21	The number of bits that are set to encode a single value -- the "width" of the output signal
buckets	1560	
min	0	The minimum value of the input signal, inclusive.
max	809	The maximum value of the input signal, inclusive.
compare periodic	<input checked="" type="checkbox"/> ON <input type="checkbox"/> OFF	Compare this encoding to the last encoding? Use a periodic encoder.
value	Scalar value to encode.	430 429



Scalar Encoder

Use UP/DOWN to change the color. Press DEL to clear; ESC or "X" to close.

SDR Scalar Encoder

n	1580	The number of bits in the output. Must be greater than or equal to w.
w	21	The number of bits that are set to encode a single value -- the "width" of the output signal
buckets	1560	
min	0	The minimum value of the input signal, inclusive.
max	809	The maximum value of the input signal, inclusive.
compare periodic	ON	Compare this encoding to the last encoding? Use a periodic encoder.
value	Scalar value to encode.	473
last value		430



Text Encoder – cortical.io

To do this LSTM adds another gate, the input or write gate, which can be closed so that no new information flows into the memory cell.

English ▾

Language detected: English

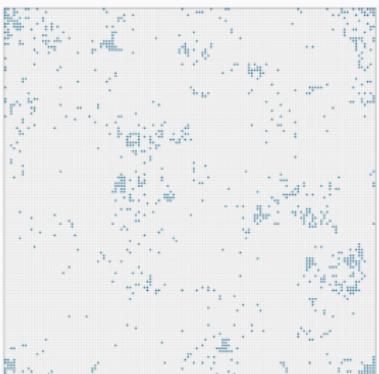
English ▾

Language detected: English

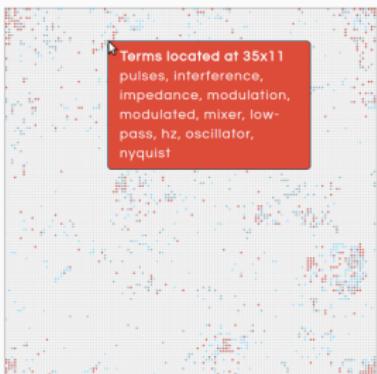
Compare

Input

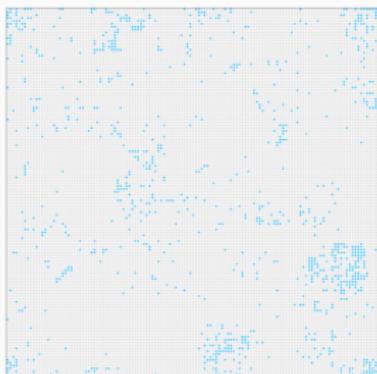
47% overlap (based on cosine similarity)



