

Ahonnán letölthető az anyag (egy része):

[www.rmki.kfki.hu/biofiz/cneuro/tutorials.html](http://www.rmki.kfki.hu/biofiz/cneuro/tutorials.html)

[www.rmki.kfki.hu/~limate/kurz/](http://www.rmki.kfki.hu/~limate/kurz/) A segédanyagokban az 1,3,4 előadások.

itt található egy könyv,

[butler.cc.tut.fi/~malmivuo/bem/bembook/00/co.htm](http://butler.cc.tut.fi/~malmivuo/bem/bembook/00/co.htm)

abból a következő fejezetek számítanak: 2.2, 3.2, 3.3, 3.4, 3.5, 3.6, 4.4, 4.6, 5.2

itt egy másik:

[diwww.epfl.ch/~gerstner/BUCH.html](http://diwww.epfl.ch/~gerstner/BUCH.html)

abból a következő fejezetek számítanak: 2.1, 2.2, 2.3.1, 2.3.2, 2.4, 2.5, 10.1, 10.2

# Diffúzió, Nernst egyenlet, Goldman-Hodgkin-Katz egyenlet

Diffúziós egyenlet

$c$  a koncentrációt jelöli

$$\frac{\partial c}{\partial t} = D \frac{\partial^2 c}{\partial x^2}$$

Diffúziós részecske áraműrűség:

$$J_{Dif} = D \frac{\partial c}{\partial x}$$

Elektromos áramsűrűség, (sodródás, drift):

$$J_{El} = \mu z e c \frac{\partial V}{\partial x}$$

ahol:

$\mu = \frac{v_{\text{sodródás}}}{E}$  a részecskemozgékonyosság (mobilitás),

$z$  az ion vegyértéke,

$e$  az elemi töltés

Teljes áramsűrűség:  $J_{Tot} = J_{Dif} + J_{El}$

Stacionáris állapotot feltételezünk, a sejt nem tüzel!

## Nernst egyenlet

Egy mólnyi  $z$  vegyértékű ion töltése  $zF$ , az össz. áram

$$I = zFJ$$

ahol  $F = N_A e = 9,6785 \text{Cmol}^{-1}$  a Faraday állandó, egy molnyi töltés.

Egyensúlyban az össz áram  $I = 0$ .

Ebből következik az adott ion **Nernst potenciálja**:

$$E = V_{\text{külső}} - V_{\text{belső}} = \frac{RT}{zF} \ln \frac{c_{\text{külső}}}{c_{\text{belső}}}$$

ion	$C_{\text{külső}} [mmol]$	$C_{\text{belső}} [mmol]$	$E [mV]$
$Na^+$	440	50	55
$K^+$	20	400	-75
$Ca^{2+}$	10	$10^{-9}$	145
$Cl^-$	560	40-től 150-ig	-66-től - 33-ig

Az adatok tintahal óriásaxonra vonatkoznak,  $20^\circ C$  hőmérsékleten

Hasonló megfontolásokból következik a

**Goldman-Hodgkin-Katz egyenlet:**

$$P_x = \mu_{\text{membrán}} \frac{RT}{z_x F l}$$

a sejtmembrán permeabilitása az  $x$  típusú ionra

$l$  a membránvastagság

$$\begin{aligned} V_{nyug} &= V_{\text{külső}} - V_{\text{belső}} \\ &= \frac{RT}{F} \ln \frac{P_K [K^+]_{\text{külső}} + P_{Na} [Na^+]_{\text{külső}} + P_{Cl} [Cl^-]_{\text{belső}}}{P_K [K^+]_{\text{belső}} + P_{Na} [Na^+]_{\text{belső}} + P_{Cl} [Cl^-]_{\text{külső}}} \end{aligned}$$

## McCulloch-Pitts neuron

A neuronnak két állapota van: tüzelő, nemtüzelő (1,0)

A neuron bemenetei  $x_1, x_2, \dots, x_m$

A neuron ingerküszöbe  $\phi$

A bejövő jeleket súlyozzuk a szinaptikus erősségekkel  $w$

Amit a neuron csinál: összehasonlítja a bejövő jelek súlyozott összegét az ingerküszöbével, ha nagyobb, akkor tüzel, ha kisebb, akkor nem.

Küszöbfüggvény, lépcsőfüggvény:

$$\theta(x) = \begin{cases} 0; & x \leq 0 \\ 1; & x > 0 \end{cases}$$

Formálisan az  $i$ -dik neuron állapotát  $\theta(\sum_{j=1}^m w_{i,j}x_j - \phi_i)$  kifejezés határozza meg.

