

Hluboké učení

Aleš Horák

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

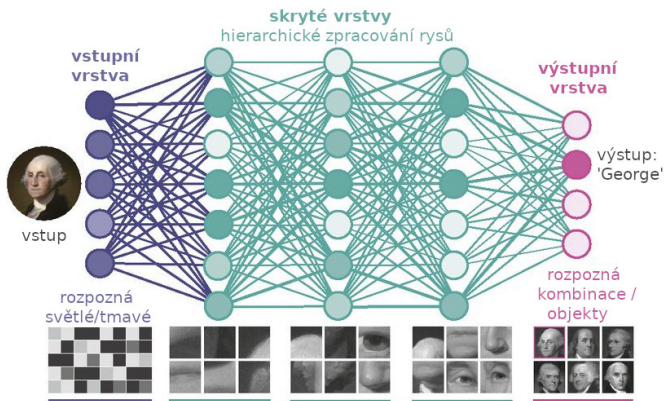
Obsah:

- ▶ 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*

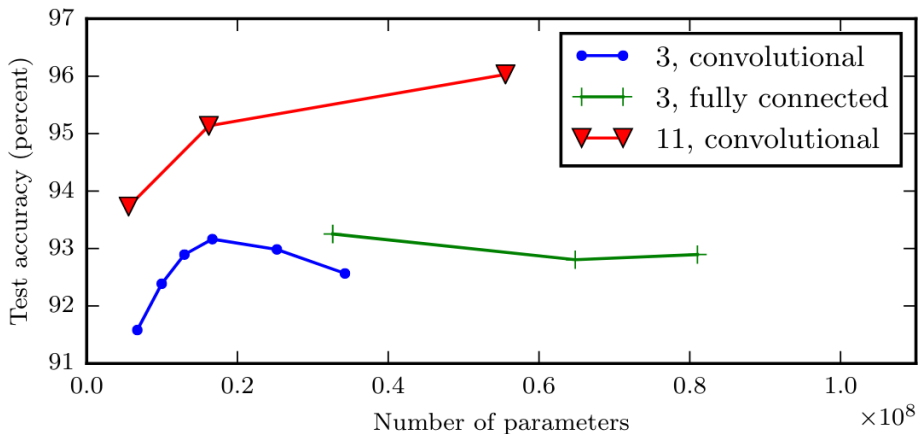
Proč tedy pracovat s **hlubšími architekturami**?



Motivace

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

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



(příklad Goodfellow, 2017)

Aplikace hlubokého učení

hlavní **aplikační oblasti**

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

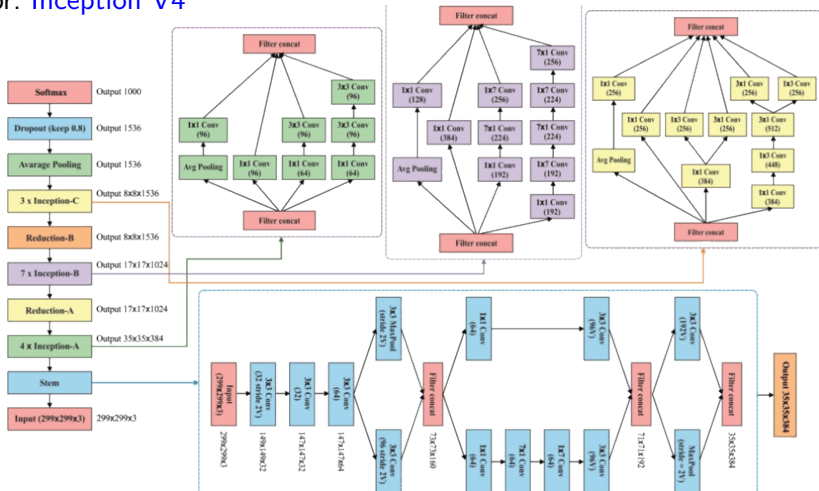
Počítačové vidění

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

2021 – chyba **1%**, člověk **5%**

např. **Inception V4**

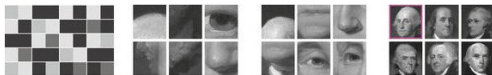
(Shankar et al, 2020)



