

Hluboké učení pro zpracování jazyka

Aleš Horák

E-mail: hales@fi.muni.cz

http://nlp.fi.muni.cz/nlp_intro/

Obsah:

- ▶ Od klasických k hlubokým neuronovým sítím
- ▶ Neurální jazykové modely
- ▶ Architektura Long Short-Term Memory (LSTM)
- ▶ Architektura Transformer

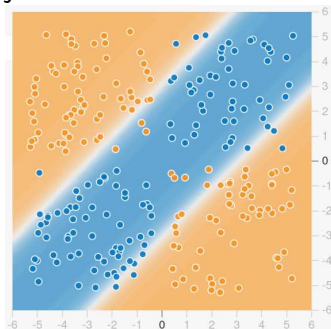
Klasické neuronové sítě a text

Neuronové sítě:

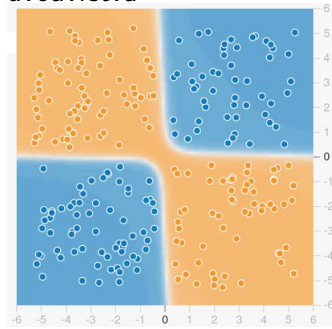
- ▶ od 1943 – McCulloch & Pitts – matematický model neuronu
- ▶ 1965 – první praktická vícevrstvá dopředná síť
- ▶ 1982 – praktická implementace zpětného šíření chyby pro trénování vícevrstevných sítí

praktické využití – klasifikační úlohy

jednovrstvá



dvouvrstvá

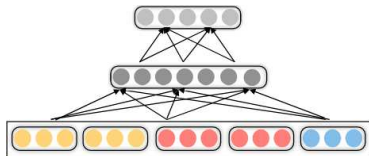


Klasické neuronové sítě a text

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

1. slova jako **prvky vstupu**:

- pevně daný **slovník** n slov
one-hot kódování:
 $\langle 1, 0, 0, 0, \dots \rangle$
 $\langle 0, 1, 0, 0, \dots \rangle$
- pevně daná (maximální) **délka vstupu** m
- vstup sítě – $m \times n$
- **není vhodné** pro velké slovníky



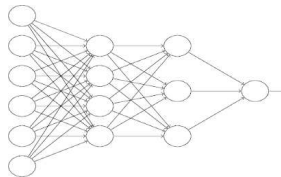
2. slova jako **slovní vektory** (*word embeddings*):

- 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**

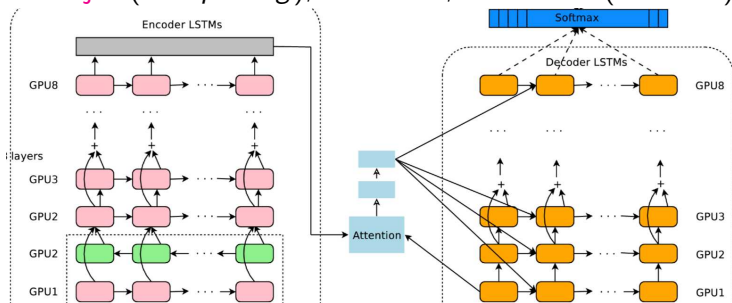
Hluboké učení

Hluboké neuronové síť:

- ▶ dopředné síť – plně propojené vrstvy



- ▶ cca od r. 2000 – metody a HW (GPU karty) pro učení sítí, které se skládají z **mnoha** (až desítek) **heterogenních vrstev**: **konvoluční**, **sdužující** (*max pooling*), **rekurentní**, **klasifikační** (*soft max*), ...



