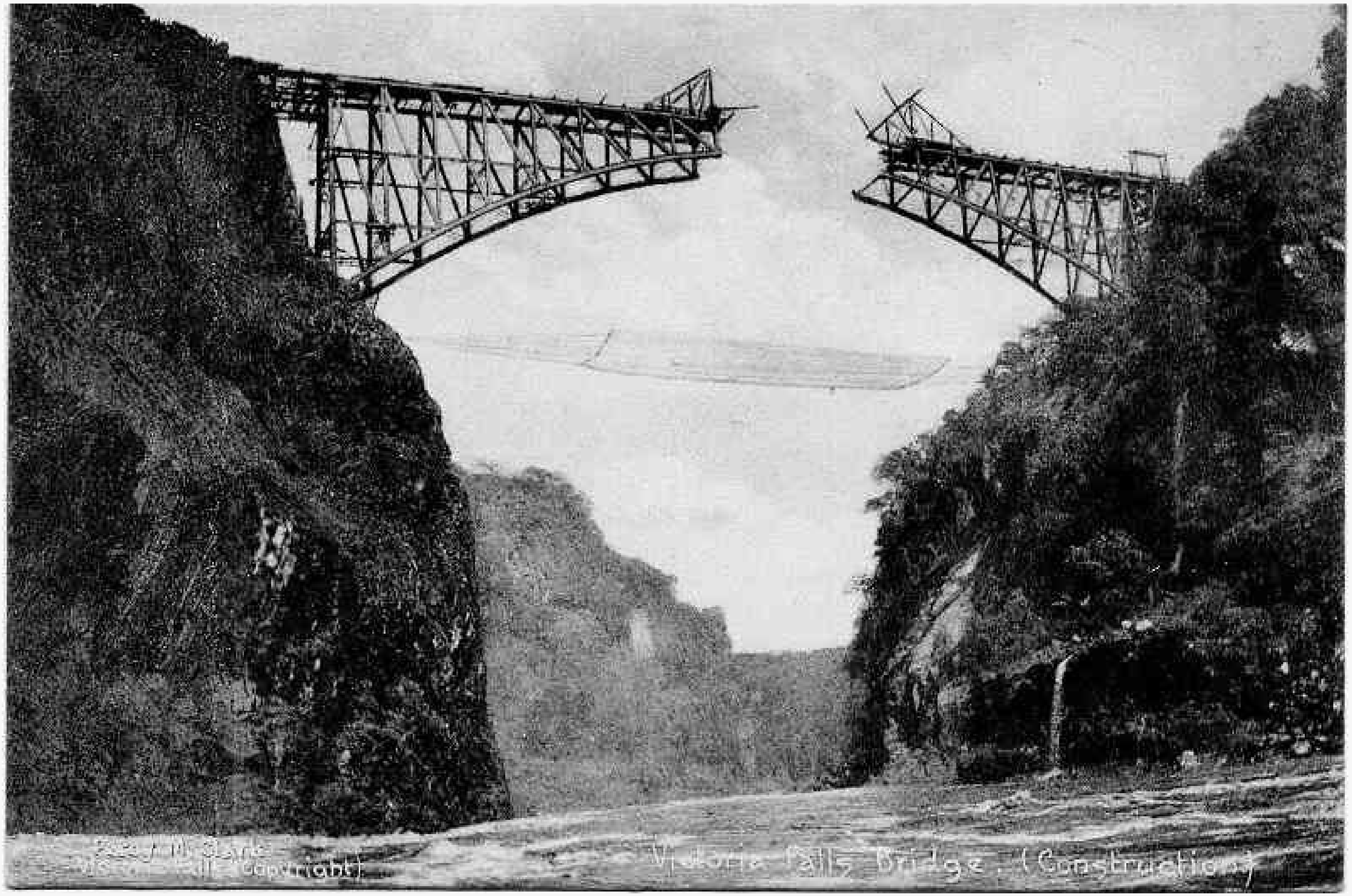
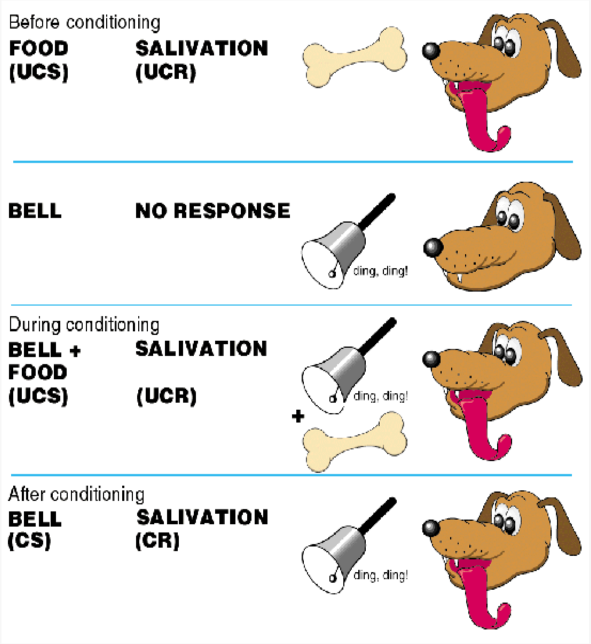
Tanulás az idegrendszerben

