

Hluboké učení

Aleš Horák

E-mail: hales@fi.muni.cz
<http://nlp.fi.muni.cz/uui/>

Obsah:

- Hluboké učení
- Aplikace hlubokého učení
- Techniky hlubokého učení

Motivace

vyjadřovací síla klasických neuronových sítí:
s jednou skrytou vrstvou – všechny spojité funkce
se dvěma skrytými vrstvami – všechny funkce

Motivace

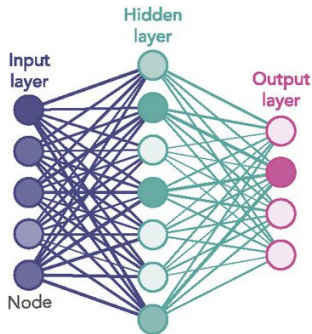
vyjadřovací síla klasických neuronových sítí:
s jednou skrytou vrstvou – všechny spojité funkce
se dvěma skrytými vrstvami – všechny funkce

Proč tedy pracovat s **hlubšími architekturami**?

Motivace

vyjadřovací síla klasických neuronových sítí:
s jednou skrytou vrstvou – všechny *spojité funkce*
se dvěma skrytými vrstvami – *všechny funkce*

Proč tedy pracovat s **hlubšími architekturami**?

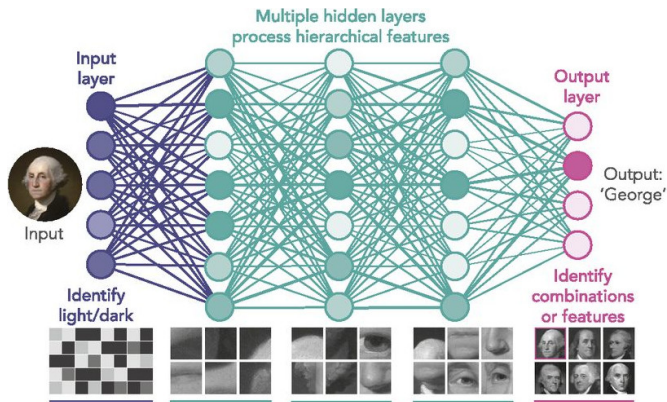


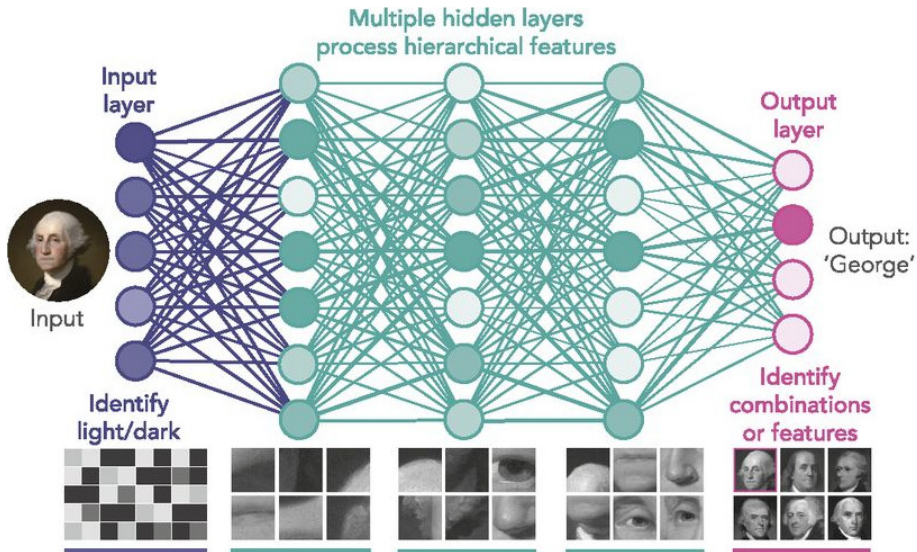
(příklad Waldrop, 2019)

Motivace

vyjadřovací síla klasických neuronových sítí:
s jednou skrytou vrstvou – všechny *spojité funkce*
se dvěma skrytými vrstvami – *všechny funkce*

Proč tedy pracovat s **hlubšími architekturami**?