Konvoluční síť

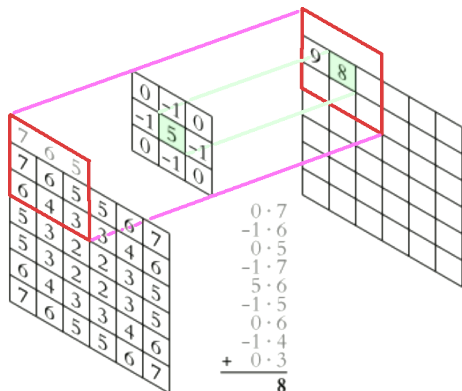
požadavky na **zpracování obrazu**:

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



Konvoluční síť (CNN):

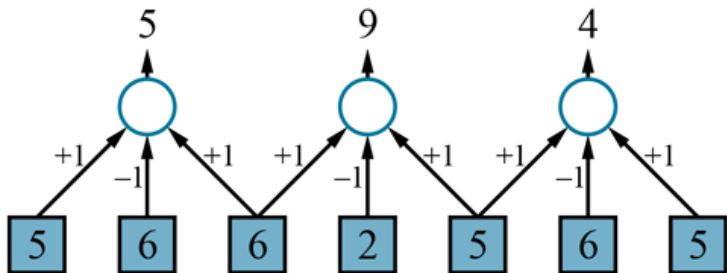
- ▶ učí se malou **kernelovou** maticí vah (*filtr*) aplikovat na body obrazu, aplikace = **konvoluce**
- ▶ kernelové matice **sdílí váhy**
- ▶ matice se posouvá o **krok** (*stride*)
- ▶ výstupem je **mapa rysů** (*feature map*)



(Ganesh, 2019)

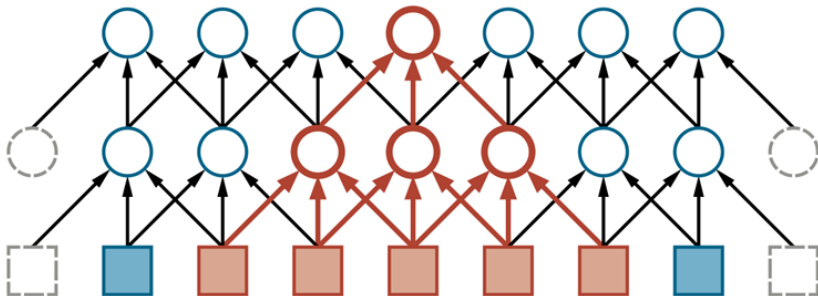
Parametry konvoluční vrstvy

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



Vícevrstvé konvoluční 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

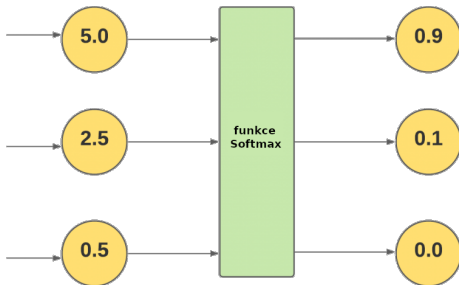
(Yani et al, 2019)

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)



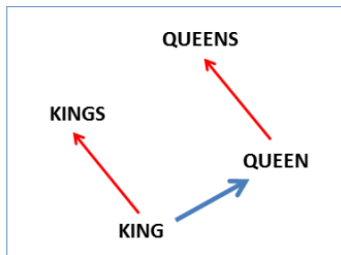
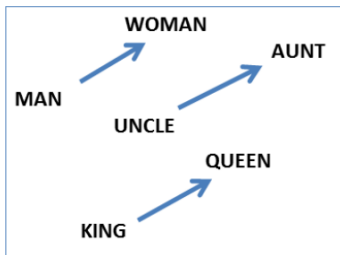
(Kumar, 2020)

