Alkalmazott mesterséges intelligencia (AMI)

http://www.mit.bme.hu/oktatas/targyak/vimibb01

8. ea. (2019 ősz)

Neurális hálók

http://http://mialmanach.mit.bme.hu/aima/ch20s05 20.5. fejezet
http://mialmanach.mit.bme.hu/neuralis/ch04 4. fejezet

Előadó: Pataki Béla

a fóliák
Dobrowiecki Tadeusz és
Hullám Gábor anyagainak
felhasználásával készültek

BME I.E. 414, 463-26-79
pataki@mit.bme.hu,
http://www.mit.bme.hu/general/staff/pataki

Tanulás alapvető fajtái:

felügyelt tanulás egy komponensnek mind a bemenetét, mind a kimenetét észlelni tudjuk (bemeneti minta + kívánt válasz)

megerősítéses tanulás az ágens az általa végrehajtott tevékenység csak bizonyos értékelését kapja meg, esetleg nem is minden lépésben (jutalom, büntetés, **megerősítés**)

felügyelet nélküli tanulás semmilyen információ sem áll rendelkezésünkre a helyes kimenetről (az észlelések közötti összefüggések tanulása)

féligellenőrzött tanulás a tanításra használt esetek egy részénél mind a bemenetet, mind a kimenetet észlelni tudjuk (bemeneti minta + kívánt válasz), a másik – tipikusan nagyobb – részénél csak a bemeneti leírás ismert

Induktív (ellenőrzött) tanulás (konkrét, egyedi példákból általánosít)

A tanítás folyamata:

Kiinduló (tanító) mintahalmaz

{(x_n,d_n)}, n=1,…,N

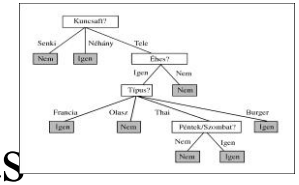
Például:

$\mathbf{x}_n$=[x_{n1}=1,5 ; x_{n2}=1; x_{n2}=‚SZÉP’, ...]

d_n=‚IGAZ’

***h*(x) hipotézis**, mintákból leszűrendő általános szabály/tudás

például:



Tanítási algoritmus (hogyan építsük be a mintákban hordozott tudást az eszközbe)

Például: döntési fa kialakítása, növesztése

Induktív tanulás

A megtanított eszköz felhasználása

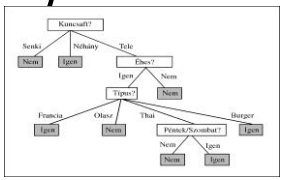
Új, ismeretlen szituáció leírása: $\mathbf{x}_{új}$

Például:

$\mathbf{x}_{új}$=[$x_{új1}$=2,7 ; $x_{új2}$=0; $x_{új3}$=‚CSÚNYA’, ...]

$h(\mathbf{x})$ hipotézis, mintákból leszűrt általános szabály/tudás

például:



Az új, ismeretlen szituációra ($\mathbf{x}_{új}$) javasolt válasz

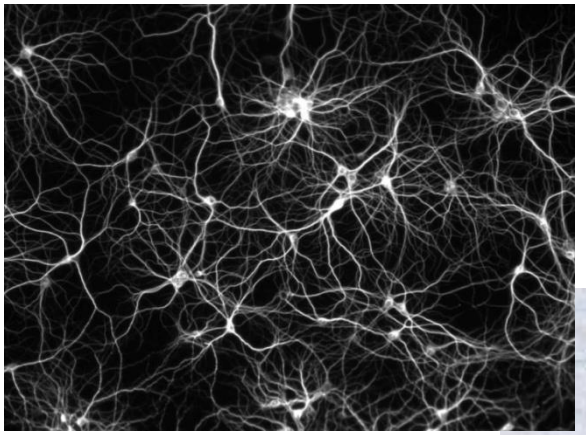
Például:

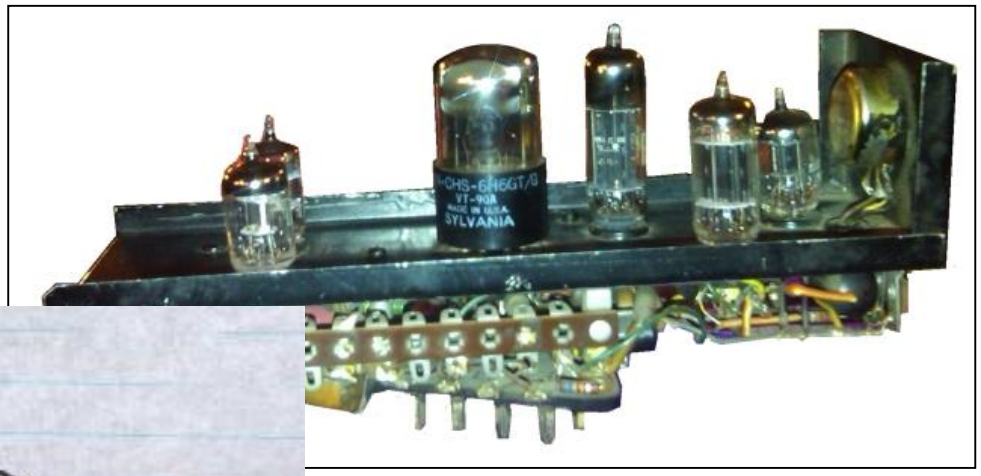
$h(\mathbf{x}_{új})$=‚NEM’

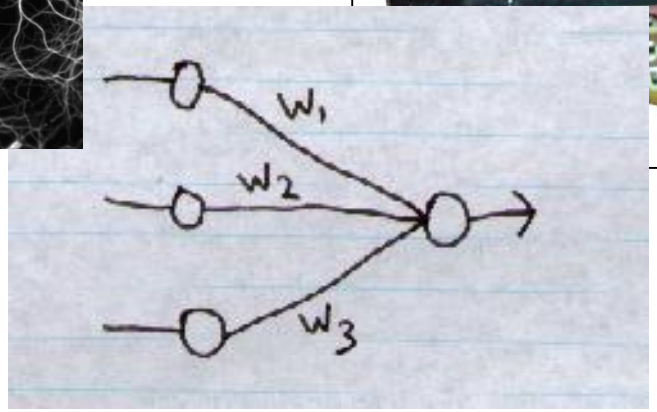
Sokféle tanítható eszközt kitaláltak:

- **neurális hálók**
- Bayes-hálók
- kernelgépek
- döntési fák
- legközelebbi szomszéd osztályozók
- stb. stb.

