

Hluboké učení pro zpracování jazyka

Aleš Horák

E-mail: hales@fi.muni.cz

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

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

dvouvrstvá

jednovrstvá

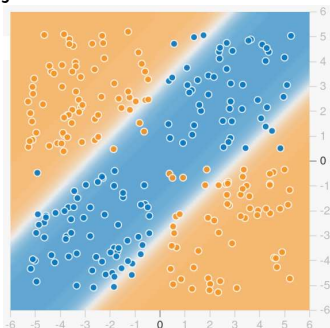
Klasické neuronové sítě a text

Neuronové sítě:

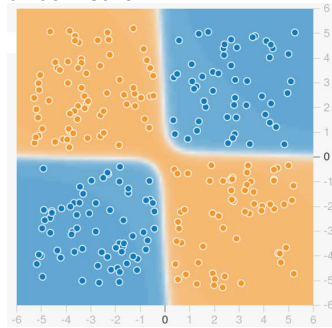
- od 1943 – McCulloch & Pitts – matematický model neuronu
- 1965 – první praktická vícevrstvá dopředná síť
- 1982 – praktická implementace zpětného šíření chyby pro trénování vícevrstevných sítí

praktické využití – klasifikační úlohy

jednovrstvá



dvouvrstvá

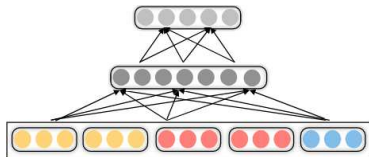


Klasické neuronové sítě a text

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*):

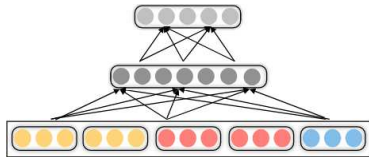
- stanovení **pevné dimenze**
- **předpočítání/předtrénování** na velmi velkých neanotovaných textech
 \Rightarrow **neurální jazykové modely**
- zachycení **sémantiky** – podobná slova síť zpracuje podobně
- univerzálnější – **vektory částí slov** (*subword/character embeddings*)
- jen výměnou modelu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

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



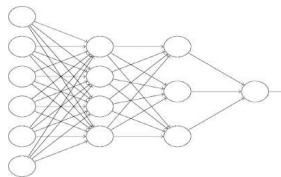
2. slova jako **slovní vektory** (*word embeddings*):

- stanovení **pevné dimenze**
- **předpočítání/předtrénování** na velmi velkých neanotovaných textech
 \Rightarrow **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 sítě:

- dopředné sítě – plně propojené vrstvy

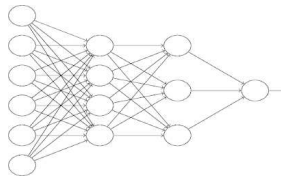


- cca od 2000 – metody a HW (GPU karty) pro učení sítí, které se skládají z mnoha (až desítek) heterogenních vrstev: konvoluční, sdružující (*max pooling*), rekurentní, klasifikační (*soft max*), ...

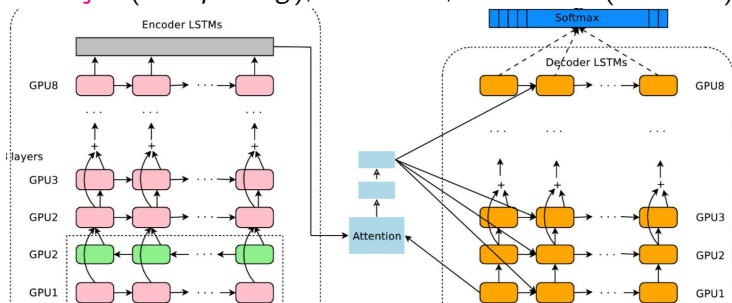
Hluboké učení

Hluboké neuronové síť:

- dopředné síť – plně propojené vrstvy



- cca od 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*), ...



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*)
větší hodnoty umožní síti více si pamatovat, ale prodlužují výpočet
- **optimalizační funkce** (*optimizer*)
základní – *Stochastic Gradient Descent, SGD*
pro různé úlohy sofistikované 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

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*)
větší hodnoty umožní síti více si pamatovat, ale prodlužují výpočet
- **optimalizační funkce** (*optimizer*)
základní – *Stochastic Gradient Descent, SGD*
pro různé úlohy sofistikované 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

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*)
větší hodnoty umožní síti více si pamatovat, ale prodlužují výpočet
- **optimalizační funkce** (*optimizer*)
základní – *Stochastic Gradient Descent, SGD*
pro různé úlohy sofistikované 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

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*)
větší hodnoty umožní síti více si pamatovat, ale prodlužují výpočet
- **optimalizační funkce** (*optimizer*)
základní – *Stochastic Gradient Descent, SGD*
pro různé úlohy sofistikované 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

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*)
větší hodnoty umožní síti více si pamatovat, ale prodlužují výpočet
- **optimalizační funkce** (*optimizer*)
základní – *Stochastic Gradient Descent*, *SGD*
pro různé úlohy sofistikované 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

