

# VIP Cheatsheet: Transformery a Velké Jazykové Modely

Afshine AMIDI a Shervine AMIDI

Přeložil Aleš Horák

25. července 2025

Tento tahák poskytuje přehled toho, co obsahuje kniha "Super studijní příručka: Transformery a velké jazykové modely", ve které je ~600 ilustrací na více než 250 stranách a která se do hloubky zabývá následujícími pojmy. Další podrobnosti najdete na adrese <https://superstudy.guide>.

## 1 Základy

### 1.1 Tokeny

**Definition** – Token je nedělitelná jednotka textu, například slovo, podslovo nebo znak, a je součástí předem definovaného slovníku.

*Poznámka: Token neznámé slovo [UNK] představuje neznámé části textu, zatímco výplňový (padding) token [PAD] se používá k vyplnění prázdných pozic, aby se zajistila konzistentní délka vstupní sekvence.*

**Tokenizér** – Tokenizér  $T$  rozděluje text na tokeny s různou úrovní granularity.

tento plyšový medvídek  $\rightarrow$   $T$   $\rightarrow$  tento: plyšový medvídek je: [UNK] roztomilý [PAD]... [PAD]

Hlavní typy tokenizérů jsou:

Typ	Výhody	Nevýhody	Ukázka
Slovo	<ul style="list-style-type: none"> <li>Snadno interpretovatelný</li> <li>Krátké sekvence</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Rozsáhlý slovník</li> <li>Nezpracuje varianty slov</li> </ul>	plyšový medvídek
Podslovo	<ul style="list-style-type: none"> <li>Využije kořeny slov</li> <li>Intuitivní významové vektory</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Delší sekvence</li> <li>Složitější tokenizace</li> </ul>	plyš: ##ový: med: ##vídek:
Znak Bajt	<ul style="list-style-type: none"> <li>Žádné problémy s neznámými slovy</li> <li>Malý slovník</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Mnohem delší sekvence</li> <li>Vzory se obtížně interpretují, protože jsou na příliš nízké úrovni</li> </ul>	p l y š o v ý m e d v í d e k

*Poznámka: BPE (Byte-Pair Encoding) a Unigram jsou často používané podslovní tokenizéry.*

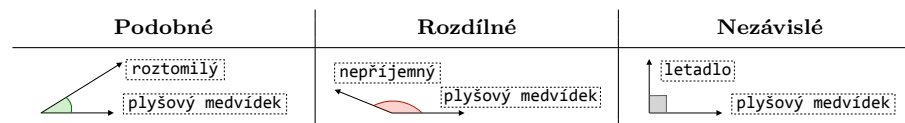
## 1.2 Slovní vektory

**Definition** – Slovní/větný vektor je numerická reprezentace (významu) prvku (např. tokenu, věty) a je zadán jako vektor  $x \in \mathbb{R}^n$ .

**Podobnost** – Kosinová podobnost mezi dvěma tokeny  $t_1, t_2$  se vypočítá jako:

$$\text{podobnost}(t_1, t_2) = \frac{t_1 \cdot t_2}{\|t_1\| \|t_2\|} = \cos(\theta) \in [-1, 1]$$

Úhel  $\theta$  vyjadřuje podobnost dvou tokenů:

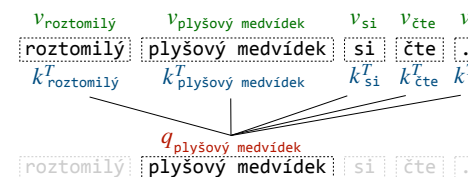


*Poznámka: Approximate Nearest Neighbors (ANN) a Locality Sensitive Hashing (LSH) jsou metody, které efektivně provádějí aproximaci operace podobnosti v rozsáhlých databázích.*

