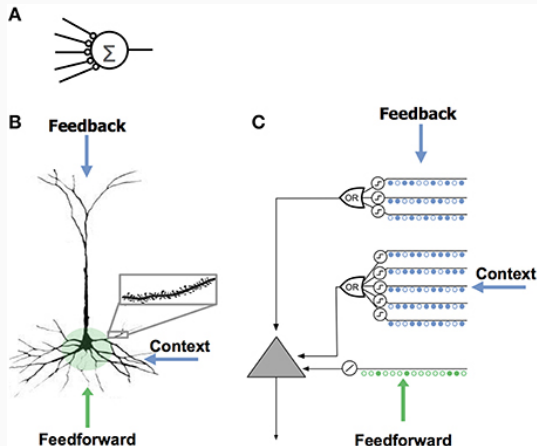
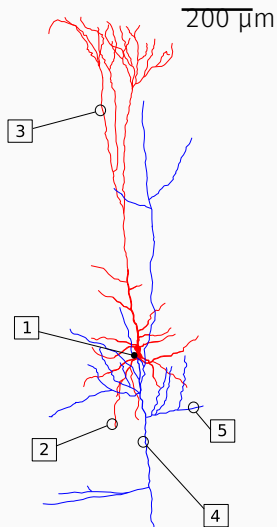


Υψηλού επιπέδου υλοποίηση των αλγορίθμων Hierarchical Temporal Memory σε Julia

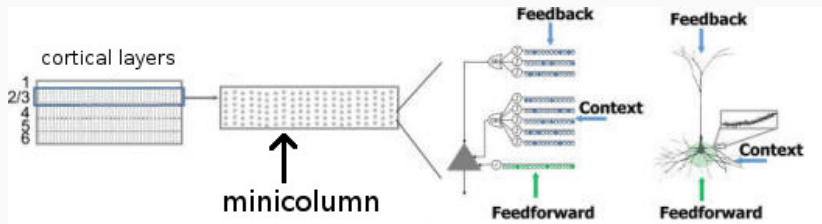
Κωνσταντίνος Σαμαράς-Τσακίρης
Επιβλέπων καθηγητής: Νίκος Πιτσιάνης
13 Ιουνίου 2019