Neurální jazykový model

připomínka – **jazykový model**:

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

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

skrytá vrstva

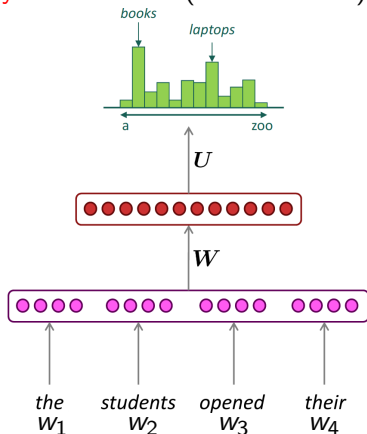
$$h = f(We + b_1)$$

řetěžené vektory slov

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

slova na vstupu

$$w_1 w_2 w_3 w_4$$



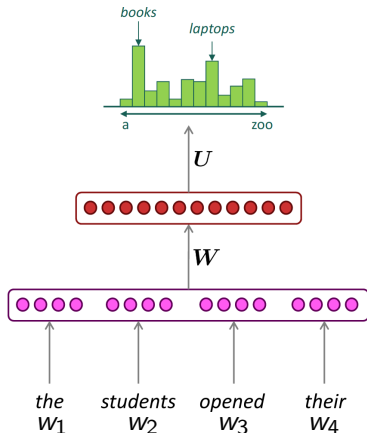
Neurální jazykový model s pevným kontextem

výhody proti n -gramovému modelu:

- ▶ není problém s **nenalezenými n -gramy**
- ▶ nemusíme počítat a ukládat **velké seznamy n -gramů**

problémy:

- ▶ (malá) **šířka kontextu**
- ▶ rozšíření kontextu – zvětšuje W
- ▶ ideální kontext je **příliš velký**
- ▶ váhy W závisí na **pořadí slov** – w_1 má jiné váhy než w_2



obr. z Stanford.Uni.

je potřebná neurální architektura pro **libovolně dlouhý vstup**

Rekurentní jazykový model

výstupní distribuce

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

skryté stavy

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

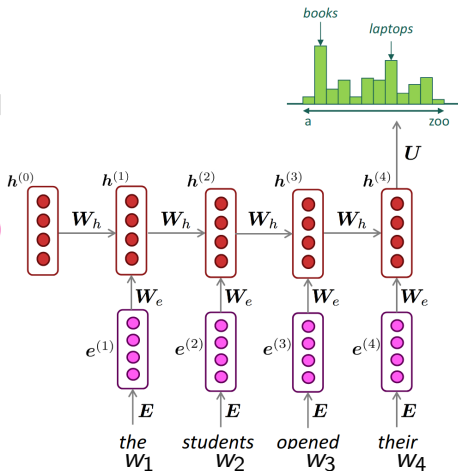
váhy W_h a W_e se aplikují opakovaně

jednotlivé vektory slov

$$e^{(1)}, e^{(2)}, e^{(3)}, e^{(4)}, \dots$$

slova na vstupu

$$W_1 W_2 W_3 W_4$$



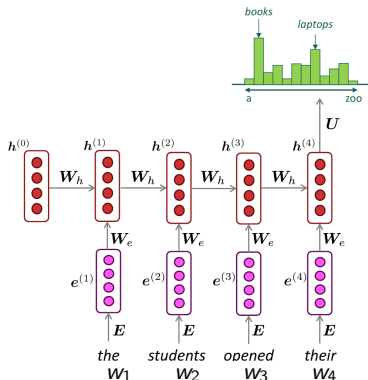
Rekurentní jazykový model

výhody rekurentního modelu:

- ▶ může zpracovat **vstup libovolné délky** (v praxi **věta**)
- ▶ výpočet je **založen na celé sekvenci**
- ▶ váhy jsou stejné – **nezávislost na pozici**

nevýhody:

- ▶ rekurentní výpočet je **pomalý**
- ▶ s **délkou** sekvence se informace **rozměšuje**



vyzkoušejte – https://muni.cz/go/ib030_text_gener

Kvalita jazykového modelu

základní **rovnávací metrika** – **perplexita** (“zmatenost”):

- ▶ srovnání na **vybraném testovacím textu**
- ▶ poměrově vyjadřuje **z kolika slov** se vybírá predikce
- ▶ **nižší hodnota** = **lepší perplexita**

Rekurentní modely → **zlepšení** perplexity

n-gramový
model →
rekur. ↓
modely

Model	Perplexita
Interpolated Kneser-Ney 5-gram (Chelba et al., 2013)	67.6
RNN-1024 + MaxEnt 9-gram (Chelba et al., 2013)	51.3
RNN-2048 + Blackout sampling (Ji et al., 2015)	68.3
Sparse Non-negative Matrix factorization (Shazeer et al., 2015)	52.9
LSTM-2048 Oozefowicz et al., 2016)	43.7
2-layer LSTM-8192 Oozefowicz et al., 2016)	30.0

zdroj research.fb.com/building-an-efficient-neural-language-model-over-a-billion-words