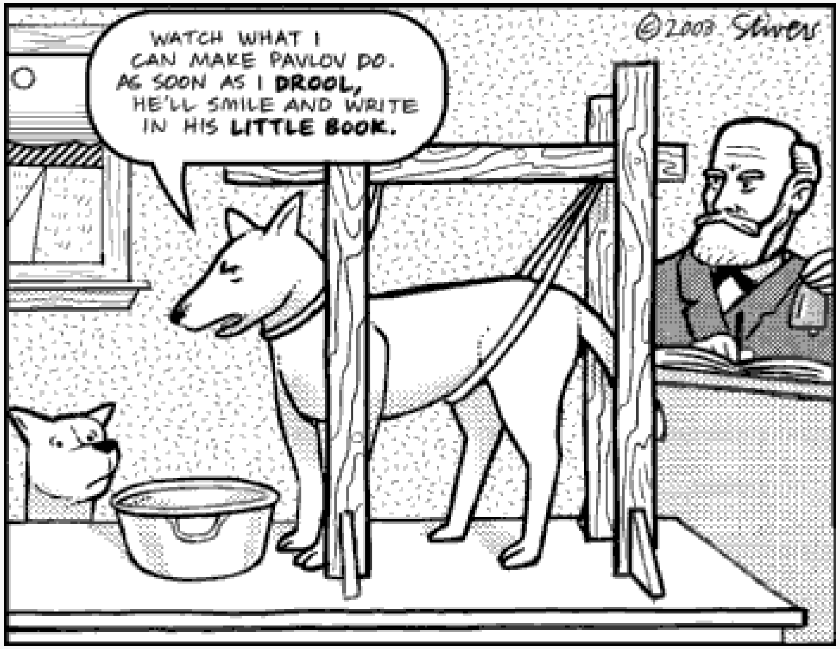


Structure – Dynamics – Implementation – Algorithm – Computation - Function

Tanulás pszichológiai szinten

- Classical conditioning





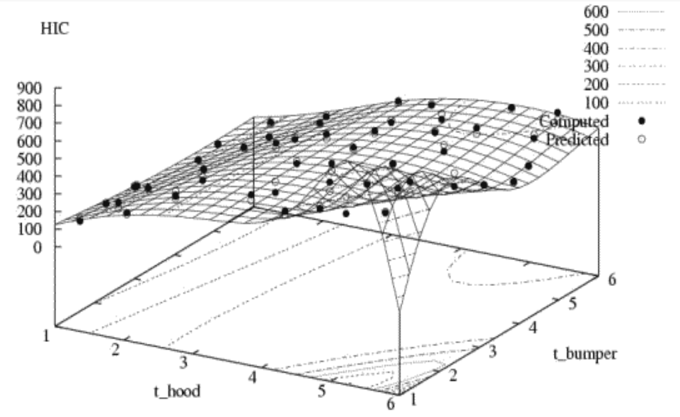
- Hebb ötlete:
  "Ha az A sejt axonja elég közel van a B sejthez, és ismétlõdõen vagy folyamatosan hozzájárul annak tüzeléséhez, akkor valamely, egyik vagy mindkét sejtre jellemzõ növekedési folyamat vagy metabolikus változás következménye az lesz, hogy az A sejt hatékonysága a B sejt tüzeléséhez való hozzájárulás szempontjából megnõ."

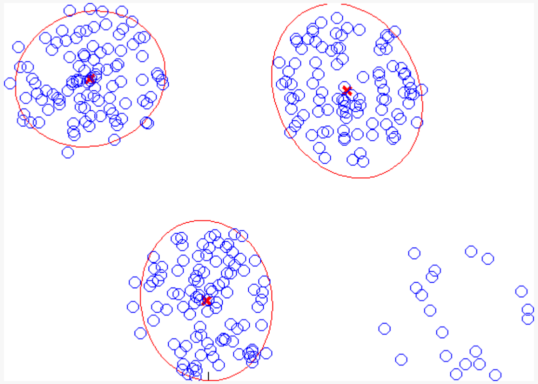
A tanulás problémája matematikailag

- Modell paramétereinek hangolása adatok alapján
- Kettős dinamika
  - Változók (bemenet-kimenet leképezés) - gyors
  - Paraméterek - lassú
- Memória és tanulás különbsége
  - Memória használatánál a bemenetre egy konkrét kimenetet szeretnék kapni a reprezentáció megváltoztatása nélkül
  - Tanulásnál minden bemenetet felhasználok arra, hogy finomítsam a reprezentációt, miközben kimenetet is generálok
- Alapvető cél: predikciót adni a jövőbeli történésekre a múlt alapján