Text 1



Combined



Text 2

Βασικές λειτουργίες HTML

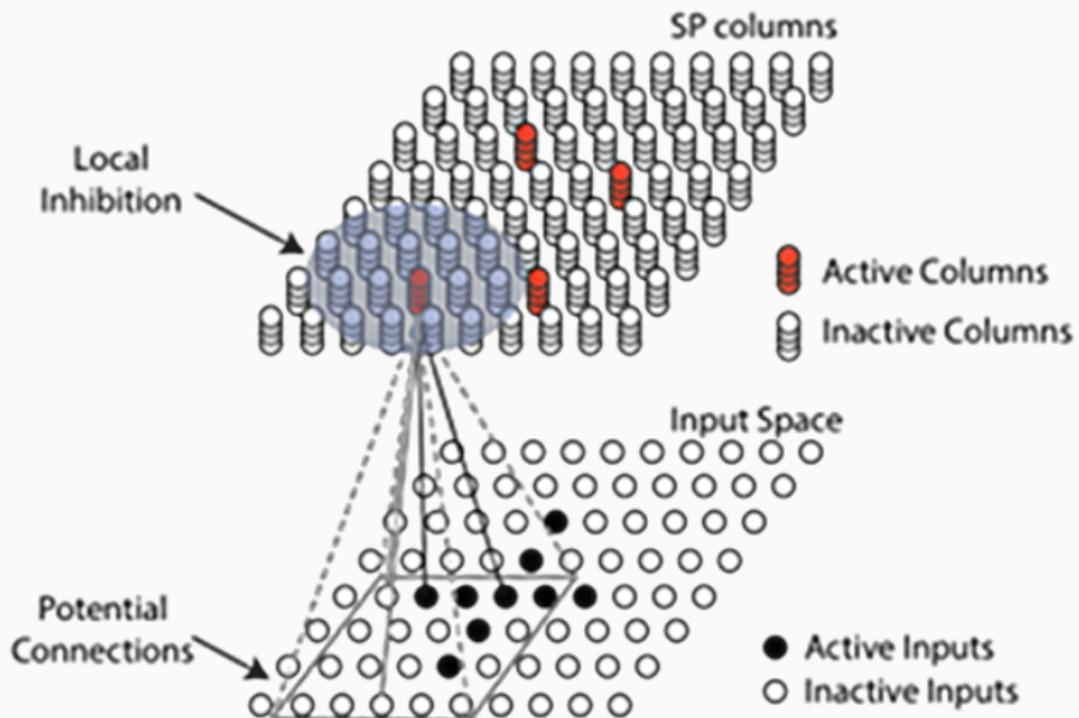
Spatial Pooler

Spatial pooler

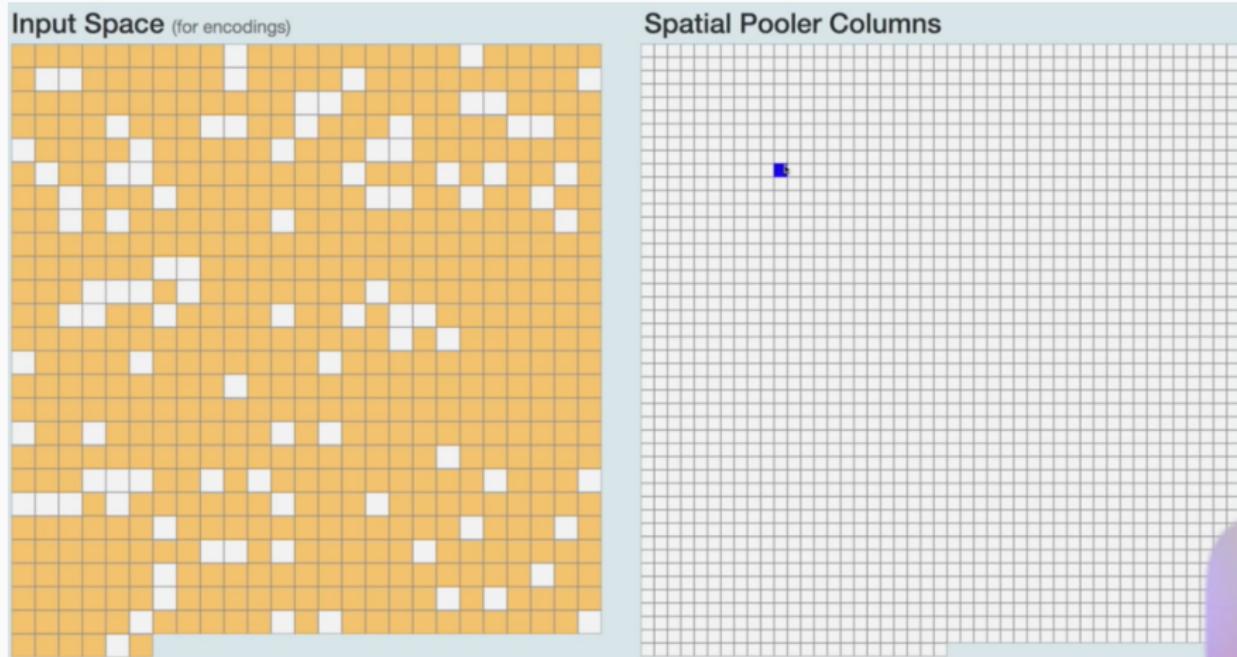
Επίπεδο HTM που κανονικοποιεί τα εισερχόμενα SDR, ρυθμίζοντας το μέγεθος, το sparsity ή την τοπολογία. Οφείλει να διατηρήσει τις ομοιότητες.

- Δεν ενδιαφέρουν τα *minicolumns* εδώ

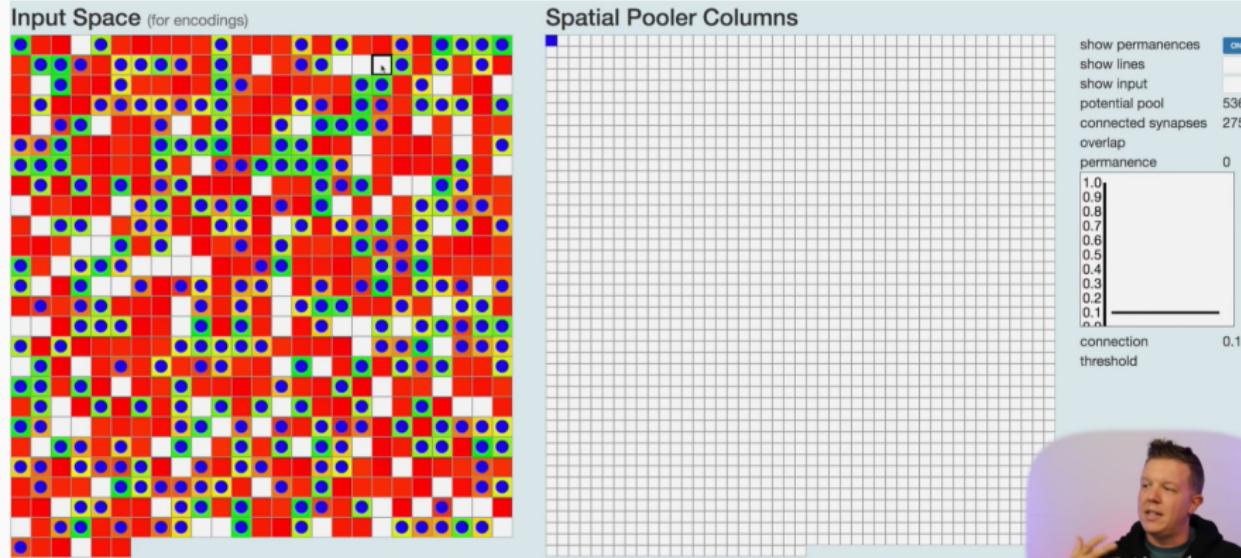
Spatial Pooler



Spatial Pooler



Spatial Pooler



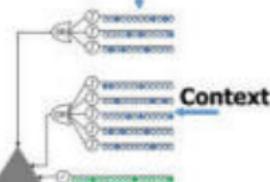
Sequence memory

A

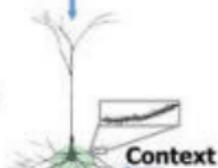
Cellular layers learn sequences

**B**

Feedback

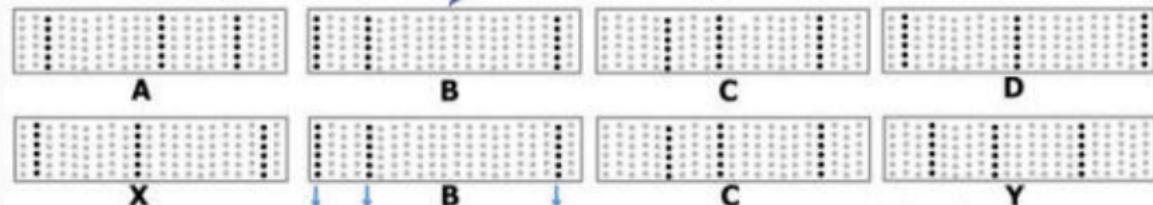


Feedback

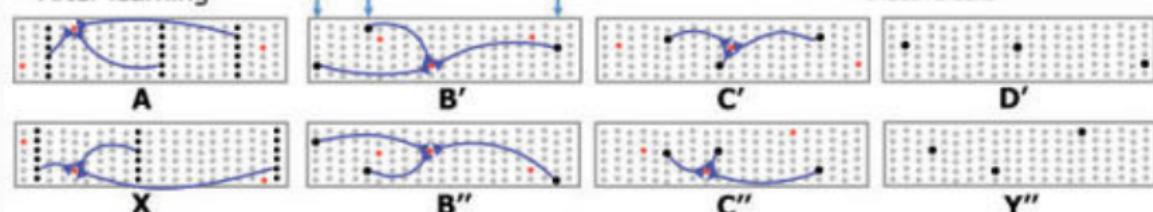
**C**

Before learning

Time

**D** After learningSame columns,
but only one active per column after learning.

- Active cells
- Depolarized (predictive) cells
- Inactive cells

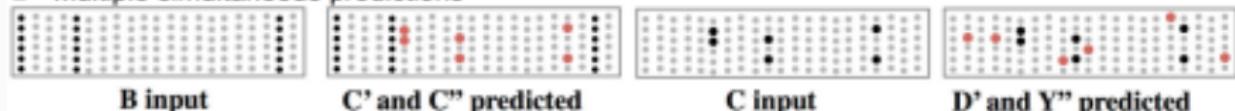


Sequence memory

A Prediction of next input



B Multiple simultaneous predictions

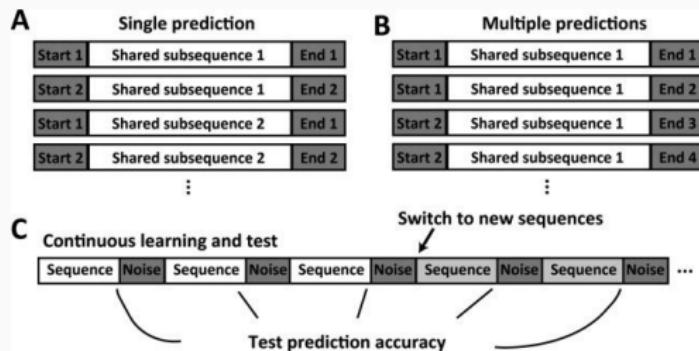


Προσομοιώσεις - Αποτελέσματα

Τεχνητά δεδομένα

Δημιουργία set ακολουθιών:

