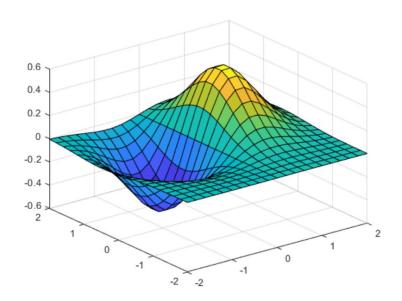
# Jak zefektivnit učení NN



 Používáme np.random.randn(), tj. náhodná čísla ze standardního normálního rozdělení s nulovou střední hodnotou a jednotkových roztpylem

- Používáme np.random.randn(), tj. náhodná čísla ze standardního normálního rozdělení s nulovou střední hodnotou a jednotkových roztpylem
- Jak dobrá je tato inicializace?

- Používáme np.random.randn(), tj. náhodná čísla ze standardního normálního rozdělení s nulovou střední hodnotou a jednotkových roztpylem (odchylkou)
- Jak dobrá je tato inicializace?
  - Představme si naší síť, která má 28x28=784 neuronů ve vstupní vrstvě

 Používáme np.random.randn(), tj. náhodná čísla ze standardního normálního rozdělení s nulovou střední hodnotou a jednotkových roztpylem (odchylkou)

- Představme si naší síť, která má 28x28=784 neuronů ve vstupní vrstvě
- Vezměme příklad, kde je polovina vstupních neuronů je
   0 a druhá polovina 1

 Používáme np.random.randn(), tj. náhodná čísla ze standardního normálního rozdělení s nulovou střední hodnotou a jednotkových roztpylem (odchylkou)

- Představme si naší síť, která má 28x28=784 neuronů ve vstupní vrstvě
- Vezměme příklad, kde je polovina vstupních neuronů je
   0 a druhá polovina 1
- Podíváme se na první neuron ve skryté vrstvě

 Používáme np.random.randn(), tj. náhodná čísla ze standardního normálního rozdělení s nulovou střední hodnotou a jednotkových roztpylem (odchylkou)

- Představme si naší síť, která má 28x28=784 neuronů ve vstupní vrstvě
- Vezměme příklad, kde je polovina vstupních neuronů je
   0 a druhá polovina 1
- Podíváme se na první neuron ve skryté vrstvě

 Používáme np.random.randn(), tj. náhodná čísla ze standardního normálního rozdělení s nulovou střední hodnotou a jednotkových roztpylem

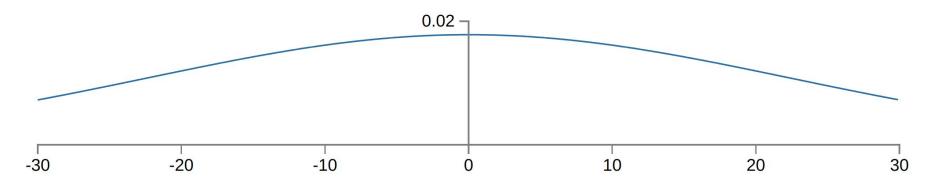
- Představme si naší síť, která má 28x28=784 neuronů ve vstupní vrstvě
- Vezměme příklad, kde je polovina vstupních neuronů je
   0 a druhá polovina 1
- Podíváme se na první neuron ve skryté vrstvě
- $\circ$  Jeho aktivace je dána vztahem  $\sigma(z), z = \sum_i w_j x_j + b$

- Jeho aktivace je dána vztahem  $\sigma(z), z = \sum_j w_j x_j + b$ Polovina výrazů v sumě je nulová (**X**j=0)

- $\circ$  Jeho aktivace je dána vztahem  $\sigma(z), z = \sum w_j x_j + b$
- Polovina výrazů v sumě je nulová (Xj=0)
- Z je tedy součet 784/2 + 1 = 393 veličin ze standardního normálního rozdělení (392 vah + 1 bias)

- $\circ$  Jeho aktivace je dána vztahem  $\sigma(z), z = \sum w_j x_j + b$
- Polovina výrazů v sumě je nulová (Xj=0)<sup>j</sup>
- Z je tedy součet 784/2 + 1 = 393 veličin ze standardního normálního rozdělení (392 vah + 1 bias)
- Z je tedy také z normálního rozdělení s nulovou střední hodnotou, ale rozptyl = 393

