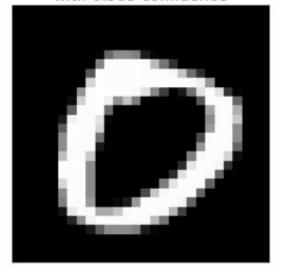
Neuronové sítě a hluboké učení

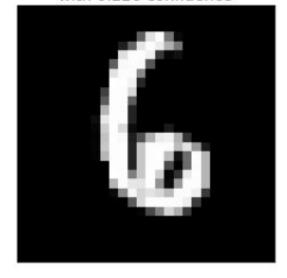
Label: 0, Predicted: 0 with 0.383 confidence



Label: 3, Predicted: 3 with 0.277 confidence



Label: 6, Predicted: 6 with 0.226 confidence



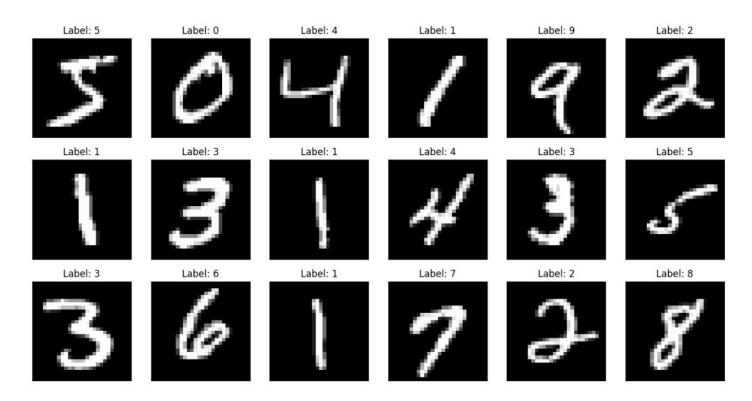
Neuronové sítě a hluboké učení

- Michael N. Nielsen, "Neural Networks and Deep Learning", Determination Press, 2015
- http://neuralnetworksanddeeplearning.com/
- 3blue1brown série videí na YouTube
- pevné základy, ne přehled technik
- příklady v Pythonu, bez frameworků

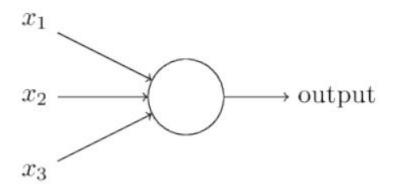
Rozpoznání ručně psaných číslic

- Standardními technikami hrozně složité
- Zkusíme jiný přístup: udělat program, který se na základě dat "naučí", jak která číslice vypadá
- Vyjdeme z toho, že existuje nějaká (matematická) funkce, která problém řeší > budeme ji chtít najít
- Fitovaní funkce

Rozpoznání ručně psaných číslic



- n binárních vstupů, jeden binární výstup
- váhy, prahová hodnota



output =
$$\begin{cases} 0 & \text{if } \sum_{j} w_{j} x_{j} \leq \text{threshold} \\ 1 & \text{if } \sum_{j} w_{j} x_{j} > \text{threshold} \end{cases}$$

- váhy značí důležitost vstupní proměnné
- prahová hodnota jak "těžké" je aktivovat perceptron

output =
$$\begin{cases} 0 & \text{if } \sum_{j} w_{j} x_{j} \leq \text{threshold} \\ 1 & \text{if } \sum_{j} w_{j} x_{j} > \text{threshold} \end{cases}$$

- model rozhodování
- příklad: výběr vysoké školy
 - 1. dobré uplatnění
 - 2. vysoká obtížnost
 - 3. osobní zájem

- model rozhodování
- příklad: výběr vysoké školy
 - 1. dobré uplatnění
 - 2. vysoká obtížnost
 - 3. osobní zájem
- každý může přiřadit vstupům jinou váhu a má jinou prahovou hodnotu

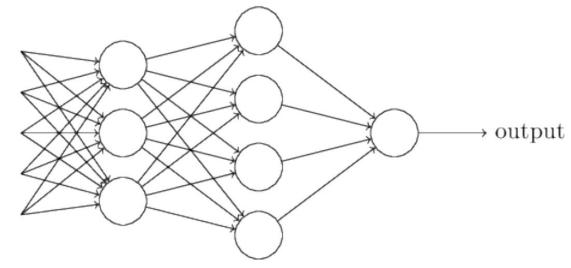
- vhodnější notace: zavedeme tzv. bias b:=-threshold
- skalární součin: $\sum_{i=1}^n w_i x_i + b = w^T x + b$

$$ext{output} = egin{cases} 1 & \dots ext{pokud}\, w^T \cdot x + b_i > 0, \ 0 & \dots ext{pokud}\, w^T \cdot x + b_i \leq 0 \end{cases}$$