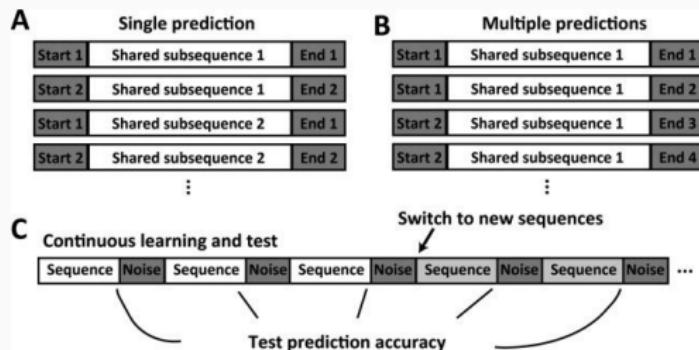
- Απλή πρόβλεψη (A)
- Πολλαπλή πρόβλεψη (B)



Τεχνητά δεδομένα

Δημιουργία set ακολουθιών:

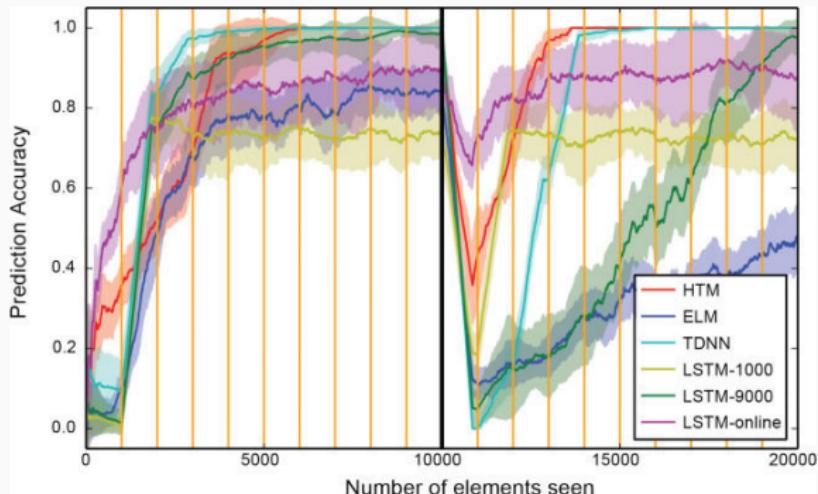
- Απλή πρόβλεψη (A)
- Πολλαπλή πρόβλεψη (B)



Προσθήκη θορύβου ανάμεσα στις ακολουθίες

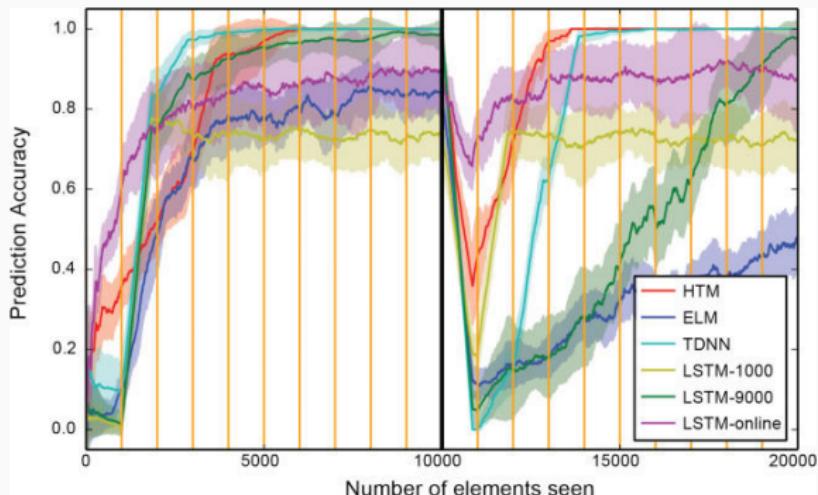
Τεχνητά δεδομένα

Σύγκριση διαφορετικών υλοποιήσεων για μονή πρόβλεψη:



Τεχνητά δεδομένα

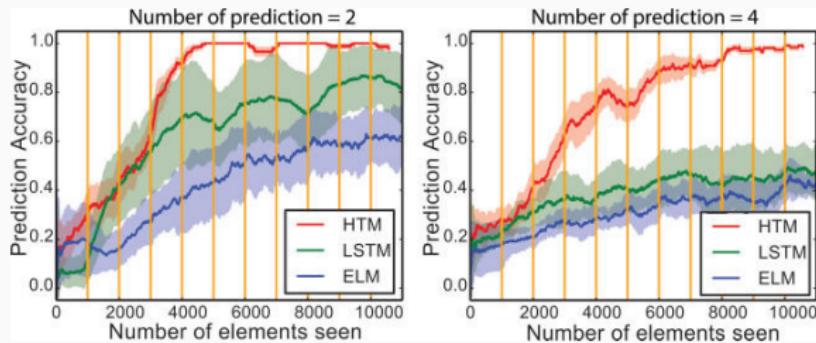
Σύγκριση διαφορετικών υλοποιήσεων για μονή πρόβλεψη:



- To HTM: α) πετυχαίνει perfect accuracy
β) προσαρμόζεται στις αλλαγές του περιβάλλοντος

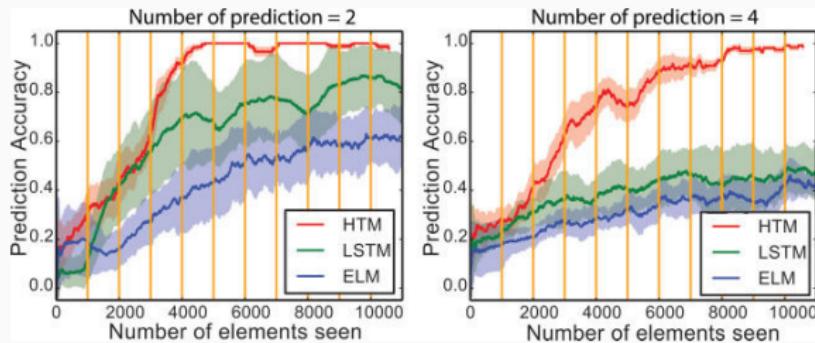
Τεχνητά δεδομένα

Πολλαπλές προβλέψεις:



Τεχνητά δεδομένα

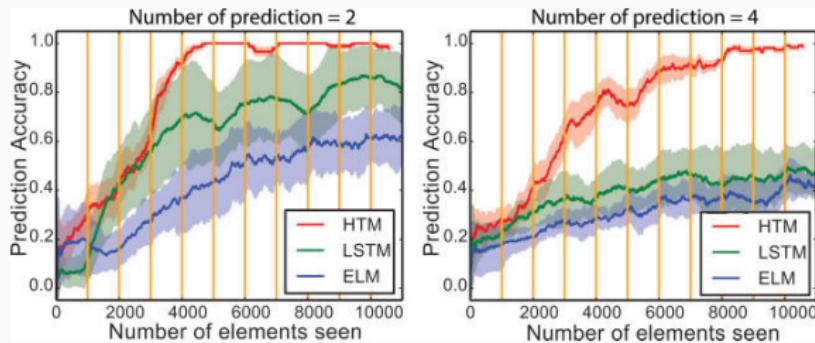
Πολλαπλές προβλέψεις:



To HTM είναι το μόνο που πετυχαίνει perfect accuracy.

Τεχνητά δεδομένα

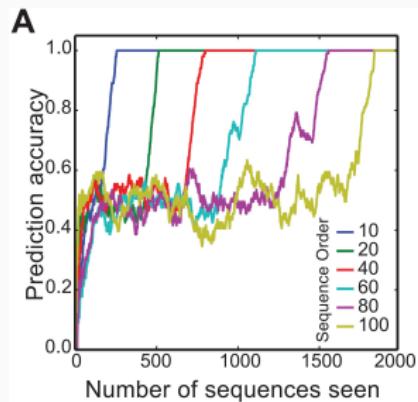
Πολλαπλές προβλέψεις:



Το HTM είναι το μόνο που πετυχαίνει perfect accuracy.
Αιτία: Αναπαράσταση με SDR !!

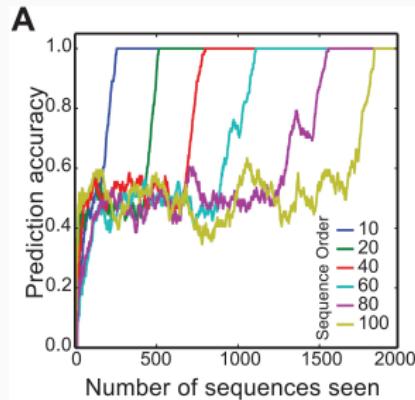
Τεχνητά δεδομένα

Πρόβλεψη high-order
ακολουθιών

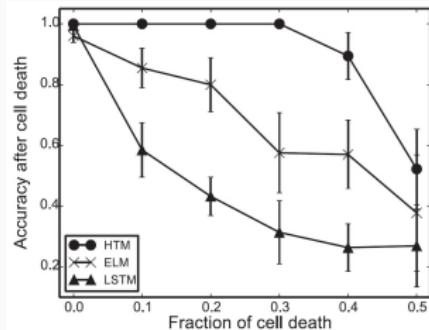


Τεχνητά δεδομένα

Πρόβλεψη high-order
ακολουθιών

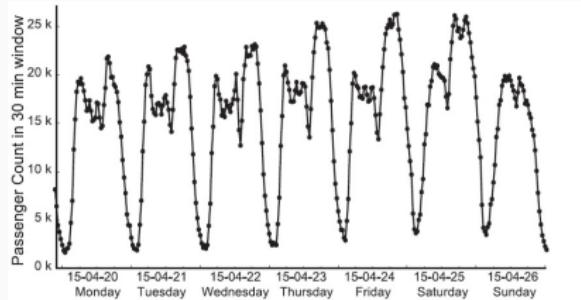


Ανθεκτικότητα σε
κατεστραμμένο δίκτυο



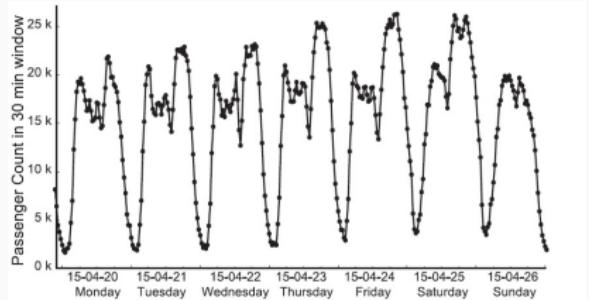
Πραγματικά δεδομένα

Ζήτηση ταξί Νέας Υόρκης (διάστημα 30 λεπτών)

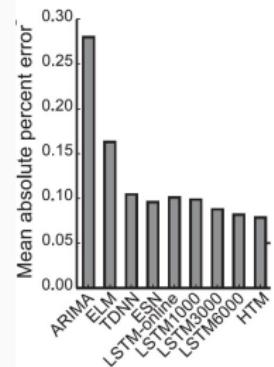


Πραγματικά δεδομένα

Ζήτηση ταξί Νέας Υόρκης (διάστημα 30 λεπτών)



Στόχος: Πρόβλεψη της ζήτησης
2.5 ώρες πριν



Hardware

SpiNNaker Chip

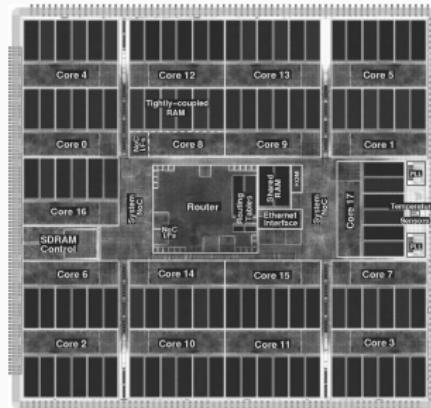
Υψηλής παραλληλοποίησης υπολογιστικό σύστημα για την μοντελοποίηση και προσομοίωση spiking neural networks.

SpiNNaker Chip

Υψηλής παραλληλοποίησης υπολογιστικό σύστημα για την μοντελοποίηση και προσομοίωση spiking neural networks.