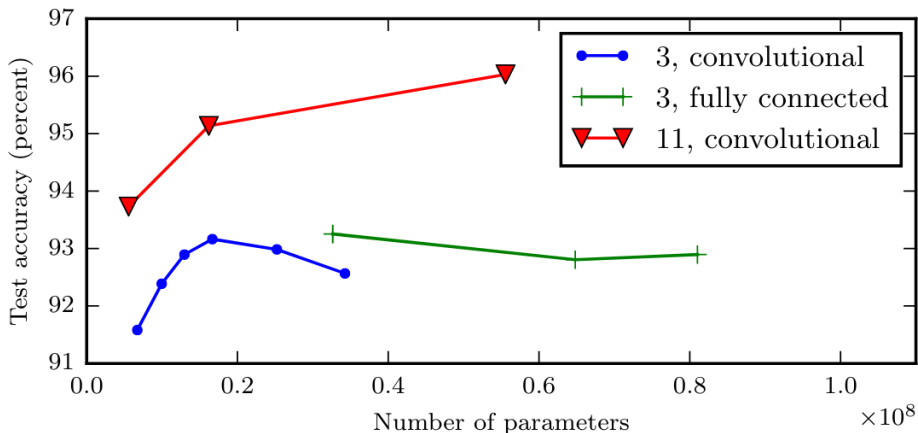




Motivace

Hluboké učení (*Deep Learning, Deep Neural Networks*)

komplexní vstup se lépe modeluje pomocí **užší a hlubší sítě**



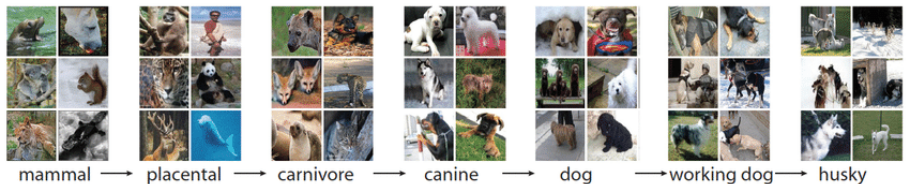
Aplikace hlubokého učení

hlavní **aplikační oblasti**

- počítačové vidění
- analýza textu, *analýza signálu*, *analýza časové řady*
- zpětnovazební učení

Počítačové vidění

soutěž **ImageNet** – 1.2 mil. obrázků v 1000 kategoriích

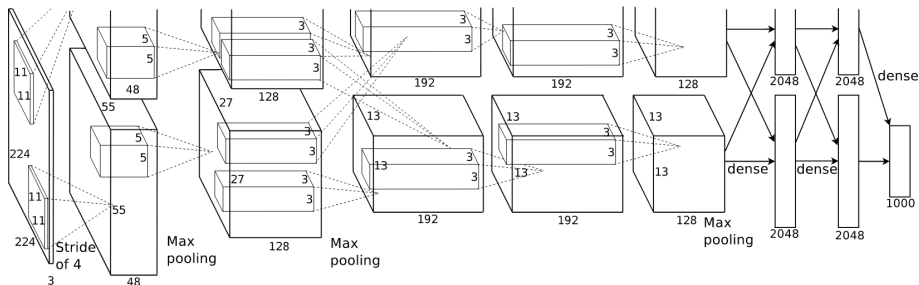


(Ye, 2018)

Počítačové vidění

soutěž **ImageNet** – 1.2 mil. obrázků v 1000 kategoriích

2012, síť **AlexNet** (5 konv.vrstev) – chyba **15%**, ostatní **> 25%**, člověk **5%**



(Krizhevsky et al, 2012)

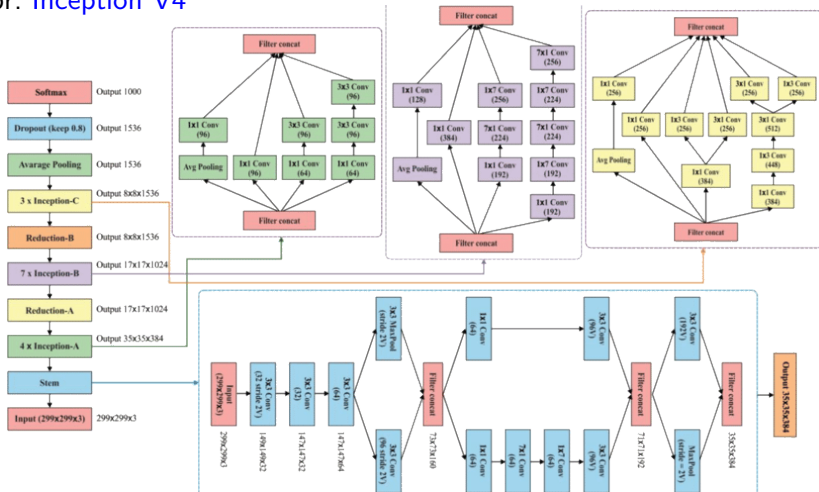
Počítačové vidění

soutěž **ImageNet** – 1.2 mil. obrázků v 1000 kategoriích

2021 – chyba **1%**, člověk **5%**

např. **Inception V4**

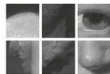
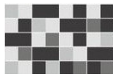
(Shankar et al, 2020)



