

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:

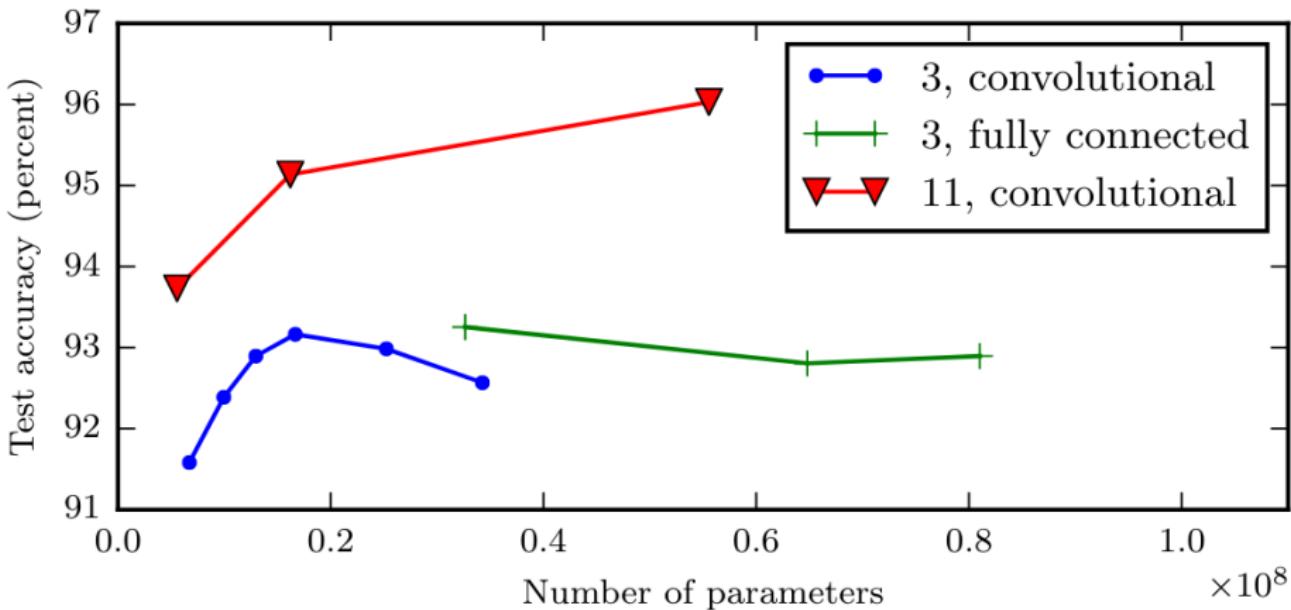
s jednou skrytou vrstvou – všechny *spojité funkce*
se dvěma skrytými vrstvami – *všechny funkce*

Proč tedy pracovat s **hlubšími architekturami**?