Hálózati dinamika:

Az idő diszkrét,  $t = 1, 2, \dots$

Ha az  $i$ -dik neuron állapota az  $n$ -dik pillantban  $s_i(n)$ ,

akkor  $s_i(n + 1) = \theta(\sum_{j=1}^m w_{i,j}s_j(n) - \phi_i)$

A legbonyolultabb mozgás ciklus.

$N$  elemű hálózat állapottere  $2^N$  elemű, ilyen hosszú a leghosszab ciklus is, ha létezik.



## Hodgkin Huxley egyenletek

a részleteket nézzék meg itt:

[www.rmki.kfki.hu/~lmate/kurz/](http://www.rmki.kfki.hu/~lmate/kurz/) A segédanyagokban az 1,3,4 előadások.

A.L. Hodgkin and A.F. Huxley, J. Physiol. London **117** 500 (1952)

## Hodgkin Huxley egyenletek

a részleteket nézzék meg itt:

[www.rmki.kfki.hu/~lmate/kurz/](http://www.rmki.kfki.hu/~lmate/kurz/) A segédanyagokban az 1,3,4 előadások.

A.L. Hodgkin and A.F. Huxley, J. Physiol. London **117** 500 (1952)

$$C_{\text{membrane}} \frac{dV}{dt} = \underbrace{g_{Na}^{max} m^3 h (V - E_{Na})}_{\text{Na áram}} + \underbrace{g_K^{max} n^4 (V - E_K)}_{\text{K áram}} + \underbrace{g_l (V - E_l)}_{\text{Szivárgási áram}}$$

Kapuváltozók egyenletei,  $x = m, h, n$

$$\frac{dx}{dt} = \underbrace{\alpha_x(V)}_{\text{Nyitási ráta}} (1 - x) - \underbrace{\beta_x(V)}_{\text{Zárási ráta}} x$$

$x$  a megfelelő membránfehérje nyitottságának a valószínűsége. Na csatornában 3 egyforma fehérje van, amelyik a nyugalmi potenciálon zárt, afölött nyit, és egy, amelyik a nyugalmi potenciál fölött zár, azalatt nyitott.

K csatorna esetében csak nyitó fehérjék vannak.

A szivárgási áramban leginkább  $Cl^-$  ionok vannak.

## Kábel egyenlet

$r_L$	intracelluláris ellenállás
$\Delta x$	a kábel "kis" hosszúságú szakasza
$a$	a kábel sugara
$R_L = \frac{r_L \Delta x}{\pi a^2}$	a kábel longitudinális ellenállása
$C_{\text{membrán}}$	a sejtmembrán kapacitása
$I_{\text{membrán}} = I_{Na} + I_K + I_{Leakage}$	az össz. membránáram
$I_{\text{ext}}$	külső áramok, pl. $I_{\text{szinaptikus}}$

Ohm törvényéből következik az axonon végigfolyó longitudinális áram:

$$I_L = -\frac{\pi a^2 \Delta V}{r_L \Delta x} \rightarrow -\frac{\pi a^2}{r_L} \frac{\partial V}{\partial x}$$

Az árammegmaradásból

$$2\pi a \Delta x C_{\text{membrán}} \frac{\partial V}{\partial t} = - \left( \frac{\pi a^2}{r_L} \right) \frac{\partial V}{\partial x} \Big|_{\text{bal}} + \left( \frac{\pi a^2}{r_L} \right) \frac{\partial V}{\partial x} \Big|_{\text{jobb}} - 2\pi \Delta x (I_{\text{membrán}} - I_{\text{ext}})$$

$2\pi a \Delta x$ -el való osztás után,

$\Delta x \rightarrow 0$  határátmenettel azt kapjuk, hogy:

$$C_{\text{mem}} \frac{\partial V}{\partial t} = \frac{1}{2ar_L} \frac{\partial}{\partial x} \left( a^2 \frac{\partial V}{\partial x} \right) - I_{\text{mem}} + I_{\text{ext}}$$

Részletesebben, az idő és helyfüggő ionáramok:

$$I_{Na}(x, t) = \bar{g}_{Na}^{max}(x)m^3(x, t)h(x, t)(V(x, t) - E_{Na})$$

$$I_K(x, t) = \bar{g}_K^{max}(x)n^4(x, t)(V(x, t) - E_K)$$

$$I_L(x, t) = \bar{g}_L(x)(V(x, t) - E_L)$$

A konduktanciákban ( $g$ ) megengedtük a helyfüggést, mert az ioncsatorna sűrűségek változhatnak az axon mentén.

