

Úvod do počítačového zpracování řeči

Luděk Bártek

Fakulta informatiky
Masarykova univerzita

podzim 2019

Obsah

- 1 Rozpoznávání řeči
 - Rozpoznávání izolovaných slov
 - Rozpoznávání plynulé promluvy

Cíle rozpoznávání řeči

- Cíle rozpoznávání řeči:
 - Interpretace příkazů uživatele – hlasové ovládání různých zařízení.
 - telefon
 - navigace
 - ...
 - Převod mluveného slova na text – přepis mluveného slova
 - záznamy soudních přelíčení
 - přenos řeči při velmi nízké přenosové rychlosti
 - ...
- Druhy rozpoznávání řeči:
 - rozpoznávání izolovaných slov
 - rozpoznávání plynulé promluvy.

Rozpoznávání řeči

Obecný postup

- Postup při rozpoznávání řeči:
 - 1 Získání posloupnosti vektorů příznaků.
 - vhodnou metodou zpracování signálu
 - 2 Klasifikace posloupnosti příznaků.
 - DTW
 - HMM
 - DNN
 - ...

Rozpoznávání izolovaných slov

Úvod

- Cíl – rozpoznání částí promluvy ohraničených z obou stran pauzou.
- Uživatel může zadávat pouze jednotlivé povely nebo musí po vyřčení slova udělat pauzu.
- Odpadá problém se stanovením rozhraní dvou slov/povelů. Povel může být víceslovný, ale pro tyto účely představuje jedno slovo.
- Obvykle jde o systémy závislé na uživateli
 - nutnost tréninku.
- Mívají omezenou kapacitu slovníku
 - slovník – seznam rozpoznávaných slov.
- Používají obvykle vektor příznaků.
 - Vektor hodnot získaných analýzou signálu (spektrum, kepstrum, LPA, energie, intenzita, autokorelace, . . .)
 - Získán některou z metod krátkodobé analýzy.

Vektory příznaků a jejich porovnávání

- Vektor příznaků
- Vektorový prostor nad tělesem F je množina V společně s dvěma operacemi sčítání vektorů a násobení skalárem, které splňují následující axiomy:
 - $(V, +)$ je komutativní grupa
 - Násobení skalárem $(F \times V \rightarrow V)$ je asociativní $a(b\mathbf{v}) = ab(\mathbf{v})$
 - $1\mathbf{v} = \mathbf{v}$, kde 1 je jednotkový prvek tělesa
 - a dále platí distributivní zákon:
 - $a(\mathbf{v} + \mathbf{w}) = a\mathbf{v} + a\mathbf{w}$
 - $(a+b)\mathbf{v} = a\mathbf{v} + b\mathbf{v}$
- Metrický prostor: Množina M se zobrazením d (metrikou), pro které platí:
 - $d(x, y) \geq 0$
 - $d(x, y) = 0 \Leftrightarrow x = y$
 - $d(x, y) = d(y, x)$
 - $d(x, z) \leq d(x, y) + d(y, z)$
- Příklad metriky je např. Euklidovská vzdálenost.

Klasifikátory

- Klasifikátory využívající porovnání slov metodou DTW (Dynamic Time Warping)
 - umožňují porovnání podobnosti dvou dynamických jevů, které probíhají různými rychlostmi.
- Klasifikátory založené na statistických metodách
 - modelování pomocí skrytých Markovových modelů.
- Klasifikátory založené na umělých neuronových sítích
 - Deep Neural Networks – použito např. v rozpoznávači CMU Sphinx
 - ...
- Hierarchické klasifikátory
 - Pracují hierarchicky:
 - 1 Akustická analýza signálu.
 - 2 Rozdělení signálu promluvy na segmenty.
 - 3 Fonetické dekódování jednotlivých segmentů.
 - 4 Rozpoznání slova (povelu) probíhá ve druhé vyšší úrovni na základě posloupnosti klasifikovaných segmentů.
 - Podobný princip se využívá pro rozpoznávání plynulé řeči.

Metoda DTW (Borcení časové osy)

- Používá se pro porovnání dvou úseků promluv (slov).
 - Úseky jsou vyjádřeny posloupností vektorů příznaků
 - úsek promluvy rozdělen do mikrosegmentů
 - klasifikovány souborem krátkodobých charakteristik
- Postup:
 - 1 Pro rozpoznávané posloupnosti vytvoříme soubor referenčních posloupností akustických vektorů.
 - 2 Vytvoříme posloupnost akustických vektorů pro rozpoznávané slovo.
 - 3 Metodou DTW porovnáme rozpoznávanou posloupnost s referenčními a vybereme tu, s největší shodou.