Motivace

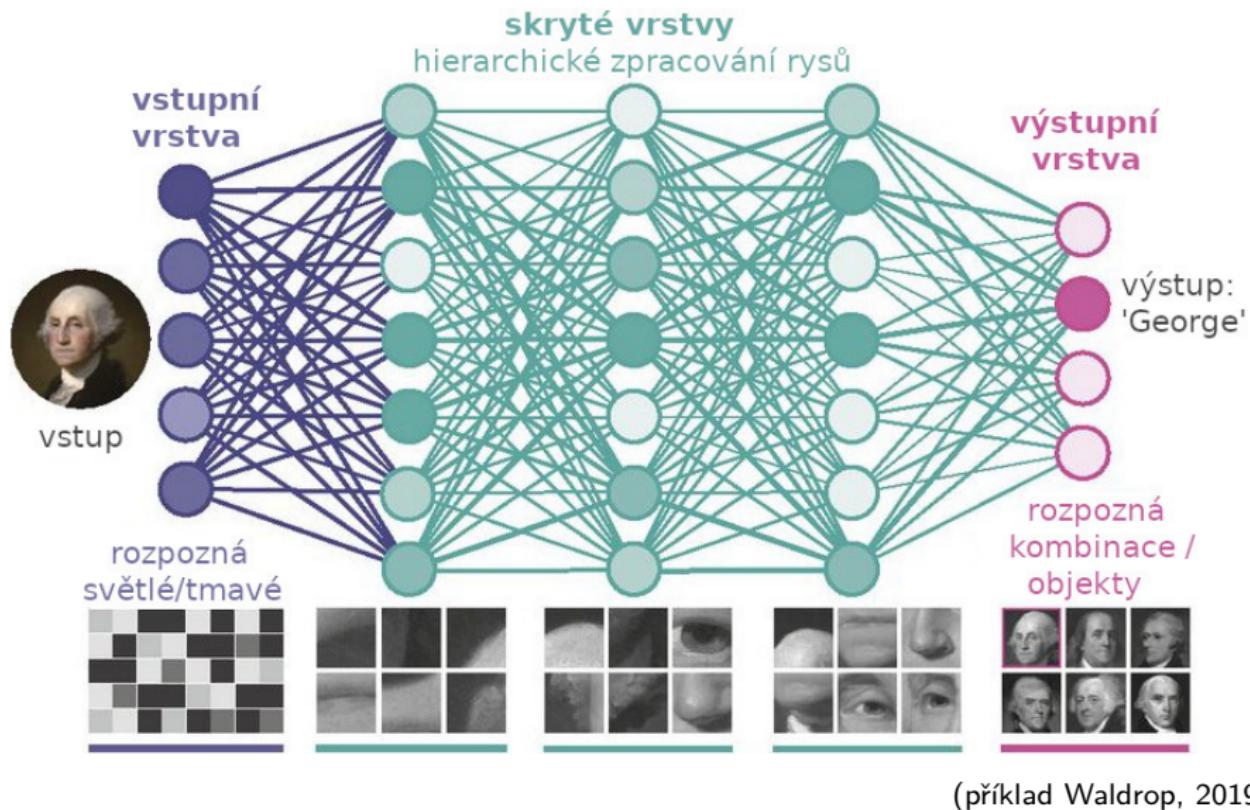
Hluboké učení (*Deep Learning, Deep Neural Networks*)

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



(příklad Goodfellow, 2017)