Hierarchical Temporal Memory

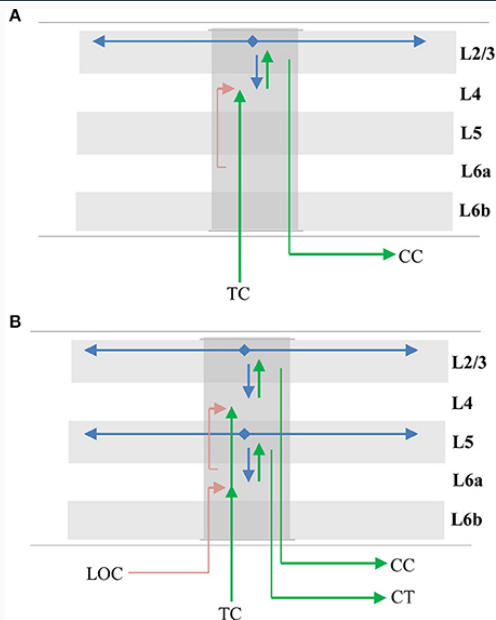
Νευρώνας



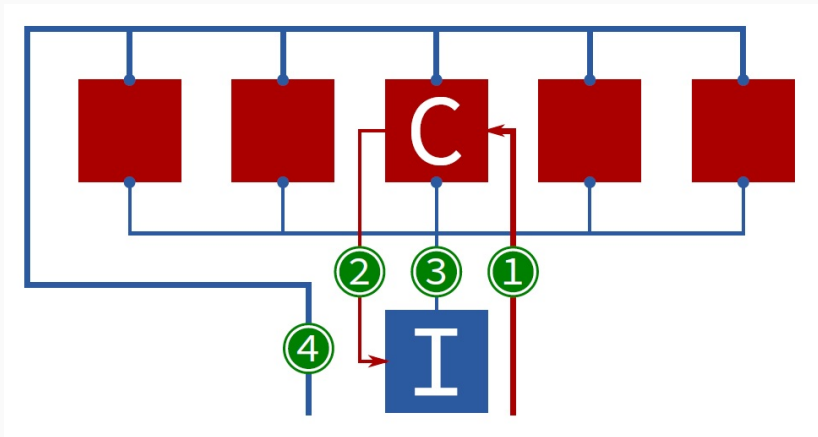
Μικροστήλες



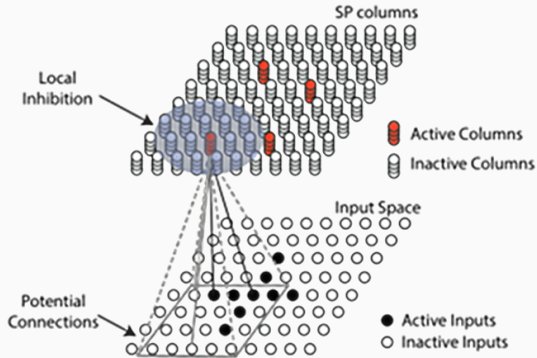
Φλοιικές στήλες



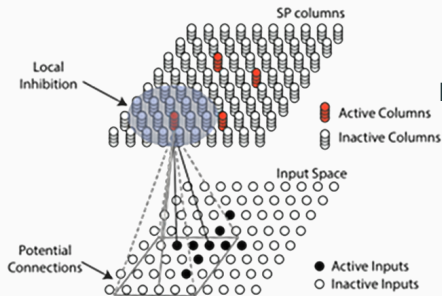
Αναστολή μεταξύ μικροστηλών



Χωρικός συγκεντρωτής



Χωρικός συγκεντρωτής



Βήματα

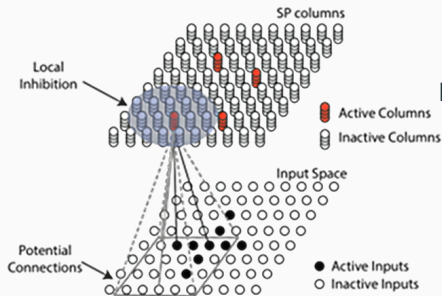
0. Αντιστοίχιση χώρων εισόδου/εξόδου, αρχικοποίηση εγγύς συνάψεων
1. Επικάλυψη μικροστηλών με συνδεδεμένες εξόδους
2. Παρώθηση
3. Τοπική αναστολή
4. Ενεργοποίηση μικροστηλών που νίκησαν
5. Εκμάθηση συνάψεων ενεργών μικροστηλών

Μεταβλητές κατάστασης

$\mathbf{D_p} \in \mathbb{S}q^{N_{in} \times N_{sp}}$: πίνακας
συναπτικών
μονιμοτήτων

$t \in \mathbb{B}^{N_{sp}}$: μεση
δραστηριότητα (στο
χρόνο) μικροστηλών

Χωρικός συγκεντρωτής



Βήματα

0. Αντιστοίχιση χώρων εισόδου/εξόδου, αρχικοποίηση εγγύς συνάψεων
1. Επικάλυψη μικροστηλών με συνδεδεμένες εξόδους
2. Παρώθηση
3. Τοπική αναστολή
4. Ενεργοποίηση μικροστηλών που νίκησαν
5. Εκμάθηση συνάψεων ενεργών μικροστηλών

Μεταβλητές κατάστασης

$\mathbf{D_p} \in \mathbb{S}q_{in \times N_{sp}}$: πίνακας
συναπτικών
μονιμοτήτων