Hyperparametry hlubokého učení

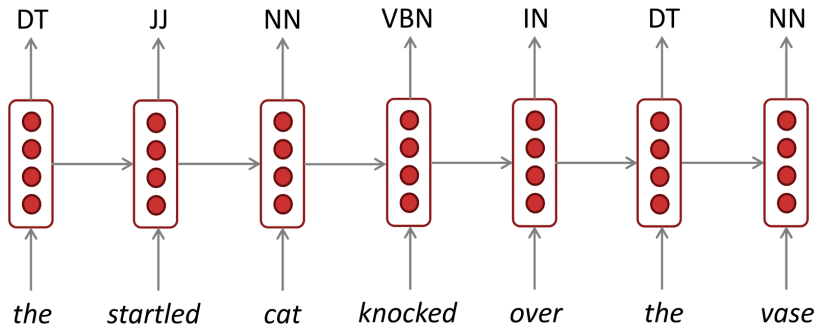
Hluboké učení – kromě **architektury sítě** i množství **hyperparametrů**:

- ▶ **regularizace** (např. L2-regularizace) – brání **přeučení sítě** ke **ztrátové funkci** (*loss function*) přidává “pokutu” $\lambda \sum_k w_k^2$
- ▶ **dropout** – cíleně způsobuje **náhodné výpadky** vstupních hodnot simuluje **šum v datech** – nutí síť ke **generalizaci**
- ▶ **dimenze skryté vrstvy** (*hidden layer dimension*) vyšší hodnoty umožní síti více si **pamatovat**, ale prodlužují výpočet
- ▶ **optimalizační funkce** (*optimizer*)
základní – *Stochastic Gradient Descent*, *SGD*
pro různé úlohy
solistikované varianty *Adagrad*, *RMSprop*, *Adam*, ...
- ▶ **míra učení** (*learning rate*) – řídí **rychlost učení**
obvykle **funkce**, jejíž hodnota se snižuje, např. $lr_0 e^{-kt}$
hodně závisí na optimalizační funkci



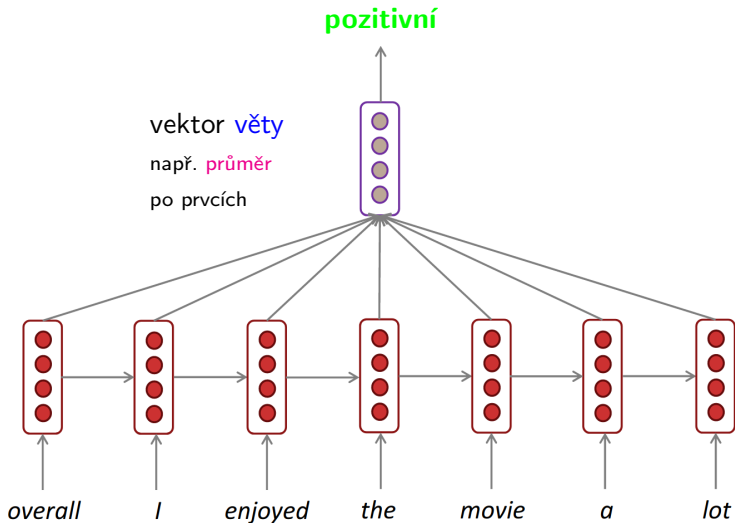
Hodnoty hyperparametrů se určují **podle zkušeností** nebo **experimentálně**