Metoda DTW

Pokračování

- Algoritmus hledá parametrizaci f, g takovou, že $i=f(k), j=g(k)$, $k=1, \dots, K$, minimalizuje výraz:

$$D(A, B) = \sum_{k=1}^K d(a(f(k)), b(g(k)))$$

- d je vzdálenost mezi akustickými vektory (např. Euklidovská metrika)
- Euklidovská metrika

$$d(a, b) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2}$$

Metoda DTW (2.)

- Omezující podmínky:
 - f, g – neklesající funkce
 - omezení na lokální souvislost a strmost:
 - $0 \leq f(k) - f(k-1) \leq I^*$
 - $0 \leq g(k) - g(k-1) \leq J^*$
 - většinou platí $I^*, J^* = 1, 2, 3$
 - Z praktických testů vyplynulo, že při příliš strmém přírůstku může dojít např. k nevhodné korespondenci mezi příliš krátkým segmentem vzorku A a příliš dlouhým segmentem vzorku B.
 - Omezení na hraniční body:
 - $f(1) = 1, f(K) = I$
 - $g(1) = 1, g(K) = J$

Metoda DTW (3.)

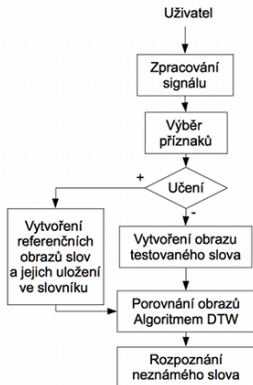
- Omezující podmínky
 - Globální vymezení oblasti pohybu funkce DTW:
 - Omezení minimální a maximální přípustné směrnice přímky omezující přípustnou oblast, při splnění podmínky na hraniční body

$$1 + \alpha[i(k) - 1] \leq j(k) \leq 1 + \beta[i(k) - 1]$$

- α – minimální směrnice přímky omezující přípustnou oblast
 - β – maximální směrnice přímky omezující přípustnou oblast
- ...

DTW – praktická realizace klasifikátoru slov

Blokové schéma



Obrázek: Blokové schéma algoritmu DTW

DTW – praktická realizace klasifikátoru slov

Trénování

- Obecný postup:
 - ① Řečník resp. skupina řečníků vysloví postupně každé trénované slovo požadovaného slovníku. Buď jednou nebo opakovaně
 - ② Vstupní slova jsou zdigitalizována, nejčastěji do formátu PCM.
 - ③ Dále jsou převedena zvolenou metodou krátkodobé analýzy na posloupnost vektorů příznaků.
 - ④ Detekce hranic slov
 - může být náročné na provedení např. kvůli rušivému pozadí.
 - Nekorektní detekce hranic slov zhoršuje úspěšnost rozpoznávání
 - Metody odstraňující i jen částečně vliv pozadí zvyšují výpočetní náročnost.
 - ⑤ Vytvoření referenčních obrazů slov.

DTW – Metody vytváření referenčních obrazů slov

- Přímé využití obrazů trénovací množiny jako referenčních obrazů slov
 - namluvená slova od jednoho nebo více řečníků jsou použita jako referenční vzory
 - DTW nevyžaduje, aby obrazy téhož slova byly stejně dlouhé, ale z důvodu možnosti aplikace pomocných kritérií je vhodné provést časovou normalizaci každého obrazu.
- Vytváření průměrného vzorového obrazu pro každou třídu slov w :
 - používají se metody lineárního a nebo dynamického průměrování
 - lineární průměrování:
 - provedeme lineární časovou normalizaci všech akustických obrazů trénovací množiny
 - výsledné referenční složky obrazu určíme jako průměr odpovídajících složek obrazů pro dané slovo
 - dynamické průměrování:
 - vzorový obraz se vytváří použitím algoritmu DTW

DTW – Metody vytváření referenčních obrazů slov

pokračování

- Vytváření vzorových obrazů shlukováním
 - Rozdělíme vzorové obrazy pro dané slovo do shluků tak, že obrazy uvnitř shluku jsou si „podobné“ a obrazy z různých shluků jsou „nepodobné“.
 - Shlukování lze realizovat:
 - interaktivně (poloautomaticky) – metoda řetězové mapy, algoritmus ISODATA (viz Levinson, Rabiner, Sondhi – Interactive Clustering Techniques for Selecting Speaker-Independent Reference Templates for Isolated Word Recognition, IEEE Transactions on ASSP, 27, 1979, č 2)
 - automaticky – algoritmy založené na MacQueenově algoritmu (viz např. Komunikace s počítačem mluvenou řečí).