$t \in \mathbb{B}^{N_{sp}}$: μεση
δραστηριότητα (στο
χρόνο) μικροστηλών

Στοιχεία Χωρικού Συγκεντρωτή

Αντιστοίχιση εισόδου/εξόδου: υπερκύβος

Δείκτης υπερκύβου

$$I(x_j; x_i^c, \gamma) = \text{true} \iff x_j \in \text{hypercube}$$

x^c κέντρο υπερκύβου

γ ακτίνα υπερκύβου

Αντιστοίχιση εισόδου/εξόδου: υπερκύβος

Δείκτης υπερκύβου

$$I(x_j; x_i^c, \gamma) = \text{true} \iff x_j \in \text{hypercube}$$

x^c κέντρο υπερκύβου

γ ακτίνα υπερκύβου

```
struct Hypercube{N}
  xc::NTuple{N,Int}
  γ::Int
  sz::NTuple{N,Int}
  indices::CartesianIndices{N}
end
Hypercube(xc,γ,sz)= Hypercube(xc,γ,sz, start(xc,γ,sz))
start(xc,γ,sz)= CartesianIndices(map( (a,b)-> a:b,
                                     max.(xc .- γ, 1), min.(xc .+ γ, sz) ))
Base.collect(hc::Hypercube)= map(c->c.I, collect(hc.indices))

jl> collect(Hypercube((1,1),1,(5,5)))
2x2 Array{Tuple{Int64,Int64},2}:
 (1, 1) (1, 2)
 (2, 1) (2, 2)
```

Εν δυνάμει συνδέσεις

$$\Pi_i = \{j \mid I(x_j; x_i^c, \gamma) \wedge Z_{ij} < p\}$$

όπου $Z \in U(0, 1)$ τυχαίος αριθμός

Αρχικοποίηση συνάψεων

Εν δυνάμει συνδέσεις

$$\Pi_i = \{j \mid I(x_j; x_i^c, \gamma) \wedge Z_{ij} < p\}$$

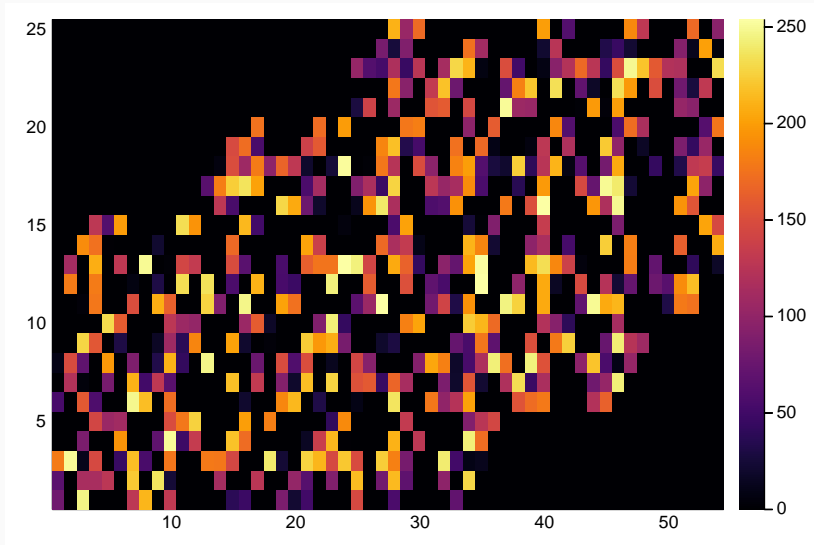
όπου $Z \in U(0, 1)$ τυχαίος αριθμός

```
c2lin = LinearIndices(szin)
c2lsp = LinearIndices(szsp)

Dp = zeros($q, prod(szin), prod(szsp))
foreach(out_lattice()) do yi
    # Linear indices from hypercube
    x = @>> yi xc xi collect map(x->c2lin[x...])
    Dp[x, c2lsp[yi...]] = permanences(@> yi xc xi)
end

@> yi xc xi === xi(xc(yi))
```

Αρχικοποίηση συνάψεων



Επικάλυψη μικροστηλών με συνδεδεμένες εισόδους

$$\mathbf{W} = \mathbf{D}_{\mathbf{p}} \geq \theta_c$$

$$o = b \mathbf{W} z$$

\mathbf{W} [$\ell_{in} \times \ell_{sp}$] συνδεδεμένες συνάψεις

z [ℓ_{in}] είσοδος

b [ℓ_{sp}] παρώθηση

Επικάλυψη μικροστηλών με συνδεδεμένες εισόδους

$$\mathbf{W} = \mathbf{D}_p \geq \theta_c$$

$$o = b \mathbf{W} z$$

\mathbf{W} [$\ell_{in} \times \ell_{sp}$] συνδεδεμένες συνάψεις

z [ℓ_{in}] είσοδος

b [ℓ_{sp}] παρώθηση

```
Wp()= Dp .>= theta_permanence  
o(z)= @(b) (b() .* Wp()'z) reshape(sz_sp)
```