Motivace



Aplikace hlubokého učení

hlavní **aplikační oblasti**

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

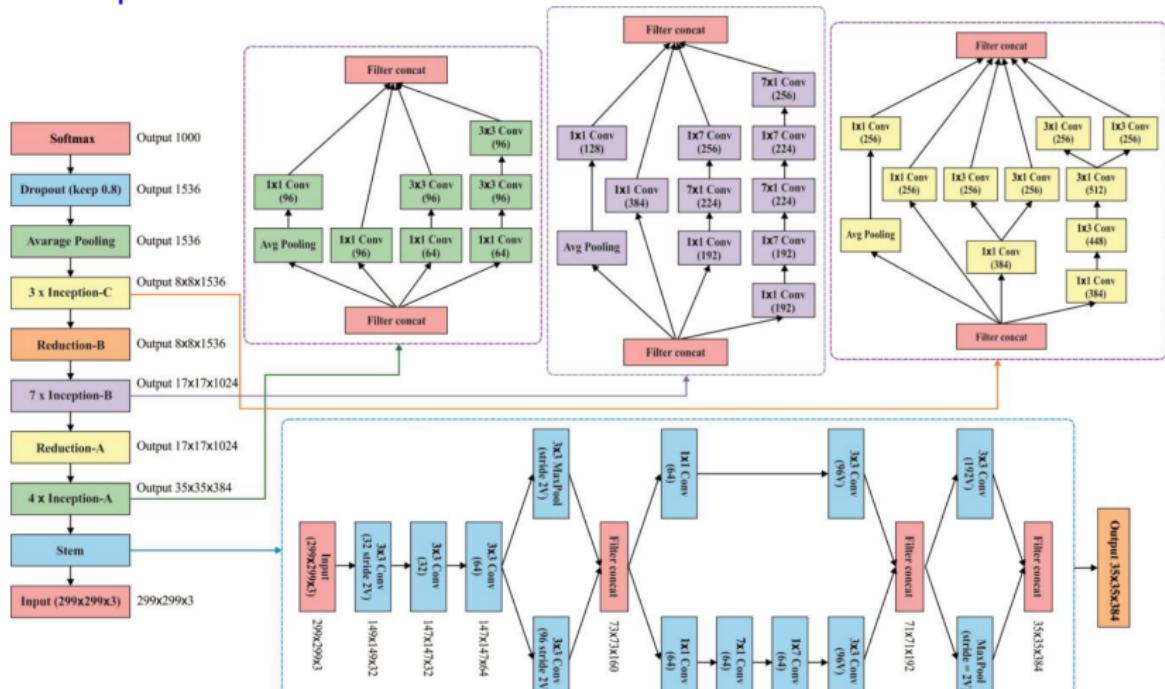
Počítačové vidění

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

2021 – chyba 1%, člověk 5%

např. Inception V4

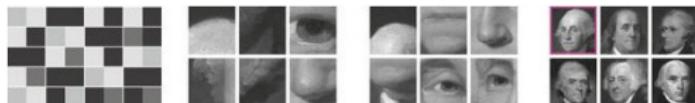
(Shankar et al, 2020)



Konvoluční sítě

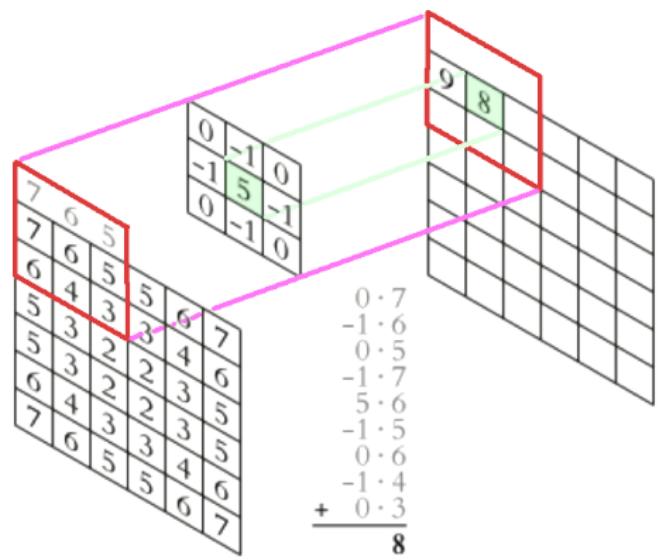
požadavky na **zpracování obrazu**:

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



Konvoluční sítě (CNN):

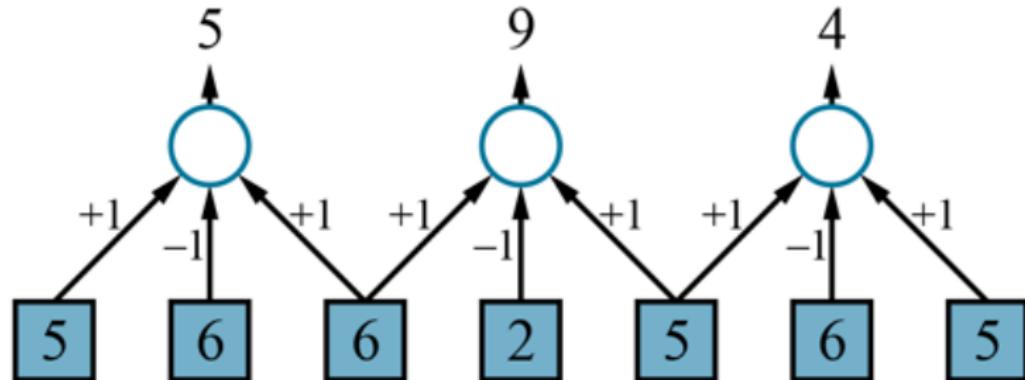
- ▶ učí se malou **kernelovou** matici vah (*filtr*) aplikovat na body obrazu, aplikace = **konvoluce**
- ▶ kernelové matice **sdílí** váhy
- ▶ matice se posouvá o **krok** (*stride*)
- ▶ výstupem je **mapa rysů** (*feature map*)



(Ganesh, 2019)