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*)
větší hodnoty umožní síti více si pamatovat, ale prodlužují výpočet
- **optimalizační funkce** (*optimizer*)
základní – *Stochastic Gradient Descent*, *SGD*
pro různé úlohy sofistikované 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

Obsah

- 1 Od klasických k hlubokým neuronovým sítím
 - Klasické neuronové sítě a text
 - Hluboké učení
- 2 Neurální jazykové modely
 - S pevným kontextem
 - Rekurentní jazykový model
 - Praktické využití rekurentních sítí
- 3 Architektura Long Short-Term Memory (LSTM)
- 4 Architektura Transformer
 - Mechanismus attention
 - Architektura Transformer
 - Pokročilé jazykové modely

Neurální jazykový model

připomínka – **jazykový model**:

Slido

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

$$w_1 w_2 w_3 w_4$$

 w_1
 w_2
 w_3
 w_4

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 $P(w_i | w_1 w_2 \dots w_{i-1})$

Slido

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

výstupní distribuce

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

skrytá vrstva

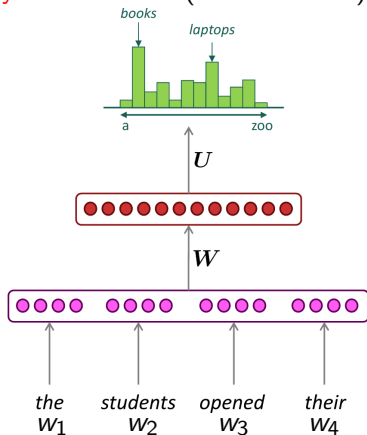
$$h = f(We + b_1)$$

řetěžené vektory slov

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

slova na vstupu

$$w_1 w_2 w_3 w_4$$



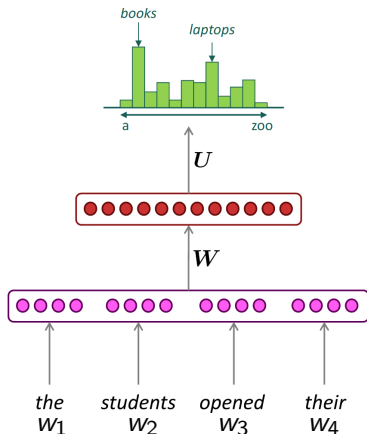
Neurální jazykový model s pevným kontextem

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**

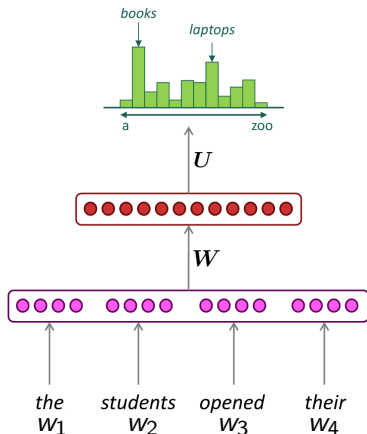
Neurální jazykový model s pevným kontextem

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**

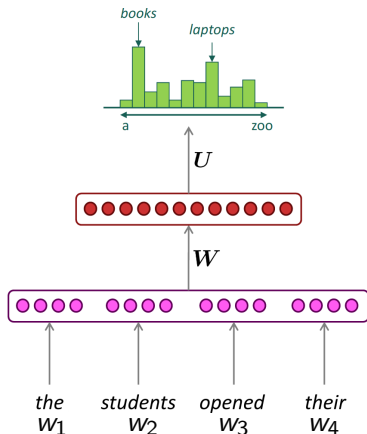
Neurální jazykový model s pevným kontextem

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**

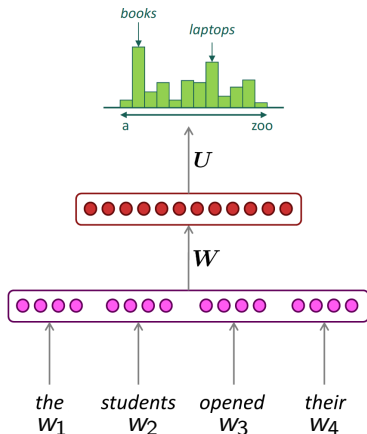
Neurální jazykový model s pevným kontextem

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**

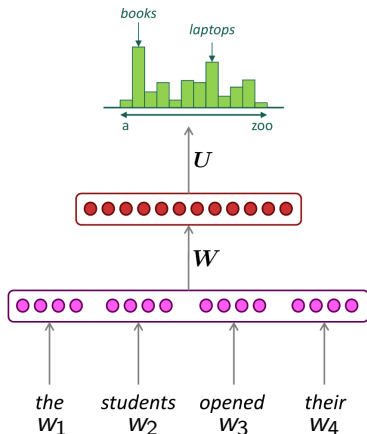
Neurální jazykový model s pevným kontextem

