

Rozpoznávání fonémů pomocí neuronových sítí

Martin Majer

Katedra kybernetiky
Fakulta aplikovaných věd
Západočeská univerzita v Plzni

Úvod do problematiky a cíle práce

- porovnání různých typů neuronových sítí a parametrizací řečového signálu pro úlohu rozpoznávání fonémů
- porovnáváno na dvou datových sadách v českém jazyce:
 - ŠkodaAuto - 47 řečníků, 14523 nahrávek
 - SpeechDat-E - 924 řečníků, 39560 nahrávek
- foném = základní fonologická jednotka, která se definuje jako nejmenší lingvistická jednotka schopná rozlišovat významové jednotky (slova)
- rozpoznávání fonémů = úloha, jejíž cílem je pro danou zvukovou nahrávku získat odpovídající sekvenci fonémů

Typy příznaků

- využity příznaky ve frekvenční oblasti:
 - logaritmované energie banky filtrů
 - mel-frekvenční keprální koeficienty
- využití Z-score normalizace

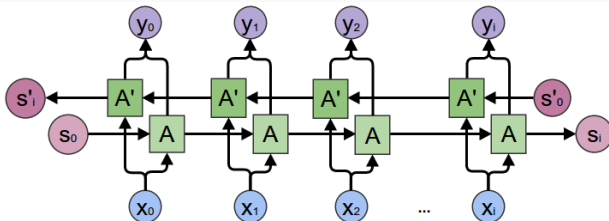
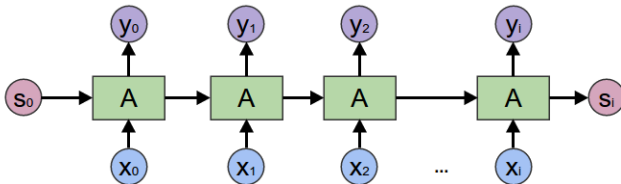
$$z = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

- využití delta a delta-delta koeficientů

Typy neuronových sítí

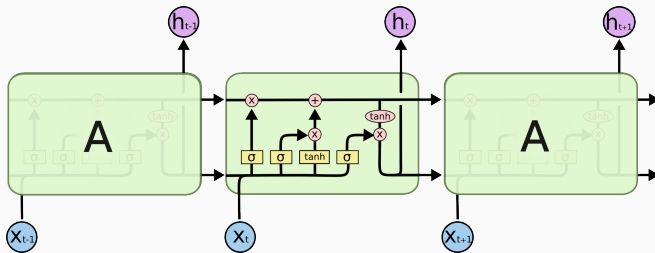
- využití typy neuronových sítí:
 - dopředná neuronová síť s Viterbiho dekodérem
 - LSTM/GRU/obousměrná LSTM s Viterbiho dekodérem
 - LSTM/obousměrná LSTM s CTC
- Viterbiho dekodér využívá zerogramový jazykový model
- využita metoda předčasného ukončení a zašumění trénovacích dat Gaussovským šumem

Rekurentní neuronová síť - schéma



Převzato z <http://colah.github.io/posts/2015-09-NN-Types-FP>

LSTM - schéma

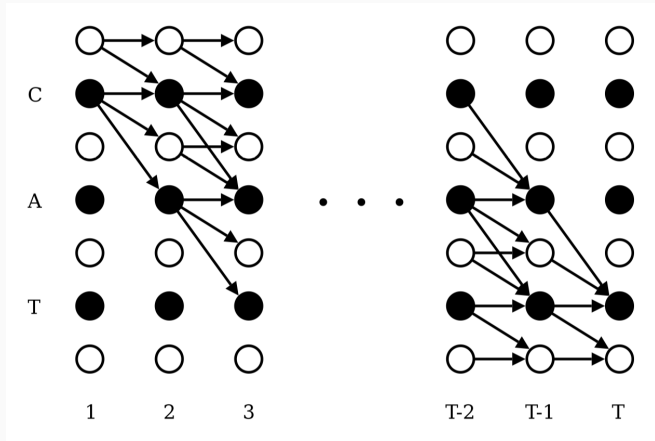


Převzato z <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs>

CTC (connectionist temporal classification)

- není potřeba segmentovat nahrávky po fonémech
- není potřeba dále zpracovávat výstup sítě
- hledáme nejpravděpodobnější značkování l pro vstupní obraz x , tj.
 $\operatorname{argmax}_l p(l \mid x) \rightarrow$ zavedení prázdného znaku a využití dopředného a zpětného algoritmu
- využito dekodování nejlepší cesty bez jazykového modelu

CTC - schéma



Převzato z *Connectionist Temporal Classification: Labelling Unsegmented Sequence Data with Recurrent Neural Networks*, A. Graves, 2006

- hlavní vyhodnocovací metrika:

- **phoneAcc [%]** - přesnost modelu po dekódování

$$\text{phoneAcc} = \frac{\text{phones correct} - \text{phones inserted}}{\text{phones total}} \cdot 100$$