Konvoluční síť

požadavky na **zpracování obrazu**:

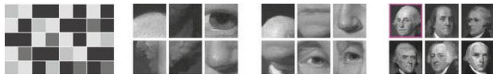
- vztah **sousednosti** bodů
- barva – RGB kanály, **×3**
- (pod)objekty a rysy – **kdekoliv** v obrázku – **prostorová invariance**



Konvoluční síť

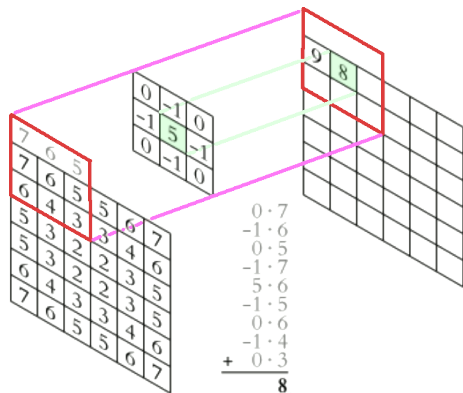
požadavky na **zpracování obrazu**:

- vztah **sousednosti** bodů
- barva – RGB kanály, $\times 3$
- (pod)objekty a rysy – **kdekoliv** v obrázku – **prostorová invariance**



Konvoluční síť (CNN):

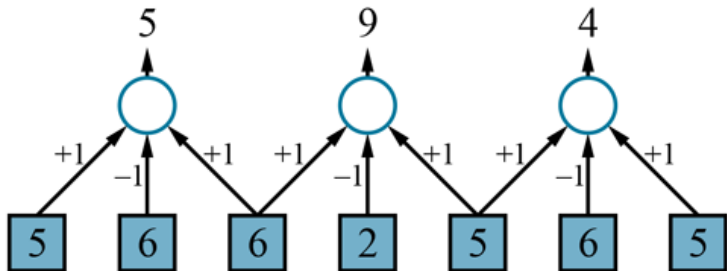
- učí se malou **kernelovou** maticí vah (*filtr*) aplikovat na body obrazu, aplikace = **konvoluce**
- kernel matice **sdílí váhy**
- matice se posouvá o **krok** (*stride*)
- výstupem je **mapa rysů** (*feature map*)



(Ganesh, 2019)

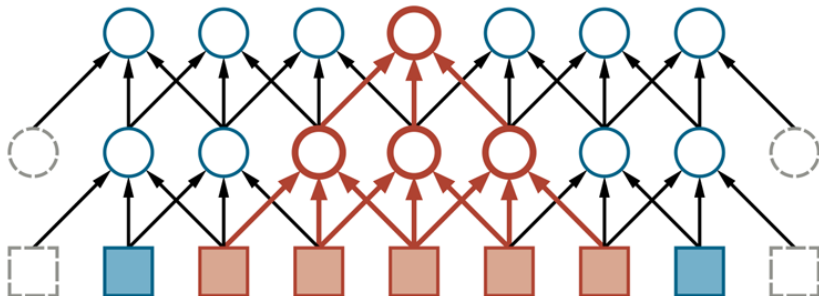
Parametry konvoluční vrstvy

- rozměry kernelu – 1D (ℓ), 2D ($\ell \times r$), 3D ...
- počet kernelů k učení $\times d$
- krok s , $s \geq 2$ redukuje dimenzi



Vícevrstvé konvoluční síť

- další konvoluční vrstvy zpracovávají **výstup předchozích** vrstev
- simulují **vyšší úroveň abstrakce**
- mají širší **recepční pole** (*receptive field*)



Redukce dimenze – sdružování/pooling

Pooling vrstva (sdružování):

- používá se pro **zhuštění** informace – **redukci dimenze**
- **snižuje nároky** v dalších vrstvách
- podporuje **generalizaci**
- varianty:
 - **max-pooling** – vybírá maximum vstupu, značí výskyt rysu kdekoliv v recepčním poli
 - **average-pooling** – klasická redukce