## 2 Transformery

### 2.1 Pozornost

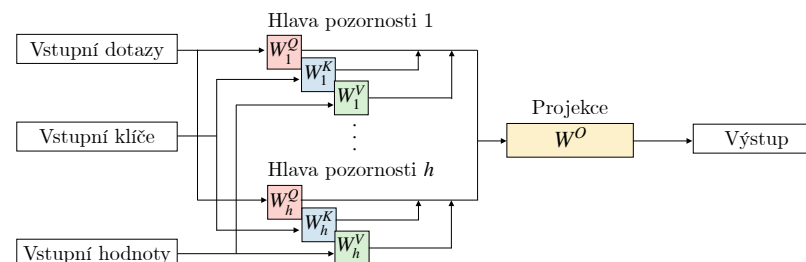
**Výpočet** – Pro daný dotaz (query)  $q$  chceme vědět, kterému klíči (key)  $k$  má dotaz věnovat "pozornost" (attention) vzhledem k související hodnotě (value)  $v$ .



Pozornost jde efektivně vypočítat pomocí matic  $Q, K, V$ , které obsahují dotazy  $q$ , klíče  $k$  a hodnoty  $v$  spolu s dimenzí klíčů  $d_k$ :

$$\text{pozornost} = \text{softmax} \left( \frac{QK^T}{\sqrt{d_k}} \right) V$$

**MHA** – Vrstva vícehlavá pozornost (Multi-Head Attention, MHA) provádí výpočty pozornosti paralelně ve více hlavách a výsledek promítá do výstupního prostoru.

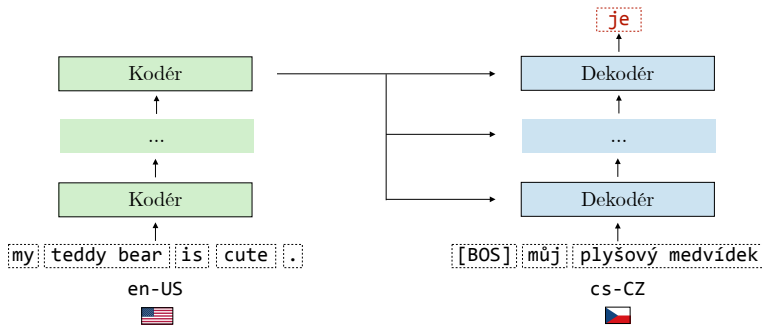


Skládá se z  $h$  hlav pozornosti a matic  $W^Q, W^K, W^V$ , které promítají vstupní data a získávají dotazy  $Q$ , klíče  $K$  a hodnoty  $V$ . Projekce se provádí pomocí matice  $W^O$ .

*Poznámka: Grouped-Query Attention (GQA) a Multi-Query Attention (MQA) jsou varianty MHA, které snižují výpočetní režii sdílením klíčů a hodnot mezi hlavami pozornosti.*

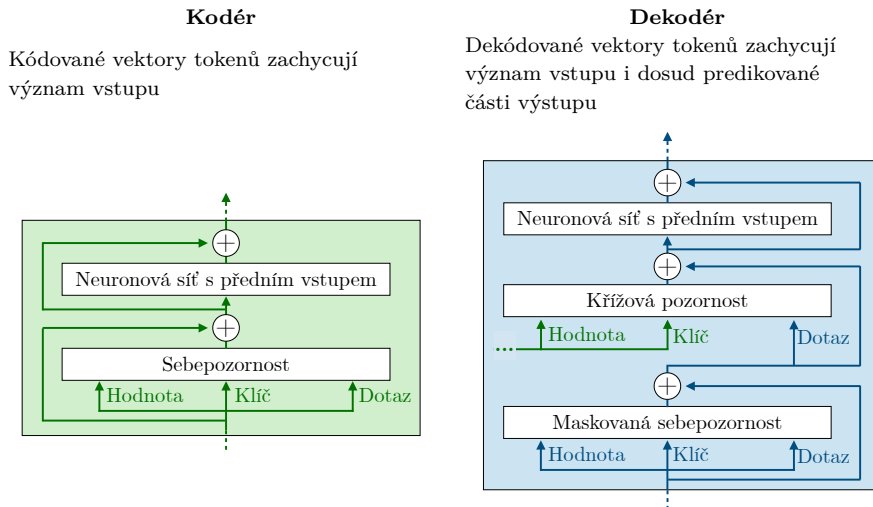
## 2.2 Architektura

□ **Popis** – Transformer je referenční model, který se opírá o mechanismus sebezpozornosti (self-attention) a využívá propojení kodéru a dekodéru. Kodéry počítají vektorové reprezentace významu vstupu, které pak dekodéry používají k předpovědi dalšího tokenu v sekvenci.