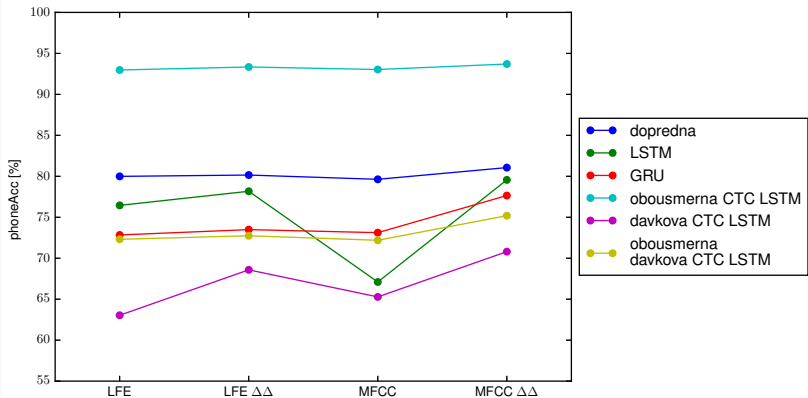
- další zohledněné metriky:

- **frameAcc [%]** - přesnost klasifikace modelu vyhodnocována po jednotlivých segmentech nahrávek
- **phoneCorr [%]** - procento správně klasifikovaných fonémů po dekódování

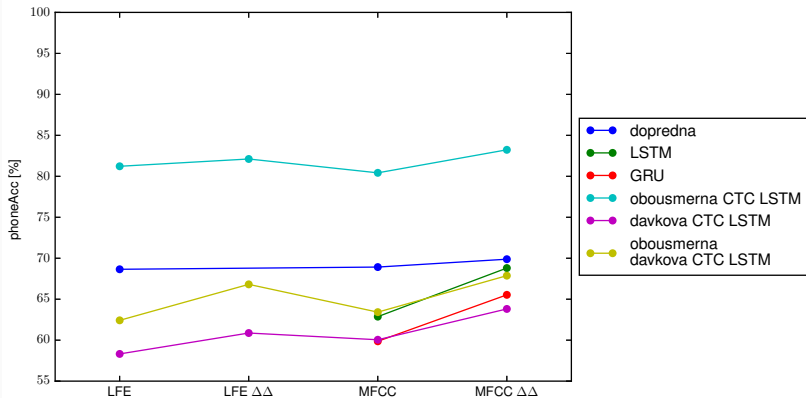
architektura	ŠkodaAuto				SpeechDat-E			
	LFE	LFE ΔΔ	MFCC	MFCC ΔΔ	LFE	LFE ΔΔ	MFCC	MFCC ΔΔ
dopředná	79.99	80.15	79.63	81.06	68.65	-	68.92	69.88
LSTM	76.45	78.17	67.10	79.56	-	-	62.87	68.80
GRU	72.84	73.49	73.12	77.65	-	-	59.86	65.53
obousměrná CTC LSTM	92.97	93.34	93.03	93.70	81.22	82.11	80.42	83.23
dávková CTC LSTM	63.04	68.58	65.28	70.80	58.32	60.87	60.05	63.81
obousměrná dávková CTC LSTM	72.31	72.74	72.19	75.19	62.42	66.81	63.42	67.87

Přesnost rozpoznávání po dekódování [%]

Vyhodnocení - ŠkodaAuto



Vyhodnocení - SpeechDat-E



- navrženo a porovnáno šest architektur neuronových sítí
- akcelerační koeficienty zvyšují přesnost rozpoznávání
- nejvyšší přesnost rozpoznání pro obousměrnou LSTM síť s CTC
 - přes 90% na datové sadě ŠkodaAuto
 - přes 80% na datové sadě SpeechDat-E
- rozpoznávání na základě znalosti celé nahrávky → nevhodné pro rozpoznávání v reálné čase
- možná rozšíření práce:
 - optimalizace topologie LSTM nebo dávkové obousměrné LSTM sítě s CTC
 - nalezení kompromisu mezi velikostí sítě, délkou vstupní sekvence a dostatečnou přesností pro rozpoznávání v reálném čase

"Dopřednou neuronovou síť, která v experimentech dosahuje nejlepších výsledků, trénujete způsobem odlišným od rekurentních sítí (str. 31). Je možné, že tato skutečnost má vliv na dosažené výsledky?"

Dopředná síť byla trénována pomocí stochastického gradientního sestupu s konstantou učení $\epsilon = 0.01$ a Nesterovovým momentem $\alpha = 0.9$. Pokud během 5 trénovacích epoch nedošlo ke snížení ztráty na validační sadě, konstanta učení byla snížena na polovinu. Všechny rekurentní neuronové sítě pak využívaly optimalizační algoritmus ADAM s doporučenými hodnotami [15]. Všechny sítě byly trénovány po dávkách o velikosti 64 pozorování.