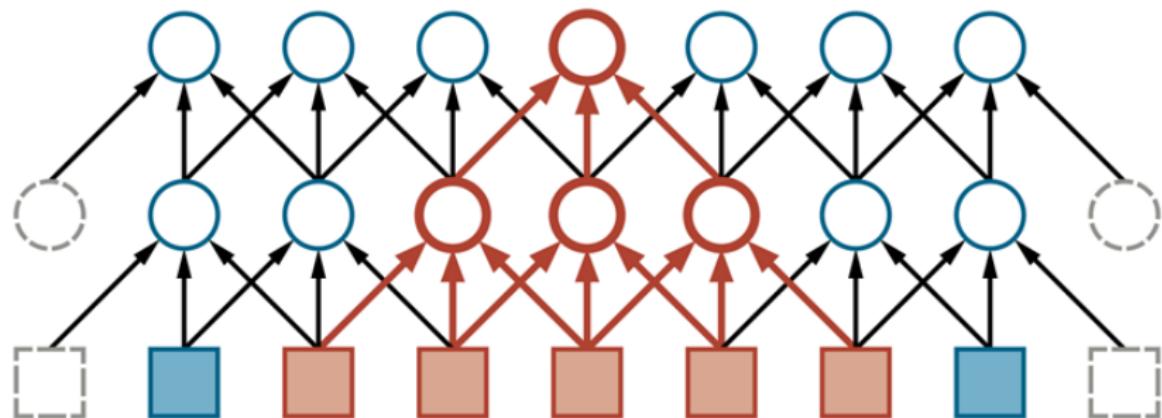
Parametry konvoluční vrstvy

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



Vícevrstvé konvoluční sítě

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

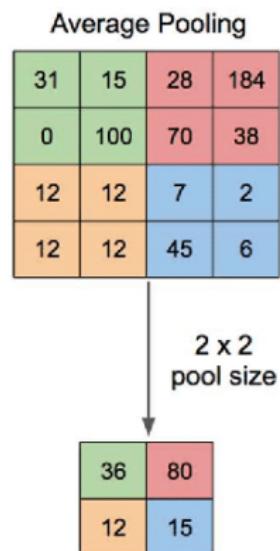
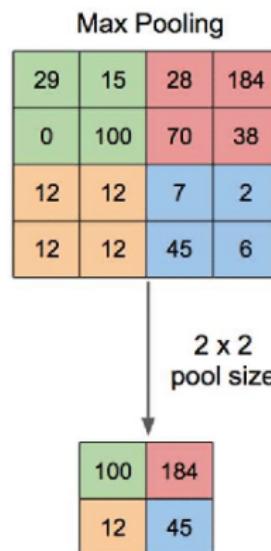


Redukce dimenze – sdružování/pooling

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

(Yan et al, 2019)

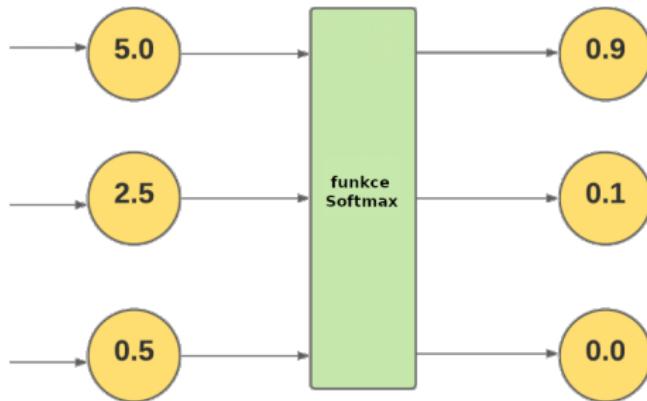


Klasifikace výstupu – softmax

- 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 opačné kategorie (pozitivní a negativní)



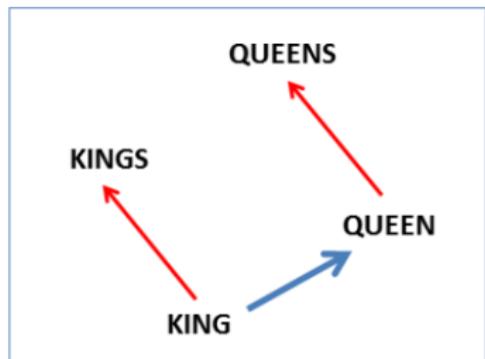
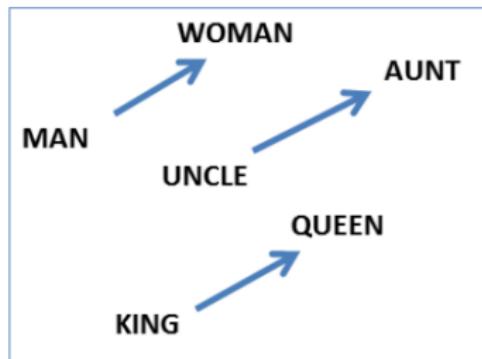
(Kumar, 2020)