Max Pooling

29	15	28	184
0	100	70	38
12	12	7	2
12	12	45	6

2 x 2
pool size

100	184
12	45

Average Pooling

31	15	28	184
0	100	70	38
12	12	7	2
12	12	45	6

2 x 2
pool size

36	80
12	15

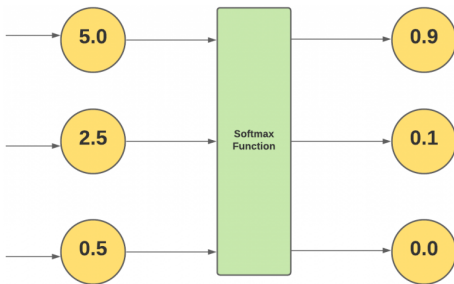
(Yani et al, 2019)

Klasifikace výstupu – softmax

- klasifikace do c kategorií – **softmax** vrstva

$$\text{softmax}(\vec{in}) = \left\langle \frac{e^{in_k}}{\sum_{j=1}^c e^{in_j}} \right\rangle_k$$

- reprezentuje **pravděpodobnosti** (součet je **1**), akcentuje **rozdíly**
- někdy doplněná o 1–2 předcházející **plně propojené** vrstvy
- logistická regrese (sigmoid)* – speciální případ pro 2 kategorie (pozitivní a negativní)



(Kumar, 2020)

Obsah

- 1 Hluboké učení
 - Motivace
- 2 Aplikace hlubokého učení
 - Počítačové vidění
 - **Analýza textu**
 - Zpětnovazební učení
- 3 Techniky hlubokého učení
 - Hledání architektury
 - Soupeřící učení – GANs
 - Schopnosti hlubokých sítí

Analýza textu

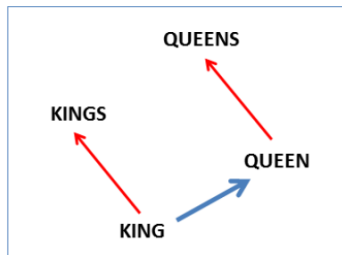
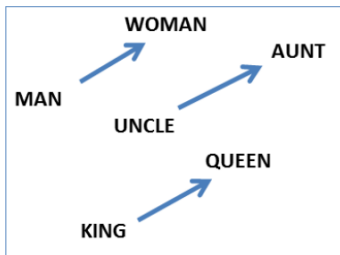
neuronová síť pracuje **pouze s čísly** – jak zadat text?

Analýza textu

neuronová síť pracuje **pouze s čísly** – jak zadat text?

slova jako **slovní vektory** (*word embeddings*):

- stanovení **pevné dimenze**
- **předpočítání/předtrénování** na velmi velkých neanotovaných textech
⇒ **neurální jazykové modely**
- zachycení **sémantiky** – podobná slova síť zpracuje podobně
- univerzálnější – **vektory částí slov** (*subword/character embeddings*)
- jen výměnou modelu můžeme **zpřesnit výsledky**



Predikce textu

vstup: začátek textu jako řetězec slov $W = w_1 w_2 w_3 \dots w_{i-1}$

výstup: pravděpodobnostní distribuce dalšího slova $P(w_i | w_1 w_2 \dots w_{i-1})$

Predikce textu

vstup: začátek textu jako řetězec slov $W = w_1 w_2 w_3 \dots w_{i-1}$

výstup: pravděpodobnostní distribuce dalšího slova $P(w_i | w_1 w_2 \dots w_{i-1})$

základní **neurální jazykový model s pevným kontextem** (*fixed-window*)

výstupní distribuce

$$\vec{y} = \text{softmax}(Uh + b_2) \in \mathbb{R}^{|V|}$$

skrytá vrstva

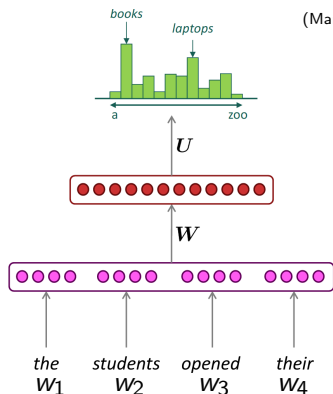
$$h = f(We + b_1)$$

řetěžené vektory slov

$$e = [e_1; e_2; e_3; e_4]$$

slova na vstupu

$$w_1 w_2 w_3 w_4$$



Predikce textu

vstup: začátek textu jako řetězec slov $W = w_1 w_2 w_3 \dots w_{i-1}$

výstup: pravděpodobnostní distribuce dalšího slova $P(w_i | w_1 w_2 \dots w_{i-1})$