DTW – praktická realizace klasifikátoru slov

Rozpoznávání (klasifikace)

- Během klasifikace probíhá zpracování řečového signálu stejně jako při učení:
 - pokud jsou referenční obrazy normalizovány je nutné normalizovat i rozpoznávaná slova.
- Pravidla využívaná při klasifikaci:
 - minimální vzdálenost
 - varianty pravidla nejbližšího souseda

Redukce výpočetních a paměťových nároků při použití DTW

- Nevýhody DTW:
 - Vysoké paměťové a výpočetní nároky – mohou znesnadňovat klasifikaci v reálném čase i při relativně malém slovníku.
- Metody řešení:
 - hrubá síla – využití drahých paralelních procesorů případně zákaznických obvodů
 - vhodné zakódování parametrů jednotlivých mikrosegmentů referenčních i testovacích obrazů
 - redukce počtu mikrosegmentů akustického obrazu slova – využívají se oblasti spektrální stacionarity řečového signálu
 - snížení výpočetní náročnosti při hledání nejbližšího souseda ve slovníku
 - vhodná volba prohledávacích postupů.

Redukce výpočetních a paměťových nároků při použití DTW 2.

- Redukce oblasti prohledávání funkce DTW
 - pomocí heuristik do operací porovnávání obrazů.
- Vhodné zakódování parametrů mikrosegmentů
 - využívá vektorovou kvantizaci a kódovou knihu
 - kódová kniha
 - abeceda konečného počtu kvantizovaných vzorků:
 - každý vektor ve vzorku lze nahradit jeho pořadovým číslem
 - při předem definované kódové knize lze dopředu spočítat matici vzájemných vzdáleností mezi kvantizačními vzory.
- Využití oblastí spektrální stacionarity řečového signálu
 - využívá se přítomnost oblastí spektrální stacionarity
 - metoda spektrální stopy:
 - spektrální stopa – spojnice koncových bodů vektorů příznaků
 - aproximace – např. lineárními úseky.

Redukce výpočetních a paměťových nároků při použití DTW 3.

- Zavedení účinných způsobů vyhledávání nejbližšího souseda.
 - Viz metody prohledávání metrických prostorů.
 - Nutno ověřit, že vzdálenost použitá v algoritmu DTW je metrika.
- Redukce výpočetních nároků pomocí heuristik při porovnávání:
 - Vícestupňový rozhodovací postup:
 - 1 Porovnáváme promluvu proti celému slovníku pomocí pouze několika příznaků.
 - 2 Výstupem je soubor perspektivních kandidátů (řádově jednotky desítek), ve kterém se vyhledává pomocí klasického DTW.
 - Práh zamítnutí:
 - Po každém kroku porovnáváme spočítanou vzdálenost.
 - Překročíme-li experimentálně získanou hodnotu prahu obraz je zamítnut.

Metoda HMM (Hidden Markov Model)

Úvod

- Modelování řeči pomocí HMM vychází z následující představy o tvorbě řeči:
 - Hlasové ústrojí se v krátkém čase nachází v jedné z konečně mnoha artikulačních konfigurací – generuje hlasový signál.
 - Přejde do následující konfigurace.
- Tuto činnost lze chápat statisticky.
- Kvantizací akustických vektorů (vytvořením kódové knihy) lze dosáhnout konečnosti všech parametrů odpovídajícího modelu.

Princip použití HMM pro rozpoznávání

- Jsou generovány dvě vzájemně svázané časové posloupnosti náhodných proměnných:
 - Podpůrný Markovův řetězec – posloupnost konečného počtu stavů.
 - Řetězec konečného počtu spektrálních vzorů.
- Náhodné funkce ohodnocující pravděpodobnostmi vztah vzorů k jednotlivým stavům.
- Pro rozpoznávání řeči nejčastější využívané levo-pravé Markovovy modely.
 - Vhodné pro modelování procesů spjatých se vzrůstajícím časem.