Využití rekurentních sítí – značkování



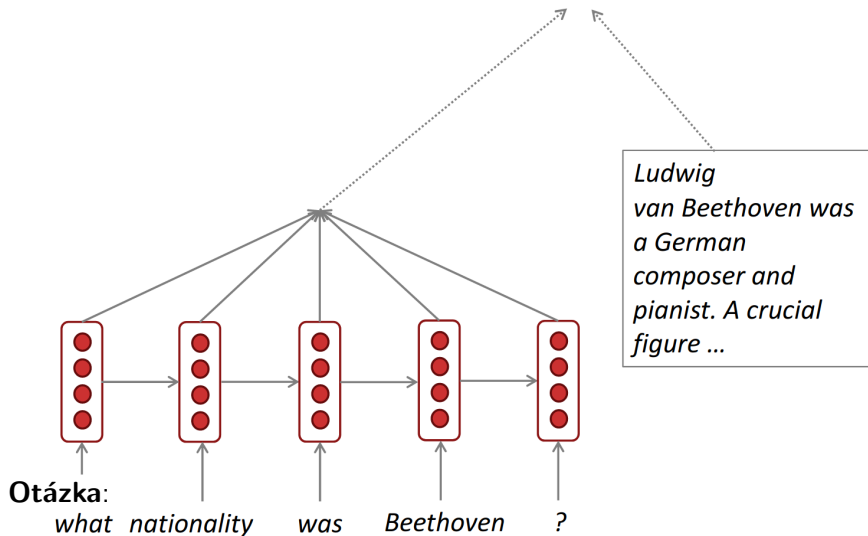
Využití rekurentních sítí – klasifikace vět

např. **analýza sentimentu**



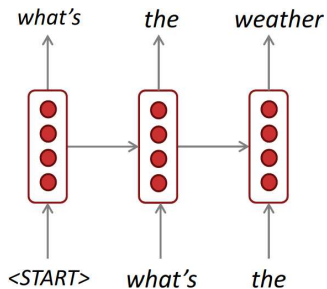
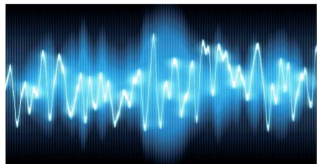
Využití rekurentních sítí – odpovídání na otázky

Odpověď: *German*



Využití rekurentních sítí – podmíněně generování

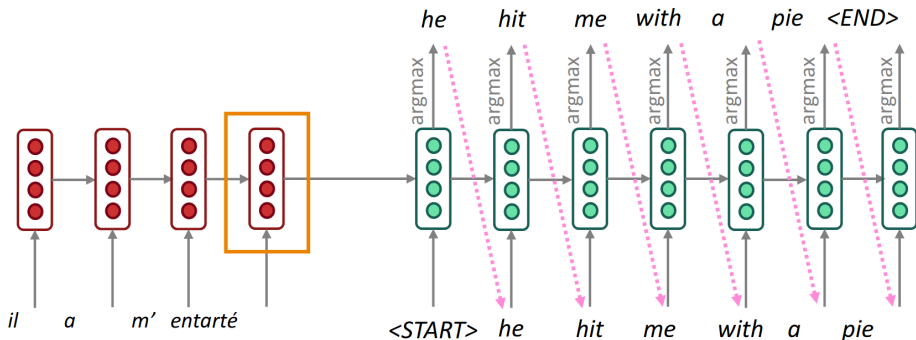
zapojení dalších **sekvenčních podmínek** – **syntéza řeči**, **strojový překlad**, **sumarizace**



Využití rekurentních sítí – seq2seq

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

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

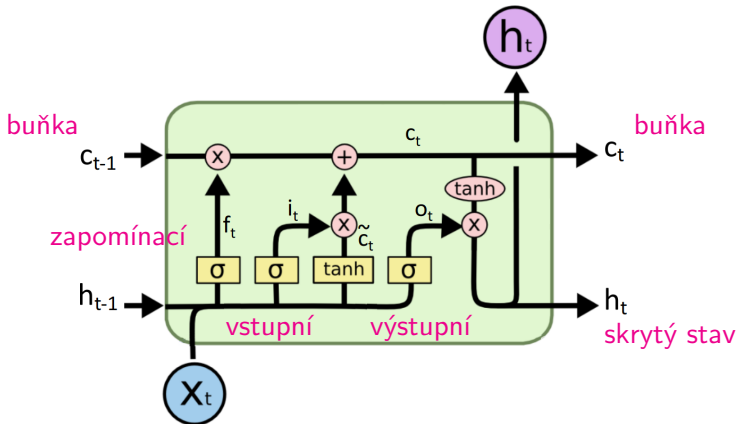


Architektura Long Short-Term Memory (LSTM)