základní **neurální jazykový model s pevným kontextem** (*fixed-window*)

výstupní distribuce

$$\vec{y} = \text{softmax}(Uh + b_2) \in \mathbb{R}^{|V|}$$

skrytá vrstva

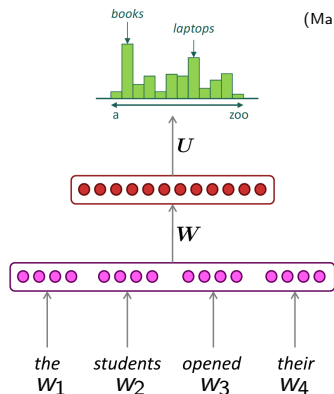
$$h = f(We + b_1)$$

řetěžené vektory slov

$$e = [e_1; e_2; e_3; e_4]$$

slova na vstupu

$$w_1 w_2 w_3 w_4$$



nevýhoda – pevná velikost vstupu

Rekurentní jazykový model

skryté stavy

$$h^{(t)} = \sigma(W_h h^{(t)} + W_e e^{(t)} + b_1)$$

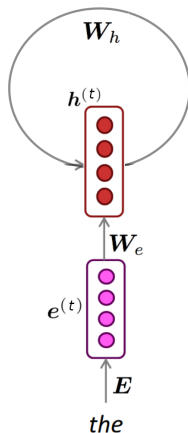
váhy W_h a W_e se aplikují opakovaně

jednotlivé vektory slov

$$e = [e_1; e_2; e_3; e_4]$$

slova na vstupu

$w_1 w_2 w_3 w_4$



Rekurentní jazykový model

výstupní distribuce

$$\vec{y}^{(t)} = \text{softmax}(Uh^{(t)} + b_2) \in \mathbb{R}^{|V|}$$

skryté stavy

$$h^{(t)} = \sigma(W_h h^{(t-1)} + W_e e^{(t)} + b_1)$$

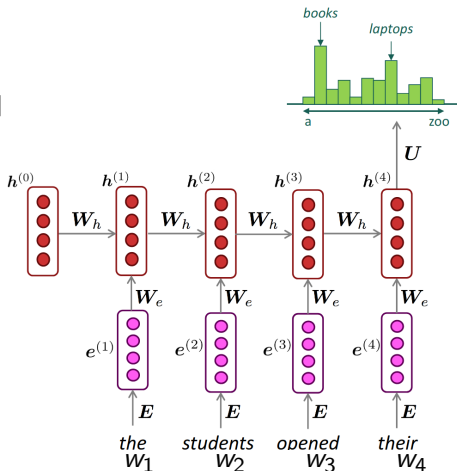
váhy W_h a W_e se aplikují opakovaně

jednotlivé vektory slov

$$e = [e_1; e_2; e_3; e_4]$$

slova na vstupu

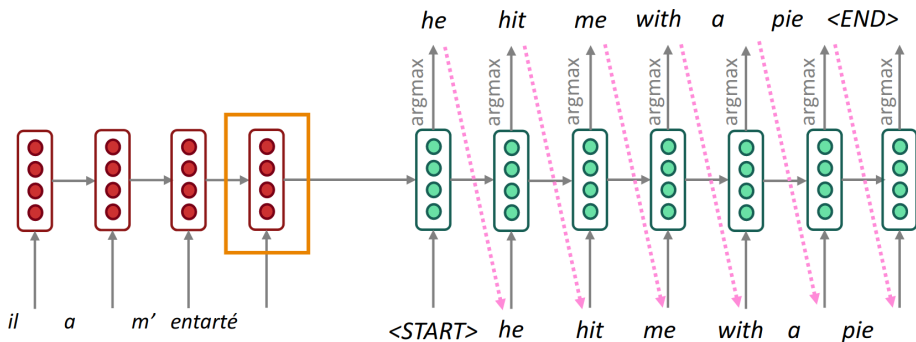
$$w_1 w_2 w_3 w_4$$



Využití rekurentních sítí – seq2seq

častá varianta – model **sequence-to-sequence** (seq2seq)