*Poznámka: Přestože byl transformer původně navržen jako model pro překladatelské úlohy, je nyní široce používán v mnoha dalších aplikacích.*

□ **Komponenty** – Kodér a dekodér jsou dvě základní součásti transformery a mají odlišné úlohy:

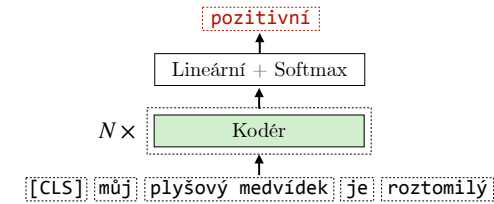


□ **Vektory pozice** – Vektory pozice informují o tom, kde se token ve větě nachází, a mají stejný rozměr jako vektory tokenů. Mohou být buď definované předem nebo naučené z dat při trénování.

*Poznámka: Rotary Position Embeddings (RoPE) jsou populární a efektivní variantou, která rotuje vektory dotazů (query) a klíčů (key) tak, aby zahrnovaly informace o relativní poloze.*

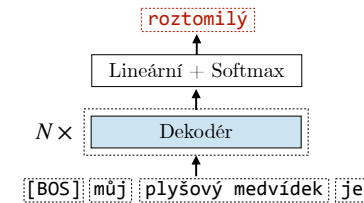
## 2.3 Varianty

□ **Pouze kodér** – Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) je model založený na transformerech, který se skládá z vrstev kodérů, na jejichž vstupu je text a výstupem jsou významové vektory, které jde později použít v navazujících klasifikačních úlohách.



Na začátek sekvence je přidán token [CLS], který zachycuje význam věty. Vektor [CLS] tokenu se často používá v navazujících úlohách, jako třeba analýza sentimentu.

□ **Pouze dekodér** – Generative Pre-trained Transformer (GPT) je model založený na autoregresivním transformery, který se skládá z vrstev dekodérů. Na rozdíl od modelu BERT a jeho odvozenin se v GPT ke všem problémům přistupuje jako k problémům typu text-text.



Většina současných nejmodernějších velkých jazykových modelů je založena na architektuře dekodéru, jako třeba série GPT, LLaMA, Mistral, Gemma, DeepSeek a další.

*Poznámka: Modely kodér-dekodér, jako například model T5, jsou také autoregresivní a mají mnoho společných znaků s modely samotného dekodéru.*

## 2.4 Optimalizace

□ **Aproximace pozornosti** – Výpočty pozornosti jsou v  $\mathcal{O}(n^2)$ , což může být nákladné s rostoucí délkou sekvence  $n$ . Existují dvě hlavní metody aproximace výpočtů:

- **Řídkost**: Sebezpozornost (self-attention) se nepočítá pro celou sekvenci, ale pouze mezi relevantnějšími tokeny.



- **Low-rank:** Vzorec pozornosti je zjednodušený jako součin matic nižších hodnotí (rank), což snižuje výpočetní zátěž.

□ **Flash attention** – *Flash attention* (blesková pozornost) je přesná metoda, která optimalizuje výpočty pozornosti chytrým využitím hardwaru GPU a využívá rychlou paměť SRAM (*Static Random-Access Memory*) pro maticové operace před zápisem výsledků do pomalejší paměti HBM (*High Bandwidth Memory*).

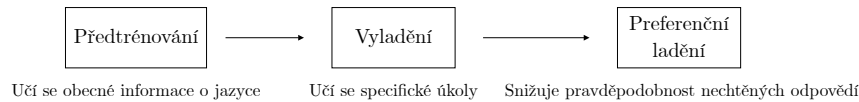
*Poznámka: V praxi to snižuje spotřebu paměti a zrychluje výpočty.*

### 3 Velké jazykové modely

#### 3.1 Popis

□ **Definice** – *Velký jazykový model* (*Large Language Model*, LLM) je model založený na transformerech se skvělými schopnostmi zpracování přirozeného jazyka. Je "velký" v tom smyslu, že obvykle obsahuje miliardy parametrů.