Ehhez még hozzáértendő a három egyenlet, amely a kapuváltozókat határozza meg:

$$\frac{dz(x, t)}{dt} = \alpha_z(V)(1 - z(x, t)) - \beta_z(V)z(x, t)$$

A rövidség kedvéért  $z(x, t)$  az  $m(x, t)$ ,  $h(x, t)$ ,  $n(x, t)$  bármelyikét jelöli.

## Egy közelítés: **Lineáris kábelelmélet**

elhanyagoljuk a szinaptikus áramokat

a membránáram a membránpotenciál lineáris függvénye

$$I_{\text{membrán}} = \frac{V - V_{\text{nyug}}}{r_{\text{membrán}}}$$
$$v = V - V_{\text{nyug}}$$

a közelítés a nyugalmi potenciál közelében jogos

$$C_{\text{membrán}} \frac{\partial v}{\partial t} = \frac{1}{2ar_L} \frac{\partial}{\partial x} \left( a^2 \frac{\partial v}{\partial x} \right) - \frac{v}{r_{\text{membrán}}} + I_{\text{ext}}$$

$$\lambda = \sqrt{\frac{ar_{\text{membrán}}}{2r_L}}, \quad \tau_m = r_{\text{membrán}} C_{\text{membrán}}$$

$$\tau_{\text{membrán}} \frac{\partial v}{\partial t} = \lambda^2 \frac{\partial}{\partial x} \left( a^2 \frac{\partial v}{\partial x} \right) - v + r_{\text{membrán}} I_{\text{ext}}$$

## Végtelen kábel

Stacionáris egyenlet,  $\frac{\partial v}{\partial t} = 0$ :

$$\lambda^2 \frac{d^2 v}{dx^2} = v - r_{\text{membrán}} I_{\text{ext}}$$

$$v(x) = B_1 \exp\left(-\frac{x}{\lambda}\right) + B_2 \exp\left(\frac{x}{\lambda}\right)$$

Ha az időben konstans külső áram csak az  $x = 0$  pontban különbözik nullától, akkor a megoldás

$$v(x) = B_1 \exp\left(-\frac{x}{\lambda}\right) + B_2 \exp\left(\frac{x}{\lambda}\right)$$

Határfeltételek:  $v \rightarrow 0, x \rightarrow \pm\infty$ , vagyis



$$v(x) = B \exp\left(-\frac{|x|}{\lambda}\right) = \frac{I_{\text{ext}} R_{\lambda}}{2} \exp\left(-\frac{|x|}{\lambda}\right)$$

Legyen  $I_{\text{ext}} = \frac{I_0}{2\pi a} \delta(x) \delta(t)$ ,

(Időfüggő külső áram, nagyon rövid ideig tartó áram-impulzus az  $x = 0$  pontban),

akkor a megoldás

$$v(x, t) = \frac{I_{\text{ext}} R_{\lambda}}{\sqrt{\frac{4\pi\lambda^2 t}{\tau_{\text{membrán}}}}} \exp\left(-\frac{\tau_{\text{membrán}} x^2}{4\lambda^2 t} - \frac{t}{\tau_{\text{membrán}}}\right)$$

## Elágazások

1. Töltésmegmaradás (1. kirchoff törvény)
2. A membránpotenciál folytonosan változik az elágazásban (tapasztalat)

Agyról, biológiai ideghálózatokról, komplexitásról itt lehet keresgélni:

[www.rmki.kfki.hu/biofiz/cneuro/tutorials/complexity/index.html](http://www.rmki.kfki.hu/biofiz/cneuro/tutorials/complexity/index.html)

**Receptív mező** A receptív mező középpontja a bemenő jelek terében az a pont, amelyre a neuron maximálisan aktív.

A receptív mező határát (félíg-meddig önkényes) ingerküszöbvel határozzuk meg.