A tanulás alapvető típusai

- Felügyelt
  - Az adat: bemenet-kimenet párok halmaza
  - A cél: függvényapproximáció, klasszifikáció
- Megerősítéses
  - Az adat: állapotmegfigyelések és jutalmak
  - A cél: optimális stratégia a jutalom maximalizálására
- Nem felügyelt, reprezentációs
  - Az adat: bemenetek halmaza
  - A cél: az adat optimális reprezentációjának megtalálása / magyarázó modell felírása
- Egymásba ágyazások

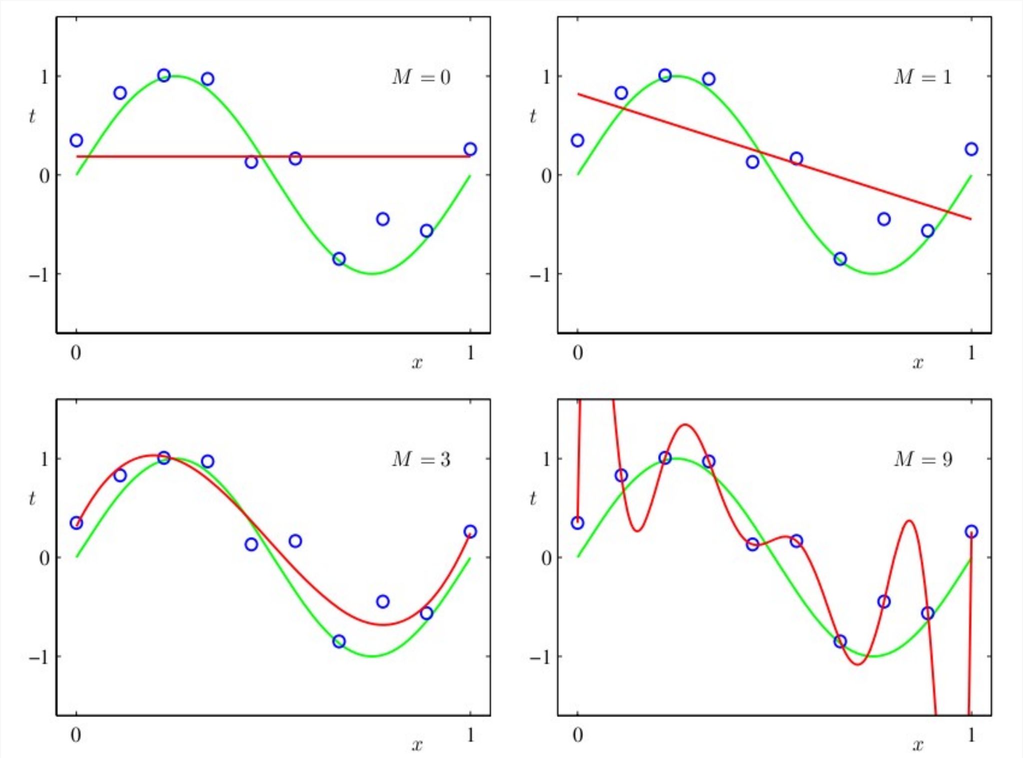




Problémák tanulórendszerekben

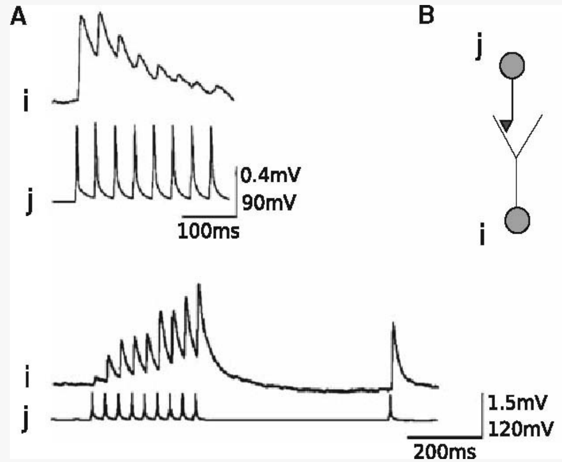
- Bias-variance dilemma
  - Strukturális hiba: a modell optimális paraméterekkel is eltérhet a közelítő függvénytől (pl lineáris modellt illesztünk köbös adatra)
  - Közelítési hiba: a paraméterek pontos hangolásához végtelen tanítópontra lehet szükség

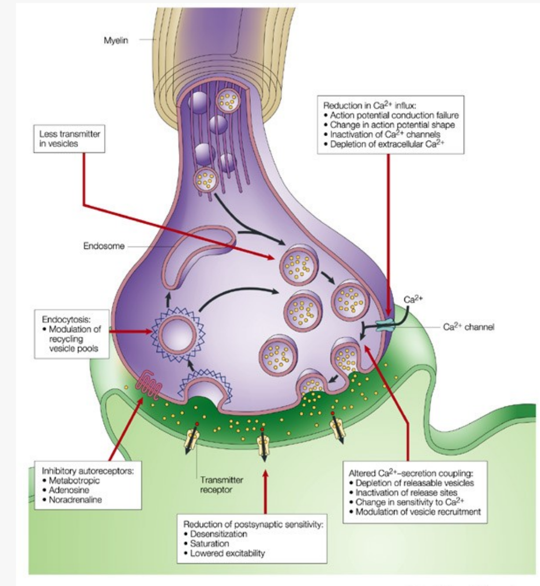
- Pontosság vs. általánosítás
  - A sokparaméteres modellek jól illeszkednek, de rosszul általánosítanak: túlillesztés
  - A magyarázó képességük is kisebb (lehet): Ockham borotvája