Επικάλυψη

Επικάλυψη μικροστηλών με συνδεδεμένες εισόδους

$$\mathbf{W} = \mathbf{D}_p \geq \theta_c$$

$$o = b \mathbf{W} z$$

\mathbf{W} [$\ell_{in} \times \ell_{sp}$] συνδεδεμένες συνάψεις

z [ℓ_{in}] είσοδος

b [ℓ_{sp}] παρώθηση

```
Wp()= Dp .≥ θ_permanence  
o(z)= @> (b() .* Wp()'z) reshape(sz_sp)
```

broadcasting

```
f(x::Int)= x+1;  
j1> f.([1; 10; 100])  
3-element Array{Int64,1}:  
 2  
11  
101
```

Κανόνας πλαστικότητας

$$\Delta \mathbf{D}_{\mathbf{p}} = p^+(z \circ \mathbf{D}_{\mathbf{p}} \circ c) - p^-(\neg z \circ \mathbf{D}_{\mathbf{p}} \circ c)$$

c ενεργοποίηση χωρικού συγκεντρωτή

Κανόνας πλαστικότητας

$$\Delta \mathbf{D_p} = p^+(z \circ \mathbf{D_p} \circ c) - p^-(\neg z \circ \mathbf{D_p} \circ c)$$

c ενεργοποίηση χωρικού συγκεντρωτή

Απλούστερος τρόπος

```
learn!(D_p,z,a)= begin
    D_p[z,a]  .+= (D_p[z,a]>0) .* (D_p[z,a]  .⊕ p+)
    D_p[.!z,a].+= (D_p[z,a]>0) .* (D_p[.!z,a] .⊖ p-)
end
```

Εκμάθηση συνάψεων

Κανόνας πλαστικότητας

$$\Delta \mathbf{D}_p = p^+(z \circ \mathbf{D}_p \circ c) - p^-(\neg z \circ \mathbf{D}_p \circ c)$$

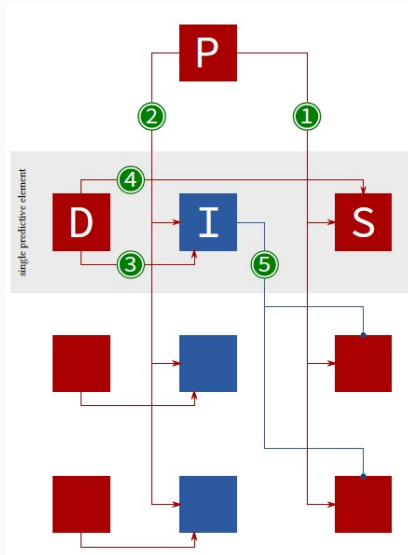
c ενεργοποίηση χωρικού συγκεντρωτή

Καλύτερα

```
learn!(D_p,z,a)= begin
    D_pactive= @view D_p[:,a] # the only elements we touch
    activeConn= (D_pactive .> 0) .& z
    inactiveConn= (D_pactive .> 0) .& .!z
    D_pactive.= activeConn .* (D_pactive .⊕ p⁺) .+
                inactiveConn .* (D_pactive .⊖ p⁻)
end
```

Χρονική μνήμη

Αναστολή εντός μικροστηλών

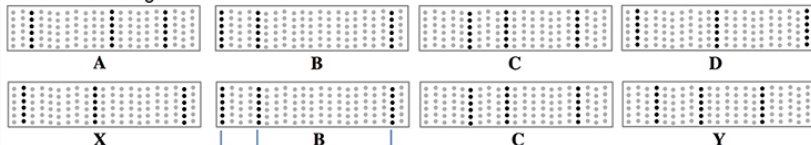


Μνήμη ακολουθιών

A Cellular layers learn sequences

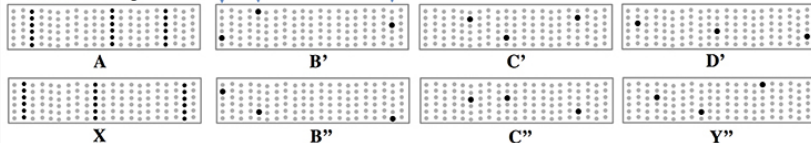


B Before learning



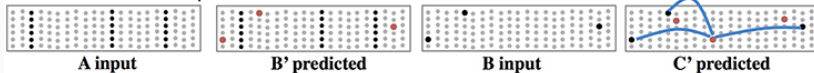
Same columns,
but only one cell active per
column.