Példa: tuning görbe

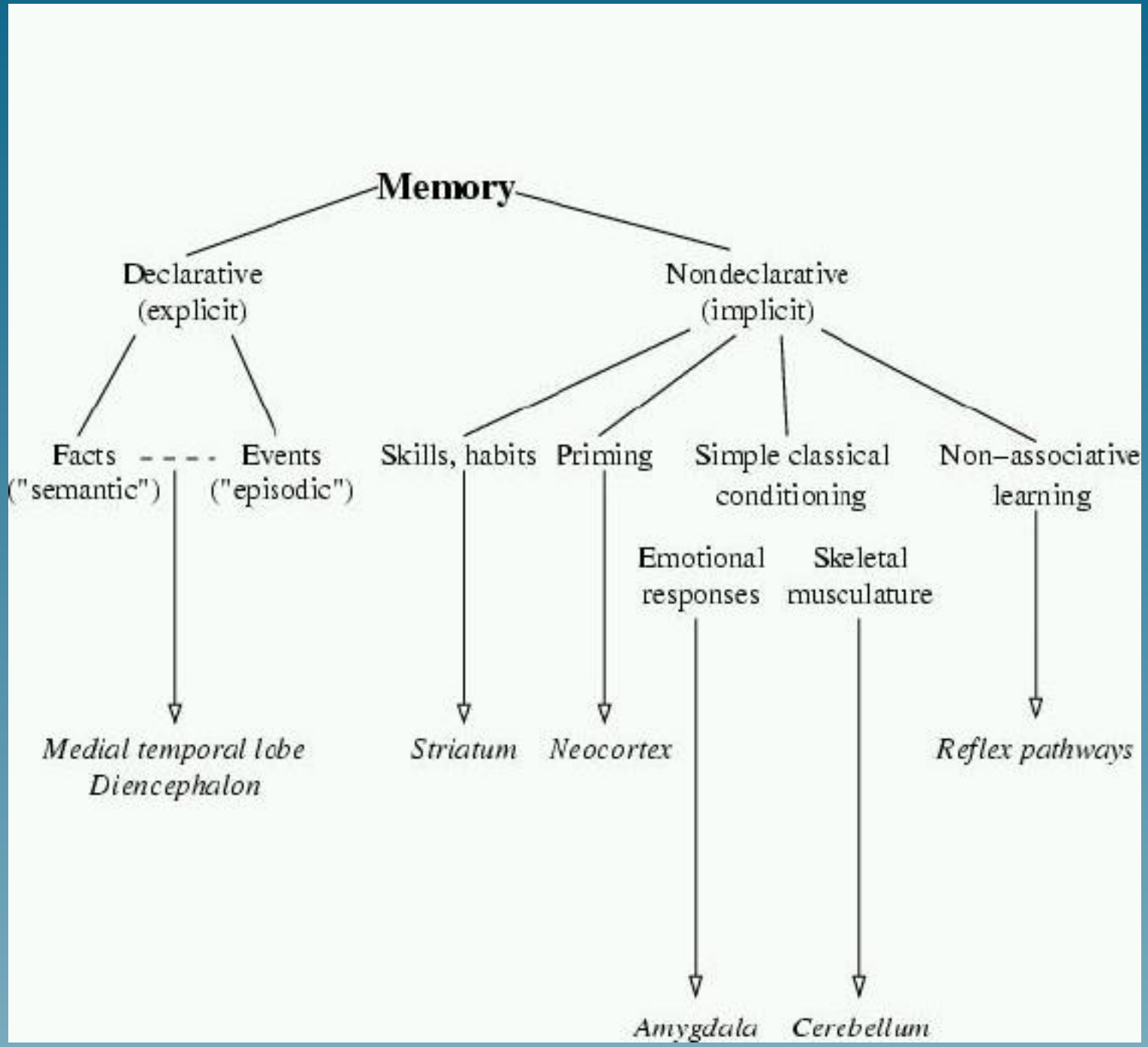
**felismerés**

“Nagymama” sejt: akkor aktív, amikor felismerjük a nagymamát.

Az ilyen memória nem robusztus, mi van ha az adott sejt elpusztul?

Aktivitás mintázat

A hosszútávú memóriák lehetséges osztályozása:



Mi a tanulás?

A tanulási folyamatot a neuron szinaptikus kapcsolatainak a dinamikája határozza meg.

Fenomenologikus modellekre szorítkozunk.

Ezekben a tanulást a szinaptikus kapcsolaterősség mátrix dinamikája reprezentálja.

A tanulási szabály (egy lehetséges) általános alakja:

$$\frac{d\mathbf{W}}{dt} = \Phi(\mathbf{W}, \mathbf{u}, \mathbf{I}, t)$$

Általános esetben  $\Phi$  nem függvény, hanem funkcionál.

**Hebb-szabály**

$$\frac{dw_{i,j}}{dt} = \alpha u_i u_j$$

A két neuron közötti súly, szinaptikus kapcsolaterősség, akkor növekszik, ha azok korreláltan tüzelnek.

Elvileg  $w_{i,j}$  minden határon túl növekedhet.