A következőkben először a neurális hálókkal foglalkozunk – mostanában már a harmadik hullámban nőtt meg a népszerűségük. Működésük az emberi gondolkodás számára jóval kevésbé áttekinthető, mint pl. a döntési fáké.



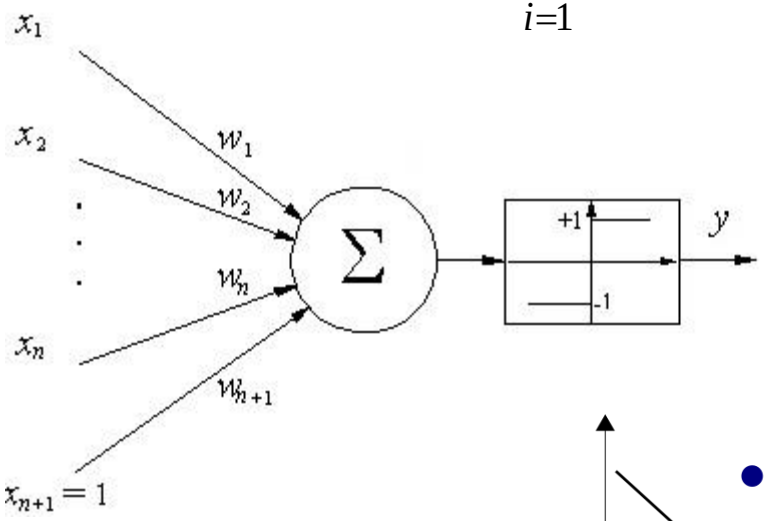




Neuron doktrina: S. Ramón y Cajal (1852-1934)
Mesterséges neuron: W. McCulloch and W. Pitts, 1943
Tanulás: D. Hebb, 1949
SNARC (Stochastic Neural Analog Reinforcement Calculator): M. Minsky, 1951
Perceptron: F. Rosenblatt, 1957
…
Mély neurális hálók, stb., 2006

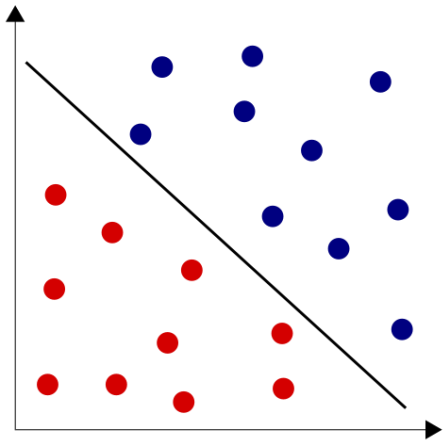
Perceptron

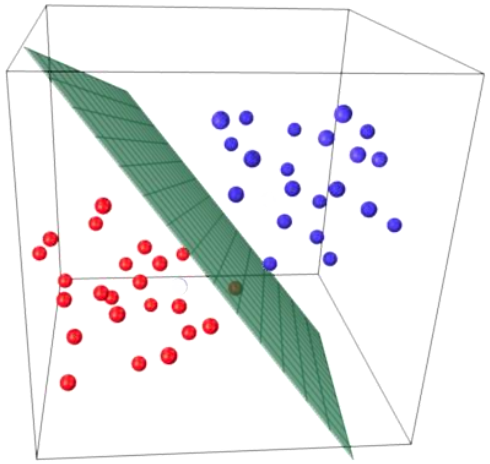
$$y = \mathrm{sgn}(\sum_{i=1}^{n+1} w_i \; x_i) = \mathrm{sgn}(\sum_{i=1}^{n} w_i \; x_i + w_{n+1}) = \mathrm{sgn}(\mathbf{x}^T \mathbf{w} + b)$$