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**



(Mikolov, 2013)

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

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

skrytá vrstva

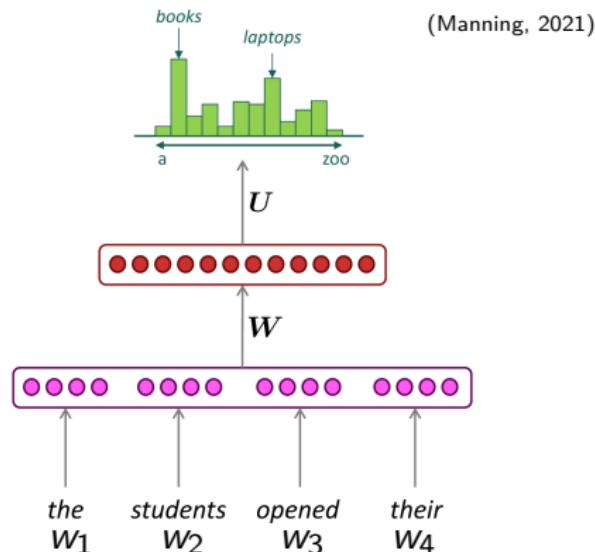
$$h = f(W \cdot e + b_1)$$

řetězené vektory slov

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

slova na vstupu

$$w_1 w_2 w_3 w_4$$

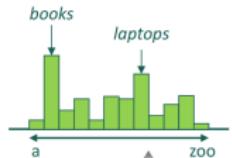


nevýhoda – pevná velikost vstupu

Rekurentní jazykový model

výstupní distribuce

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



skryté stavy

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