Βασικό στοιχείο το SpiNNaker Chip Multiprocessor (CMP):

Process	
Process technology	UMC 130 nm IP5M CMOS
Die area	101.64 mm ²
Power supply	1.2 V (Core), 1.8 V (I/O)
Cores	
Processor cores	18 ARM968s (1 monitor 16 application & 1 spare)
Processor frequency	180 MHz
Processor node area	3.75 mm ²
Memory	
Local memory per core	32 KB (Instruction) 64 KB (Data)
On-die shared RAM	32 KB
Off-die shared RAM	128 MB DDR2 SDRAM
Communications	
On-chip interconnect	Asynchronous NoCs
Off-chip link b/w	250 Mb/s
On-chip comms Link b/w	5.0 Gb/s
Off-die SDRAM b/w (DMA)	7.2 Gb/s
On-die shared RAM b/w (DMA)	3.2 Gb/s
On-die shared RAM b/w (bridge)	200 Mb/s
Router input b/w	5.3 Gb/s
57K-node sys. bisection b/w	4.6 Gpackets/s
Power Consumption	
Peak (chip)	1 W
Idle (chip)	360 mW
Idle (core)	20 mW
Off-chip link (full speed)	6.3 mW (25pJ/bit)
SDRAM	170 mW
Implementation	
Transistor count	~100 million
Design effort	~40 person-years



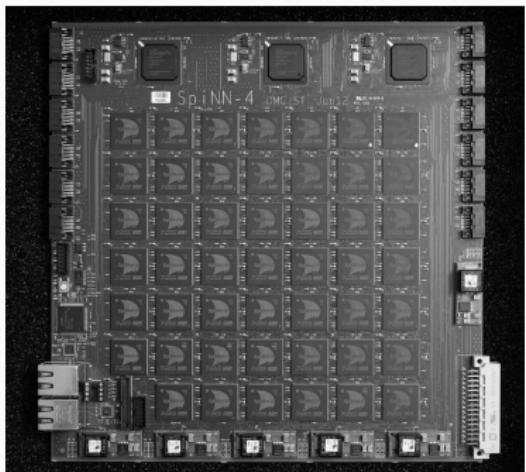
SpiNNaker: Πίνακας από κόμβους που περιέχουν CMP και 128MB SDRAM σε κοινό package.

SpiNNaker Network

SpiNNaker: Πίνακας από κόμβους που περιέχουν CMP και 128MB SDRAM σε κοινό package.

Συνολικά, έχουμε:

- 57600 CMPS
- 10^6 ARM968
- 10^9 νευρώνες (1% εγκεφάλου)
- 228 TIPS
- 90KW ισχύς



Χαρακτηριστικά SpiNNaker

Επικοινωνία Address Event Representation (AER), NoC

Χαρακτηριστικά SpiNNaker

Επικοινωνία Address Event Representation (AER), NoC

Μνήμη Fast-access για την κατάσταση του νευρώνα
SDRAM για την κατάσταση των συνάψεων

Χαρακτηριστικά SpiNNaker

Επικοινωνία Address Event Representation (AER), NoC

Μνήμη Fast-access για την κατάσταση του νευρώνα
SDRAM για την κατάσταση των συνάψεων

Κατανάλωση Ασύγχρονη Επικοινωνία
Sleep mode στην idle κατάσταση
Επιλογή ARM968 και SDRAM

Παράδειγμα υλοποίησης

Σύστημα για classification χειρόγραφων ψηφίων (MNIST database) μέσω Deep Neural Network

Παράδειγμα υλοποίησης

Σύστημα για classification χειρόγραφων ψηφίων (MNIST database) μέσω Deep Neural Network

Simulator	CA (%)	Description
Matlab	96.06	Rate-based (Siegent)
Brian	95.07	Clock-driven
SpiNNaker	95.01	Hybrid
Minitaur	92.00	Event-driven

- Ακρίβεια

Παράδειγμα υλοποίησης

Σύστημα για classification χειρόγραφων ψηφίων (MNIST database) μέσω Deep Neural Network

Simulator	CA (%)	Description
Matlab	96.06	Rate-based (Siegent)
Brian	95.07	Clock-driven
SpiNNaker	95.01	Hybrid
Minitaur	92.00	Event-driven

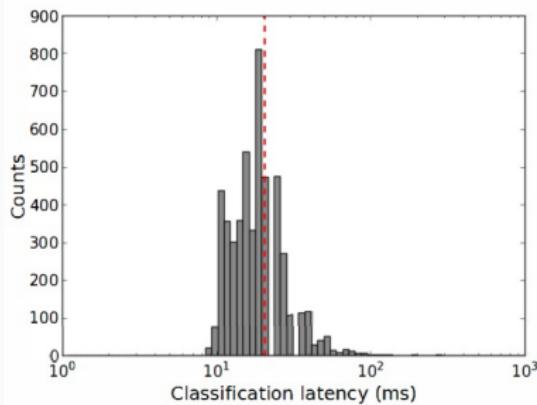
- Ακρίβεια
- Ισχύς: 0.3 Watt

Παράδειγμα υλοποίησης

Σύστημα για classification χειρόγραφων ψηφίων (MNIST database) μέσω Deep Neural Network

Simulator	CA (%)	Description
Matlab	96.06	Rate-based (Siebert)
Brian	95.07	Clock-driven
SpiNNaker	95.01	Hybrid
Minitaur	92.00	Event-driven

- Ακρίβεια
- Ισχύς: 0.3 Watt
- Latency



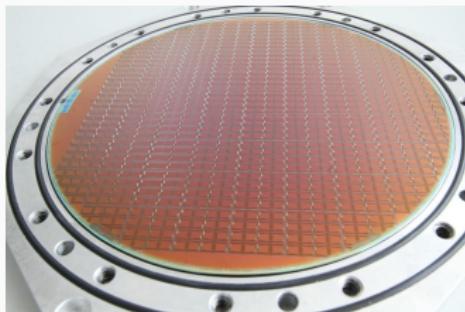
BrainScaleS Project (BSS)

Υβριδική πλατφόρμα: Cluster + Νευρομορφικό σύστημα

BrainScaleS Project (BSS)

Υβριδική πλατφόρμα: Cluster + Νευρομορφικό σύστημα

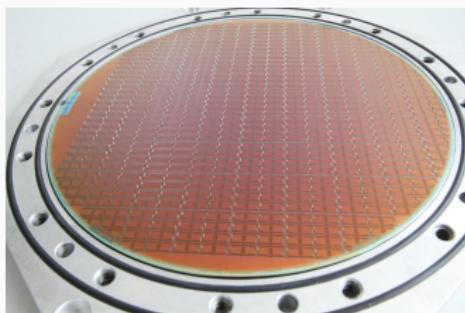
Βασικό στοιχείο: High Input Count Analog Neural Network (HICANN)



BrainScaleS Project (BSS)

Υβριδική πλατφόρμα: Cluster + Νευρομορφικό σύστημα

Βασικό στοιχείο: High Input Count Analog Neural Network (HICANN)