$$\mathbf{x}^T \mathbf{w} + b > 0$$

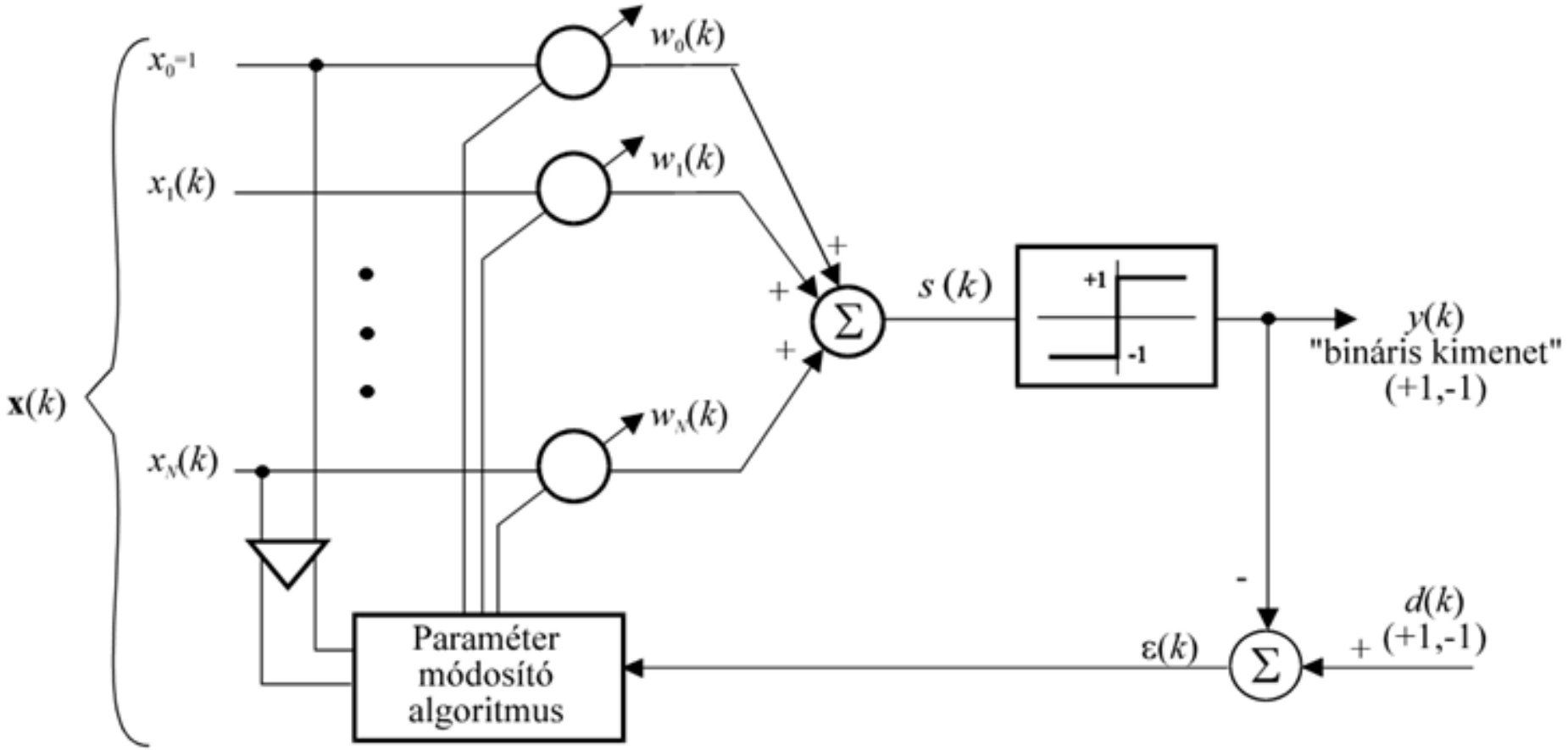
$$\mathbf{x}^T \mathbf{w} + b < 0$$





lineárisan (hipersíkkal) szeparáló függvényt képes megvalósítani

Perceptron tanítása



$s(k) = \mathbf{w}^T\mathbf{x}(k)$ $\quad y(k) = \mathrm{sgn}(s(k))$ $\quad \varepsilon(k) = d(k) - y(k)$

$$\mathbf{w}_{új} \leftarrow \mathbf{w}_{régi} + \alpha \cdot \varepsilon \cdot \mathbf{x}$$

α - **bátorsági faktor,**
tanulási tényező

Perceptron tanítása

Első lelkesedés: ilyen egyszerű eszköz, és tanul!!! 1950-1960 körül.

A tanítás konvergens, ha

- a tanító példák lineárisan szeparálhatók
- a bátorsági tényező elegendően kicsi

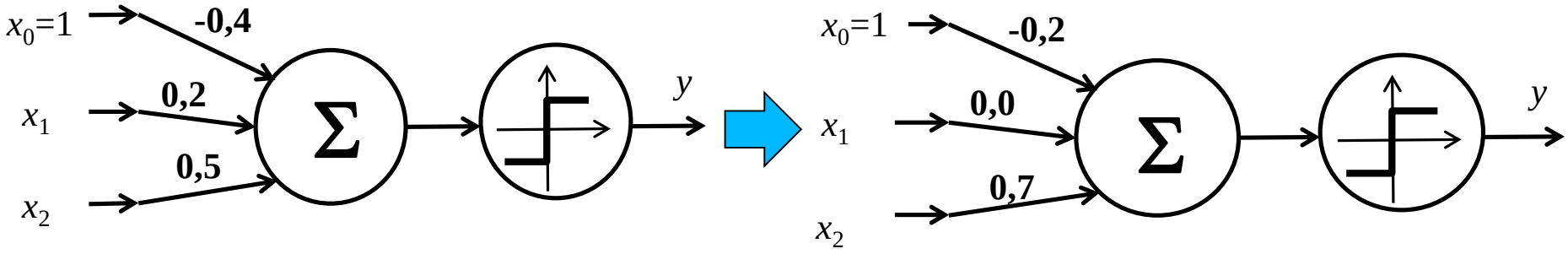
Például: egy tanítási lépés a táblázatban adott minta alapján.
(x_1, x_2, d) a tanítóminta, y a tanítási lépés előtt kapott válasz.

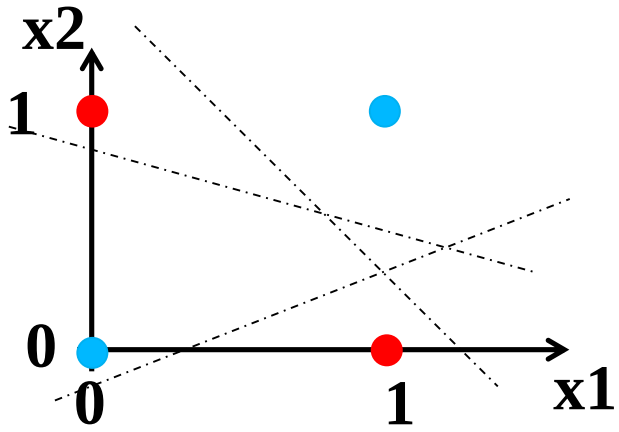
x_1	x_2	d	y
-1	1	1	-1

$$\alpha = 0{,}1 \qquad \varepsilon = d - y = 2$$

$$\mathbf{w} \leftarrow \mathbf{w} + \alpha \cdot \varepsilon \cdot \mathbf{x}$$

$$\begin{bmatrix} -0{,}2 \\ 0{,}0 \\ 0{,}7 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0{,}4 \\ 0{,}2 \\ 0{,}5 \end{bmatrix} + 0{,}1 \cdot 2 \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix}$$



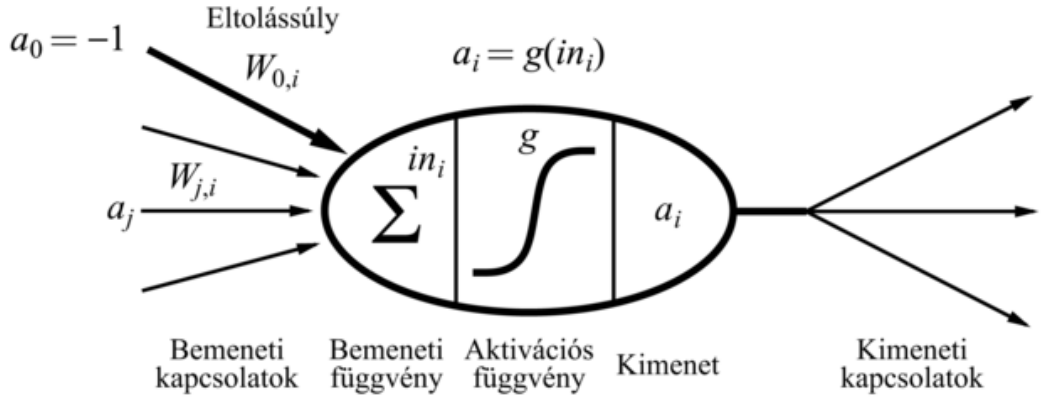


x1	x2	x1 XOR x2
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

XOR (és hasonlóan lineárisan nem szeparálhatók) problémák:

- egy lineáris szeparáló réteggel nem oldható meg
- több réteg kell
- DE a perceptrontanulás csak 1 rétegnél működik
  (*hiba értelmezése csak a kimeneten, nem tudható, hogy a több réteg több neuronjából melyik okozta a hibát*)

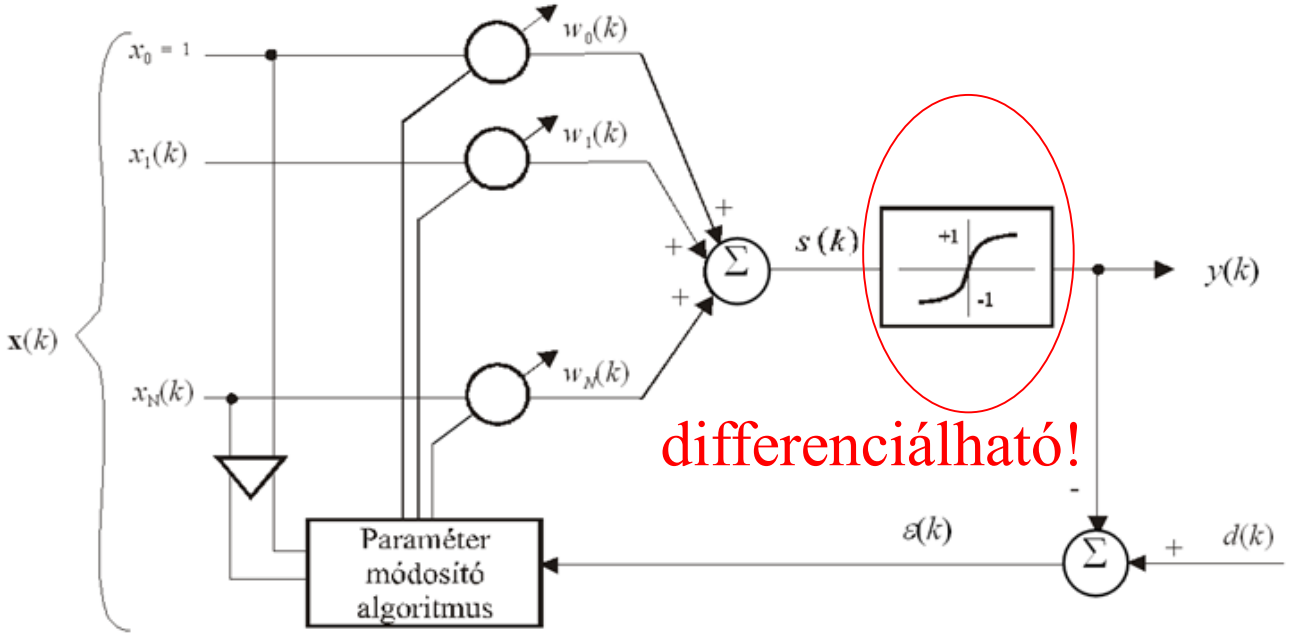
Módosítás: Egyszerű perceptron → Mesterséges neuron



A hibavisszaterjesztést alkalmazó hálókban általában a szigmoid függvényt vagy annak valamelyik változatát használjuk. A szigmoidnak megvan az a tulajdonsága, hogy deriváltja:

$$g(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$

$$g'(x) = g(x)(1-g(x))$$

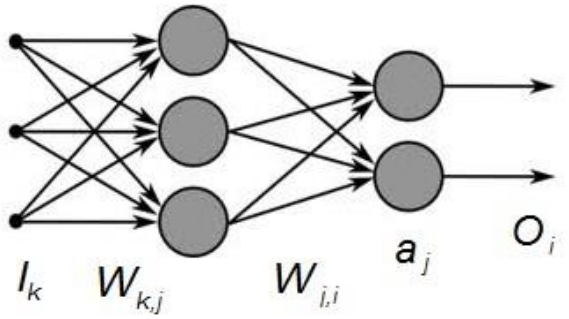


$s(k) = \mathbf{w}^T\mathbf{x}(k)$ $\quad y(k) = \mathrm{sgm}(s(k))$ $\quad \varepsilon(k) = d(k) - y(k)$

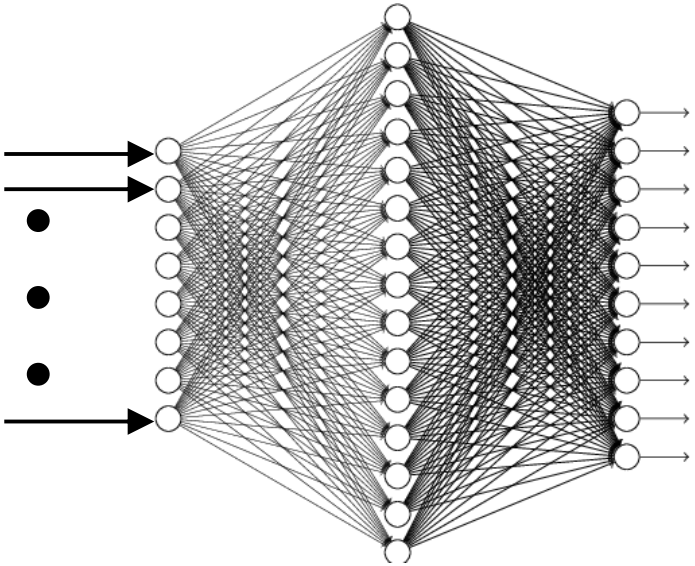
Mesterséges Neurális Háló (Artificial Neural Network)

Nemlineáris approximációt megvalósító, induktív tanulási algoritmussal tanítható matematikai struktúra.