- $\circ$  Jeho aktivace je dána vztahem  $\sigma(z), \, z = \sum w_j x_j + b$
- Polovina výrazů v sumě je nulová (Xj=0)<sup>j</sup>
- Z je tedy součet 784/2 + 1 = 393 veličin ze standardního normálního rozdělení (392 vah + 1 bias)
- Z je tedy také z normálního rozdělení s nulovou střední hodnotou, ale rozptyl = 393



 $\circ$  Z grafu vidíme, že |z| je s velkou pravděpodobností velké, tj.  $|z|\gg 1 \implies \sigma(z)\approx 0 \ \mathrm{nebo} \ \sigma(z)\approx 1$ 

- $\circ$  Z grafu vidíme, že |z| je s velkou pravděpodobností velké, tj.  $|z|\gg 1 \implies \sigma(z)\approx 0 \ \mathrm{nebo} \ \sigma(z)\approx 1$
- V takovém případě je neuron saturovaný a učení bude pomalé

- $\circ$  Z grafu vidíme, že |z| je s velkou pravděpodobností velké, tj.  $|z|\gg 1 \implies \sigma(z)\approx 0 \ \mathrm{nebo}\ \sigma(z)\approx 1$
- V takovém případě je neuron saturovaný a učení bude pomalé
- Malé změny ve vahách budou mít miniaturní vliv na aktivaci neuronu, což bude mít ještě menší dopad na neurony v dalších vrstvách a tudíž i na snížení hodnoty účelové funkce

- $\circ$  Z grafu vidíme, že |z| je s velkou pravdepodobností velké, tj.  $|z|\gg 1 \implies \sigma(z)\approx 0 \ \mathrm{nebo}\ \sigma(z)\approx 1$
- V takovém případě je neuron saturovaný a učení bude pomalé
- Malé změny ve vahách budou mít miniaturní vliv na aktivaci neuronu, což bude mít ještě menší dopad na neurony v dalších vrstvách a tudíž i na snížení hodnoty účelové funkce => to platí pro všechny neurony v síti

- $\circ$  Z grafu vidíme, že |z| je s velkou pravdepodobností velké, tj.  $|z|\gg 1 \implies \sigma(z)\approx 0 \ \mathrm{nebo} \ \sigma(z)\approx 1$
- V takovém případě je neuron saturovaný a učení bude pomalé
- Malé změny ve vahách budou mít miniaturní vliv na aktivaci neuronu, což bude mít ještě menší dopad na neurony v dalších vrstvách a tudíž i na snížení hodnoty účelové funkce => to platí pro všechny neurony v síti
- (cross entropie nám pomohla tento problém řešit pouze ve výstupní vrstvě)

Jak tedy váhy inicializovat?

# Jak tedy váhy inicializovat?

• Nepoužijeme standardní normální rozdělení, ale normální rozdělení s nulovou střední hodnotou a rozptylem  $\frac{1}{n_{l-1}}$ , přičemž  $n_{l-1}$  je počet neuronů v předchozí vrstvě

# Jak tedy váhy inicializovat?

- Nepoužijeme standardní normální rozdělení, ale normální rozdělení s nulovou střední hodnotou a rozptylem  $\frac{1}{n_{l-1}}$ , přičemž  $n_{l-1}$  je počet neuronů v předchozí vrstvě
- Bias je jen jeden, takže na výsledek nemá velký vliv => necháme jeho inicializaci tak, jak je

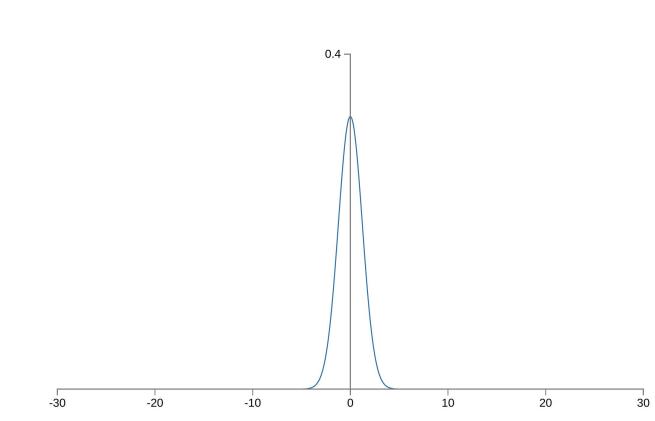
# Jak tedy váhy inicializovat?