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**

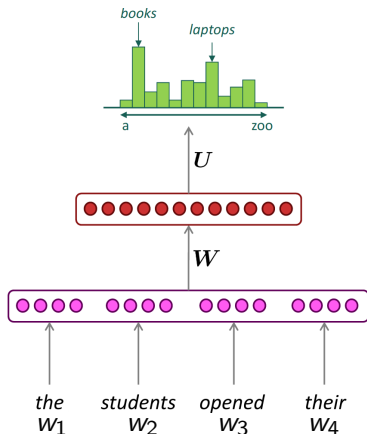
Neurální jazykový model s pevným kontextem

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**

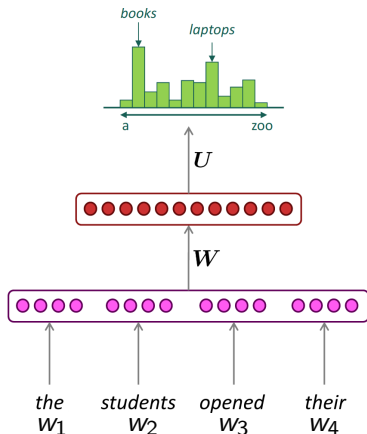
Neurální jazykový model s pevným kontextem

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

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

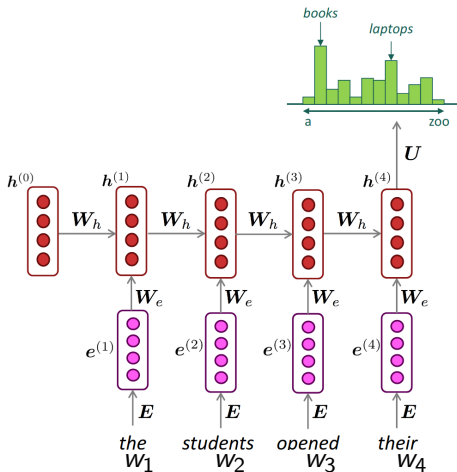
váhy W_h a W_e se aplikují opakovaně

jednotlivé vektory slov

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

slova na vstupu

$$w_1 w_2 w_3 w_4$$



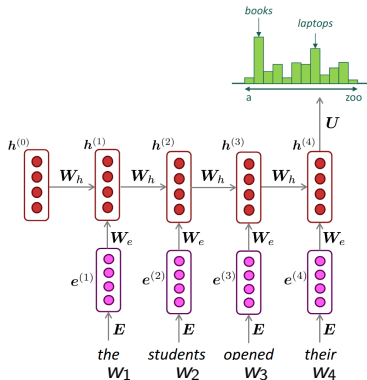
Rekurentní jazykový model

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 **rozměňuje**



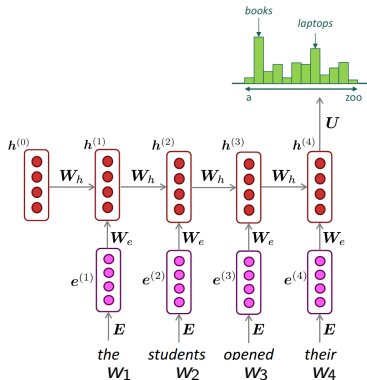
Rekurentní jazykový model

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 **rozměňuje**



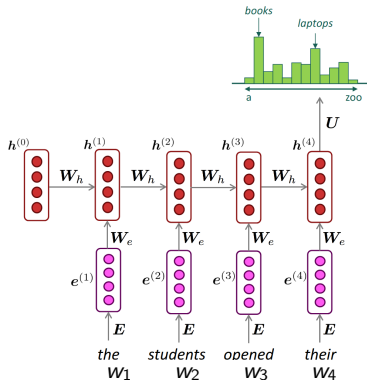
Rekurentní jazykový model

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 **rozměňuje**



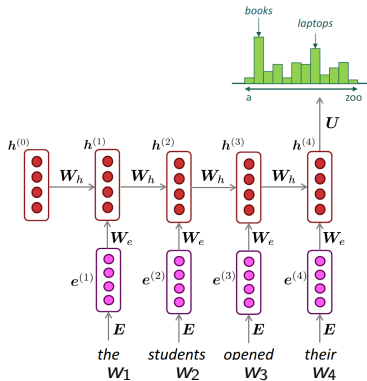
Rekurentní jazykový model

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 **rozměňuje**



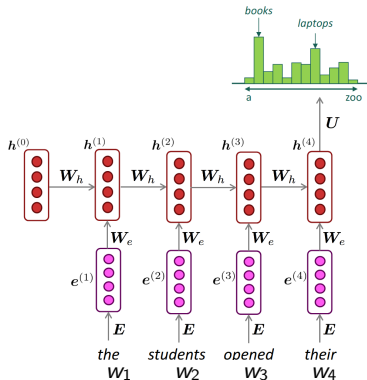
Rekurentní jazykový model

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 **rozměňuje**



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 (Ozefowicz et al., 2016)	43.7
2-layer LSTM-8192 (Ozefowicz et al., 2016)	30.0

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

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 (Ozefowicz et al., 2016)	43.7
2-layer LSTM-8192 (Ozefowicz et al., 2016)	30.0

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

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 (Ozefowicz et al., 2016)	43.7
2-layer LSTM-8192 (Ozefowicz et al., 2016)	30.0