dvě rekurentní sítě – **enkodér** a **dekodér**



Analýza textu

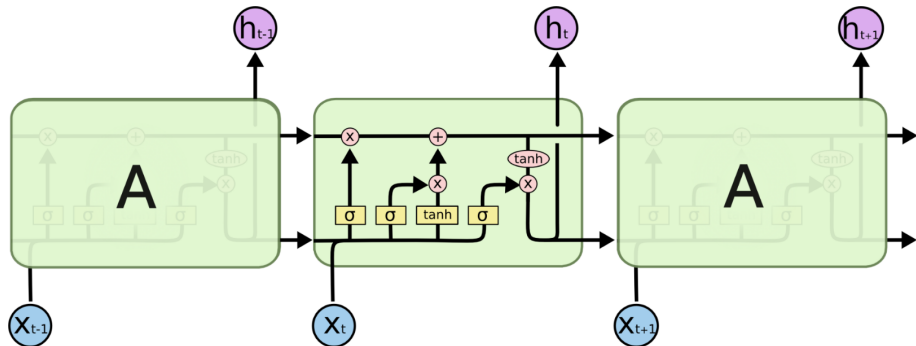
problém trénování velkých RNN – **mizející gradient** (násobení malých čísel $\rightarrow 0$)

Analýza textu

problém trénování velkých RNN – **mizející gradient** (násobení malých čísel $\rightarrow 0$)

řešení – **architektura Long Short-Term Memory, LSTM**:

- **buňka** (*cell*) c_t – pomocná paměť
- 3 brány: **vstupní**, **výstupní** a **zapomínací** (*forget*) – regulace info do a z buňky

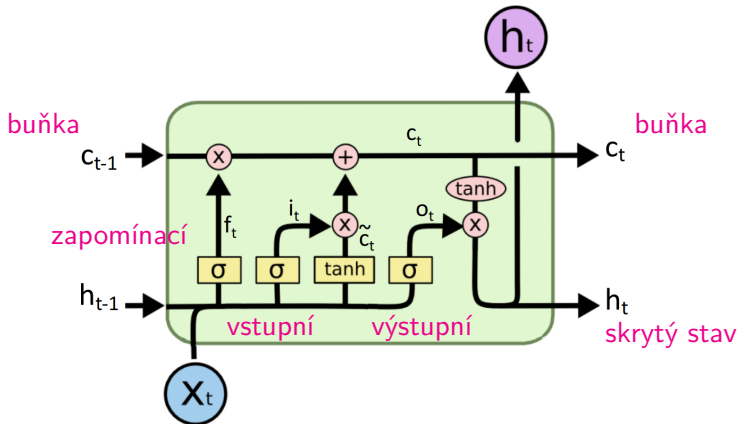


Analýza textu

problém trénování velkých RNN – **mizející gradient** (násobení malých čísel $\rightarrow 0$)

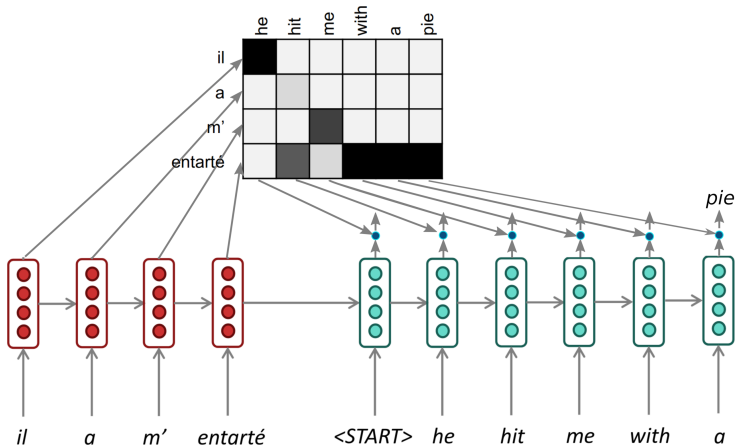
řešení – **architektura Long Short-Term Memory, LSTM**:

- **buňka** (cell) c_t – pomocná paměť
- 3 brány: **vstupní**, **výstupní** a **zapomínací** (*forget*) – regulace info do a z buňky



Mechanismus attention

u rekurentních sítí – celá věta reprezentována jako **jeden vektor**
 mechanismus **attention** (“pozornost”) – detailní provázání informací