Ezt többféleképpen lehet orvosolni, pl.:

Módosított Hebb-szabály:

$$\frac{dw_{i,j}}{dt} = -w_{i,j} + \alpha u_i u_j$$

Ekkor a fixpontban (ha létezik):

$$w_{i,j} = \alpha \langle u_i u_j \rangle$$

A súlyból kiolvashatjuk a két neuron aktivitásának a **korrelációját**.

(az eredeti Hebb-szabályból nem)

tanulási paradigmák osztályozása:

### **Felügyelt tanítás** (supervised learning)

A hálózatot úgy tanítjuk, hogy ismerjük a bemenő jeleket,  
és elvárjuk a megfelelő választ,  
a hálózatnak minden lépésben megmondjuk a hibát.

A tanulási szabály explicite tartalmazza a hibát,  
amit minden lépésben a “tanító” ad meg.

Példa: gyerekek az iskolában.

### **Tanulás megerősítéssel** (reinforcement learning)

A hálózatot úgy tanítjuk, hogy ismerjük a bemenő jeleket,  
és elvárjuk a megfelelő választ,  
ugyanakkor a hálózatnak csak azt mondjuk meg,  
hogy a válasz helyes volt-e vagy sem, a hibát nem.

A tanulási szabály explicite nem tartalmazza a hibát,  
a “tanító” minden lépésben elfogadja, vagy elveti a választ.

**Felügyelet nélküli tanulás** (unsupervised learning) – önszerveződés

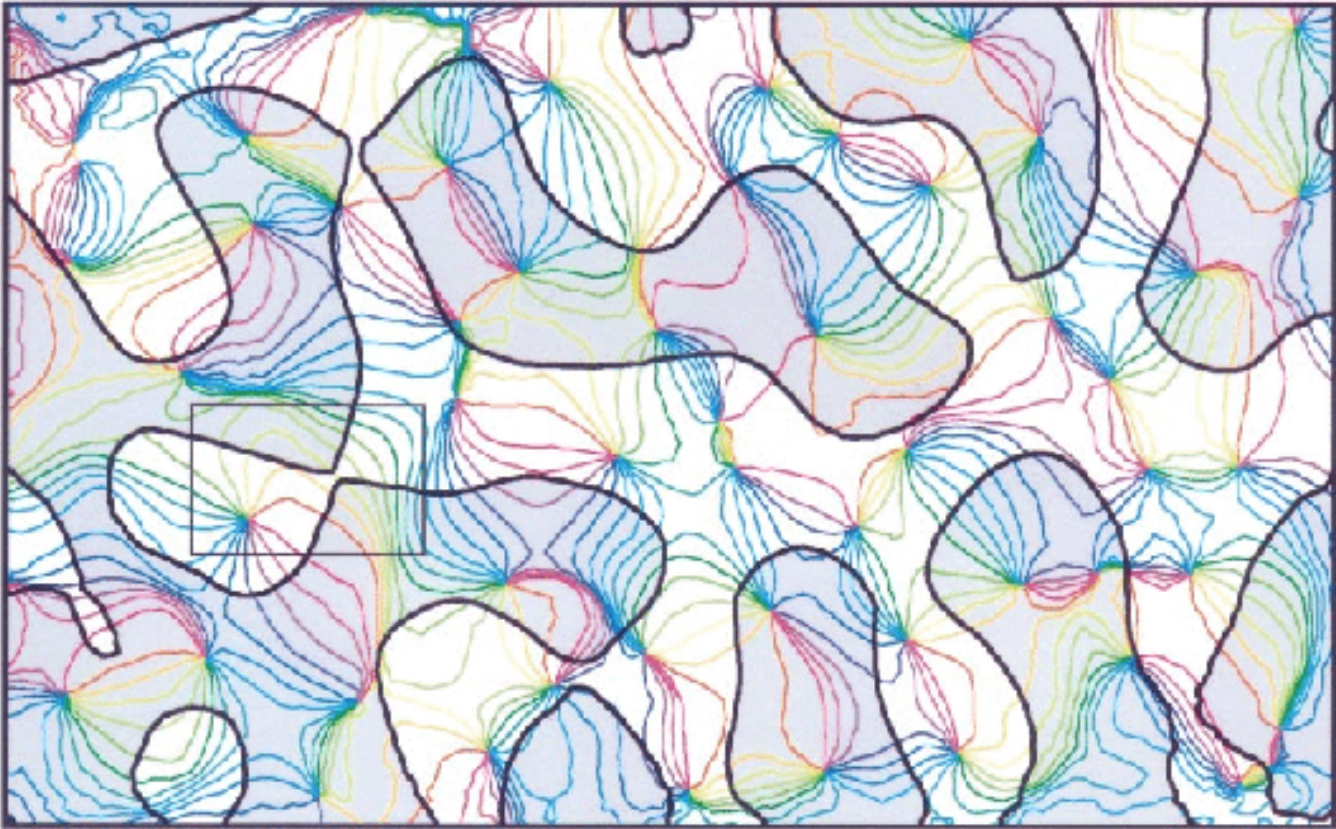
Nem ismerjük a bemenő jeleket,  
a hálózattól azt várjuk, hogy strukturálja azokat.