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

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 →

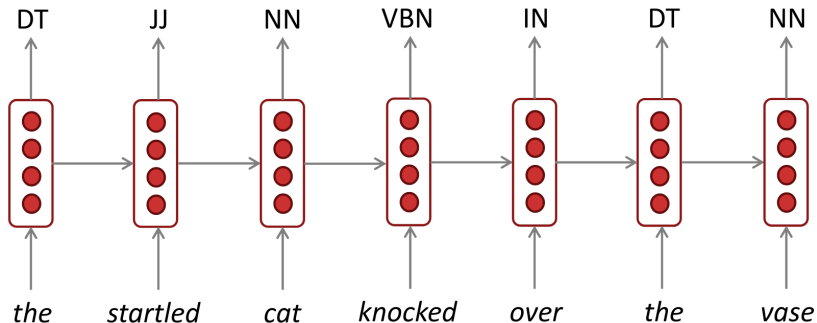
rekur. ↓

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

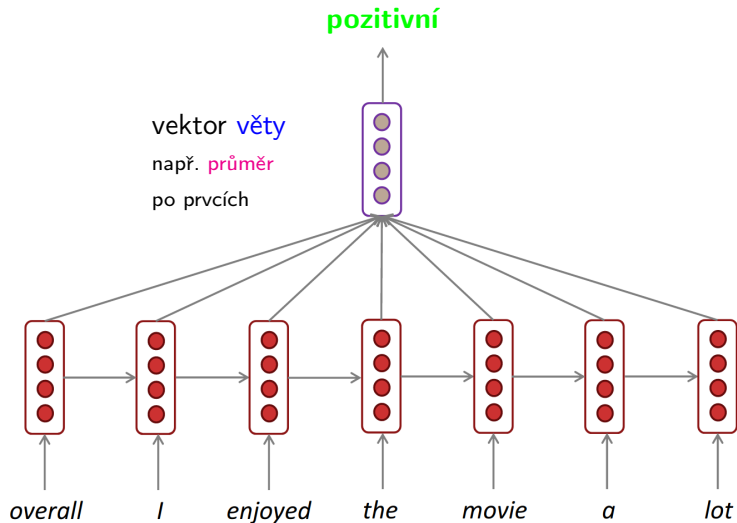
zdroj research.fb.com/building-an-efficient-neural-language-model-over-a-billion-words

Využití rekurentních sítí – značkování

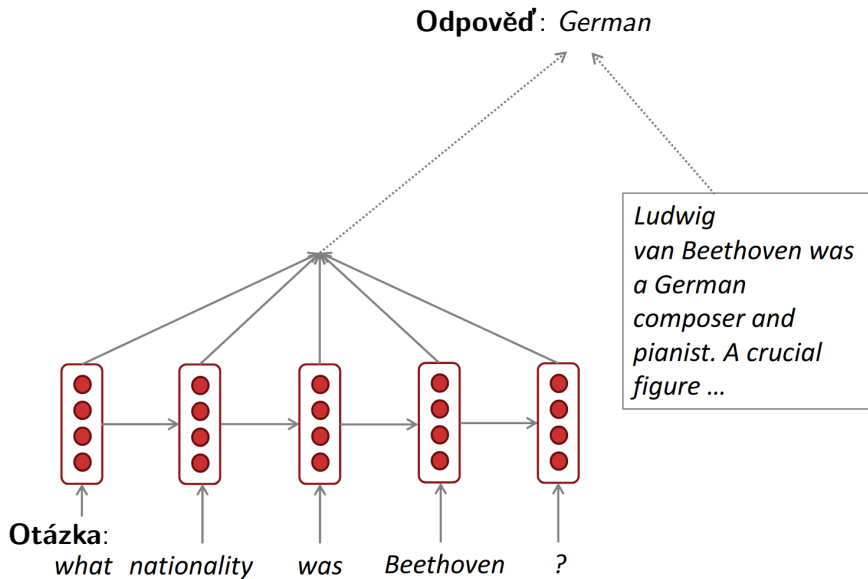


Využití rekurentních sítí – klasifikace vět

např. **analýza sentimentu**

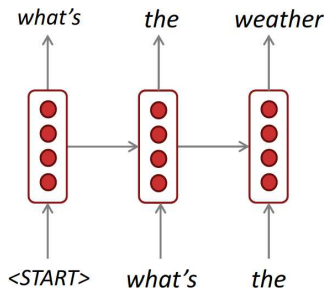
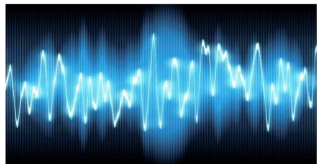