Architektura Transformer

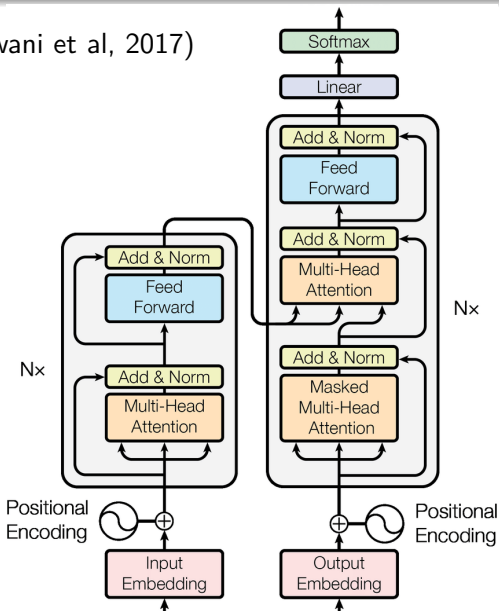
“Attention is All You Need” (Vaswani et al, 2017)

architektura **transformer**:

- vektory **pozice**
- **self-attention**
- více **hlav** (*multi-head attention*)
- **reziduální spojení**,
normalizace
a **škálování**

aktuálně **nejlepší** výsledky
v mnoha úlohách zpracování
textu

beta.openai.com/examples



Obsah

- 1 Hluboké učení
 - Motivace
- 2 Aplikace hlubokého učení
 - Počítačové vidění
 - Analýza textu
 - Zpětnovazební učení
- 3 Techniky hlubokého učení
 - Hledání architektury
 - Soupeřící učení – GANs
 - Schopnosti hlubokých sítí

Zpětnovazební učení

Hluboké zpětnovazební učení (*deep reinforcement learning*, DRL)

- rozhodování agenta – ze sekvence **odměn**
- **cíl** – zvyšovat budoucí odměny
- možná **řešení** – učení **ohodnocovací funkce** (AlphaGo), **funkce akce Q** (Q-learning), nebo **politiky**
- DRL zatím aplikačně obtížnější než ostatní techniky hlubokého učení

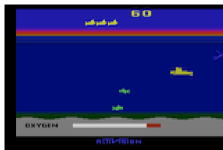
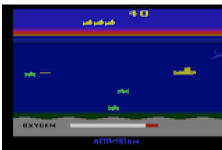
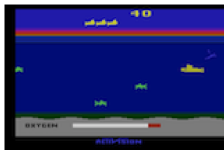
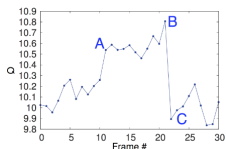
Zpětnovazební učení

Hluboké zpětnovazební učení (*deep reinforcement learning*, DRL)

- rozhodování agenta – ze sekvence **odměn**
- **cíl** – zvyšovat budoucí odměny
- možná **řešení** – učení **ohodnocovací funkce** (AlphaGo), **funkce akce Q** (Q-learning), nebo **politiky**
- DRL zatím aplikačně obtížnější než ostatní techniky hlubokého učení

Deep Q-Networks – Atari hry (2013):

- učení funkce **Q** přímo **z obrázků**, využívá konvoluční vrstvy
- odměna – herní **skóre**
- pozdější varianta lepší než člověk v 57 Atari hrách

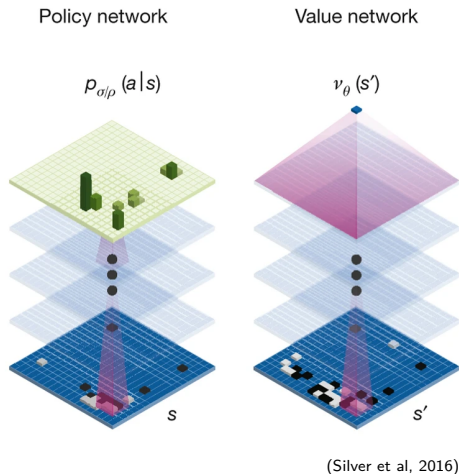


(Mnih et al, 2013)

AlphaGo

AlphaGo (2016):

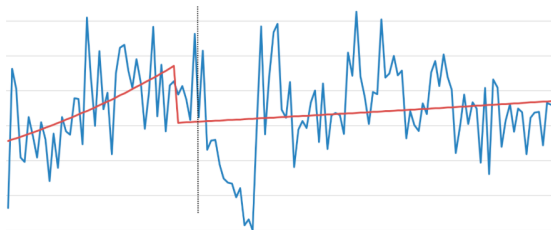
- učení funkce **politiky** p a **ohodnocovací** funkce v
- Monte Carlo Tree Search
- politika p dává distribuci **pravděpodobností** možných **tahů**
- ohodnocovací funkce v predikuje **zisk** navrhovaných nových **konfigurací** s'
- každá síť má 13 konvolučních vrstev