Markovův proces

- Markovův proces G se skrytým Markovovým modelem je pětice $G = (Q, V, N, M, \pi)$
 - $Q = \{q_1, \dots, q_k\}$ – množina stavů
 - $V = \{v_1, \dots, v_m\}$ – množina výstupních symbolů
 - $N = (n_{i,j})$ – matice přechodu
 - určuje pravděpodobnost přechodu ze stavu q_i v čase t do stavu q_j v čase t_1
 - $M = (m_{i,j})$ – matice přechodu, určující pravděpodobnost generování akustického vektoru v_j , v kterémkoliv čase ve stavu q_i
 - $\pi = (\pi_i)$ – vektor pravděpodobností počátečního stavu (pravděpodobnost toho, že i . stav je počáteční)
- Trojice $\lambda = (N, M, \pi)$ – soubor parametrů HMM; vytváří model řečového segmentu (slova, ...)
 - např. Vintsjukův model pro slovo:
 - počet stavů 40 — 50 – odvozeno od průměrného počtu mikrosegmentů ve slově (délka mikrosegmentu 10 ms)

Určení pravděpodobnosti promluvy

- Značíme $P(O|\lambda)$.
- Promluva O standardně zpracována do posloupnosti $O = (o_1, \dots, o_T)$.
 - T – počet mikrosegmentů promluvy
 - o_i – odpovídají výstupním symbolům
- Určení $P(O|\lambda)$ – metoda využívající rekurzivní výpočet odpředu nebo odzadu generované posloupnosti (forward-backward algorithm).

Určení pravděpodobnosti

Pokračování

- Výpočet odpředu:
 - α_i – pravděpodobnost přechodu do stavu q_i při generování posloupnosti $\{o_1, \dots, o_t\}$ ($\alpha_i = P(o_1, o_2 \dots o_t, q_i(t) | \lambda)$)
 - Rekurzivní výpočet:
 - 1 inicializace

$$\alpha_1(i) = \pi_i m_i(o_1)$$

pro $1 \leq i \leq N$

- 2 rekurze pro $t=1, 2, \dots, T-1$

$$\alpha_{t+1}(j) = \left[\sum_{i=1}^N \alpha_t(i) n_{i,j} \right] m_j(o_{t+1})$$

pro $1 \leq j \leq N$, $m(o_t)$ je ekvivalentní zápisu $m_i(l)$, pokud $o_t = v_l$

- 3 Výsledná pravděpodobnost:

$$P(O|\lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_T(i)$$

Alternativní způsob výpočtu $P(O|\lambda)$

- Nevýhoda předchozího postupu:
 - ve výsledném vztahu jsou zahrnuty pravděpodobnosti všech možných posloupností stavů délky T
- Lze nahradit výpočtem maximálně pravděpodobné posloupnosti Q.
- Výpočet realizován pomocí Viterbiova algoritmu:
 - problém řešen rekurzivně s použitím techniky dynamického programování

Trénování parametrů modelu $\lambda = (N, M, \pi)$

- Nutno stanovit postup při trénování parametrů modelu
 - maximalizace pravděpodobnosti $P(O|\lambda)$
 - neexistuje analytická metoda k zajištění globálního maxima
 - používají se iterativní algoritmy zajišťující aspoň lokální maximalitu
- Nejpoužívanější postup – Bauman-Welchův algoritmus.
- Problém při trénování modelu:
 - vliv konečné trénovací množiny – čím menší je trénovací množina a čím větší matice M , tím větší pravděpodobnost, že některé prvky matice budou nastaveny na 0 – problém chybějících (neadekvátních) dat

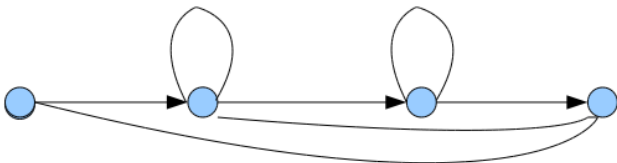
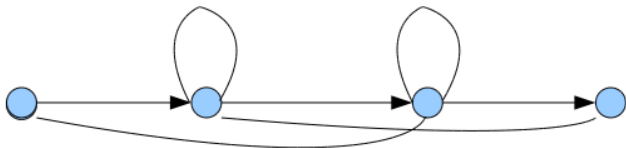
Rozhodovací pravidlo – rozpoznávání slova

- Princip maximální věrohodnosti:
 - Pro neznámé slovo O určíme hodnoty $P(O|\lambda)$ pro všechny modely λ .
 - Jako výsledek vybereme třídu s maximální hodnotou.