Využití rekurentních sítí – odpovídání na otázky



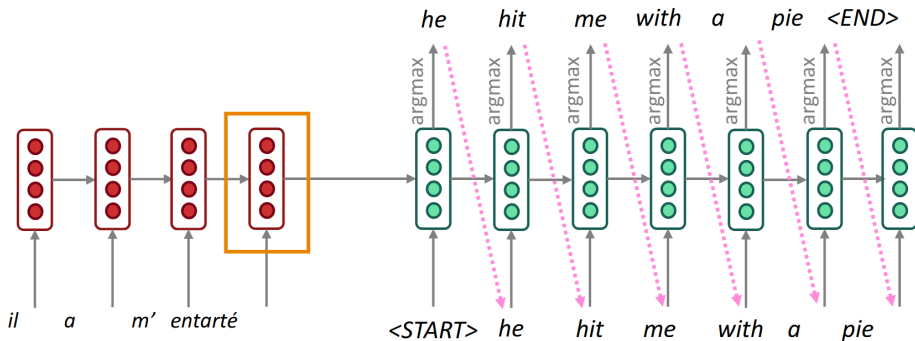
Využití rekurentních sítí – podmíněné generování

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**



Obsah

- 1 Od klasických k hlubokým neuronovým sítím
 - Klasické neuronové sítě a text
 - Hluboké učení
- 2 Neurální jazykové modely
 - S pevným kontextem
 - Rekurentní jazykový model
 - Praktické využití rekurentních sítí
- 3 Architektura Long Short-Term Memory (LSTM)
- 4 Architektura Transformer
 - Mechanismus attention
 - Architektura Transformer
 - Pokročilé jazykové modely

Architektura Long Short-Term Memory (LSTM)

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

řešení – architektura Long Short-Term Memory, LSTM:

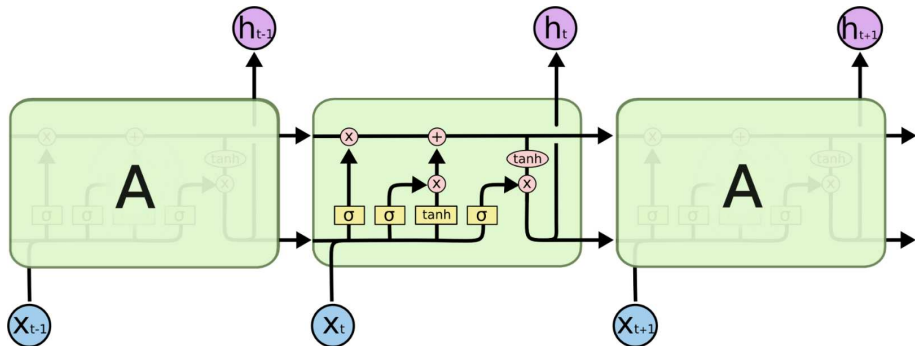
- buňka (*cell*) c_t – pomocná paměť
- 3 brány: vstupní, výstupní a zapomínací (*forget*) – regulace info do a z buňky

Architektura Long Short-Term Memory (LSTM)

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

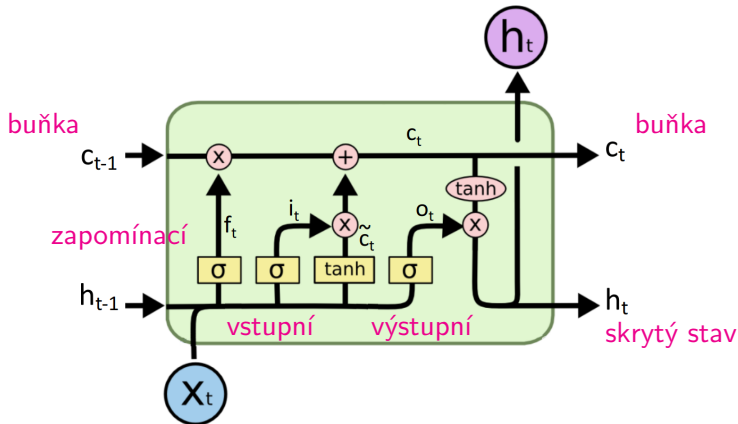


Architektura Long Short-Term Memory (LSTM)

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

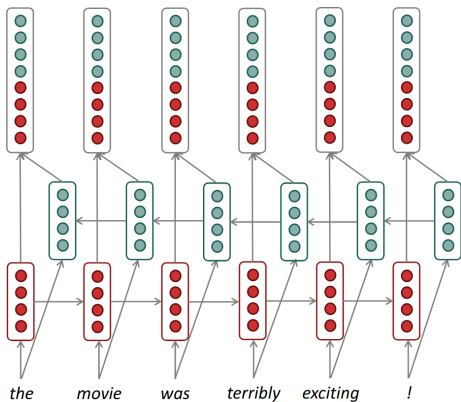
obousměrné (*bidirectional*) **BiLSTM**
spojení **dopředné LSTM**
a **zpětné LSTM**
výstupy se **spojí** (*concatenate*)
do výsledných vektorů
(2× dimenze)

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)