□ **Životní cyklus** – LLM se trénuje ve třech krocích: předtrénování, vyladění a preferenční ladění.

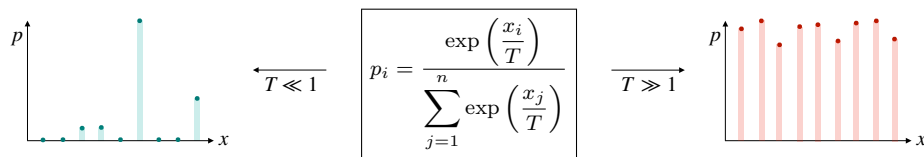


Vyladění a preferenční ladění jsou post-tréninkové přístupy, jejichž cílem je přizpůsobit model k provádění určitých úkolů.

#### 3.2 Dotazování

□ **Délka kontextu** – *Délka kontextu* modelu je maximální počet tokenů, které se vejdou na vstup. Obvykle se pohybuje od desítek tisíc až po miliony tokenů.

□ **Výběr tokenů pro generování** – Generované tokeny jsou vzorkovány z predikované pravděpodobnostní distribuce  $p_i$ , která je řízena hyperparametrem teplota  $T$ .



*Poznámka: Vysoké teploty vedou ke kreativnějším výstupům, zatímco nízké teploty vedou k determinističtějším výstupům.*

□ **Myšlenkový postup** – *Myšlenkový postup* (*Chain-of-Thought*, CoT) je proces uvažování, při kterém model rozkládá složitý problém na řadu mezikroků. To pomáhá modelu generovat správnou konečnou odpověď. *Myšlenkový strom* (*Tree of Thoughts*, ToT) je pokročilejší verze CoT.

*Poznámka: Sebekonzistence (self-consistency) je metoda, která agreguje odpovědi napříč cestami uvažování CoT.*

#### 3.3 Vyladění

□ **SFT** – *Vyladění s dohledem* (*Supervised FineTuning*, SFT) je post-tréninkový přístup, který přizpůsobuje chování modelu konečné úloze. Opírá se o kvalitní vstupně-výstupní páry sladěné s úlohou.

*Poznámka: Pokud se data SFT týkají instrukcí nebo dialogu, pak se tento krok nazývá "instrukční ladění" (instruction tuning).*

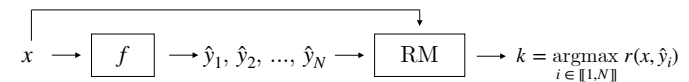
□ **PEFT** – *Parameter-Efficient FineTuning* (PEFT) je kategorie metod, které se používají k efektivnímu provádění SFT. Zejména **Low-Rank Adaptation** (LoRA) aproximuje trénovatelné váhy  $W$  tím, že zafixuje  $W_0$  a místo toho se učí matice  $A, B$  s nízkou hodnotí:

$$d \times k \text{ matrix } W \approx d \times k \text{ matrix } W_0 + d \times r \text{ matrix } B \times r \times k \text{ matrix } A$$

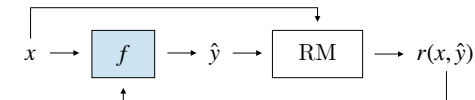
*Poznámka: Mezi další techniky PEFT patří ladění prefixů a vkládání adaptérové vrstvy.*

#### 3.4 Preferenční ladění

□ **Model odměn** – *Model odměn* (*Reward Model*, RM) je model, který předpovídá, jak dobře výstup  $\hat{y}$  odpovídá požadovanému chování vzhledem ke vstupu  $x$ . Vzorkování **Best-of-N** (BoN), nazývané také rejection sampling, je metoda, která používá model odměn k výběru nejlepší odpovědi z  $N$  vygenerovaných.