Síť perceptronů

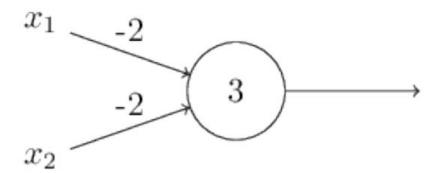
- · vrstvy vzájemně "propojených" perceptronů
- komplexní rozhodovací model
- druhá vrstva je abstraktnější

inputs



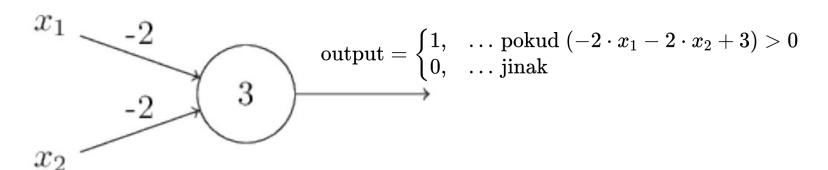
Síť perceptronů

- model jakékoliv logické funkce
- NAND, univerzální logický člen



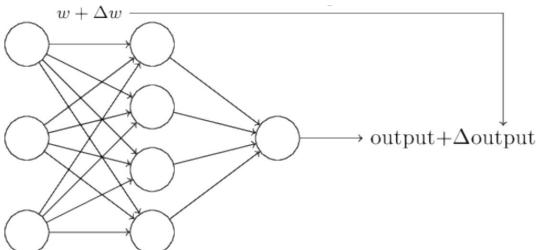
Síť perceptronů

- model jakékoliv logické funkce
- NAND, univerzální logický člen



- sigmoid neuron
- abychom mohli nastavit váhy a biasy, chceme

spojitost

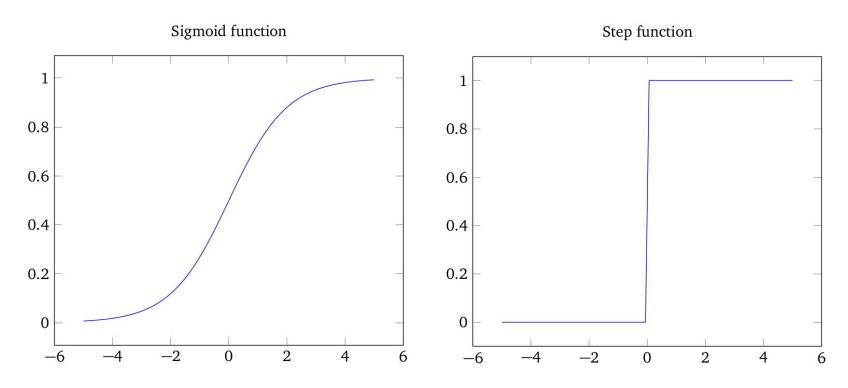


- změna váhy/biasu perceptronu může úplně změnit výstup sítě, nebo naopak nezpůsobit nic
- dovolíme $\mathrm{output} = y \in (0,1)$
- aktivační funkce sigmoid

$$\sigma(z) = rac{1}{1 + e^{-z}} = rac{1}{1 + e^{-(\sum_i^n w_i x_i + b)}}$$

- pokud z velké záporné, output se blíží k 1
- pokud z velké kladné, output se blíží k 0
- v limitách stejné, jako perceptrony

$$\sigma(z) = rac{1}{1 + e^{-z}} = rac{1}{1 + e^{-(\sum_i^n w_i x_i + b)}}$$



- zafixujeme vstup, neuron je funkce, ve které jsou váhy a bias proměnné
- chceme, aby změna v proměnné byla lineárně proporční změně výstupu - spojitost

$$\Delta \text{output} \approx \sum_{j} \frac{\partial \text{ output}}{\partial w_{j}} \Delta w_{j} + \frac{\partial \text{ output}}{\partial b} \Delta b$$

 Ukažte, že vynásobíme-li všechny váhy a biasy v síti perceptronů kladnou konstantou, chování sítě se nezmění

- Ukažte, že vynásobíme-li všechny váhy a biasy v síti perceptronů kladnou konstantou, chování sítě se nezmění
- output jednoho perceptronu:

$$y = egin{cases} 0 \dots ext{pokud } w^T x + b \leq 0, \ 1 \dots ext{pokud } w^T x + b > 0. \end{cases}$$

rozepíšeme skalární součin
 a vynásobíme váhy a bias konstantou c:

- Ukažte, že vynásobíme-li všechny váhy a biasy v síti perceptronů kladnou konstantou, chování sítě se nezmění
- output jednoho perceptronu:

$$y = egin{cases} 0 \dots ext{pokud } w^T x + b \leq 0, \ 1 \dots ext{pokud } w^T x + b > 0. \end{cases}$$

 rozepíšeme skalární součin a vynásobíme váhy a bias konstantou c:

$$\sum_{i=1}^n cw_ix_i+cb=c\sum_{i=1}^n w_ix_i+cb=cwx+cb=c(wx+b)$$

$$\sum_{i=1}^{n} cw_{i}x_{i} + cb = c\sum_{i=1}^{n} w_{i}x_{i} + cb = cw^{T}x + cb = c(w^{T}x + b)$$

$$\sum_{i=1}^{n} cw_{i}x_{i} + cb = c\sum_{i=1}^{n} w_{i}x_{i} + cb = cw^{T}x + cb = c(w^{T}x + b)$$

 dosadíme do definice perceptronu, můžeme vydělit kladnou konstantou beze změny nerovnosti

$$\sum_{i=1}^n cw_ix_i+cb=c\sum_{i=1}^n w_ix_i+cb=cw^Tx+cb=c(w^Tx+b)$$

 dosadíme do definice perceptronu, můžeme vydělit kladnou konstantou beze změny nerovnosti

$$y = egin{cases} 0 \ldots ext{pokud } cig(w^Tx+big) \leq 0 &\equiv w^Tx+b \leq 0, \ 1 \ldots ext{pokud } cig(w^Tx+big) > 0 &\equiv w^Tx+b > 0. \end{cases}$$

$$\sum_{i=1}^n cw_ix_i+cb=c\sum_{i=1}^n w_ix_i+cb=cw^Tx+cb=c(w^Tx+b)$$

 dosadíme do definice perceptronu, můžeme vydělit kladnou konstantou beze změny nerovnosti

$$y = egin{cases} 0 \dots ext{pokud } cig(w^Tx+big) \leq 0 &\equiv w^Tx+b \leq 0, \ 1 \dots ext{pokud } cig(w^Tx+big) > 0 &\equiv w^Tx+b > 0. \end{cases}$$

to platí pro libovolný perceptron, tedy i pro celou síť

• Mějme fixní vstup do sítě perceptronů tak, že: $w^Tx + b \neq 0$ Zaměňte všechny perceptrony za spojité neurony a vynásobte kladnou konstantou c. Ukažte, že pro $c \to +\infty$ se síť chová stejně jako původní síť perceptronů. Co se stane, pokud pro nějaký neuron neplatí $w^Tx + b \neq 0$?

- Mějme fixní vstup do sítě perceptronů tak, že: $w^Tx + b \neq 0$ Zaměňte všechny perceptrony za spojité neurony a vynásobte kladnou konstantou c. Ukažte, že pro $c \to +\infty$ se síť chová stejně jako původní síť perceptronů. Co se stane, pokud pro nějaký neuron neplatí $w^Tx + b \neq 0$?
- opět prozkoumáme chování jednoho neuronu

$$y = \sigma(w^Tx + b) = rac{1}{1 + \exp\left(-(w^Tx + b)
ight)} = rac{1}{1 + rac{1}{e^{w^Tx + b}}} = rac{e^{w^Tx + b}}{e^{w^Tx + b} + 1} = rac{e^t}{e^t + 1}$$
 $= rac{e^t + 1 - 1}{e^t + 1} = 1 - rac{1}{e^t + 1}, ext{ privenish}$ privenish temž $t = wx + b$

$$y = \sigma(w^Tx + b) = rac{1}{1 + \exp\left(-(w^Tx + b)
ight)} = rac{1}{1 + rac{1}{e^{w^Tx + b}}} = rac{e^{w^Tx + b}}{e^{w^Tx + b} + 1} = rac{e^t}{e^t + 1}$$

$$=rac{e^t+1-1}{e^t+1}=1-rac{1}{e^t+1},$$
 přičemž $t=wx+b$

• vynásobíme konstantou c>0 a dostaneme $1-\frac{1}{e^{ct}+1}$.

