





Gyires-Tóth Bálint

#### Deep Learning a gyakorlatban Python és LUA alapon Backpropagation





# Jogi nyilatkozat

Jelen előadás diái a "*Deep Learning a gyakorlatban Python és LUA alapon*" című tantárgyhoz készültek és letölthetők a <a href="http://smartlab.tmit.bme.hu">http://smartlab.tmit.bme.hu</a> honlapról.

A diák nem helyettesítik az előadáson való részvételt, csupán emlékeztetőül szolgálnak.

Az előadás diái a szerzői jog védelme alatt állnak. Az előadás diáinak vagy bármilyen részének újra felhasználása, terjesztése, megjelenítése csak a szerző írásbeli beleegyezése esetén megengedett. Ez alól kivétel, mely diákon külső forrás külön fel van tüntetve.



#### Deep Learning Híradó

Hírek az elmúlt 168 órából





### Deep Learning Híradó

Google Dataset Search

https://toolbox.google.com/datasetsearch

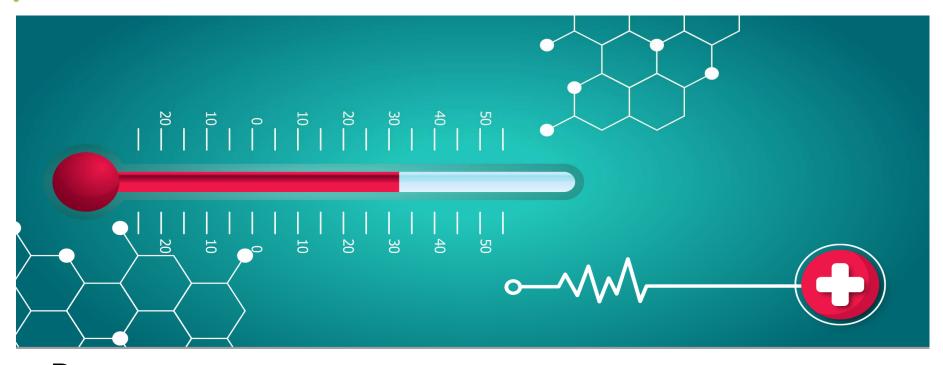
Motion Retargeting Video Subjects

https://www.youtube.com/watch?v=PCBTZh41Ris





#### Tanítási feladat, adatok



- Bemenet: [láz (°C), gyógyszer (mg)] = X
- Kimenet
  - Regresszió: [láz 2 óra múlva] = 😽
  - Osztályozás: [láz/hőemelkedés/normális 2 óra múlva]



#### Tanító és teszt adatok

• Példa

$$X = \begin{cases} 38.6 & 25 \\ 37.8 & 25 \\ 37.3 & 50 \\ 38.2 & 50 \end{cases}$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