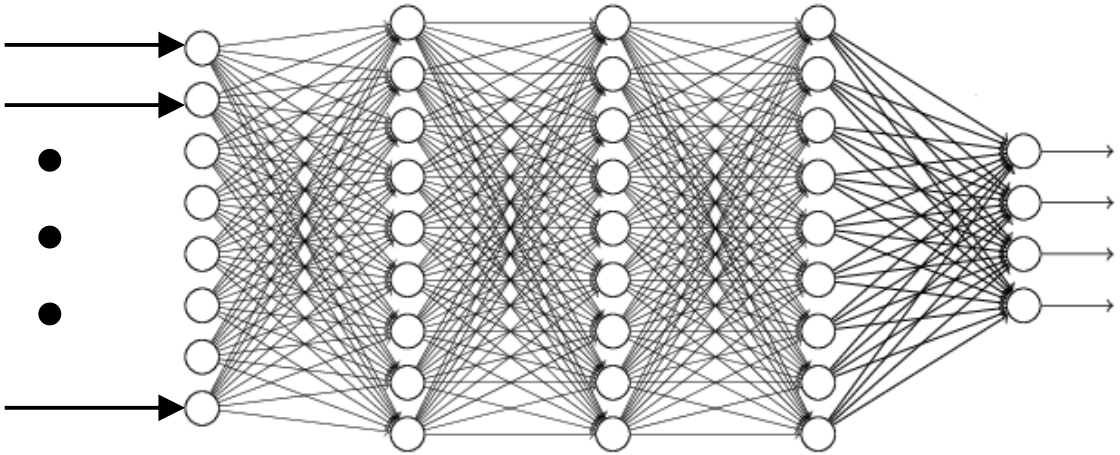
Az egyik legismertebb, az MLP:
Előrecsatolt, rétegek között teljesen összekötött



Egy rejtett réteg



Több rejtett réteg



Mesterséges Neurális Háló

Többrétegű előrecsatolt háló tanítása (elemi alapok)
Hibavisszaterjesztés (*backpropagation, BP*) gradiens módszerrel

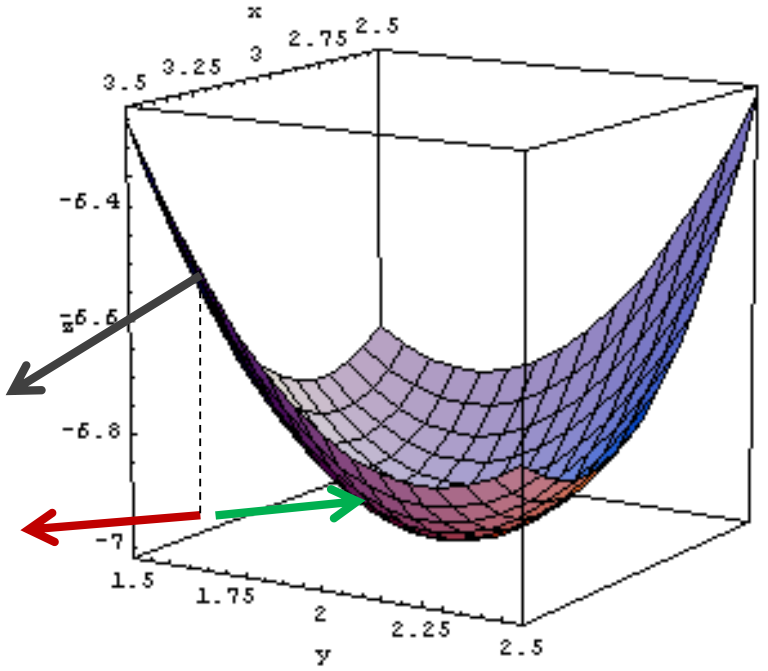
- példa: bemeneti mintákat és hozzájuk rendelt kívánt kimeneteket mutatunk a hálónak,
- ha hiba lép fel (a kimenet és a kívánt érték eltér), a súlyokat úgy módosítjuk, hogy a hiba csökkenjen.

A trükk a hiba megállapítása, és a hibának a hibát okozó súlyok közti szétosztása.