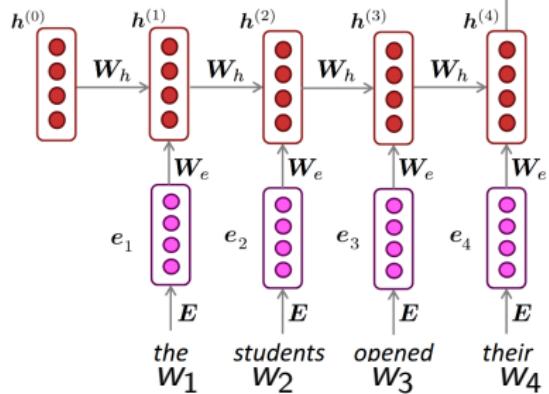
váhy W_h a W_e se aplikují opakováně

jednotlivé vektory slov

$$e_1, e_2, e_3, e_4, \dots$$

slova na vstupu

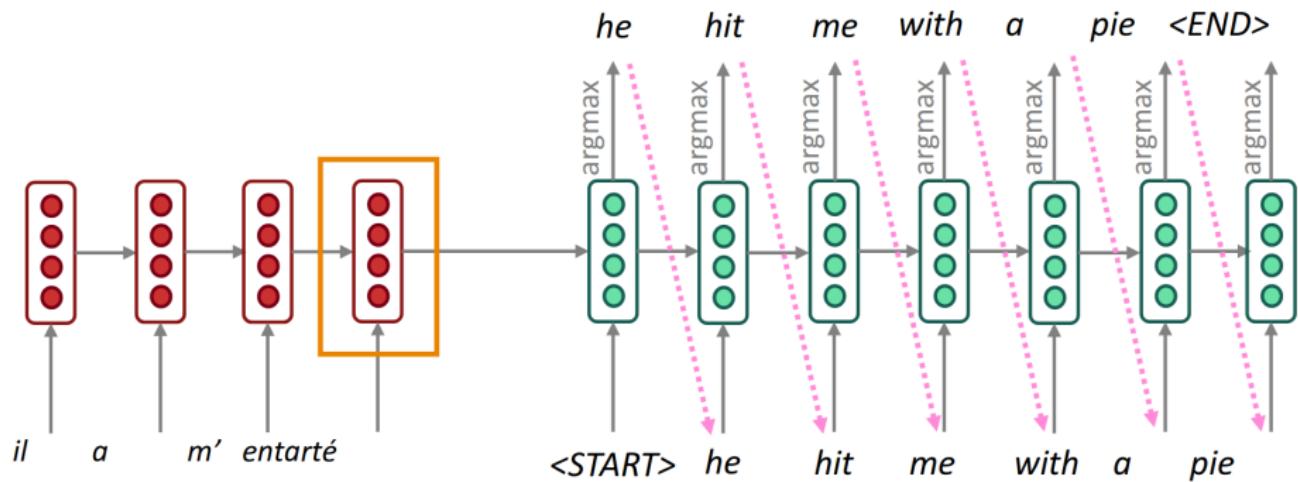
$$w_1 w_2 w_3 w_4$$



Využití rekurentních sítí – seq2seq

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

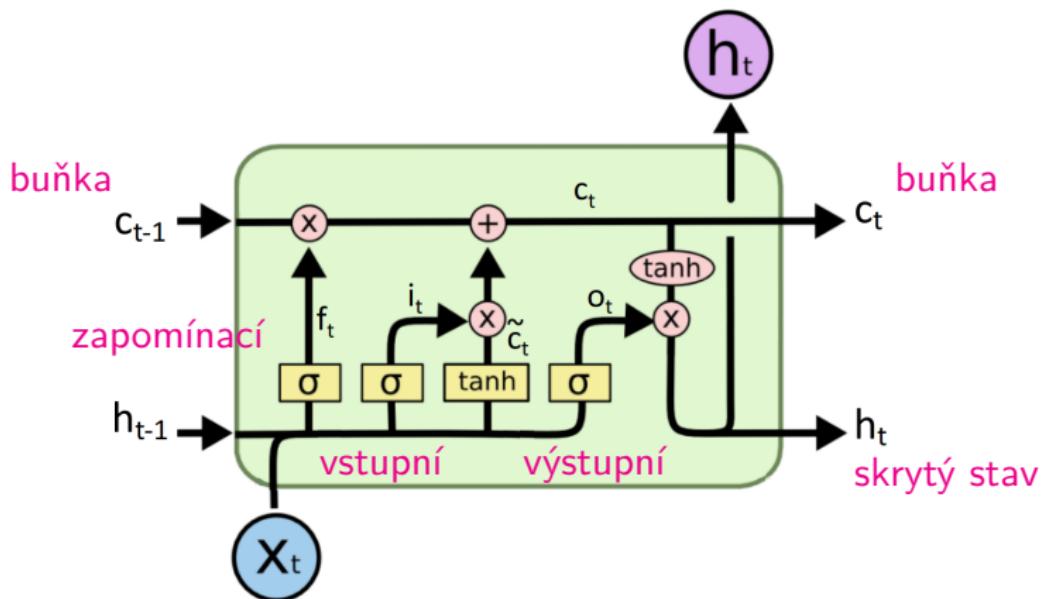
dvě navazující rekurentní sítě – **enkodér** a **dekodér**



Analýza textu

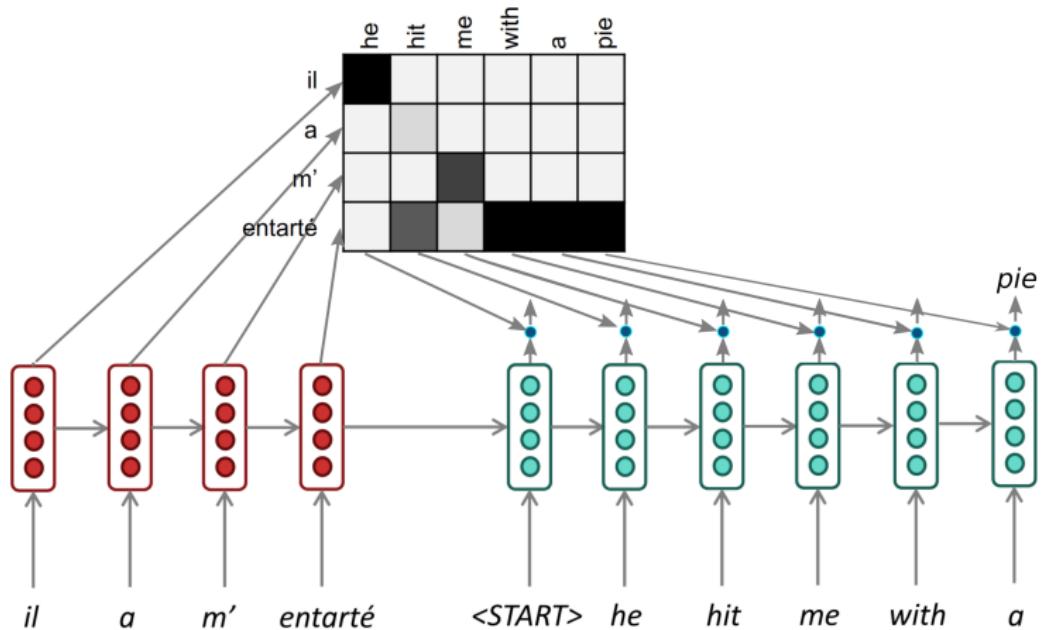
problém trénování velkých RNN – mizející gradient (násobení malých čísel → 0)
 řešení – **architektura Long Short-Term Memory, LSTM:**