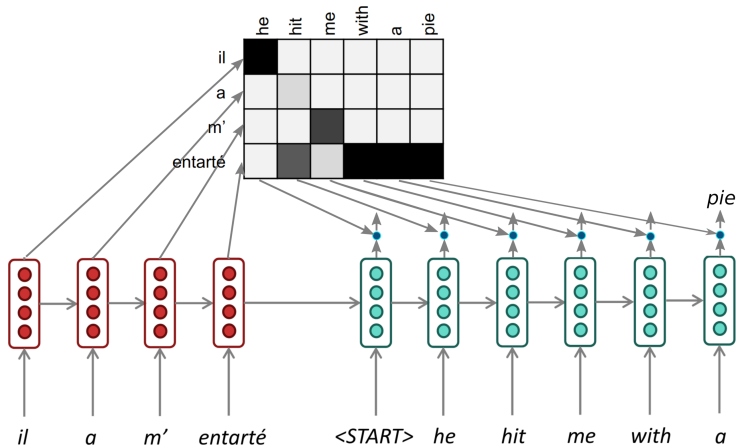


Obsah

- 1 Od klasických k hlubokým neuronovým sítím
 - Klasické neuronové sítě a text
 - Hluboké učení
- 2 Neurální jazykové modely
 - S pevným kontextem
 - Rekurentní jazykový model
 - Praktické využití rekurentních sítí
- 3 Architektura Long Short-Term Memory (LSTM)
- 4 Architektura Transformer
 - Mechanismus attention
 - Architektura Transformer
 - Pokročilé jazykové modely

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)

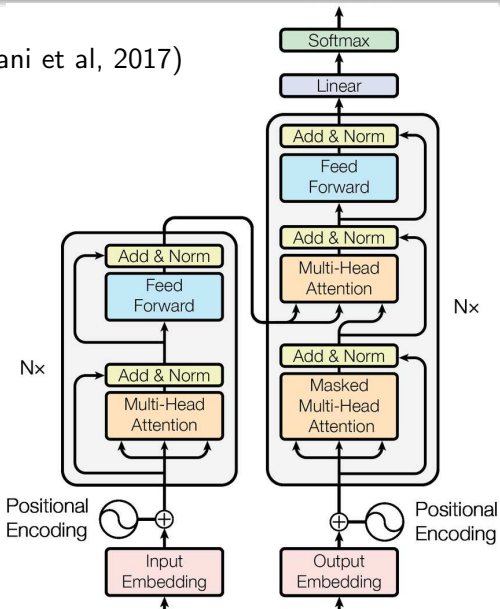


Architektura Transformer

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

architektura **transformer**:

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

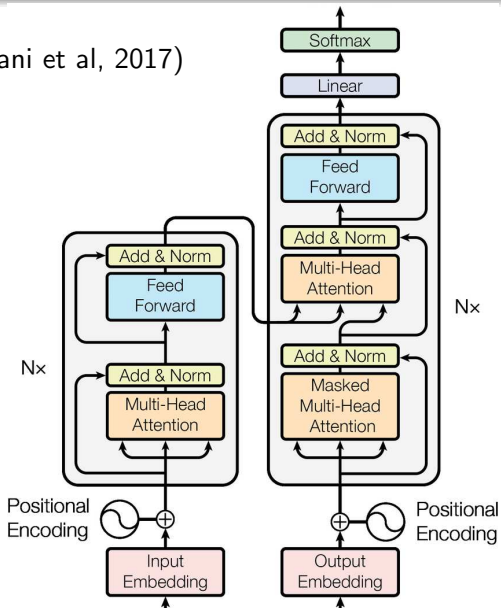


Architektura Transformer

“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

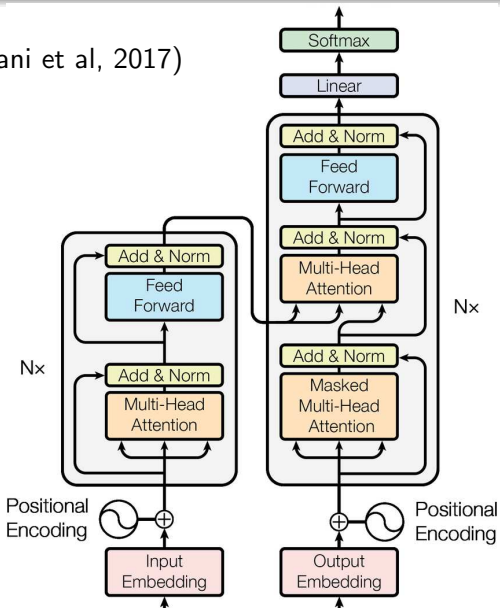


Architektura Transformer

“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

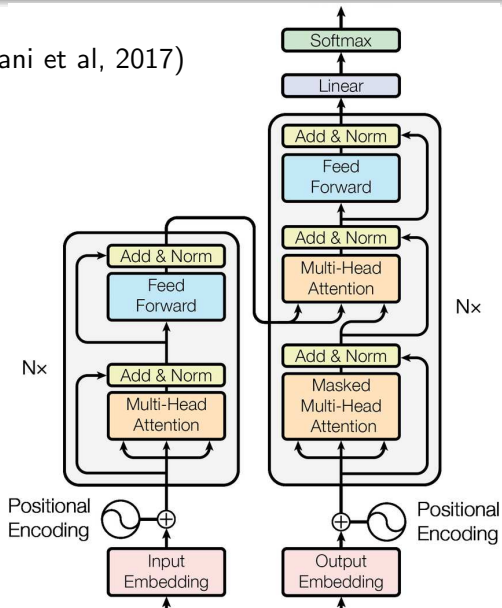


Architektura Transformer

“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



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, ...