Példák tanulási szabályokra: Módosított Hebb-szabály, Kovariancia szabály, BCM szabály

Biológiában nagyon fontos, kritikus fejlődési szakaszokban a külső ingerek alakítják ki a hálózatok kapcsolatstruktúráját.

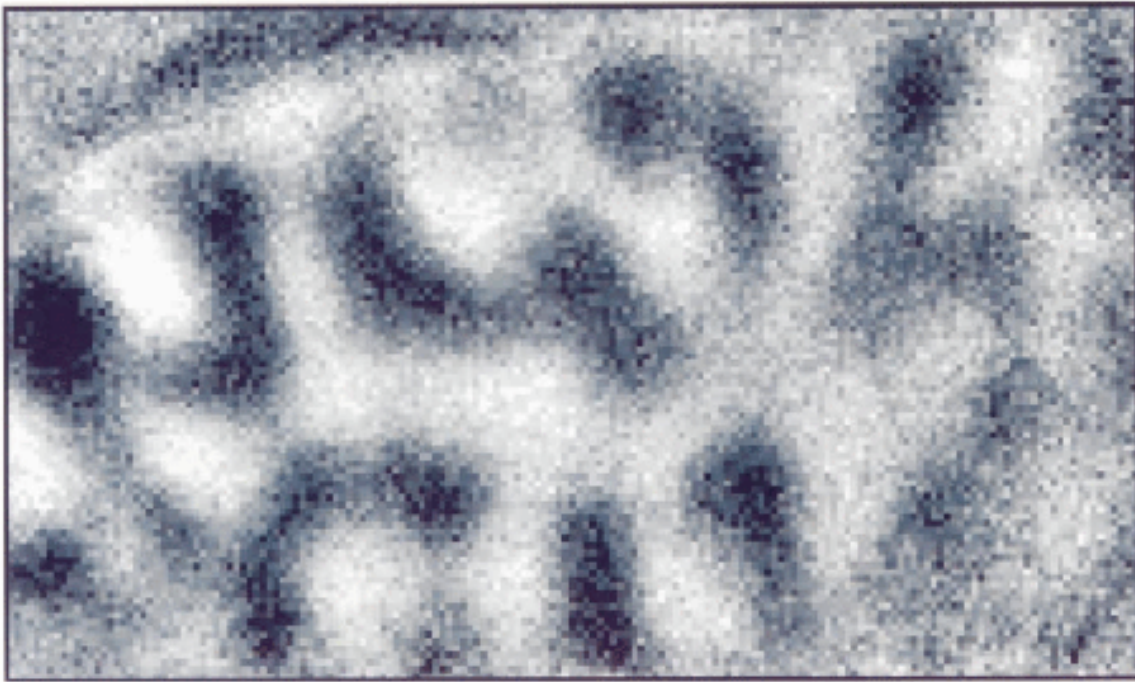
Példa: látórendszer, okuláris dominancia kolumnák.

A





B



hálózatok:

Rátamodellek, előre- és visszacsatolt hálózatok

Két- (vagy több)rétegű hálózat egyenletei:

$$\begin{aligned} \mathbf{u}, \mathbf{v} & \quad \text{a két réteg tüzelési rátáit jelöli} \\ \mathbf{F} & \quad \text{a neuronok válasz- (átviteli, transzfer) függvénye} \\ \tau \frac{d\mathbf{v}}{dt} & = -\mathbf{v} + \mathbf{F}(\mathbf{W} \cdot \mathbf{u} + \mathbf{M} \cdot \mathbf{v}) \end{aligned}$$