- Nepoužijeme standardní normální rozdělení, ale normální rozdělení s nulovou střední hodnotou a rozptylem  $\frac{1}{n_{l-1}}$ , přičemž  $n_{l-1}$  je počet neuronů v předchozí vrstvě
- Bias je jen jeden, takže na výsledek nemá velký vliv => necháme jeho inicializaci tak, jak je
- Takto získáme  $z \sim N\left(0, \sqrt{\frac{3}{2}}\right)$ , protože

$$egin{split} var(z) &= varigg(\sum_{j} w_{j}x_{j} + bigg) = \sum_{j,\,x_{j}=1}^{j} var(w_{j}) + var(b_{j}) = \ &= \sum_{j\,x_{j}=1}^{j} rac{1}{n_{l-1}} + 1 = rac{n_{l-1}}{2} \cdot rac{1}{n_{l-1}} + 1 = rac{3}{2} \end{split}$$

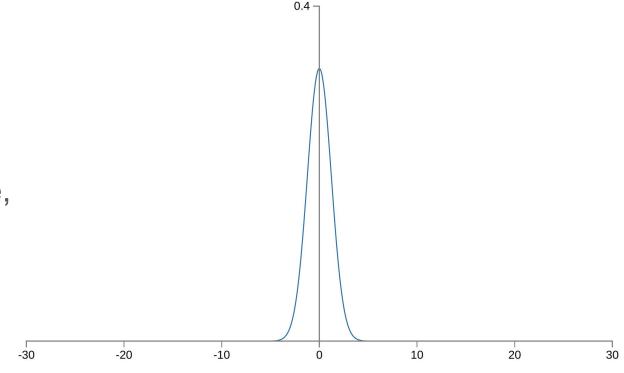
# Jak tedy váhy inicializovat?

 $ullet z \sim Nigg(0,\sqrt{rac{3}{2}}igg)$ 



# Jak tedy váhy inicializovat?

- $ullet z \sim Niggl(0,\sqrt{rac{3}{2}}iggr)$
- takové neurony
  je těžké saturovat
  a tím pádem je
  nepravděpodobné,
  že dojde ke
  zpomalení učení



• L2 regularizace dělá něco podobného, jako tato inicializace vah. Nechť lambda není příliš malá.

- L2 regularizace dělá něco podobného, jako tato inicializace vah. Nechť lambda není příliš malá.
  - a. Vysvětlete, proč při použití původní inicializace vah, probíhá během prvních epoch především "weight decay" (zmenšování vah)

- L2 regularizace dělá něco podobného, jako tato inicializace vah. Nechť lambda není příliš malá.
  - a. Vysvětlete, proč při použití původní inicializace vah, probíhá během prvních epoch především "weight decay" (zmenšování vah)

Update vah je dán předpisem  $w \to \left(1 - \frac{\eta \lambda}{n}\right) w - \frac{\eta}{m} \sum_{x} \frac{\partial C_{x}}{\partial w}$ . Pro velké váhy bude první část výrazu dominovat, neboť váhy byly inicializované náhodně, takže se suma parciálních derivací bude chovat chaoticky.

- L2 regularizace dělá něco podobného, jako tato inicializace vah. Nechť lambda není příliš malá.
  - a. Vysvětlete, proč při použití původní inicializace vah, probíhá během prvních epoch především "weight decay" (změnšování vah)
  - b. Nechť  $\eta\lambda\ll n$  . Ukažte, že váhy se každou epochu zmenší  $e^{-\frac{\eta\lambda}{m}}$  krát.