□ **Zpětnovazební učení** – *Zpětnovazební učení* (*Reinforcement Learning*, RL) je přístup, který využívá RM a aktualizuje model  $f$  na základě odměn za jeho generované výstupy. Pokud je RM založen na lidských preferencích, nazývá se tento proces *Reinforcement Learning from Human Feedback* (RLHF).

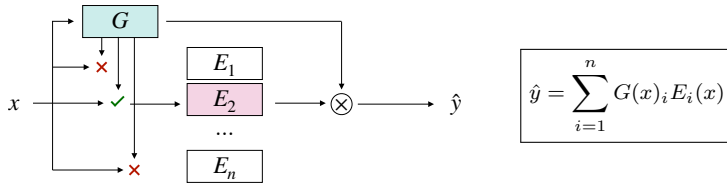


*Proximal Policy Optimization* (PPO) je populární RL algoritmus, který motivuje k vyšším odměnám a zároveň udržuje model v blízkosti základního modelu, aby se zabránilo nabourání odměn (reward hacking).

*Poznámka: Existují také přístupy s dohledem, jako je Direct Preference Optimization (DPO), které kombinují RM a RL v jednom kroku s dohledem.*

### 3.5 Optimalizace

□ **Směs expertů** – *Směs expertů* (*Mixture of Experts*, MoE) je model, který v době inference aktivuje pouze část svých neuronů. Je založen na bráně  $G$  a expertech  $E_1, \dots, E_n$ .



LLM založené na MoE používají tento mechanismus bran ve svých vrstvách neuronových sítí s předním vstupem (FFNN).

*Poznámka: Trénování LLM založeného na MoE je notoricky náročné, jak je zmíněno v článku LLaMA, jehož autoři se rozhodli tuto architekturu nepoužít i přes její efektivitu při inferenci.*

□ **Destilace** – *Destilace* (*distillation*) je proces, při kterém se (malý) studentský model  $S$  trénuje na výstupech predikce (velkého) modelu učitele  $T$ . Trénuje se pomocí ztrátové funkce KL divergence:

$$\text{KL}(\hat{y}_T || \hat{y}_S) = \sum_i \hat{y}_T^{(i)} \log \left( \frac{\hat{y}_T^{(i)}}{\hat{y}_S^{(i)}} \right)$$

*Poznámka: Trénovací výstupy (labels) jsou považovány za "měkké" hodnoty, protože představují pravděpodobnosti tříd.*

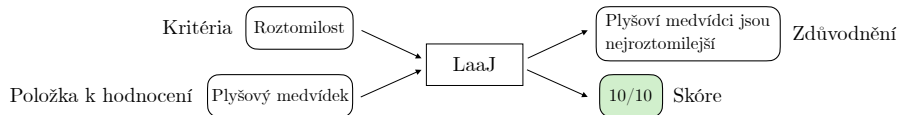
□ **Kvantizace** – *Kvantizace modelu* je kategorie technik, která snižuje přesnost vah modelu a zároveň omezuje dopad přesnosti na výsledný výkon modelu. V důsledku toho se snižuje paměťová náročnost modelu a zrychluje se inference.

*Poznámka: QLoRA je běžně používaná kvantizační varianta LoRA.*

## 4 Aplikace

### 4.1 LLM jako posuzovatel

□ **Definice** – LLM jako posuzovatel (*LLM-as-a-Judge*, LaaJ) je metoda, která využívá LLM k hodnocení zadaných výstupů podle určitých kritérií. Za zmínku stojí fakt, že LaaJ je schopna generovat i zdůvodnění svého skóre, což napomáhá jeho interpretovatelnosti.



Na rozdíl od metrik z doby před používáním LLM, jako je *Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation* (ROUGE), LaaJ nepotřebuje žádný referenční text, což tuto metodu činí vhodnou pro vyhodnocení jakéhokoli druhu úlohy. LaaJ vykazuje silnou korelaci s lidským hodnocením zejména tehdy, když se opírá o velký výkonný model (např. GPT-4), protože k dobrému výkonu potřebuje schopnosti uvažování (reasoning).