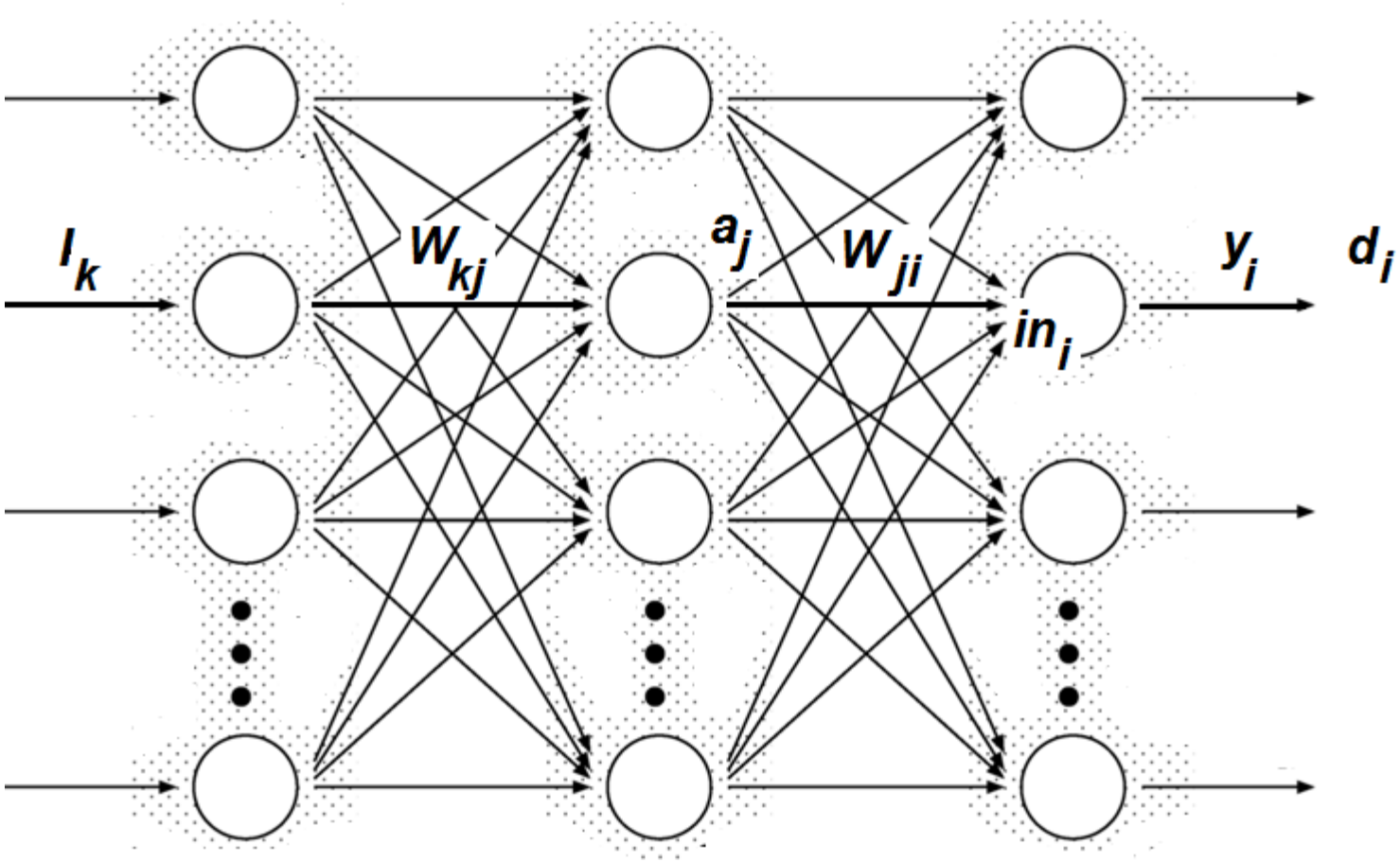
Gradiens módszer - táblánál

$$\mathbf{W} \leftarrow \mathbf{W} - \alpha \frac{\partial E}{\partial W}$$

A gradiens abba az irányba mutat, amelyik irányban a leggyorsabban nő a függvény, a hiba (meredeken fel a hegyre…). Negatív gradiens: a meredek csökkenés iránya!



Mesterséges Neurális Háló

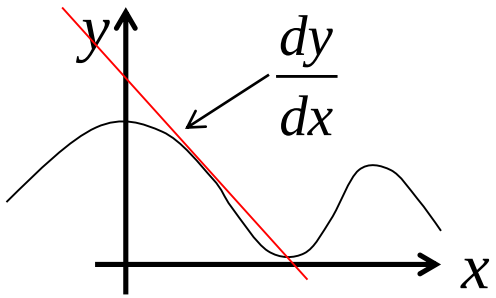


$$W_{k,j} \leftarrow W_{k,j} - \alpha \frac{\partial E}{\partial W_{k,j}} \qquad W_{j,i} \leftarrow W_{j,i} - \alpha \frac{\partial E}{\partial W_{j,i}} \qquad E = \frac{1}{2} \sum_i (d_i - y_i)^2$$

A hibavisszaterjesztés (backpropagation, BP) tanítási algoritmus bemutatása a Neurális hálózatok (Altrichter-Horváth-Pataki-Strausz-Takács-Valyon, Panem 2005) könyv alapján (egyszerűsítve) a táblánál.

A következő dián azt mutatjuk be, hogy a kimeneti hibát hogyan lehet visszavezetni egy belső súlyig.

A cél annak kiszámítása, hogy a vizsgált súly hogyan hat a kimeneti hibára. (Differenciálhányados vagy derivált azt mutatja, hogy két mennyiségből az egyik változása hogyan hat a másikra. Tehát, ha pl. *x* nő, akkor *y* csökken-e – derivált negatív – , vagy nő-e – derivált pozitív.)

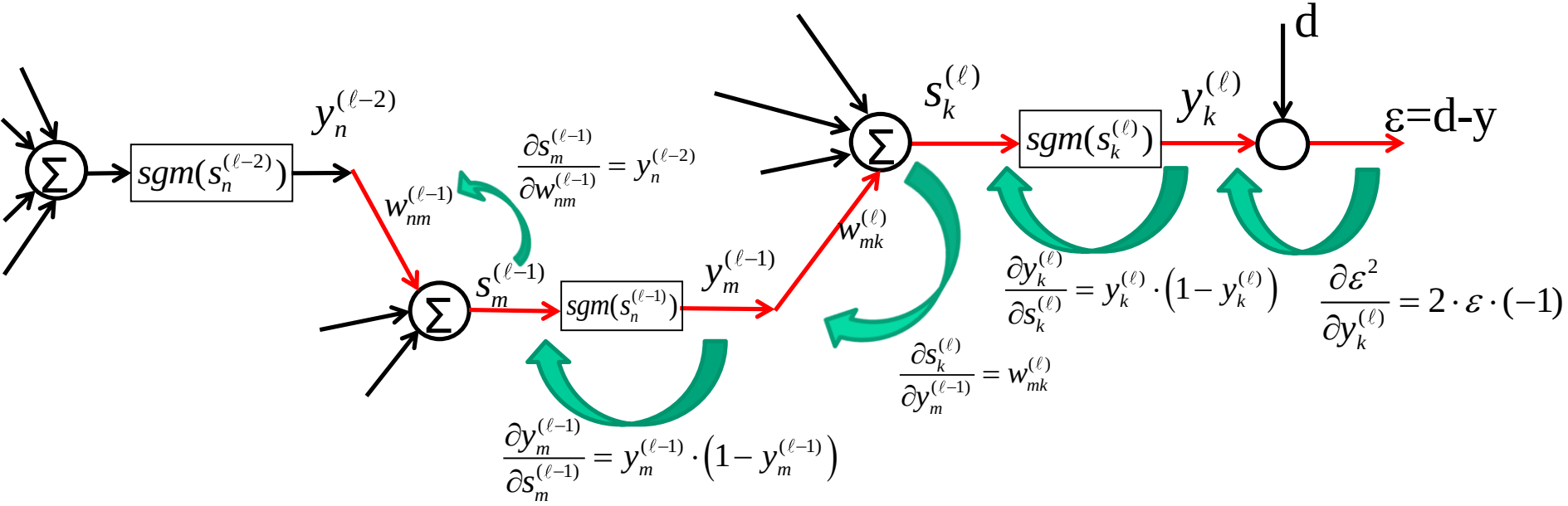


Mivel itt több lépcsőn át megy a hatás – láncszabály:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{nm}^{(\ell-1)}} = \frac{\partial \varepsilon^2}{\partial w_{nm}^{(\ell-1)}} = \frac{\partial \varepsilon^2}{\partial y_k^{(\ell)}} \cdot \frac{\partial y_k^{(\ell)}}{\partial s_k^{(\ell)}} \cdot \frac{\partial s_k^{(\ell)}}{\partial y_n^{(\ell-1)}} \cdot \frac{\partial y_n^{(\ell-1)}}{\partial s_n^{(\ell-1)}} \cdot \frac{\partial s_n^{(\ell-1)}}{\partial w_{nm}^{(\ell-1)}}$$