Nechť  $\eta\lambda\ll n$ . Ukažte, že váhy se každou epochu zmenší  $e^{-\frac{\eta\lambda}{m}}$  krát  $w o \left(1-\frac{\eta\lambda}{n}\right)w-\frac{\eta}{m}\sum_x\frac{\partial C_x}{\partial w}$ 

• Během každé epőchy se výraz  $\left(1-\frac{\eta\lambda}{n}\right)$  vynásobí n/m krát. Váha se tedy zmenší  $\left(1-\frac{\eta\lambda}{n}\right)^{\frac{n}{m}}$  krát

Nechť  $\eta\lambda\ll n$ . Ukažte, že váhy se každou epochu zmenší  $e^{-\frac{\eta\lambda}{m}}$  krát  $w o \left(1-\frac{\eta\lambda}{n}\right)w-\frac{\eta}{m}\sum_x\frac{\partial C_x}{\partial w}$ 

- Během každé epőchy se výraz  $\left(1-\frac{\eta\lambda}{n}\right)$  vynásobí n/m krát. Váha se tedy zmenší  $\left(1-\frac{\eta\lambda}{n}\right)^{\frac{n}{n}}$  krát
- Vyjdeme z definice e:

$$e=\lim_{n o +\infty}\left(1+rac{1}{n}
ight)^n=\lim_{n o +\infty}\left(1-rac{1}{n}
ight)^{-n}, ext{ protože }\left(1-rac{1}{n}
ight)^{-n}=\left(rac{n}{n-1}
ight)^n=\left(1+rac{1}{n-1}
ight)^n$$

Nechť  $\eta\lambda\ll n$ . Ukažte, že váhy se každou epochu zmenší  $e^{-\frac{\eta\lambda}{m}}$  krát  $w o \left(1-\frac{\eta\lambda}{n}\right)w-\frac{\eta}{m}\sum_x\frac{\partial C_x}{\partial w}$ 

- Během každé epőchy se výraz  $\left(1-\frac{\eta\lambda}{n}\right)$  vynásobí n/m krát. Váha se tedy zmenší  $\left(1-\frac{\eta\lambda}{n}\right)^{\frac{n}{n}}$  krát
- Vyjdeme z definice e:

$$e=\lim_{n o +\infty}\left(1+rac{1}{n}
ight)^n=\lim_{n o +\infty}\left(1-rac{1}{n}
ight)^{-n}, ext{ protože }\left(1-rac{1}{n}
ight)^{-n}=\left(rac{n}{n-1}
ight)^n=\left(1+rac{1}{n-1}
ight)^n$$

přepíšeme

$$\left(1-rac{\eta\lambda}{n}
ight)^{rac{n}{m}}=\left(\left(1-rac{\eta\lambda}{n}
ight)^{-rac{n}{\eta\lambda}}
ight)^{-rac{\eta\lambda}{m}}pprox e^{-rac{\eta\lambda}{m}}, ext{ pokud }\eta\lambda\ll n$$

- L2 regularizace dělá něco podobného, jako tato inicializace vah. Nechť lambda není příliš malá.
  - a. Vysvětlete, proč při použití původní inicializace vah, probíhá během prvních epoch především "weight decay" (změnšování vah)
  - b. Nechť  $\eta\lambda\ll n$  . Ukažte, že váhy se každou epochu zmenší  $e^{-\frac{\eta\lambda}{m}}$  krát.
  - c. Nechť lambda není příliš velká. Ukažte, že váhy se přestanou snižovat okolo velikosti  $\sqrt{N_w}$ , přičemž Nw je celkový počet vah v síti.

Nechť lambda není příliš velká. Ukažte, že váhy se přestanou snižovat okolo velikosti  $\frac{1}{\sqrt{N_w}}$ , přičemž Nw je celkový počet vah v síti.

• Odhadneme váhy  $w \approx (N_w)^k$ , chceme prozkoumat, kdy bude přínos regularizačního výrazu v účelové funkci  $C = C_0 + \frac{\lambda}{2n} \sum w^2$  rozumně malý:

Nechť lambda není příliš velká. Ukažte, že váhy se přestanou snižovat okolo velikosti  $\frac{1}{\sqrt{N_w}}$ , přičemž Nw je celkový počet vah v síti.

• Odhadneme váhy  $w \approx (N_w)^k$ , chceme prozkoumat, kdy bude přínos regularizačního výrazu v účelové funkci  $C = C_0 + \frac{\lambda}{2n} \sum w^2$  rozumně malý: k = 1:  $\sum w^2 = N_w^3$ 

$$k = -rac{1}{2}: \sum_{w} w^2 = 1$$

$$k = -1: \; \sum_{w} w^2 = rac{1}{N_w}$$

•