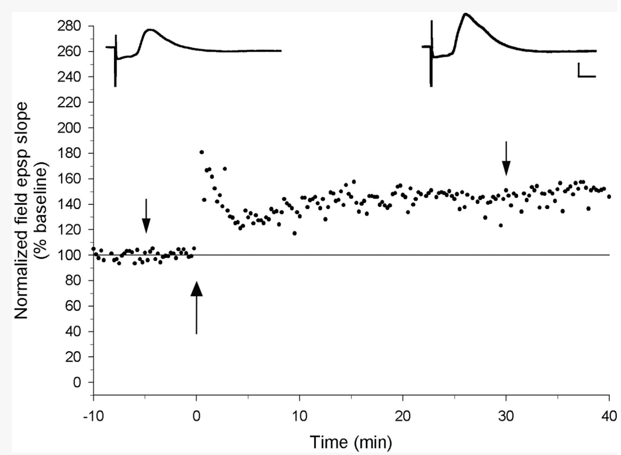
Idegrendszeri plaszticitás

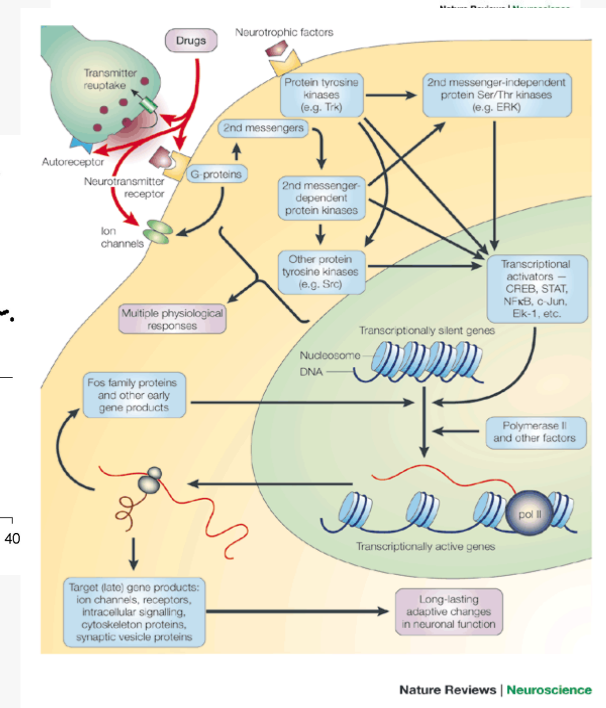
- A plaszticitás helye: szinapszisok, posztszinaptikus sejtek tüzelési küszöbei (excitabilitás)
- Potenciáció, depresszió
- STP: kalciumdinamika, transzmitterkimerülés
  tartam < 1 perc





- LTP: génexpresszió (induction, expression, maintenance), NMDA magnézium-blokkja
  tartam > 1 perc