$$X = (x - mean X) / std X$$

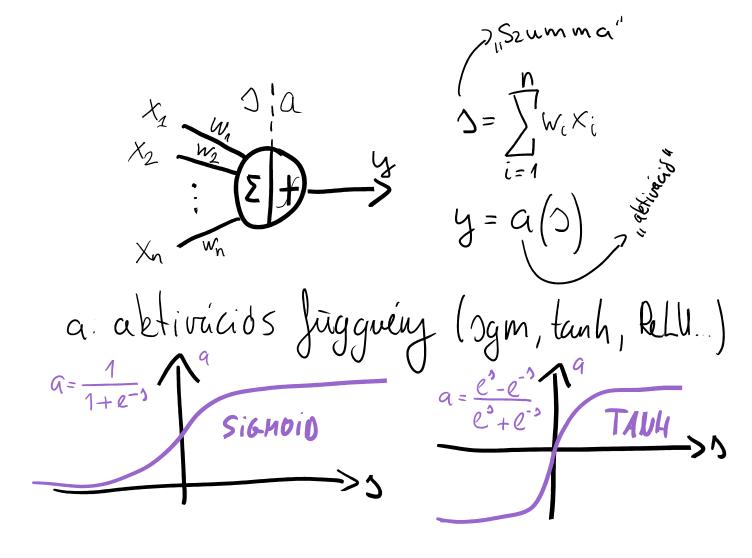
$$X = (x - mean X)$$

#### Min max scaler

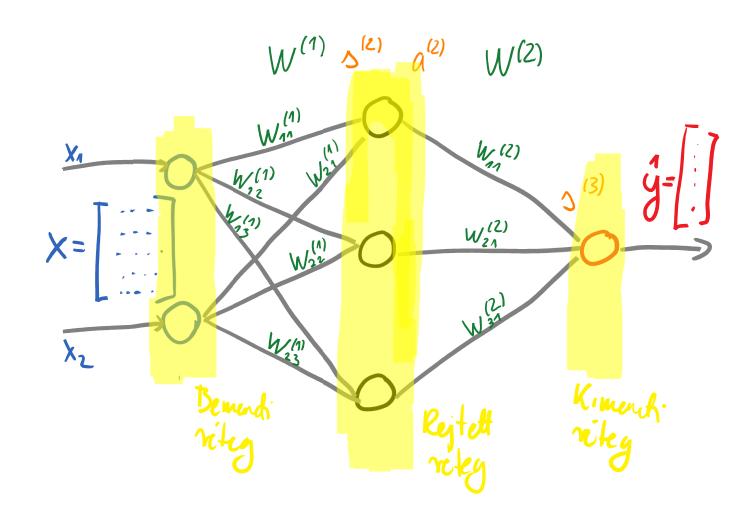
Kimenetek átskálázása



#### Elemi neuron



# Előrecsatolt mély neurális hálózat





### Mátrixalgebra

- Mátrix szorzás
- Transzponálás
- Parciális derivált













### Forward lépés I.



### Forward lépés II.

2 
$$a^{(2)} = \{(\Delta^{(2)}) = \text{Sigmoid} \{\Delta^{(2)}\}\$$
  $(\text{tanh/lelu/Plelu...})$ 

Sigmoid =  $\text{Sigmoid} \{\Delta^{(2)}\}\$   $\text{Sigmoid} \{\Delta^{(2)}\}\$ 

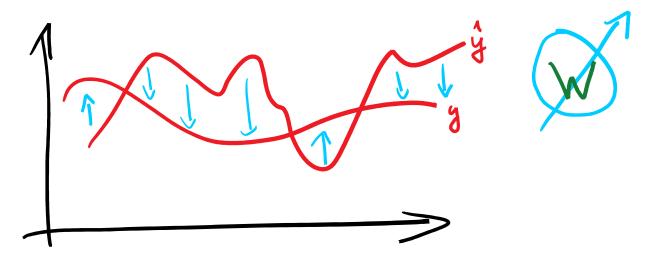


# Forward lépés III.: Cost function

Magyarul: költségfüggvény

Négyzetes hiba (regresszió) vagy (5) logsoftmax (osztályozás)

Kezdetben súlyok értéke véletlenszám





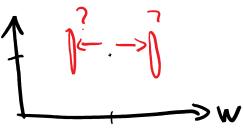
## Súlyok finomhangolása

• Brute force 1 súly  $\rightarrow$  [-100,100] 0.1-es felbontással 2000 eset 2 súly  $\rightarrow$  2000² = 4 \* 10<sup>6</sup>

9 súly 
$$\rightarrow$$
 2000 $^9 = 4 * 10^6 = 512 * 10^{27}$ 

közepes méretű háló, 6 rejtett réteg, 1000 neuron rétegenként:  $6*1000^2$  súly

• Numerikus gradiens keresé





Névnek a NEPTUN kódodat add meg!

https://kahoot.it/

#### Gradient descent



## Backprop: kimeneti – rejtett réteg

$$\frac{\partial C}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \otimes \frac{1}{2} (y - \hat{y})^{2} \right]}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \cdot - \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(2)}} \right]}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \cdot - \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(2)}} \right]}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \cdot - \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(2)}} \right]}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \cdot - \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(2)}} \right]}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \cdot - \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(2)}} \right]}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \cdot - \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(2)}} \right]}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \cdot - \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(2)}} \right]}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \cdot - \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(2)}} \right]}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \cdot - \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(2)}} \right]}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \cdot - \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(2)}} \right]}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \cdot - \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(2)}} \right]}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \cdot - \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(2)}} \right]}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \cdot - \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(2)}} \right]}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \cdot - \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(2)}} \right]}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \cdot - \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(2)}} \right]}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \cdot - \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(2)}} \right]}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \cdot - \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(2)}} \right]}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \cdot - \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(2)}} \right]}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \cdot - \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(2)}} \right]}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \cdot - \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(2)}} \right]}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \cdot - \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(2)}} \right]}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \cdot - \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(2)}} \right]}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \cdot - \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(2)}} \right]}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \cdot - \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(2)}} \right]}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \cdot - \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(2)}} \right]}{\partial w^{(2)}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{n} \left[ (y - \hat{y})^{2} \cdot - \frac{\partial \hat{y}}{$$