C After learning

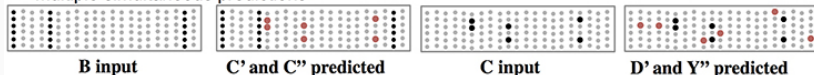


Μνήμη ακολουθιών

A Prediction of next input



B Multiple simultaneous predictions



Βήματα

1. Ενεργοποίηση
2. Προσδοκία/πρόβλεψη
3. Εκμάθηση συνάψεων ενεργών νευρώνων

Μεταβλητές κατάστασης

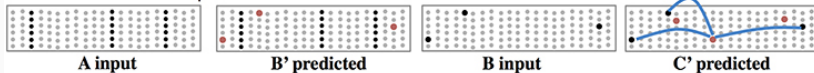
D_d $\in \mathbb{S}q^{N_n \times N_s}$: πίνακας
συναπτικών μονιμοτήτων

NS $\in \mathbb{B}^{N_n \times N_s}$: πίνακας
γειννίας νευρώνων -
δενδριτών

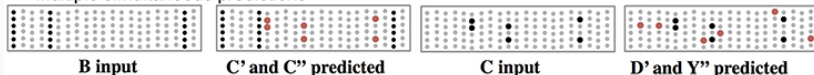
SC $\in \mathbb{B}^{N_s \times N_c}$: πίνακας
γειννίας δενδριτών -
μικροστηλών

Μνήμη ακολουθιών

A Prediction of next input



B Multiple simultaneous predictions



Βήματα

1. Ενεργοποίηση
2. Προσδοκία/πρόβλεψη
3. Εκμάθηση συνάψεων ενεργών νευρώνων

Μεταβλητές κατάστασης

$\mathbf{D_d} \in \mathbb{S}q^{N_n \times N_s}$: πίνακας
συναπτικών μονιμοτήτων

$\mathbf{NS} \in \mathbb{B}^{N_n \times N_s}$: πίνακας
γειννίας νευρώνων -
δενδριτών

$\mathbf{SC} \in \mathbb{B}^{N_s \times N_c}$: πίνακας
γειννίας δενδριτών -
μικροστηλών

Ενεργοποίηση χρονικής μνήμης

Ενεργοποίηση

$$\alpha_{ij} = \begin{cases} 1, & j \in c \wedge \pi_{ij}^{t-1} = 1 \text{ (πρόβλεψη)} \\ 1, & j \in c \wedge \sum_i \pi_{ij}^{t-1} = 0 \text{ (έξαρση)} \\ 0, & \text{αλλιώς} \end{cases} \quad (1)$$

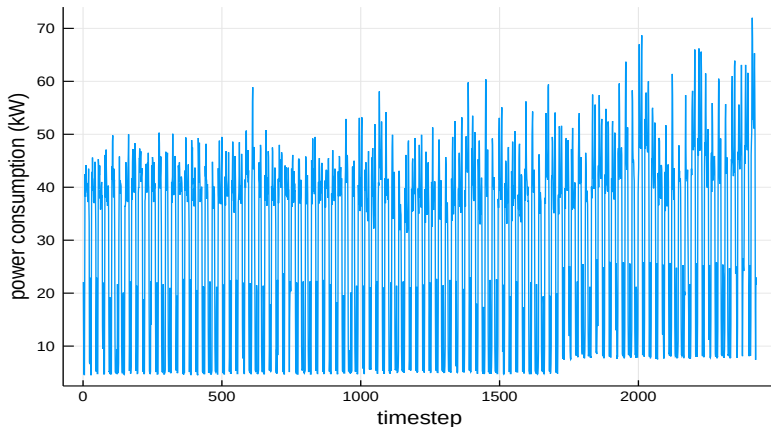
c ενεργές μικροστήλες

π_{ij} προβλεπτικοί νευρώνες, j : μικροστήλη, i : νευρώνας στη j

```
burst(c,Π)= c .& .!@percolumn(any,Π, k)
predicted(c,Π)= @percolumn(&,Π,c, k)
activate(c,Π)= (predicted(c,Π) .| burst(c,Π)')|> vec
```