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, ...

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, ...

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, ...

Architektura Transformer

výhody:

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

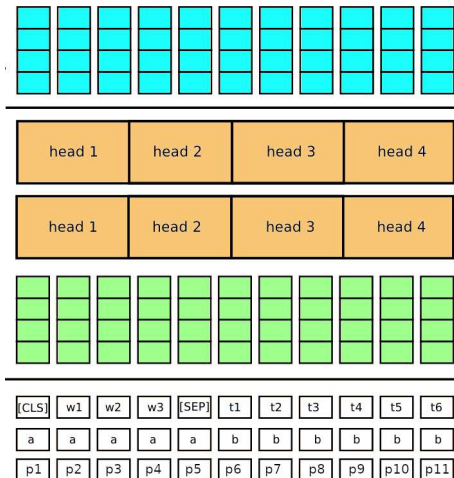
nevýhody:

- **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)

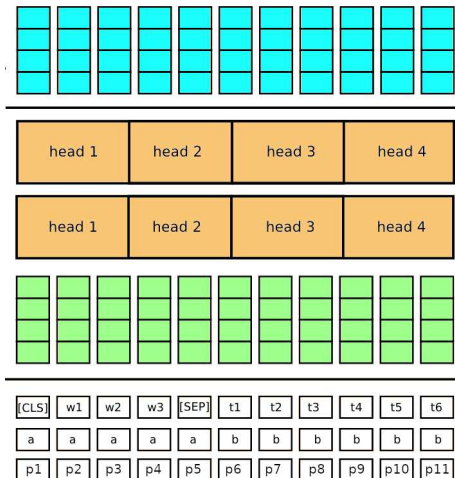
- jen **enkodér**
- symboly **[CLS]**, **[SEP]** a **[MASK]**
- vektory **segmentů**
- **maskovaný vstup**
- úloha **predikce následující věty**
(*Next Sentence Prediction*)
u ALBERT **predikce pořadí vět**
(*Sentence Order Prediction*)



BERT, ALBERT, RoBERTa

Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)

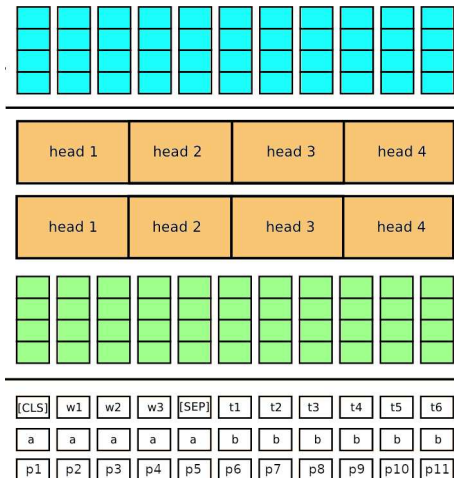
- jen **enkodér**
- symboly **[CLS]**, **[SEP]** a **[MASK]**
- vektory **segmentů**
- **maskovaný vstup**
- úloha **predikce následující věty**
(*Next Sentence Prediction*)
u ALBERT **predikce pořadí vět**
(*Sentence Order Prediction*)



BERT, ALBERT, RoBERTa

Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)

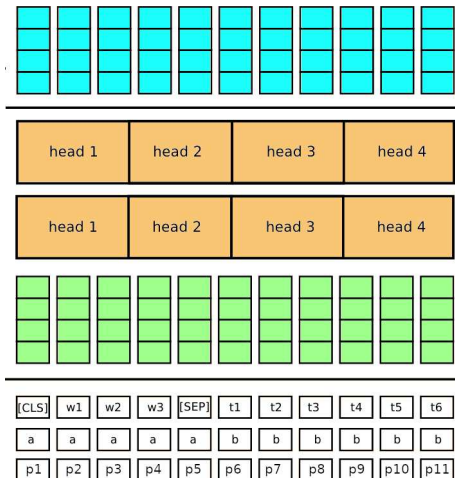
- jen **enkodér**
- symboly **[CLS]**, **[SEP]** a **[MASK]**
- vektory **segmentů**
- maskovaný vstup
- úloha **predikce následující věty**
(Next Sentence Prediction)
u ALBERT **predikce pořadí vět**
(Sentence Order Prediction)



BERT, ALBERT, RoBERTa

Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)

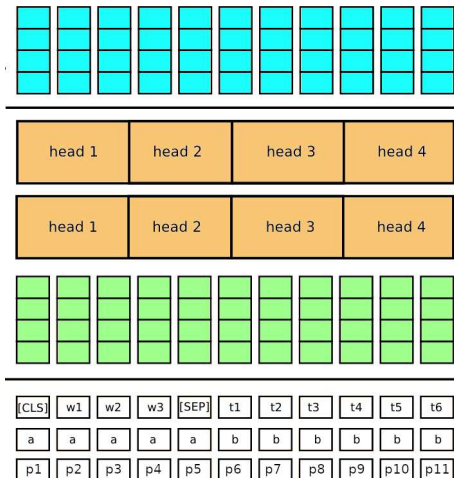
- jen **enkodér**
- symboly **[CLS]**, **[SEP]** a **[MASK]**
- vektory **segmentů**
- **maskovaný** vstup
- úloha **predikce následující věty**
(*Next Sentence Prediction*)
u ALBERT **predikce pořadí vět**
(*Sentence Order Prediction*)