- ▶ 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)

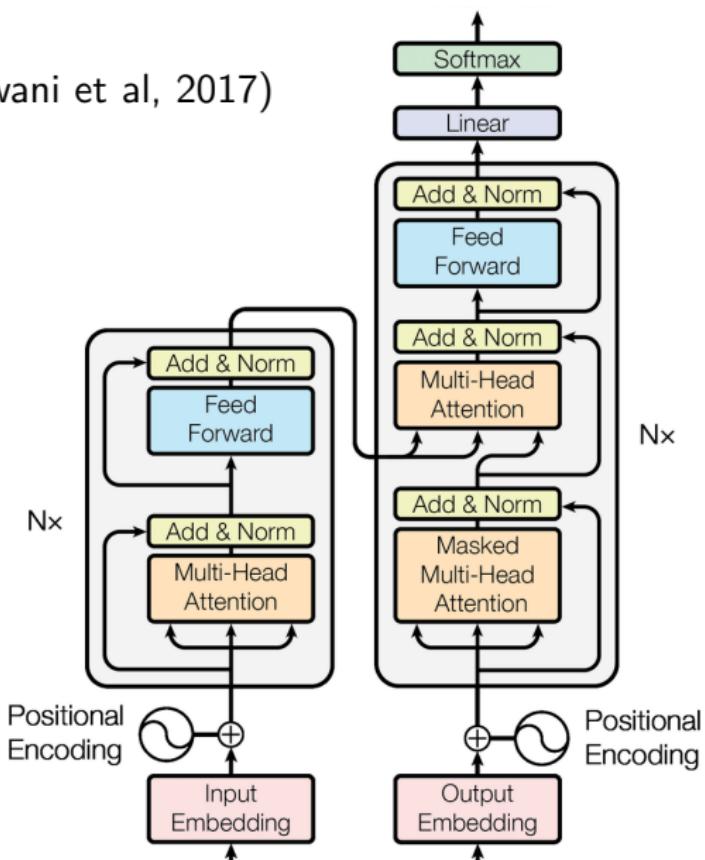
architektura **transformer**:

- ▶ 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

více v **další** přednášce



Zpětnovazební učení

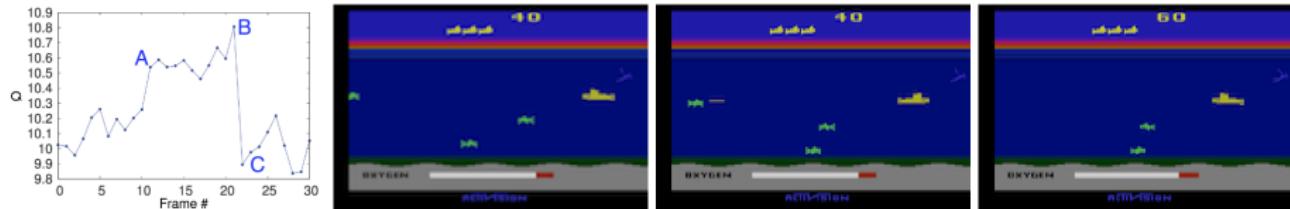
Hluboké zpětnovazební učení (deep reinforcement learning, DRL)