Gyakori rövidítés  $\mathbf{h} = \mathbf{W} \cdot \mathbf{u}$

Tipikus példák:

$$F(x) = \frac{1}{1 + \exp(-\lambda(x - \phi))}$$

$$F(x) = \frac{1}{2}(1 + \text{th}(\lambda(x - \phi)))$$

## serkentő - gátló hálózatok

$$\tau \frac{d\mathbf{v}_E}{dt} = -\mathbf{v}_E + \mathbf{F}_E(\mathbf{h}_E + \mathbf{M}_{EE} \cdot \mathbf{v}_E + \mathbf{M}_{EI} \cdot \mathbf{v}_I) = \Phi_E(\mathbf{v}_E, \mathbf{v}_I)$$
$$\tau \frac{d\mathbf{v}_I}{dt} = -\mathbf{v}_I + \mathbf{F}_I(\mathbf{h}_I + \mathbf{M}_{IE} \cdot \mathbf{v}_E + \mathbf{M}_{II} \cdot \mathbf{v}_I) = \Phi_I(\mathbf{v}_E, \mathbf{v}_I)$$

$\mathbf{M}_{EE}$  és  $\mathbf{M}_{IE}$  elemei  $\geq 0$

$\mathbf{M}_{EI}$  és  $\mathbf{M}_{II}$  elemei  $\leq 0$

(Folytonos modellek:)

stabilitás, fixpontok meghatározása, vonzási tartományok

inger-válasz,

Asszociatív memória - statikus ingerek osztályozása

Fixpontok definíciója:

$$\frac{d\mathbf{v}_E}{dt} = 0$$
$$\frac{d\mathbf{v}_I}{dt} = 0$$

vagyis, hogy megtaláljuk a fenti hálózat fixpontjait,  
meg kell oldanunk az alábbi algebrai egyenletrendszert:

$$0 = -\mathbf{v}_E + \mathbf{F}_E(\mathbf{h}_E + \mathbf{M}_{EE} \cdot \mathbf{v}_E + \mathbf{M}_{EI} \cdot \mathbf{v}_I)$$
$$0 = -\mathbf{v}_I + \mathbf{F}_I(\mathbf{h}_I + \mathbf{M}_{IE} \cdot \mathbf{v}_E + \mathbf{M}_{II} \cdot \mathbf{v}_I)$$

Ha a megoldás létezik, akkor jelöljük  $\mathbf{v}_0$ -al.

Stabilitás definíciója:

A differenciálegyenlet  $\mathbf{x}_0$  fixpontja **stabil**, ha minden  $\epsilon > 0$ -ra létezik olyan  $\delta(\epsilon) > 0$ , hogy ha teljesül a

$$|\mathbf{x}_0 - \mathbf{x}(t_0)| < \delta(\epsilon) \text{ feltétel,}$$

akkor abból  $t > t_0$ -ra

$$|\mathbf{x}_0 - \mathbf{x}(t)| < \epsilon \text{ következik.}$$

Az ilyen tulajdonsággal nem rendelkező fixpontok **instabilak**.

Az  $\mathbf{x}_0$  fixpont **aszimptotikusan stabil**, ha

$$\lim_{t \rightarrow \infty} |\mathbf{x}_0 - \mathbf{x}(t)| = 0,$$

bármely kezdeti feltételre amely elegendően kis  $\delta > 0$ -ra kielégíti a  $|\mathbf{x}_0 - \mathbf{x}(t_0)| < \delta$  feltételt.

Stabil-e a fixpont megoldás?

Ha a fixpont környékén **linearizáljuk a megoldást**,

$$\mathbf{v} \stackrel{\text{def}}{=} (\mathbf{v}_E, \mathbf{v}_I)^T$$
$$\tau \frac{d\mathbf{v}_E}{dt} \approx \Phi_E(\mathbf{v}_E, \mathbf{v}_I)|_{\mathbf{v}_0} + \left. \frac{\partial \Phi_E(\mathbf{v}_E, \mathbf{v}_I)}{\partial \mathbf{v}} \right|_{\mathbf{v}_0} (\mathbf{v} - \mathbf{v}_0) + \dots$$
$$\tau \frac{d\mathbf{v}_I}{dt} \approx \Phi_I(\mathbf{v}_E, \mathbf{v}_I)|_{\mathbf{v}_0} + \left. \frac{\partial \Phi_I(\mathbf{v}_E, \mathbf{v}_I)}{\partial \mathbf{v}} \right|_{\mathbf{v}_0} (\mathbf{v} - \mathbf{v}_0) + \dots$$

és megkeressük a **linearizált probléma sajátértékeit**.

megtudjuk a választ.

Ha  $m = n$  és mindegyik sajátérték valós része  $< 0$ ,

akkor a  $\mathbf{v}_0$  fixpont stabil.