*Poznámka: LaaJ je užitečná pro provádění rychlých kol hodnocení, ale je důležité sledovat shodu mezi výstupy LaaJ a lidskými hodnoceními, aby se zajistilo, že nedochází k žádným odchylkám.*

□ **Předpojatost modelu** – Modely LaaJ se mohou "chovat předpojatě" (biased):

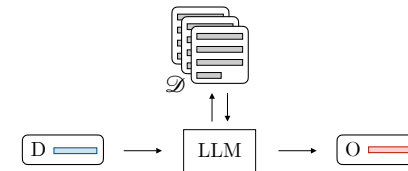
	Předpojatost k pozici	Předpojatost k délce textu	Předpojatost k vlastnímu výstupu
<b>Problém</b>	Upřednostňuje první pozici v párových srovnáních	Upřednostňuje obsáhlejší texty	Upřednostňuje výstupy, které generuje sám
<b>Řešení</b>	Zprůměrování metriky na náhodně vybraných pozicích	Přidání penalizace za délku výstupu	Použití posuzovatele sestaveného z jiného základního modelu

Řešením těchto problémů může být vyladění vlastního LaaJ, což však vyžaduje velké úsilí.

*Poznámka: Výše uvedený seznam předpojatostí není úplný.*

### 4.2 RAG

□ **Definice** – *Generování vylepšené vyhledávání* (*Retrieval-Augmented Generation*, RAG) je metoda, která umožňuje LLM přistupovat k relevantním externím znalostem pro zodpovězení zadané otázky. To je užitečné zejména v případě, že chceme zahrnout informace z doby po ukončení procesu předtrénování LLM.



Pro danou bázi znalostí  $\mathcal{D}$  a dotaz vybere vyhledávač nejrelevantnější dokumenty, následně rozšíří dotaz o relevantní informace a vygeneruje výstup.

*Poznámka: Fáze výběru nejrelevantnějších dokumentů se obvykle opírá o vektorové reprezentace z kódovacích (encoder-only) modelů.*

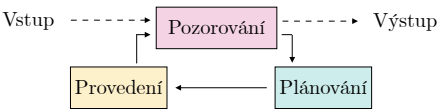
□ **Hyperparametry** – Báze znalostí  $\mathcal{D}$  se inicializuje rozdělením dokumentů na části o velikosti  $n_c$  a jejich převedení na vektory dimenze  $\mathbb{R}^d$ .



4.3 Agenti

**Definice** – *Agent* je systém, který autonomně sleduje cíle a plní úkoly jménem uživatele. Může k tomu používat různé řetězce volání LLM.

**ReAct** – *Uvažuj + proved* (*Reason + Act*, ReAct) je postup, který umožňuje více řetězců volání LLM k dokončení složitých úloh:



Tento postup se skládá z následujících kroků:

- Pozorování*: Syntéza předchozích akcí a explicitní vyjádření toho, co je v současné době známo.
- Plánování*: Podrobný popis úkolů, které je potřeba splnit, a nástrojů, které se mají použít.
- Provedení*: Vykonání akce prostřednictvím rozhraní API nebo vyhledání relevantních informací v bázi znalostí.

*Poznámka: Evaluace agentního systému je náročná. Přesto ji lze provádět jak na úrovni komponent prostřednictvím lokálních vstupů a výstupů, tak na úrovni systému prostřednictvím řetězců volání.*

4.4 Argumentační modely

**Definice** – Argumentační (reasoning) model je model, který při řešení složitějších úloh v matematice, programování a logice vychází z vlastních argumentací založených na CoT. Mezi příklady argumentačních modelů patří série o společnosti OpenAI, DeepSeek-R1 a Gemini Flash Thinking společnosti Google.

*Poznámka: DeepSeek-R1 explicitně vypisuje svou argumentaci mezi značkami <think>.*

**Škálování** – K posílení argumentačních schopností se používají dva typy škálovacích metod:

	Popis	Schéma
Škálování v průběhu trénování	Spustit RL na delší dobu, aby se model naučil vytvářet argumentace ve stylu CoT předtím, než poskytne odpověď.	
Škálování v průběhu testování	Nechat model déle přemýšlet před poskytnutím odpovědi pomocí slov pro vynucení argumentace, jako třeba "Počkat, ...".	