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

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

skrytá vrstva

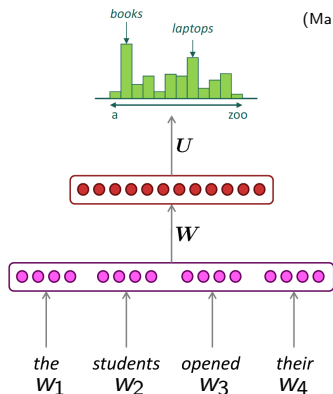
$$h = f(We + b_1)$$

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

výstupní distribuce

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

skryté stavy

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

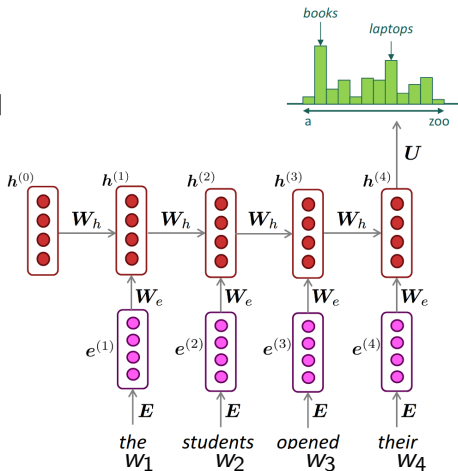
váhy W_h a W_e se aplikují opakovaně

jednotlivé vektory slov

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

slova na vstupu

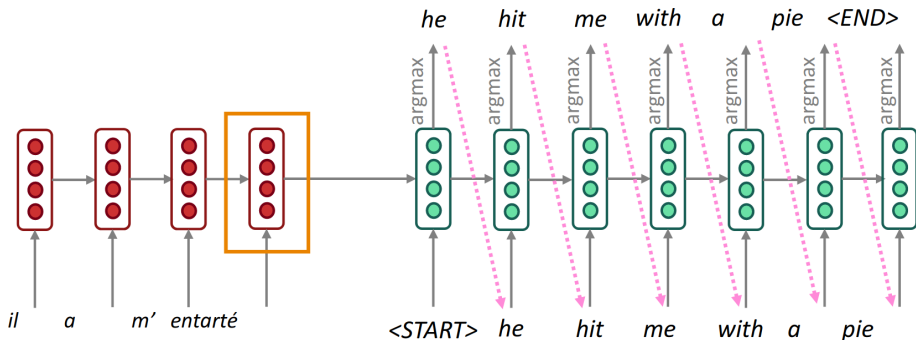
$$W_1 W_2 W_3 W_4$$



Využití rekurentních sítí – seq2seq

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

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

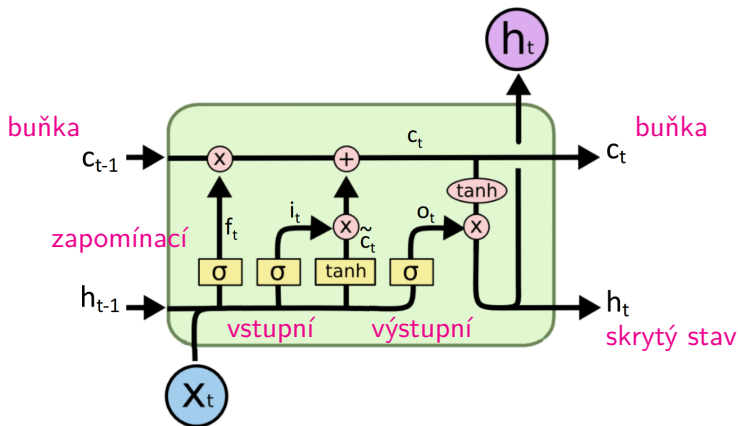


Analýza textu

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

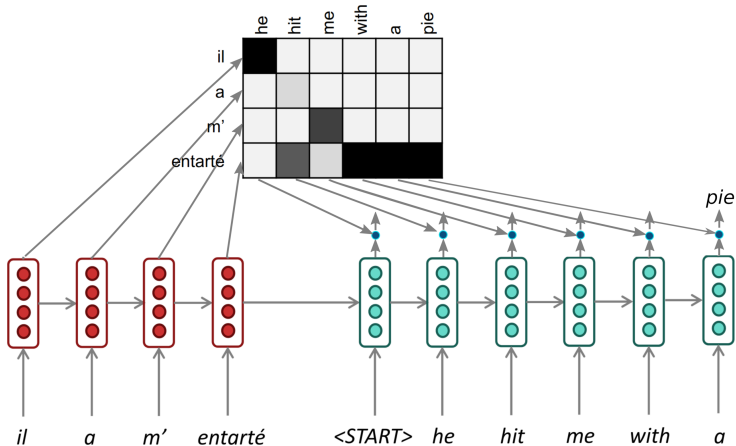
řešení – **architektura Long Short-Term Memory, LSTM**:

- ▶ **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

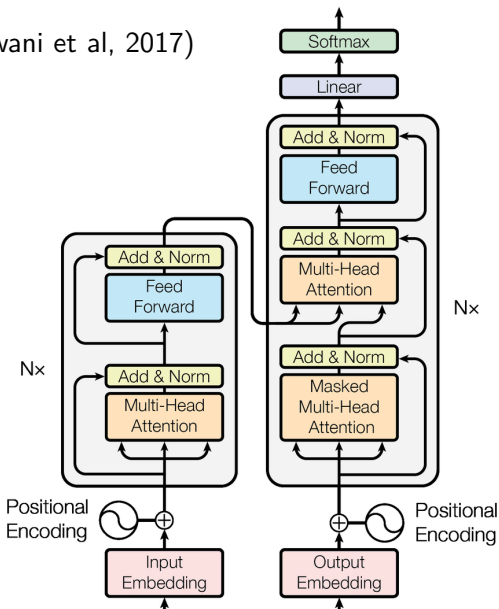
“Attention is All You Need” (Vaswani et al, 2017)

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



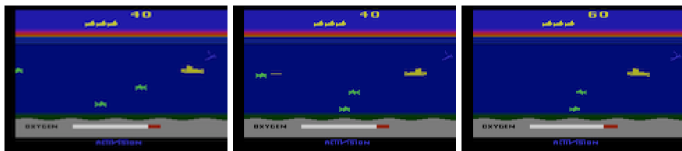
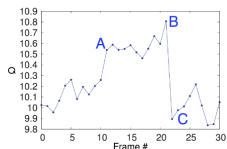
Zpětnovazební učení

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

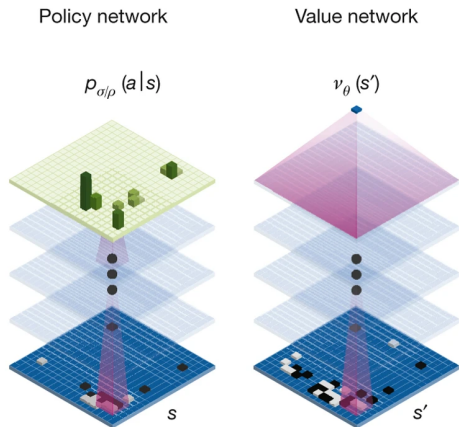


(Mnih et al, 2013)

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

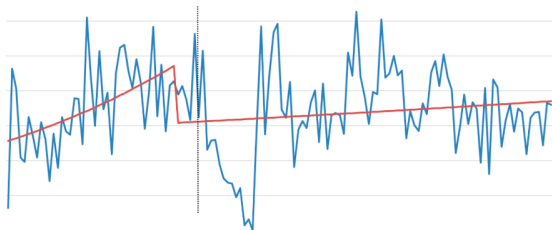


(Silver et al, 2016)

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 – 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, ...)

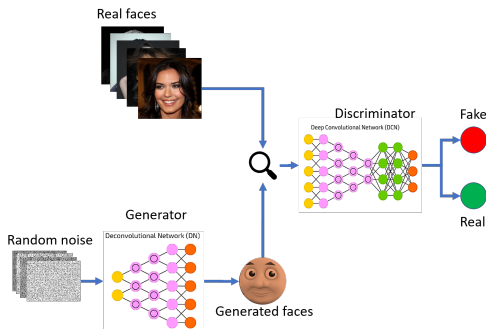


(Adulapuram, 2020)

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:**

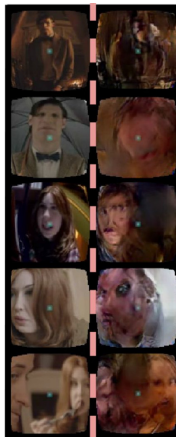
- **StyleGAN** – od Nvidia, generované snímky lidí podle atributů (držení těla, brýle, pohlaví, vlasy, ...)
- **superrezoluce** – generovaný obraz ve větším rozlišení
- **Brain2Pix** – generování obrazu toho, co vidí mozek, podle mozkové aktivity
- **Ganilla** – generování uměleckého obrazu podle fotky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

► **text:**

- **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

co hluboké sítě moc neumí

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

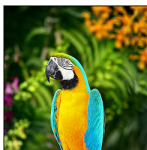
kdy je vhodné hluboké sítě použít

máme

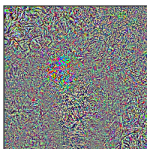
- ▶ velká data
- ▶ složité vzory

nevadí

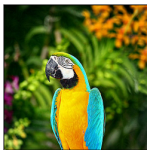
- ▶ chybí zdůvodnění
- ▶ možná zaujatost
- ▶ “nelogické” chyby



97 % papoušek



speciální šum



99 % knihovna