Mixed-signal: Αναλογικά νευρωνικά κυκλώματα, Ψηφιακή επικοινωνία

HICANN chip

Κάθε HICANN chip:

- 512 νευρώνες τύπου AdEx
- 2 ομάδες 226 συνάψεων (πχ. proximal, distal)

HICANN chip

Κάθε HICANN chip:

- 512 νευρώνες τύπου AdEx
- 2 ομάδες 226 συνάψεων (πχ. proximal, distal)

Ένα wafer περιέχει 364 HICANN chips, δηλαδή:

- $200 \cdot 10^3$ νευρώνες
- $45 \cdot 10^6$ συνάψεις

HICANN chip

Κάθε HICANN chip:

- 512 νευρώνες τύπου AdEx
- 2 ομάδες 226 συνάψεων (πχ. proximal, distal)

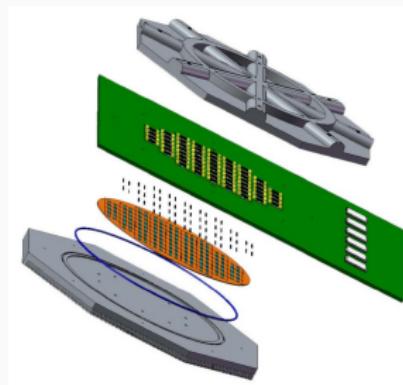
Ένα wafer περιέχει 364 HICANN chips, δηλαδή:

- $200 \cdot 10^3$ νευρώνες
- $45 \cdot 10^6$ συνάψεις

Η σημερινή πλατφόρμα αποτελείται 20 wafers.