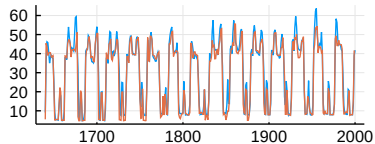
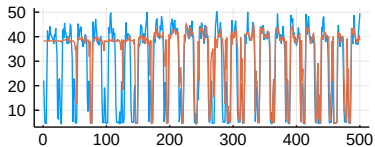
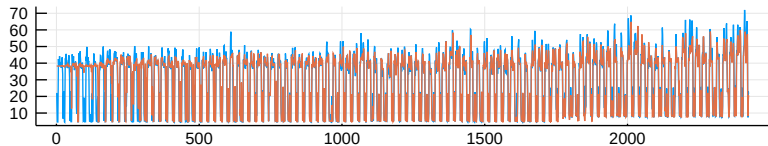
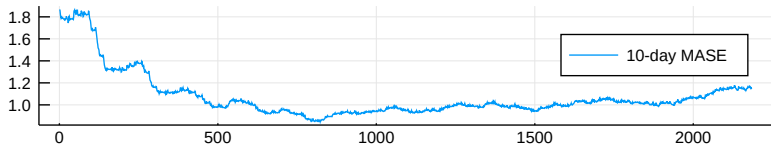

Πείραμα πρόβλεψης χρονοσειράς





Σχήμα 2: Ωριαία κατανάλωση ισχύος σε γυμναστήριο

Πρόβλεψη 1 στιγμή μπροστά



Προτάσεις για μελέτη στην HTM

- Χρονική συγκέντρωση. Πόλωση από την προσδοκώμενη ακολουθία [5]
- Συνένωση πολλών περιοχών σε ιεραρχικό μοντέλο [6]
- Μελέτη κανόνων εκμάθησης από οπτική θεωρίας γράφων [7]

Βιβλιογραφία

Αναφορές



S. Billaudelle και S. Ahmad, «Porting HTM Models to the Heidelberg Neuromorphic Computing Platform», 8 Μάι. 2015. arXiv: 1505.02142 [cs, q-bio]. διεύθυν.: <http://arxiv.org/abs/1505.02142> (επίσκεψη 02/06/2019).



Y. Cui, S. Ahmad και J. Hawkins, «Continuous Online Sequence Learning with an Unsupervised Neural Network Model,» **Neural Computation**, τόμ. 28, αρθμ. 11, σσ. 2474–2504, 14 Σεπτ. 2016, ISSN: 0899-7667. DOI: 10.1162/NECO_a_00893.



J. Hawkins και S. Ahmad, «Why Neurons Have Thousands of Synapses, a Theory of Sequence Memory in Neocortex,» **Frontiers in Neural Circuits**, τόμ. 10, 2016, ISSN: 1662-5110. DOI: 10.3389/fncir.2016.00023.



Y. Cui, S. Ahmad και J. Hawkins, «The HTM Spatial Pooler—A Neocortical Algorithm for Online Sparse Distributed Coding,» **Frontiers in Computational Neuroscience**, τόμ. 11, 2017, ISSN: 1662-5188. DOI: 10.3389/fncom.2017.00111.



J. Hawkins, S. Ahmad και Y. Cui, «A Theory of How Columns in the Neocortex Enable Learning the Structure of the World,» *Frontiers in Neural Circuits*, τόμ. 11, 2017, ISSN: 1662-5110. DOI: 10.3389/fncir.2017.00081.



J. Hawkins, M. Lewis, M. Klukas, S. Purdy και S. Ahmad, «A Framework for Intelligence and Cortical Function Based on Grid Cells in the Neocortex,» *Frontiers in Neural Circuits*, τόμ. 12, 2019, ISSN: 1662-5110. DOI: 10.3389/fncir.2018.00121.



E. Kipouridis και K. Tsihclas, «On the Convergence of Network Systems,», 11 Φεβ. 2019. arXiv: 1902.04121 [cs, math]. διεύθυν: <http://arxiv.org/abs/1902.04121> (επίσκεψη 10/06/2019).



Fabuio. (2017-07-06), Pyramidal neuron, διεύθυν: https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/c/c1/Pyramidal_cell.svg (επίσκεψη 31/05/2019).