BERT, ALBERT, RoBERTa

Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)

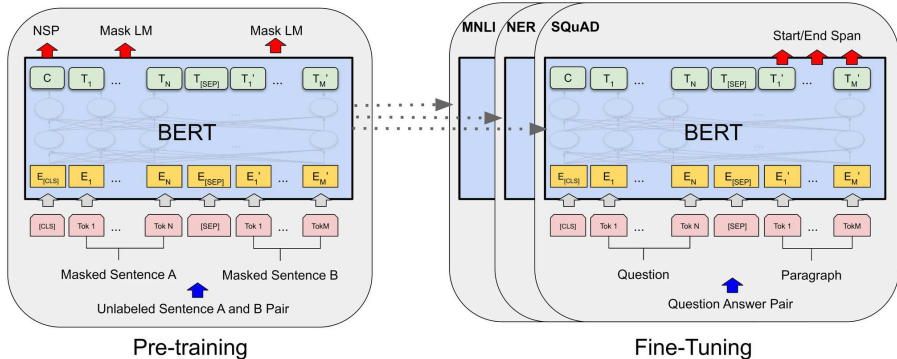
- jen **enkodér**
- symboly **[CLS]**, **[SEP]** a **[MASK]**
- vektory **segmentů**
- **maskovaný** vstup
- úloha **predikce následující věty**
(*Next Sentence Prediction*)
u ALBERT **predikce pořadí vět**
(*Sentence Order Prediction*)



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**



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

množství dalších **variant** architektury **transformer**

- doplnění vstupních vektorů
- technice předtrénování
- obsahu a velikosti textů pro trénování

většinou platí: větší model → lepší výsledky



Slido

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

množství dalších **variant** architektury **transformer**

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

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



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

množství dalších **variant** architektury **transformer**

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

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



Slido

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

množství dalších **variant** architektury **transformer**

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

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



Slido

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

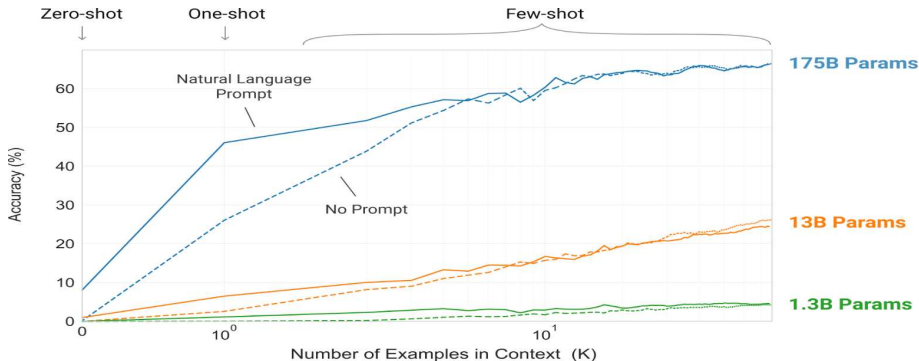
množství dalších **variant** architektury **transformer**

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

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



SliDo



Vyladění s málo příklady

velkým modelům stačí **vyladění s málo příklady** (*few-shot learning*):

- **bez příkladů** (*zero-shot*)

```
Translate English to French:  
cheese =>
```

- **jeden příklad** (*one-shot*)

```
Translate English to French:  
sea otter => loutre de mer  
cheese =>
```

- **málo příkladů** (*few-shot*)

```
Translate English to French:  
sea otter => loutre de mer  
peppermint => menthe poivrée  
plush girafe => girafe peluche  
cheese =>
```

beta.openai.com/examples

Vyladění s málo příklady

velkým modelům stačí **vyladění s málo příklady** (*few-shot learning*):

- **bez příkladů** (*zero-shot*)

```
Translate English to French:  
cheese =>
```

- **jeden příklad** (*one-shot*)

```
Translate English to French:  
sea otter => loutre de mer  
cheese =>
```

- **málo příkladů** (*few-shot*)

```
Translate English to French:  
sea otter => loutre de mer  
peppermint => menthe poivrée  
plush girafe => girafe peluche  
cheese =>
```

beta.openai.com/examples

Vyladění s málo příklady

velkým modelům stačí **vyladění s málo příklady** (*few-shot learning*):

- **bez příkladů** (*zero-shot*)

```
Translate English to French:  
cheese =>
```

- **jeden příklad** (*one-shot*)

```
Translate English to French:  
sea otter => loutre de mer  
cheese =>
```

- **málo příkladů** (*few-shot*)

```
Translate English to French:  
sea otter => loutre de mer  
peppermint => menthe poivrée  
plush girafe => girafe peluche  
cheese =>
```

beta.openai.com/examples