A deriválás láncszabálya:

$$\frac{\partial \varepsilon^2}{\partial w_{nm}^{(\ell-1)}} = \frac{\partial \varepsilon^2}{\partial y_k^{(\ell)}} \cdot \frac{\partial y_k^{(\ell)}}{\partial s_k^{(\ell)}} \cdot \frac{\partial s_k^{(\ell)}}{\partial y_n^{(\ell-1)}} \cdot \frac{\partial y_n^{(\ell-1)}}{\partial s_n^{(\ell-1)}} \cdot \frac{\partial s_n^{(\ell-1)}}{\partial w_{nm}^{(\ell-1)}}$$



$$E = \varepsilon^2 = \left(d - y_k^{(\ell)}\right)^2$$

$$y_k^{(\ell)} = sigmoid\left(s_k^{(\ell)}\right)$$

$$y_n^{(\ell-1)} = sigmoid\left(s_n^{(\ell-1)}\right)$$

$$s_n^{(\ell-1)} = w_{0n}^{(\ell-1)} \cdot 1 + w_{1n}^{(\ell-1)} y_1^{(\ell-2)} + \ldots + w_{nm}^{(\ell-1)} y_n^{(\ell-2)} + \ldots.$$

$$s_k^{(\ell)} = w_{0k}^{(\ell)} \cdot 1 + w_{1k}^{(\ell)} y_1^{(\ell-1)} + \ldots + w_{mk}^{(\ell)} y_m^{(\ell-1)} + \ldots. + w_{Mk}^{(\ell)} y_m^{(\ell-1)}$$

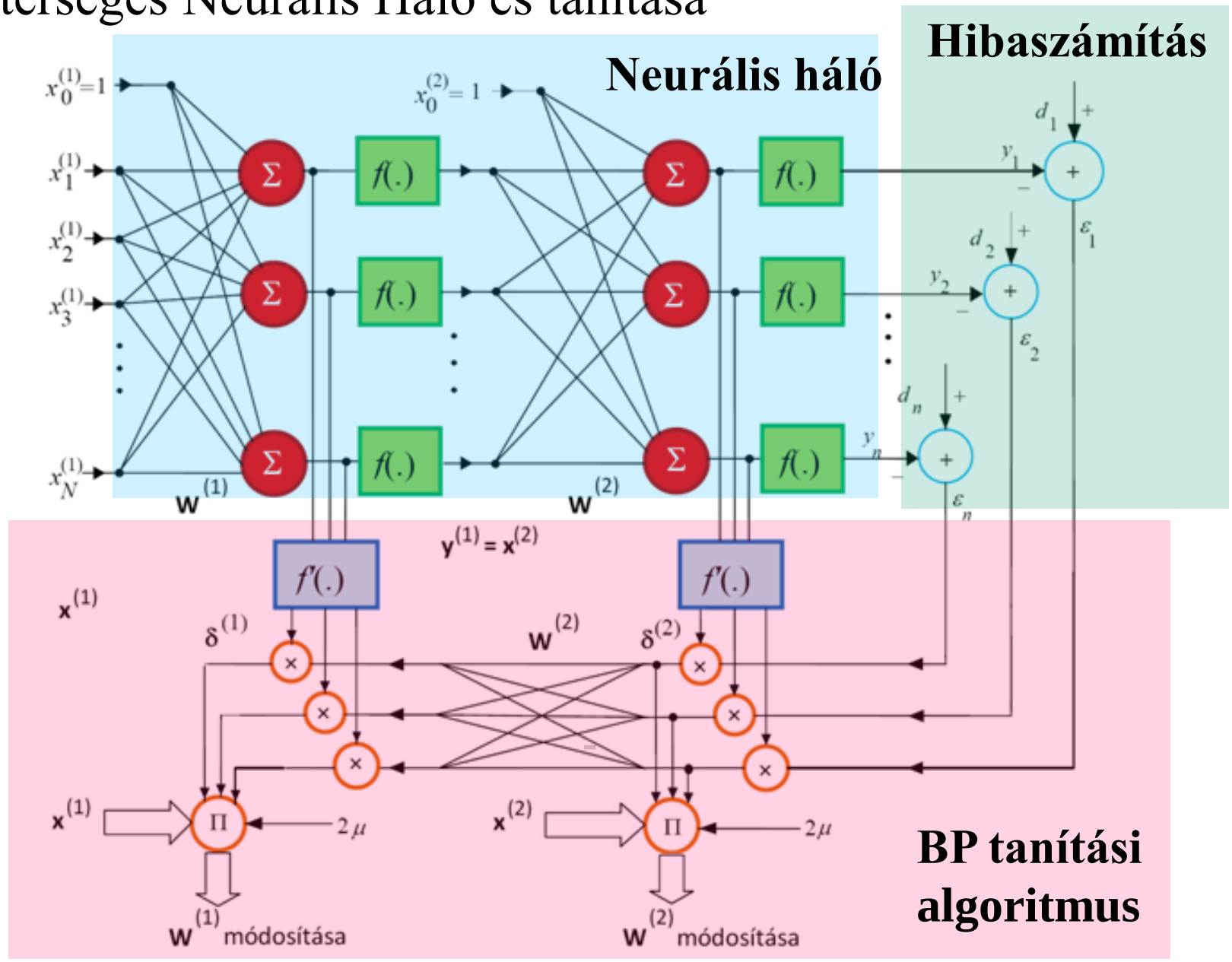
A **hibavisszaterjesztés (BP) algoritmus** egy ügyes számítási módszer, amivel viszonylag gyorsan ki tudjuk számítani a hálózat összes súlyának a kimenetre gyakorolt hatását. Tehát az összes réteg, összes neuronjához tartozó összes bemeneti súlyra: $\frac{\partial E}{\partial w_{qr}^{(\ell)}}$

Ezt látjuk majd a következő fólián (rózsaszín téglalappal kiemelve).