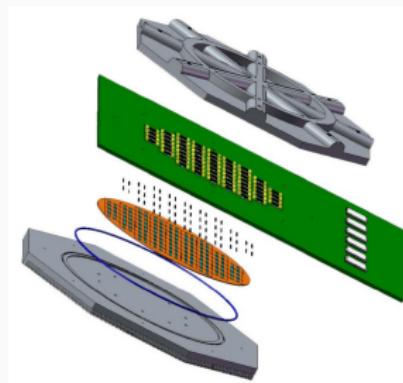
HICANN Chip

- Motherboard πάνω από το wafer
- FPGA για inter-wafer επικοινωνία

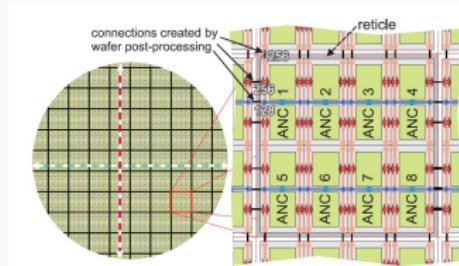


HICANN Chip

- Motherboard πάνω από το wafer
- FPGA για inter-wafer επικοινωνία

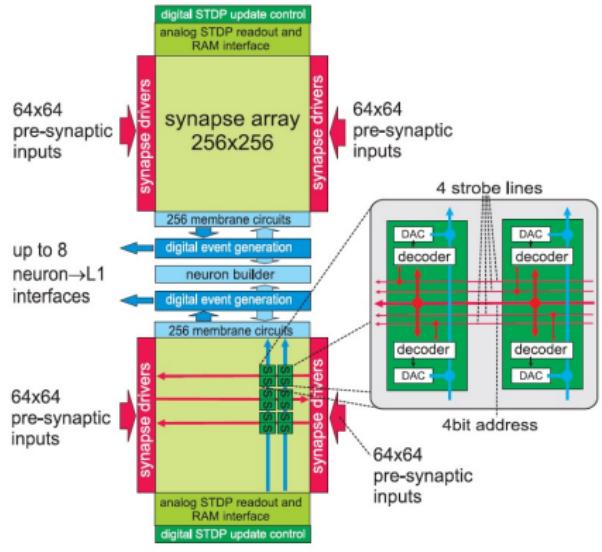


- Διαχωρισμός σε reticles
- Συνδέσεις μέσω πυκνού δικτυώματος από wires



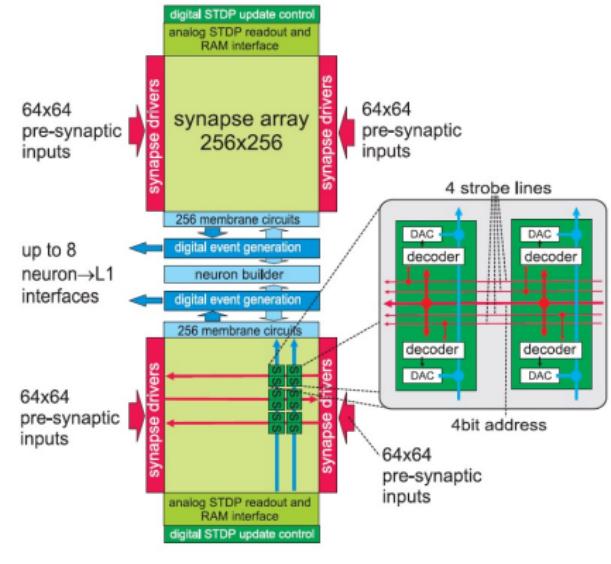
HICANN Chip

- Κυκλώματα μεμβράνης



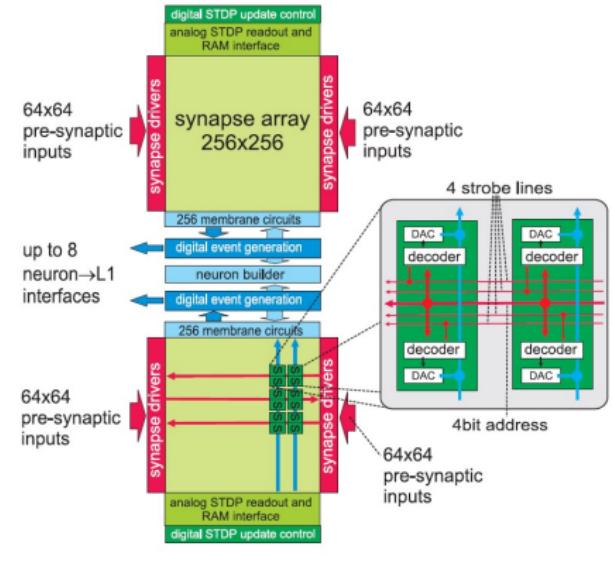
HICANN Chip

- Κυκλώματα μεμβράνης
- Είσοδος από synapse driver



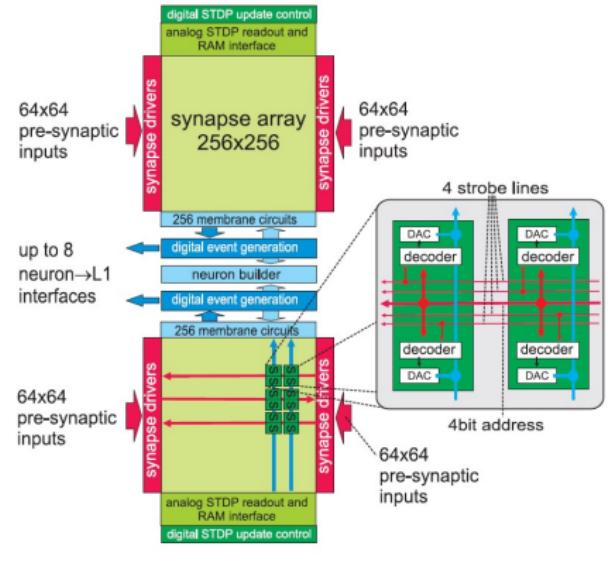
HICANN Chip

- Κυκλώματα μεμβράνης
- Είσοδος από synapse driver
- Strobe lines



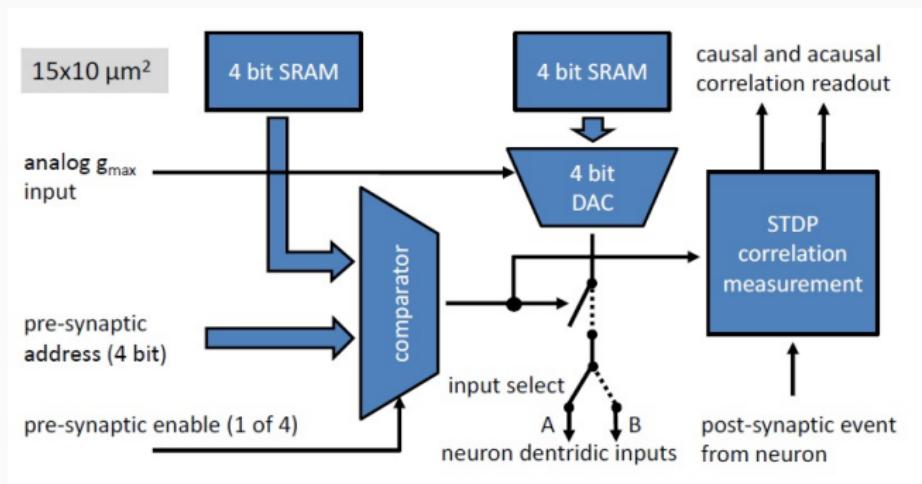
HICANN Chip

- Κυκλώματα μεμβράνης
- Είσοδος από synapse driver
- Strobe lines
- Neuron builder



Συνάψεις

- 4 bit SRAM για το βάρος
- Ρεύμα ανάλογο του βάρους
- MUX για επιλογή εισόδου (excitatory/inhibitory)



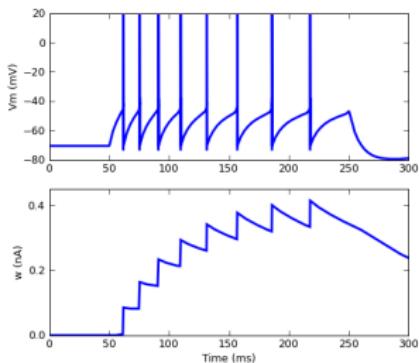
Adaptive Exponential Model

To AdEx περιγράφεται από 2 μεταβλητές: α) Δυναμικό Μεμβράνης
β) Adaptation w

Adaptive Exponential Model

To AdEx περιγράφεται από 2 μεταβλητές: α) Δυναμικό Μεμβράνης
β) Adaptation w

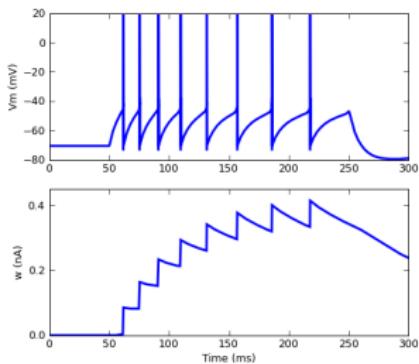
Σε DC είσοδο παρουσιάζει την εξής συμπεριφορά:



Adaptive Exponential Model

To AdEx περιγράφεται από 2 μεταβλητές: α) Δυναμικό Μεμβράνης
β) Adaptation w

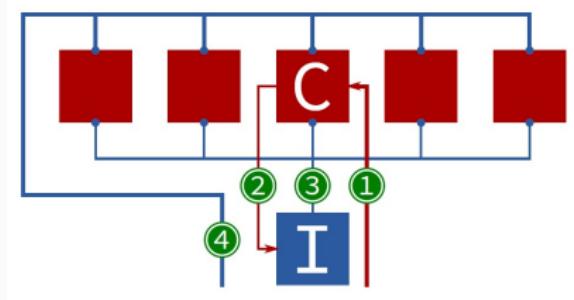
Σε DC είσοδο παρουσιάζει την εξής συμπεριφορά:



To rise time εξαρτάται από το επίπεδο του input.

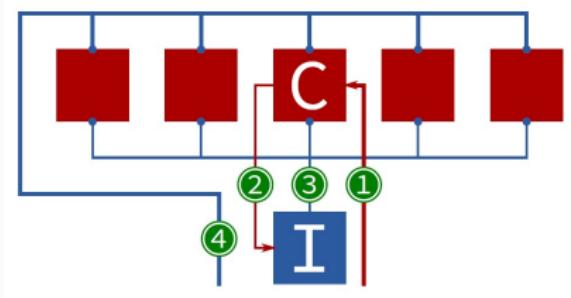
Υλοποίηση Spatial Pooler

Time - based σύστημα: Οι νευρώνες με το μεγαλύτερο input ενεργοποιούνται πρώτοι



Υλοποίηση Spatial Pooler

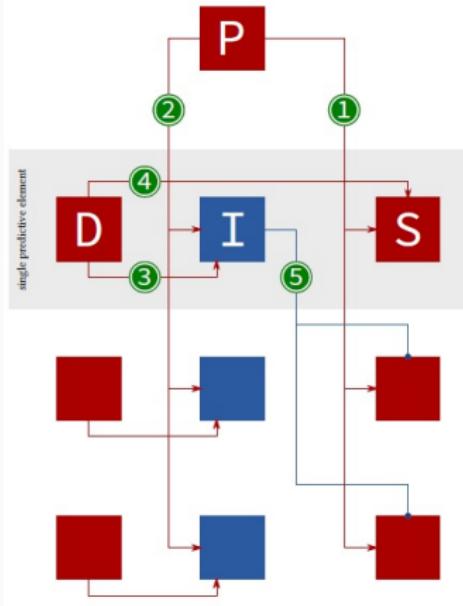
Time - based σύστημα: Οι νευρώνες με το μεγαλύτερο input ενεργοποιούνται πρώτοι