$$y = \sigma(w^Tx + b) = rac{1}{1 + \exp\left(-(w^Tx + b)
ight)} = rac{1}{1 + rac{1}{e^{w^Tx + b}}} = rac{e^{w^Tx + b}}{e^{w^Tx + b} + 1} = rac{e^t}{e^t + 1}$$

$$=rac{e^t+1-1}{e^t+1}=1-rac{1}{e^t+1},$$
 přičemž $t=wx+b$

- vynásobíme konstantou c>0 a dostaneme $1-\frac{1}{e^{ct}+1}$.
- Rozlišíme tři případy:

$$y = \sigma(w^Tx + b) = rac{1}{1 + \exp\left(-(w^Tx + b)
ight)} = rac{1}{1 + rac{1}{e^{w^Tx + b}}} = rac{e^{w^Tx + b}}{e^{w^Tx + b} + 1} = rac{e^t}{e^t + 1}$$
 $= rac{e^t + 1 - 1}{e^t + 1} = 1 - rac{1}{e^t + 1}, ext{ privenish}$ pričemž $t = wx + b$

- vynásobíme konstantou c>0 a dostaneme $1 \frac{1}{e^{ct} + 1}$.
- Rozlišíme tři případy:

t > 0:

$$y = \sigma(w^Tx + b) = rac{1}{1 + \exp\left(-(w^Tx + b)
ight)} = rac{1}{1 + rac{1}{e^{w^Tx + b}}} = rac{e^{w^Tx + b}}{e^{w^Tx + b}} = rac{e^t}{e^t + 1}$$

$$=rac{e^t+1-1}{e^t+1}=1-rac{1}{e^t+1},$$
 přičemž $t=wx+b$

- vynásobíme konstantou c>0 a dostaneme $1-rac{1}{e^{ct}+1}$.
- Rozlišíme tři případy:

$$t>0: e^{ct} \xrightarrow{c \to +\infty} +\infty \Rightarrow \frac{1}{e^{ct}+1} \xrightarrow{c \to +\infty} 0 \Rightarrow 1 - \frac{1}{e^{ct}+1} \xrightarrow{c \to +\infty} 1.$$

$$y = \sigma(w^Tx + b) = rac{1}{1 + \exp\left(-(w^Tx + b)
ight)} = rac{1}{1 + rac{1}{e^{w^Tx + b}}} = rac{e^{w^Tx + b}}{e^{w^Tx + b} + 1} = rac{e^t}{e^t + 1}$$
 $= rac{e^t + 1 - 1}{e^t + 1} = 1 - rac{1}{e^t + 1}, ext{ p
{ri}
{c}em
{z}} t = wx + b$

- vynásobíme konstantou c>0 a dostaneme $1 \frac{1}{e^{ct} + 1}$.
- Rozlišíme tři případy:

$$t>0: e^{ct} \xrightarrow{c \to +\infty} +\infty \Rightarrow \frac{1}{e^{ct}+1} \xrightarrow{c \to +\infty} 0 \Rightarrow 1 - \frac{1}{e^{ct}+1} \xrightarrow{c \to +\infty} 1.$$

 zároveň víme, že vynásobením vah a biasu perceptronu nezměníme jeho výstup, sítě se tedy chovají stejně

• výstup neuronu: $y=1-rac{1}{e^t+1}$

t < 0:

• výstup neuronu: $y = 1 - \frac{1}{e^t + 1}$

$$t < 0: e^{ct} \xrightarrow{c \to +\infty} 0 \Rightarrow \frac{1}{e^{ct} + 1} \xrightarrow{c \to +\infty} 1 \Rightarrow 1 - \frac{1}{e^{ct} + 1} \xrightarrow{c \to +\infty} 0$$

• výstup neuronu: $y = 1 - \frac{1}{e^t + 1}$

$$t < 0: e^{ct} \xrightarrow{c \to +\infty} 0 \Rightarrow \frac{1}{e^{ct} + 1} \xrightarrow{c \to +\infty} 1 \Rightarrow 1 - \frac{1}{e^{ct} + 1} \xrightarrow{c \to +\infty} 0$$

t=0: • bude existovat neuron, pro který:

• výstup neuronu: $y = 1 - \frac{1}{e^t + 1}$

$$t < 0 : e^{ct} \xrightarrow{c \to +\infty} 0 \Rightarrow \frac{1}{e^{ct} + 1} \xrightarrow{c \to +\infty} 1 \Rightarrow 1 - \frac{1}{e^{ct} + 1} \xrightarrow{c \to +\infty} 0$$

t=0: • bude existovat neuron, pro který:

$$1 - \frac{1}{e^{ct} + 1} = 1 - \frac{1}{e^0 + 1} = 1 - \frac{1}{1+1} = \frac{1}{2} \xrightarrow{c \to +\infty} \frac{1}{2}$$

Poznámka

- Vstupní vrstvu zakreslujeme jako vrstvu neuronů, byť formálně není, vrstvy mezi vstupem a výstupem nazveme skrytými
- Bavíme se o tzv. feedforward sítích tj. zakazujeme smyčky
- Často se těmto sítím říká Multi Layer Perceptron (MLP)

Poznámka