- ▶ rozhodování agenta – ze sekvence odměn
- ▶ cíl – zvyšovat budoucí odměny
- ▶ možná řešení – učení funkce pro výběr akce
 - ohodnocovací funkce – *utility function* $U(s)$ nebo *value function* $V(s)$ pro stav s (AlphaGo)
 - funkce akce Q , Q-learning – *action-utility/quality function* $Q(s, a)$ pro stav s a akci a (Atari)
můžeme vypočítat $U(s) = \arg \max_a Q(s, a)$
 - politika – *policy* $\pi(s)$ pro stav s , která vrací přímo akci a (reflexní agent) (PPO)
- ▶ DRL zatím aplikačně obtížnější než ostatní techniky hlubokého učení

Deep Q-Networks

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



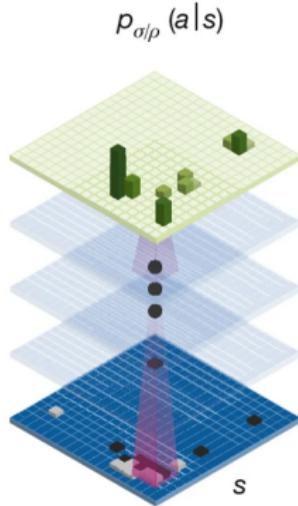
(Mnih et al, 2013)

AlphaGo

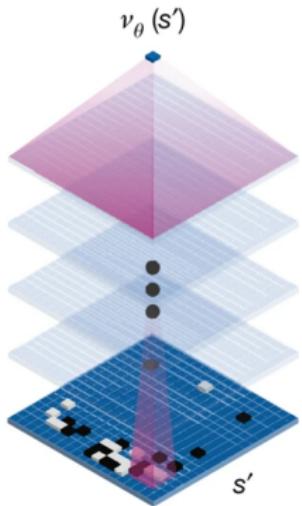
AlphaGo (2016):

- ▶ 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

Policy network



Value network



(Silver et al, 2016)

Proximal policy optimization

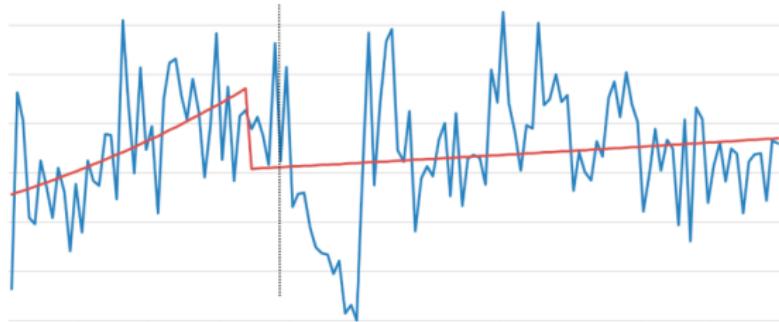
- ▶ novější učení politiky π
- ▶ jednodušší a stabilnější než ostatní metody
- ▶ využívá standardních principů gradientního sestupu
- ▶ nová ztrátová funkce L^{CLIP} – omezuje velikost změn v zadaném pásu $\pm \epsilon$
- ▶ využívaná pro učení dlouhodobého chování – pohyb robota, hraní videoher
- ▶ hlavní reinforcement technika v OpenAI



Hledání architektury

Hledání správné architektury

- ▶ převážně experimentálně
- ▶ Auto ML (*automated machine learning*)
- ▶ základní prvky:
 - konvoluční vrstvy – pro hledání vzorů (*patterns*) kdekoliv ve vstupu (1D – text, 2D – obráz, ...)
 $a \underline{b} \underline{c} \underline{d} a a d c \underline{b} \underline{c} \underline{d} c c a b d$
 - rekurentní vrstvy – hledání závislostí mezi prvky vstupu (text, signál, časová řada, ...)



(Adulapuram, 2020)

Schopnosti hlubokých sítí co hluboké sítě umí výborně

- ▶ hledat **vzory** a vztahy v komplexních datech
- ▶ generovat nová komplexní data podle podmínek
- ▶ detektovat, 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

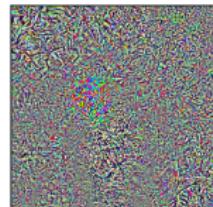
- ▶ velká data
- ▶ složité vzory

nevadí

- ▶ chybí zdůvodnění
- ▶ možná zaujatost
- ▶ “nelogické” chyby



97 % papoušek



speciální šum



99 % knihovna