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

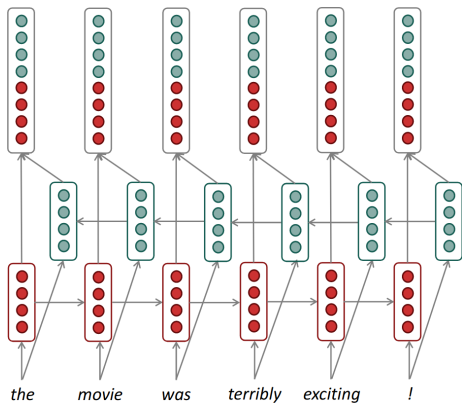


Architektura Long Short-Term Memory (LSTM)

hlavní **výhoda LSTM** – schopnost nalézt **vzdálené závislosti**
nevýhody – lineární postup, výpočet **nelze paralelizovat**

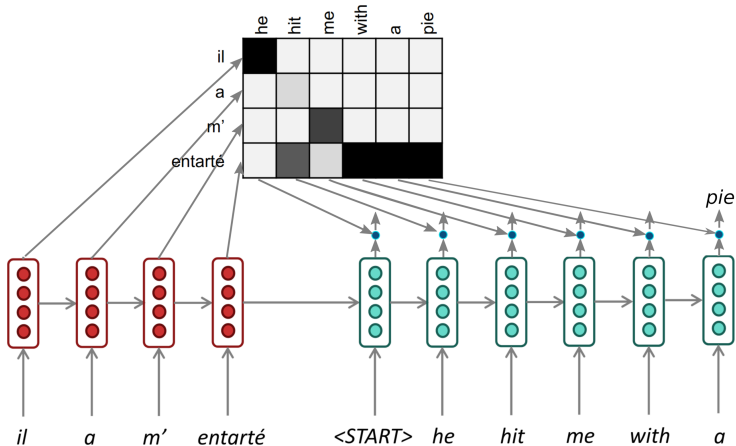
rekurence je **směřovaná** –
 zleva doprava
 ⇒ jiný důraz při průběhu
zprava doleva

obousměrné (*bidirectional*) **BiLSTM**
 spojení **dopředné LSTM**
 a **zpětné LSTM**
 výstupy se **spojí** (*concatenate*)
 do výsledných vektorů
 (2 × dimenze)



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)

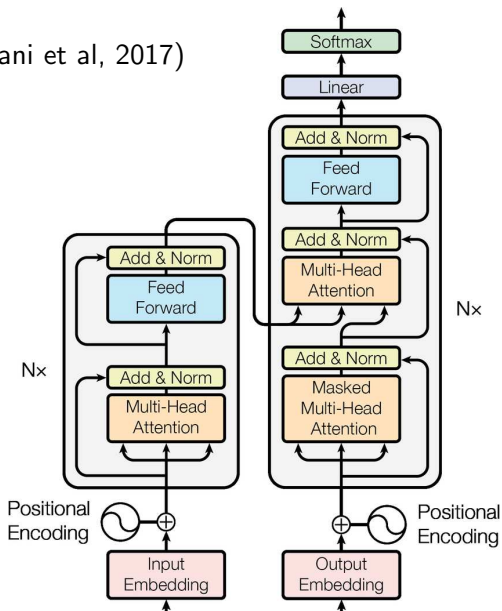


Architektura Transformer

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

architektura **transformer**:

- ▶ pod-slovní vektory (*subword embeddings*)
- ▶ vektory **pozice**
- ▶ **self-attention**
- ▶ více **hlav** (*multi-head attention*)
- ▶ **reziduální** spojení, **normalizace** a **škálování**



Architektura Transformer

výhody:

- ▶ základ **pokročilých jazykových modelů s předtrénováním**
- ▶ aktuálně **nejlepší výsledky** téměř ve všech NLP úlohách
- ▶ trénování je dobře **paralelizovatelné**