To inhibition cell(I): α) διατηρεί το sparsity
β) ελέγχει τη σταθερότητα

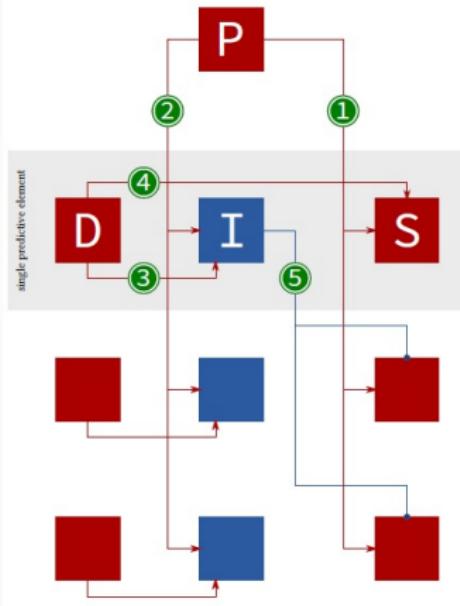
Υλοποίηση Temporal Pooler

- Ένα κελί (P) για το proximal input
- Μια τριάδα (D,I,S) για κάθε νευρώνα του multicolumn



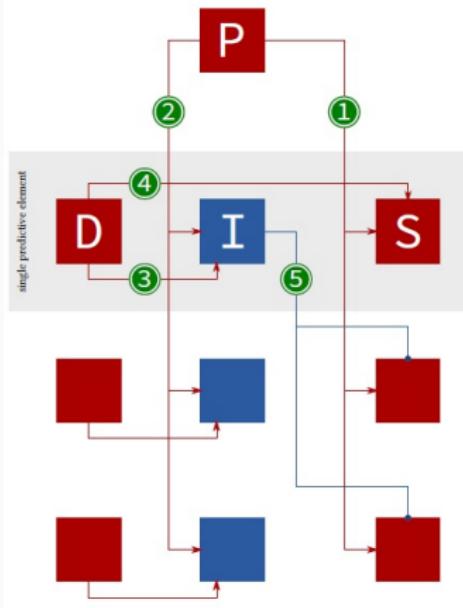
Υλοποίηση Temporal Pooler

- Ένα κελί (P) για το proximal input
- Μια τριάδα (D,I,S) για κάθε νευρώνα του multicolumn
- Το Distal (D) αθροίζει τις συνάψεις "πρόβλεψης"



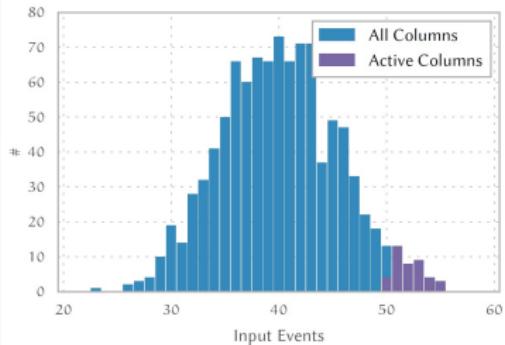
Υλοποίηση Temporal Pooler

- Ένα κελί (P) για το proximal input
- Μια τριάδα (D,I,S) για κάθε νευρώνα του multicolumn
- Το Distal (D) αθροίζει τις συνάψεις "πρόβλεψης"
- Το Inhibition (I) καθορίζει ποιοι νευρώνες του ενεργού multicolumn ενεργοποιούνται



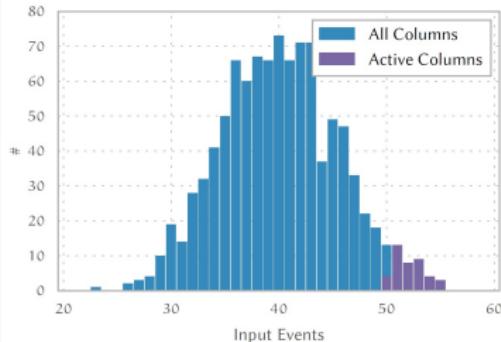
Αποτελέσματα προσομοιώσεων

- Ενεργοποίηση νευρώνων με μεγαλύτερο overlap

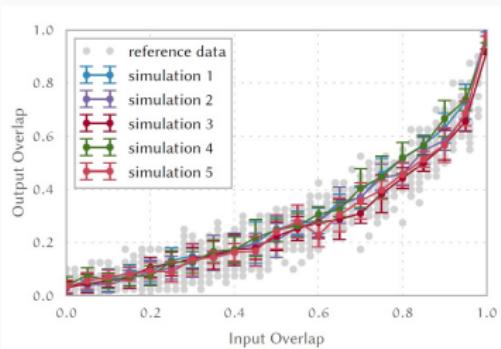


Αποτελέσματα προσομοιώσεων

- Ενεργοποίηση νευρώνων με μεγαλύτερο overlap



- Διατήρηση συσχετίσεων εισόδου-εξόδου



Βιβλιογραφία

- [1] Y.LeCun, "Deep learning and convolutional networks", Hot Chips 27 Symposium (HCS), 2015 IEEE
- [2] J.Hawkins and S.Ahmad, "Why Neurons Have Thousands of Synapses, a Theory of Sequence Memory in Neocortex",Front. Neural Circuits, 30 March 2016
- [3] Y.Cui, S.Ahmad and J.Hawkins, "Continuous Online Sequence Learning with an Unsupervised Neural Network Model", Neural Computation 28, 2474–2504 (2016)
- [4] J. Schemmel, J. Fieres, and K. Meier, "Wafer-scale integration of analog neural networks," in Proc. IEEE Int. Joint Conf. Neural Netw., Jun. 2008, pp. 431–438

Βιβλιογραφία

- [5] E. Painkras, L. A. Plana, J. Garside, S. Temple, F. Galluppi, C. Patterson, D. R. Lester, A. D. Brown, and S. B. Furber, "Spinnaker: A 1-w 18-core system-on-chip for massively-parallel neural network simulation," IEEE J. Solid-State Circuits, vol. 48, no. 8, pp. 1943–1953, Aug.2013
- [6] Kanerva, P. (1988). Sparse Distributed Memory. Cambridge, MA: The MIT Press
- [7] S.Billaudelle and S.Ahmad, Porting HTM Models to the Heidelberg Neuromorphic Computing Platform
- [8] HTM school: Video lectures provided on YouTube by Numenta



Αταλόγου Βασίλειος
Σαμαράς-Τσακίρης Κωνσταντίνος