Hledání architektury

Hledání správné architektury

- převážně **experimentálně**
- **Auto ML** (*automated machine learning*)
- základní prvky:
 - **konvoluční** vrstvy – pro hledání **vzorů** (*patterns*) kdekoli ve vstupu (1D – text, 2D – obraz, ...)
a b c d a a d c b c d c c a b d
 - **rekurentní** vrstvy – hledání **závislostí** mezi prvky vstupu (text, signál, časová řada, ...)

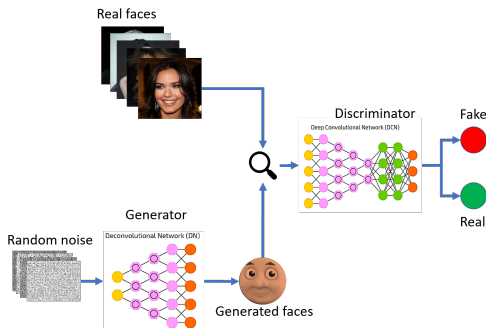


(Adulapuram, 2020)

Soupeřící učení – GANs

Generative Adversarial Network (GAN)

- *generující soupeřící síť*
- 2 části – **generátor** a **diskriminátor** trénované současně **bez dohledu**
- **generátor** – vytváří **simulované** vstupy podle zadání, snaží se zmást diskriminátor
- **diskriminátor** – učí se rozpoznávat **skutečné** vstupy od **podvržených**



(Missinato, 2020)

Soupeřící učení – GANs

Aplikace GAN:

● **obraz:**

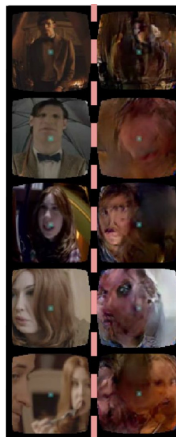
- **StyleGAN** – od Nvidia, generované snímky lidí podle atributů (držení těla, brýle, pohlaví, vlasy, ...)
- **superrezoluce** – generovaný obraz ve větším rozlišení
- **Brain2Pix** – generování obrazu toho, co vidí mozek, podle mozkové aktivity
- **Ganilla** – generování uměleckého obrazu podle fotky
- **DeepFake** – přenesení vlastností z jednoho obrazu/video do druhého

● **text:** **SliDo**

- **DALL-E** (OpenAI) – vytváří obrázky podle textového zadání
- **SentiGAN** – generuje text se zadaným sentimentem

● **zvuk:**

- **CereVoice Me** – vytvoří hlas podle nahrávek
- **DeepComposer** – vytváří orchestrální skladbu podle jednoduché melodie



Schopnosti hlubokých sítí

co hluboké sítě umí výborně

- hledat **vzory** a **vztahy** v komplexních datech
- **generovat** nová komplexní data podle podmínek
- **detekovat**, že komplexní data byla vygenerovaná

Schopnosti hlubokých sítí

co hluboké sítě umí výborně

- hledat **vzory** a **vztahy** v komplexních datech
- **generovat** nová komplexní data podle podmínek
- **detekovat**, že komplexní data byla vygenerovaná

co hluboké sítě moc neumí

- kvantifikovat
- pracovat s **hierarchickými** strukturami (taxonomie)
- pracovat s **pravidly**

Schopnosti hlubokých sítí

co hluboké sítě umí výborně

- hledat **vzory** a **vztahy** v komplexních datech
- **generovat** nová komplexní data podle podmínek
- **detekovat**, že komplexní data byla vygenerovaná

co hluboké sítě moc neumí

- kvantifikovat
- pracovat s **hierarchickými** strukturami (taxonomie)
- pracovat s **pravidly**

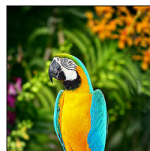
kdy je vhodné hluboké sítě použít

máme

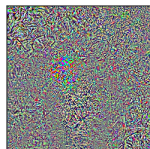
- velká data
- složité vzory

nevadí

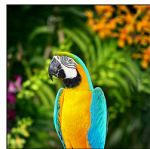
- chybí zdůvodnění
- možná zaujatost
- “nelogické” chyby



97 % papoušek



speciální šum



99 % knihovna