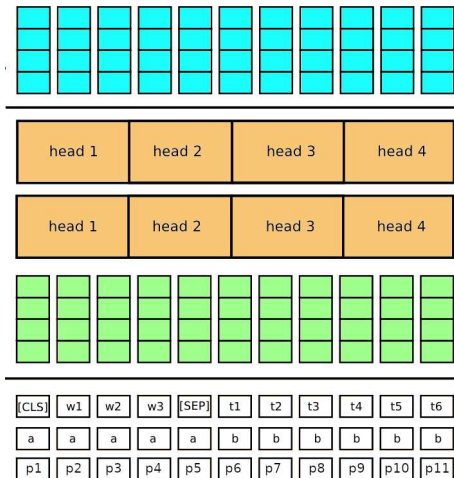
nevýhody:

- ▶ **kvadratický výpočet** (plné) self-attention
vs. lineární růst u rekurentních modelů
návrhy – **random attention**, **window attention**, ...
- ▶ **lineární** reprezentace **pozice**
návrhy – **relativní** pozice, **syntaktická** pozice, ...

BERT, ALBERT, RoBERTa

Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)

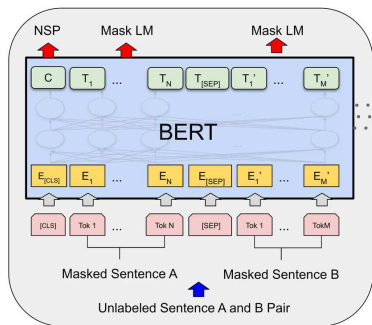
- ▶ jen **enkodér**
- ▶ symboly **[CLS]**, **[SEP]** a **[MASK]**
- ▶ vektory **segmentů**
- ▶ **maskovaný** vstup
- ▶ úloha **predikce následující věty**
(*Next Sentence Prediction*)
u ALBERT **predikce pořadí vět**
(*Sentence Order Prediction*)



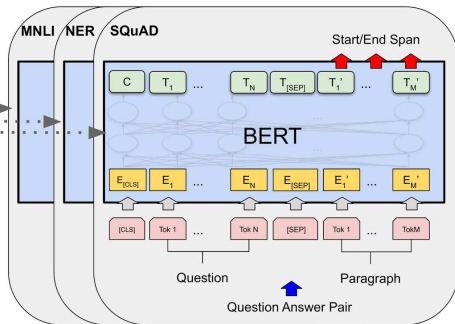
BERT – předtrénování a vyladění

pro většinu úloh se BERT trénuje ve **dvou fázích**:

- ▶ **předtrénování** (*pre-training*) – na **obecných** velkých **textech**
- ▶ **vyladění** (*fine-tuning*) – dotrénování klasifikace pro **konkrétní úlohu**



Pre-training



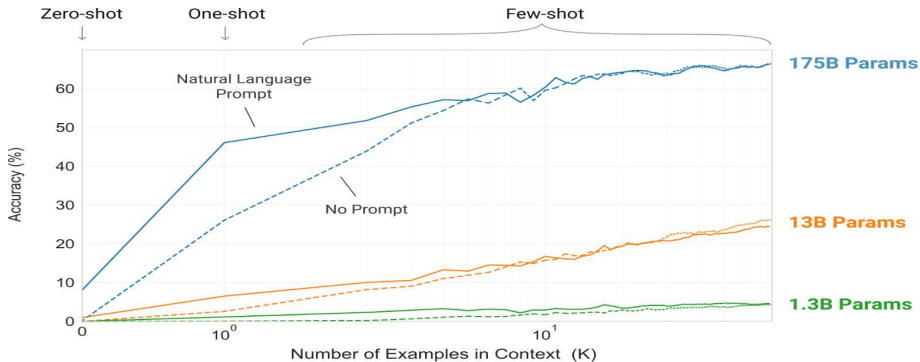
Fine-Tuning

GPT, T5, ELMo, ERNIE, ELECTRA, ...

množství **variant** architektury **transformer** podle

- ▶ doplnění **vstupních vektorů**
- ▶ techniky **předtrénování**
- ▶ **obsahu** a **velikosti textů** pro trénování

většinou platí: **větší model** → **lepší výsledky**



platform.openai.com/examples