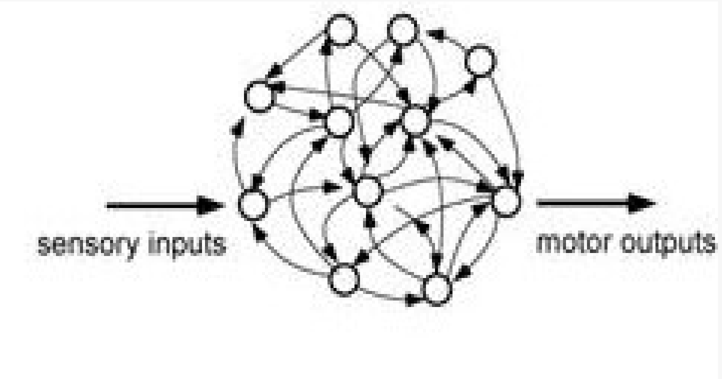




- Korreláció a molekuláris és pszichológiai szint között

Tanulásra alkalmas neurális rendszerek

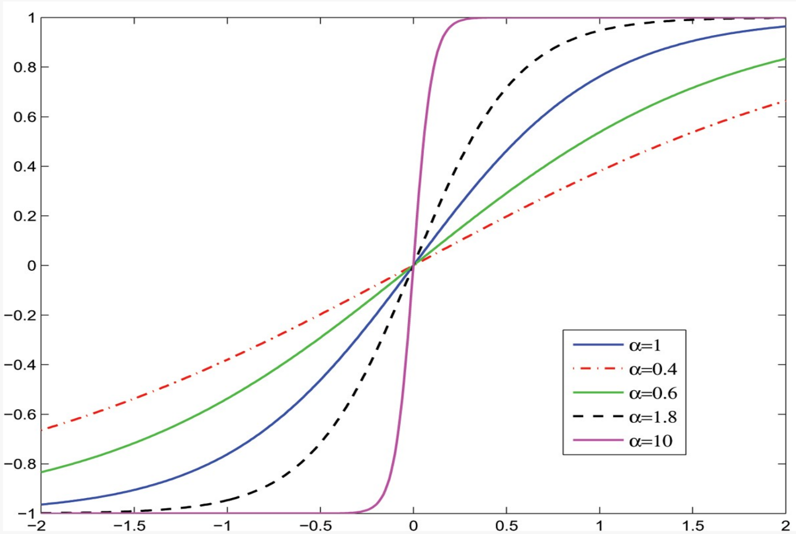
- Egyetlen sejt
- Előrecsatolt hálózat
- Rekurrens hálózat



- Ezen az órán: rátamodell

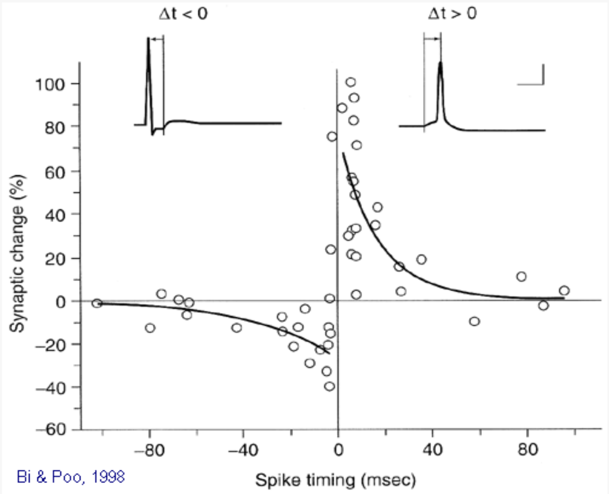
$$v = f(\mathbf{uw} - \theta)$$

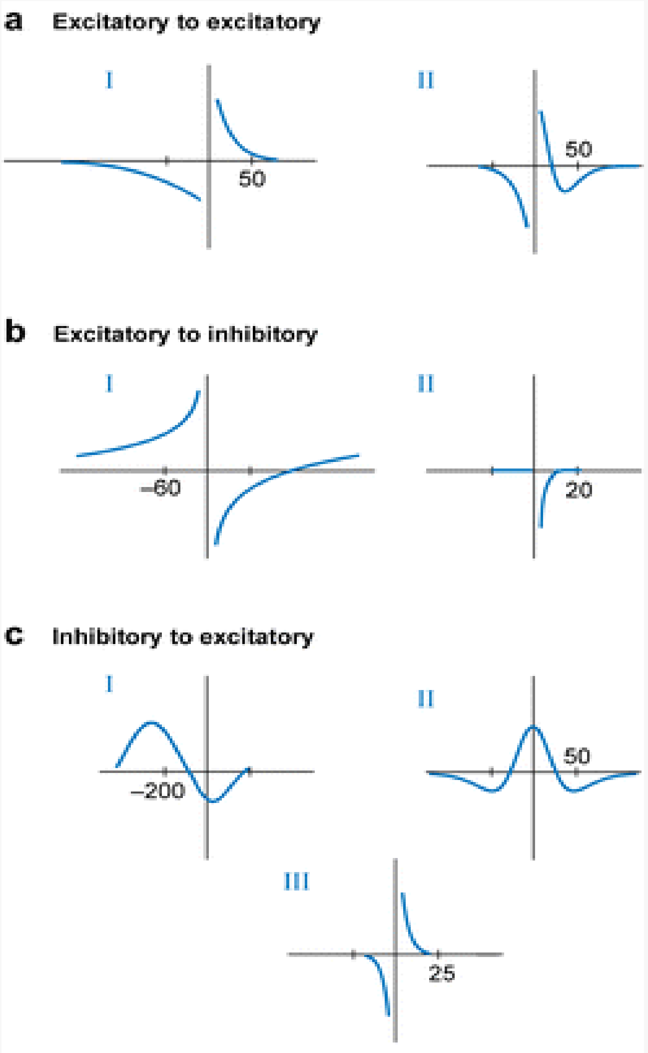
  - Paraméterek: súlyok, küszöbök
  - Különböző kimeneti nemlinearitások
    - Lépcső
    - Szigmoid
    - Lineáris neuron



A Hebb-szabály

- Timing-dependent plasticity:
  - Ha a posztszinaptikus neuron nagy frekvenciával közvetlenül a preszinaptikus után tüzel, akkor erősödik a kapcsolat
  - Az alacsony frekvenciájú tüzelés gyengíti a kapcsolatot
  - Sok más lehetőség





Caporale N, Dan Y. 2008.
Annu. Rev. Neurosci. 31:25–46.