A tanítási eljárás ezek után a következő:

- Véletlen sorrendben vesszük a mintákat (bemenet és a hozzá tartozó kívánt kimenet), és kiszámítjuk az egyes mintákhoz a hibának az összes súlyra vett deriváltját
- Egy vagy több ilyen minta után az egyes súlyok deriváltjainak átlagát használjuk az adott súly módosításához
- Amikor a mintahalmaz végére értünk (ezt nevezzük 1 epochnak), akkor újrakezdjük a folyamatot, más véletlen sorrendben használva a mintákat újra tanítunk
- Amikor a hiba kellően lecsökkent vagy már nincs időnk, erőforrásunk tanítani – leállítjuk a folyamatot.

Mesterséges Neurális Háló és tanítása



http://mialmanach.mit.bme.hu/neuralis/index

Hibavisszaterjesztés (backpropagation)

A *t*-dik iterációs lépésben használt iteratív összefüggéspár az *l*-dik réteg *i*-dik neuron *j*-dik súlyának tanításánál

(A bátorsági faktor: α)

Látható, ahogy a δ általánosított hibát terjesztjük visszafele az l+1-dik réteg minden neuronjáról az l-dik réteg i-dik neuronjához a kettőt összekötő ($w_{ri}^{(\ell+1)}$) súlyon keresztül

$$\delta_i^{(\ell)}(t) = \sum_{r=1}^{N_{\ell+1}} \delta_r^{(\ell+1)}(t) \cdot w_{ri}^{(\ell+1)}(t) \cdot f'(s_i^{(\ell)}(t))$$

$$w_{ij}^{(\ell)}(t+1) = w_{ij}^{(\ell)}(t) + 2 \cdot \alpha \cdot \delta_i^{(\ell)}(t) \cdot x_j^{(\ell)}(t)$$

Mesterséges Neurális Hálók approximációs képessége

D. Hilbert (1900) 23 matematikai problémája/sejtése:
13. probléma: „Bizonyítsuk be, hogy az $x^7+ax^3+bx^2+cx+1=0$ hetedfokú egyenlet nem oldható meg pusztán kétváltozós függvények segítségével!” ?☺

…

„Mutassuk meg, hogy van olyan háromváltozós folytonos függvény, mely nem írható fel véges számú kétváltozós folytonos függvény segítségével!”

…

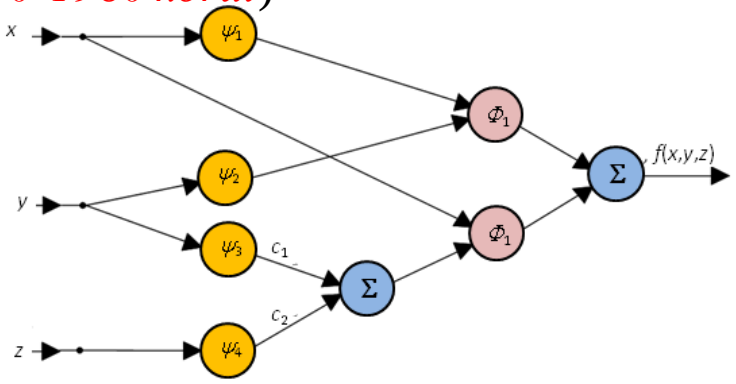
A. Kolmogorov (1957): nem csupán minden háromváltozós függvény, hanem tetszőleges *N*-változós folytonos függvény felírható csupán **egy**változós függvények és az összeadás segítségével.

…

A neuronháló bizonyos feltételekkel bármilyen függvényt tud tetszőleges pontossággal approximálni (közelíteni)! (*második nagy lelkesedés 1970-1980 körül*)

http://mialmanach.mit.bme.hu/neuralis/ch01s04

$$f(x_1,x_2,\ldots,x_N)=\sum_{q=1}^{2N+1}\Phi_q\left(\sum_{p=1}^{N}\psi_{pq}(x_p)\right)$$

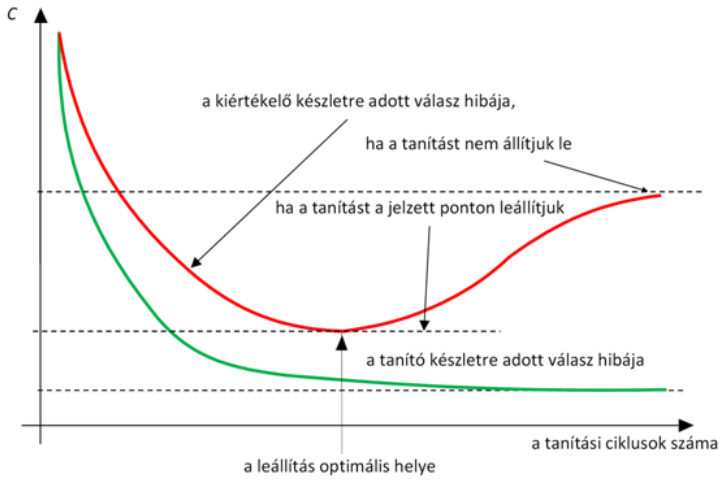


Mesterséges Neurális Háló

Kérdések, problémák:

- mekkora (hány réteg, rétegenként hány processzáló elem) hálózatot válasszunk?
- hogyan válasszuk meg a tanulási tényező (α) értékét?
- milyen kezdeti súlyértékeket állítsunk be?
- hogyan válasszuk meg a tanító és a tesztelő minta készletet?
- hogyan használjuk fel a tanítópontokat, milyen gyakorisággal módosítsuk a hálózat súlyait?
- meddig tanítsuk a hálózatot, stb?
- hogyan védekezzünk a túltanulással szemben?
- (hogyan gyorsítsuk meg a tanulást?)

http://mialmanach.mit.bme.hu/neuralis/index



Elemzés

Kifejezőképesség: A többrétegű hálók osztálya egészében, mint osztály a bemenetek (attribútumok) bármely függvényének reprezentációjára képes.

Számítási hatékonyság: legrosszabb esetben a tanításhoz szükséges epochok (tanítási menetek: az összes mintát felhasználjuk egy-egy epochban) száma a bemenetek számának, *n*-nek, még *exponenciális függvénye* is lehet! A hibafelület *lokális minimumai* problémát jelenthetnek.

Általánosító képesség: jó általánosításra képesek.

Zajérzékenység: alapvetően nemlineáris regresszió, nagyon jól tolerálják a bemeneti adatok zajosságát (*ha elegendő mintánk van*!).

Átláthatóság: alapvetően fekete doboz, a működése nem átlátható.