Ha  $F = (f_1(x_1, \dots, x_m), \dots, f_n(x_1, \dots, x_m)) : \mathcal{R}^m \rightarrow \mathcal{R}^n$ , akkor  $F$  **Jacobi-mátrixa**

$$\frac{\partial(f_1, \dots, f_n)}{\partial(x_1, \dots, x_m)} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial f_1}{\partial x_m} \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ \frac{\partial f_n}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial f_n}{\partial x_m} \end{bmatrix}$$

attraktor hálózatok ...

Amennyiben a tüzelési rátákat ( $\mathbf{u}$ ) meghatározó egyenleteket felírhatjuk az

$$\frac{d\mathbf{u}}{dt} = -\frac{\partial U(\mathbf{u})}{\partial \mathbf{u}}$$

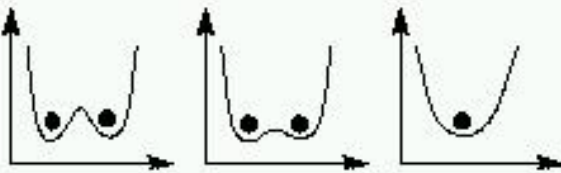
alakban, akkor  $U$ -ra mint általános energiára tekinthetünk. ( $\mathbf{u} \in \mathcal{R}^n, U : \mathcal{R}^n \rightarrow \mathcal{R}$ ).

Attraktor hálózatokban az emléknymokat egy energia hiperfelület lokális minimumaiban tároljuk.

A neurális hálózat, a kezdeti feltételektől függően (ami a felismerendő **statikus bemenet**, "mintázat") működés közben eljut az energia valamelyik minimumába, az

egyenletek stabil fixpotjába. Ennek megfelelően, csak bizonyos neuronok tőznelnek, azok, amelyek felismerték a bejövő jelet.



$s_{ij}$ / $I(t)$	CONSTANT	TIME-DEPENDENT
CONSTANT	<p>classification of initial values or almost constant input</p> <p style="text-align: center;">↓</p> <p>'classical scenario'</p>	<p>pattern classification</p> <p style="text-align: center;">e.g.</p> <p style="text-align: center;">↙                  ↘</p> <p>oscillatory          non-oscillatory</p> <p style="text-align: center;">↓</p> <p>Li-Hopfield olfactory bulb model</p>
TIME-DEPENDENT	<p>'dynamic' categories</p>  <p style="text-align: center;">synaptic modification induced transition</p>	<p>nonautonomous</p> <p style="text-align: center;">↓</p> <p>autonomous</p> <hr/> <p>simulation methods classification or time-dependent inputs</p>

Hippokampális oszcillációkról és neurális ritmusokról:

[www.rmki.kfki.hu/biofiz/cneuro/tutorials/ICANN/icannall/index.html](http://www.rmki.kfki.hu/biofiz/cneuro/tutorials/ICANN/icannall/index.html)

A különböző ritmusok osztályozása, megjelenési helyük és tulajdonságaik szerint:

# HIPPOCAMPAL RHYTHMS

## Overview II.

Phenomena \ region	septal cells	enthorinal		CA3 pyramidal cells	CA1 pyramidal cells	interneurons	Gyrus dentatus
		superficial layers	deep				
theta	rhythmic bursting	phase related increase		majority silent spatial and other selectivity	majority silent spatial and other selectivity	rhythmic activity	CA3-mossy induced theta is suppressed by the GD interneurons
gamma		phase related increase				rhythmic activity	with largest power
SPW			emerging here	emerging here	emerging here	emerging here	
DS			emerging here				
"slow ripple"				most prominent here			
"fast ripple"					fastest here		
EKO early network oscillation				frequency: 0.03-0.06 Hz ~180 ms delay	frequency: 0.015-0.042 Hz ~270 msec delay		frequency: 0.02-0.040 Hz

A kérdés: Az oszcillációkat az egysejt tulajdonságok, vagy a hálózat tulajdonságok határozzák meg?

Valószínűleg mindkettő. Függ az adott oszcillációtól és a konkrét agyi struktúrától.

Kódolás, dekódolás

**ELMARAD !!!**

ráta kód, temporális kód egyéb kódok, átmenetek

Fisher információ

Kölcsönös információ

## Epilepszia

Vázlatos ismertetés található a

[www.rmki.kfki.hu/biofiz/cneuro/tutorials.html](http://www.rmki.kfki.hu/biofiz/cneuro/tutorials.html)

oldalon, felülről a második.

Péter Érdi: Epileptogenesis in the olfactory cortex: some facts and models

[www.rmki.kfki.hu/biofiz/cneuro/tutorials/szaglas/szaglash/index.html](http://www.rmki.kfki.hu/biofiz/cneuro/tutorials/szaglas/szaglash/index.html)