- A Hebb-szabály formalizációja:

  lineáris ráta-modellben

$$\tau_w \frac{d\,\mathbf{w}}{dt} = v\,\mathbf{u}$$

Stabilizált Hebb-szabályok

- Problémák a Hebb szabállyal:
  - csak nőni tudnak a súlyok
  - Nincs kompetíció a szinapszisok között – inputszelektivitás nem megvalósítható
- Egyszerű megoldás: felső korlát a súlyokra
- BCM: a posztszinaptikus excitabilitás felhasználása a stabilizásra

$$\tau_w \frac{d\mathbf{w}}{dt} = v\,\mathbf{u}\,(v - \theta_u) \qquad \tau_\theta \frac{d\theta_u}{dt} = v^2 - \theta_u$$

- Szinaptikus normalizáció
  - Szubsztraktív normalizáció

$$\tau_w \frac{d\mathbf{w}}{dt} = v\,\mathbf{u} - \frac{v\,(\mathbf{1}\cdot\mathbf{u})\,\mathbf{1}}{N_u}$$

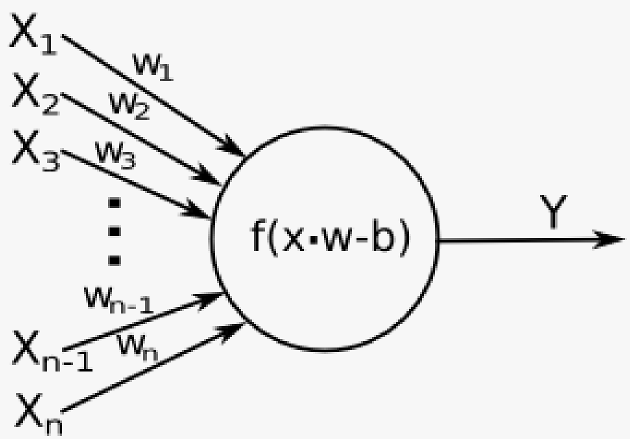
  Globális szabály, de generál egyes megfigyelt mintázatokat (Ocular dominance)

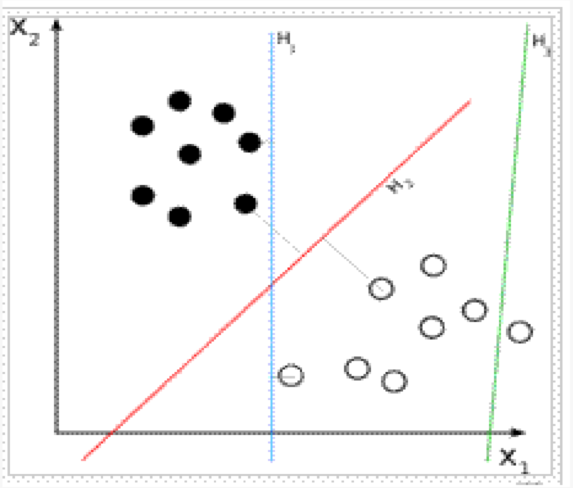
  - Oja-szabály

$$\tau_w \frac{d\mathbf{w}}{dt} = v\,\mathbf{u} - \alpha\, v^2\,\mathbf{u}$$

  Lokális szabály, de nem generálja a megfigyelt mintázatokat

Perceptron

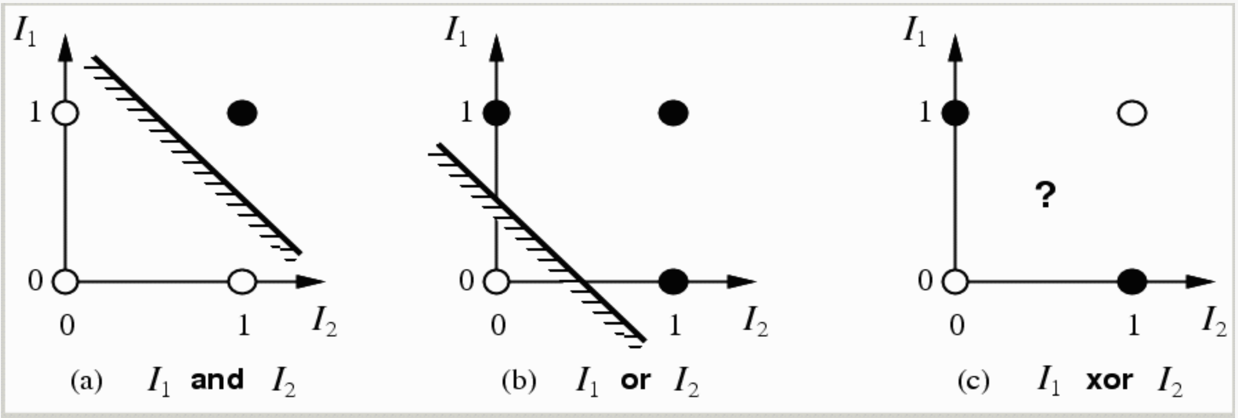




- Bináris neuron: lineáris szeparáció
  - Két dimenzióban a szeparációs egyenes:

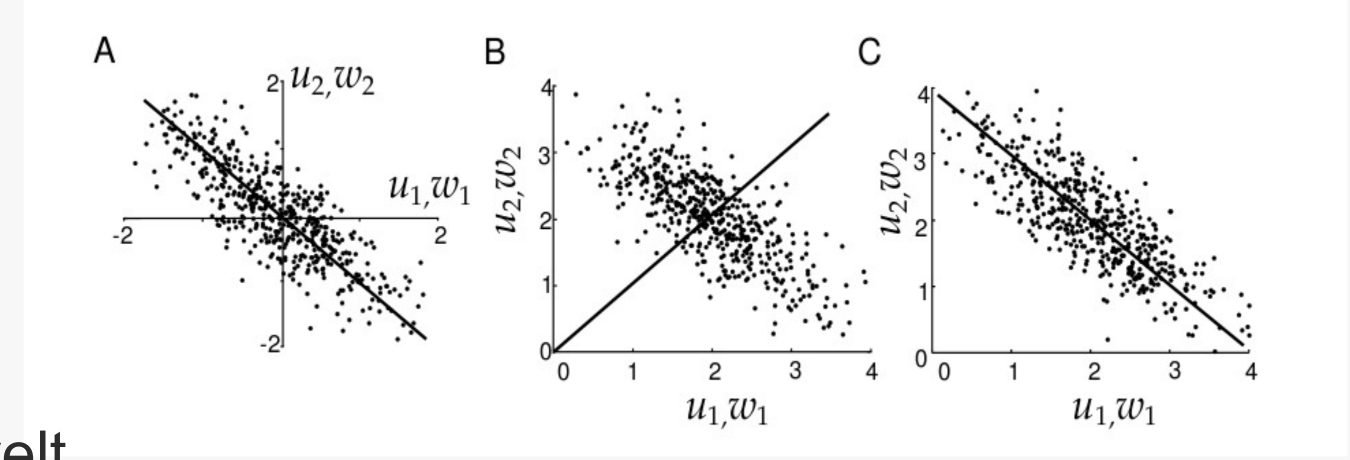
$$\theta = x_1 w_1 + x_2 w_2 \qquad \longrightarrow \qquad x_2 = \frac{-w_1}{w_2} x_1 + \frac{\theta}{w_2}$$

- Logikai függvények



Hebbi tanulás perceptronnal

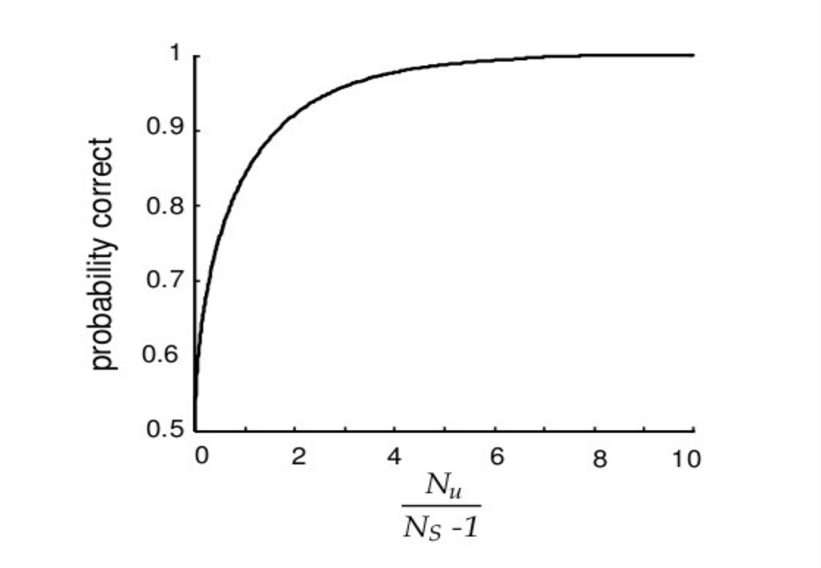
- Nem felügyelt
  A bemeneti adatok főkomponensei irányába
  állítja be a súlyokat



- Felügyelt

$$\tau_w \frac{d\,\mathbf{w}}{dt} = \frac{1}{N_s} \sum_{m=1}^{N_s} v^m \mathbf{u}^{\mathbf{m}}$$

  - A kimenetet is meghatározzuk
  - Nem minden tanítóhalmazra lehet így megkonstruálni a szeparáló súlyokat



Error-correcting tanulási szabályok

- Felhasználjuk azt az információt, hogy milyen messze van a céltól a rendszer
- Rosenblatt-algoritmus – bináris neuron

$$\mathbf{w} \to \mathbf{w} + \epsilon \left(v^m - v(\mathbf{u^m}) \right) \mathbf{u^m}$$

- Delta-szabály
  - Folytonos kimenetű neuron – gradiens-módszer

$$w_b \to w_b - \epsilon \frac{\partial E}{\partial w_b} \qquad E = \frac{1}{2} \sum_m^{N_s} \left(v^m - v(\mathbf{u^m}) \right)^2 \qquad \frac{\partial E}{\partial w_b} = -\sum_m^{N_s} \left(v^m - v(\mathbf{u^m}) \right) \mathbf{u^m}$$