## Backprop: Batch gradient descent

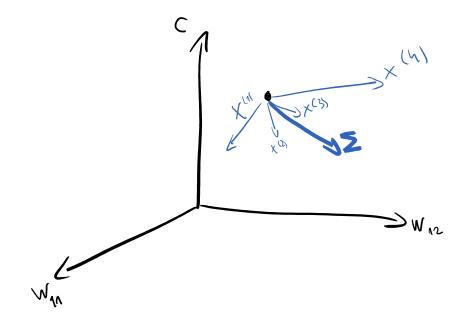
$$\frac{\partial C}{\partial W^{(2)}} = \sum_{i=1}^{\infty} \frac{\partial_{i}^{1} (y_{i} - y_{i}^{2})^{2}}{\partial W^{(2)}} = (\alpha^{(2)})^{T} \delta^{(3)} =$$

$$= \begin{bmatrix} \delta_{1}^{(2)} & \delta_{1}^{(2)} &$$



# Backprop: Batch gradient descent

Az összes tanítómintára kiszámoljuk a gradienst és ezeket összegezzük.





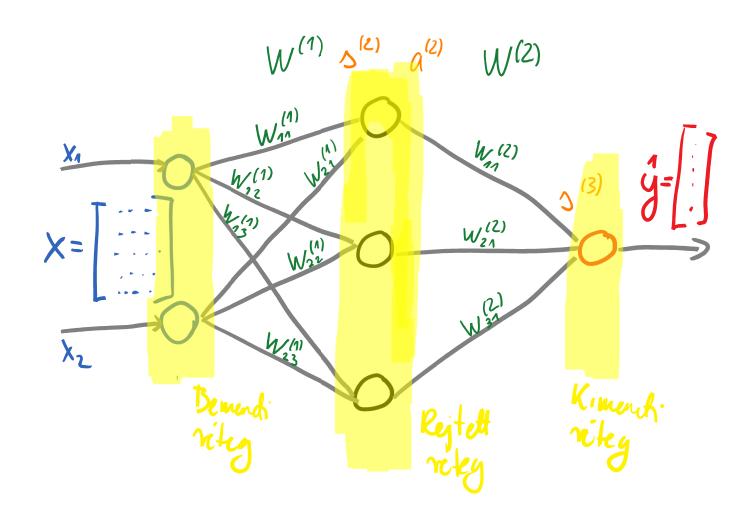
## Backprop: rejtett – bemeneti réteg

$$\frac{\partial C}{\partial w^{(1)}} = \frac{\partial \frac{1}{2} (y - \hat{y})^{2}}{\partial w^{(1)}} = -(y - \hat{y}) \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(1)}} = -(y - \hat{y}) \frac{\partial \hat{y}}{\partial y^{(1)}} = -(y - \hat{y}) \frac{\partial \hat{y}}{\partial y^{(1)}} = -(y - \hat{y}) \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(1)}} = -(y - \hat{y}) \frac{\partial \hat{y}}{\partial w^{(1)}} = \frac{\partial \hat{y}}{\partial w$$



 $W^{(2)} = W^{(2)} - \mu \frac{\partial C}{\partial U^{(2)}}$ 

# Előrecsatolt mély neurális hálózat





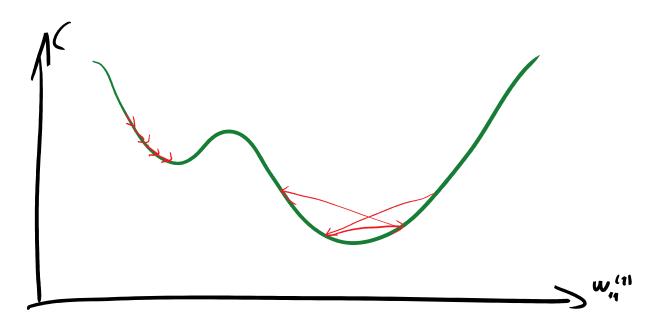
### Gradient descent

- Stochastic Gradient Descent (SGD)
- Batch GD
- Mini-Batch GD



#### Gradient descent

Lokális vs. Globális minimum Vanilla SGD, Batch learning, Mini-batch





#### Tanítás

- Deep learning: több rétegen keresztül ugyanez
- http://playground.tensorflow.org/



### Acknowledgement

The pictures of Slide 3 and 22 were designed by Freepik.com.









# Köszönöm a figyelmet!

toth.b@tmit.bme.hu