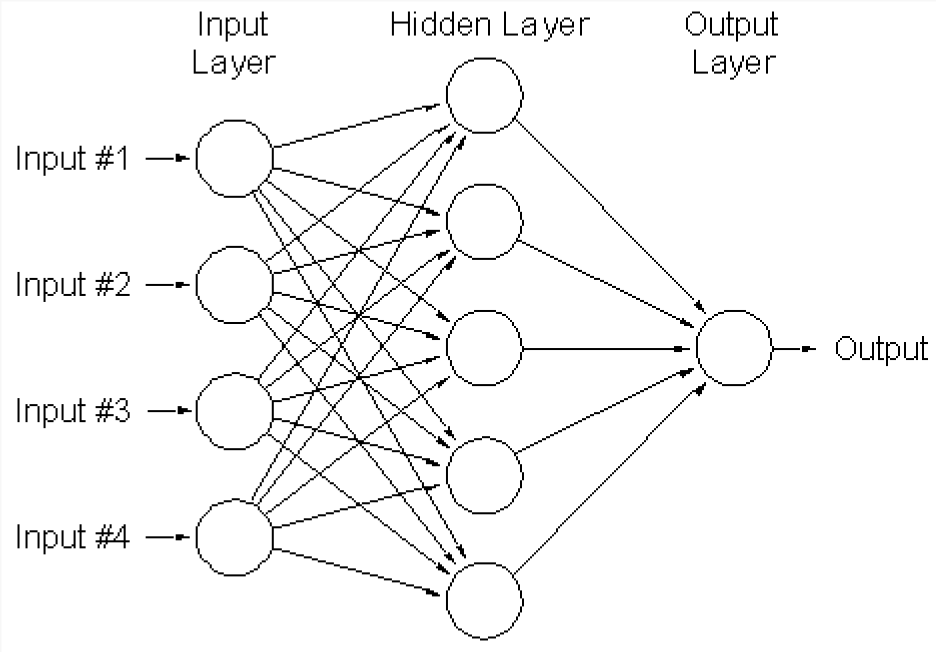
  lineáris neuronra, egy pontpárra vonatkozó közelítéssel:

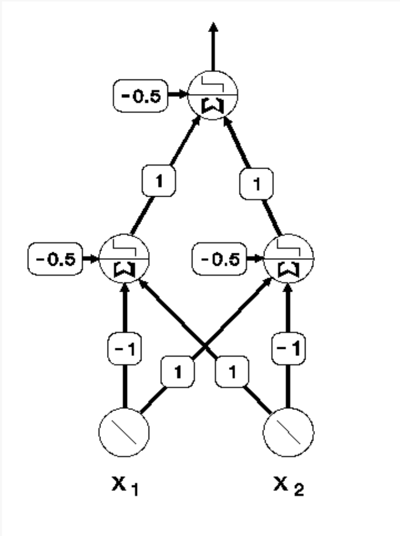
$$\mathbf{w} \to \mathbf{w} + \epsilon \left(v^m - v(\mathbf{u^m}) \right) \mathbf{u^m}$$

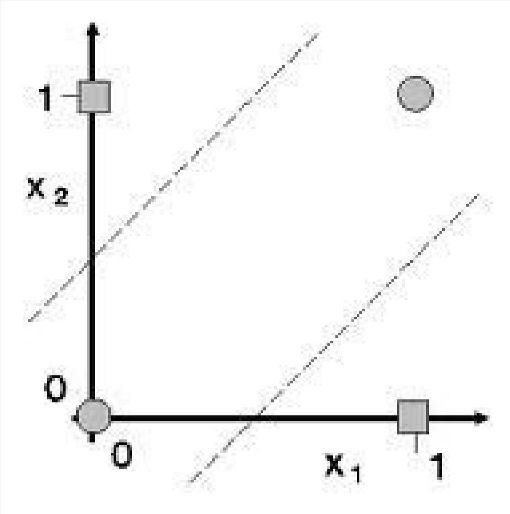
- Minsky-paper 1969: a neurális rendszerek csak lineáris problémákat tudnak megoldani

Multi-Layer Perceptron

- Nemlineáris szeparáció
- regresszió
- egyenletesen sűrű l2-ben egy rejtett réteggel
- A reprezentációs képességet a rejtett réteg növelésével tudjuk növelni
- Idegrendszerben – látórendszer ...







Error backpropagation

- A Delta-szabály alkalmazása
- Első lépés: minden neuron kimenetét meghatározzuk a bemenet alapján $o = sig(\mathbf{xw})$
- A hibafüggvény parciális deriváltjai:

$$sig'(y) = sig(y)(1 - sig(y))$$

Minden neuronra: $\frac{\partial E}{\partial w_{bi}} = o_i \delta_i$

Kimeneti rétegben: $\delta_k = o_k(1 - o_k)(o_k - t_k)$

Rejtett rétegben: $\delta_j = o_j(1 - o_j) \sum w_{jq} \delta_q$

- Mivel gradiens-módszer, a hibafüggvény lokális minimumába fog konvergálni.