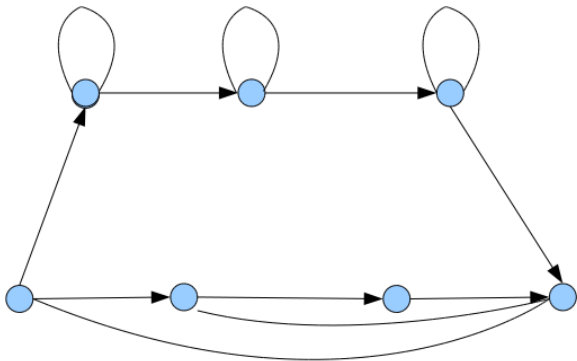
Implementace

- Modelování povelů:
 - nejčastější se používají modely se 4-7 stavů
 - lze využít SW nástroje pro tvorbu HMM:
 - HTK – Hidden Markov Model Toolkit
(<http://htk.eng.cam.ac.uk/>)
- Modelování fonémů:
 - obvykle 4-7 stavů
 - model slova – zřetězení modelů fonémů
 - problémy s výpočtem v reálném čase
 - speciální algoritmy na vyhledávání

Příklady struktur HMM pro fonémy



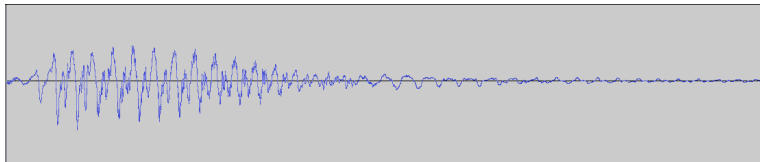
Příklady struktur HMM pro fonémy



Obtíže při rozpoznávání izolovaných slov

- Určení začátku a konce promluvy:
 - šum kontra sykavky
 - detekce nahodilého zvukového vzruchu (klepnutí, ...) kontra okluzívy, které obsahují pauzy
 - možná přítomnost infrazvuků.

Ukázka plozivy



Obrázek: Hláška P

Deep Neural Network

- Vícevrstvá umělá neuronová síť s jednou vstupní vrstvou, jednou výstupní vrstvou a mnoha skrytými vrstvami
 - orientovaný graf, kde uzly jsou „neurony“, hrany představují „dendrity“ (vstupní hrany) a „axon“ (výstupní hrana)
 - dendrity a axony sousedních neuronů se propojují pomocí „synapsí“
 - vzruch proudící z neuronu do sousedního musí projít přes synapsi, která představuje odpor, který musí vzruch překonat
 - intenzita signálu jdoucího z vrstvy $l-1$ do vrstvy l :

$$v^l = f(W^l v^{l-1} + b^l)$$

- $v^l \in R^{N_l}$ – vzruch na vrstvě l
- $W^l \in R^{N_l \times N_{l-1}}$ – váha synapse mezi vrstvou l a $l-1$
- b^l – ovlivnění neuronů na l . vrstvě okolím
- N_l – počet neuronů na l . vrstvě
- $f(x)$ – aktivační funkce

Dopředný výpočet DNN

```
procedure ForwardComputation() //0 - soubor vektorů
V[0] = 0
for l=1 ; l<L ; l++ // L - počet vrstev
    Z[l] = W[l]*V[l-1] + B[l]
    V[l] = f(Z[l])
Z[L] = W[L]*V[L-1] + B[L]
if došlo k regresi
    V[L] = Z[L]
jinak
    V[L]=softmax(Z[L])
return V[L]
```

$$\text{softmax}(Z[L]) = \frac{e^{Z_k[L]}}{\sum_{k=1}^K e^{Z_k[L]}}, \text{ pro } L = 1, \dots, K.$$

Rozpoznávání

- Algoritmus
 - 1 Na vstupní vrstvu se přivede vektor příznaků.
 - 1 co příznak, to jeden neuron ve vstupní vrstvě,
 - 2 vzruch se šíří skrytými vrstvami.
 - 2 Na výstupní vrstvě je rozpoznaná hodnota
 - zakódovaná jako aktivované/neaktivované neurony.
- Implementace např. CMU Sphinx

Úvod

- Hlavní rozdíly oproti rozpoznávání slov:
 - nelze vytvořit analogii databáze vzorů
 - prozodické faktory
 - nutnost určovat hranice mezi slovy
 - výplňkové zvuky a chyby řeči
- Řešení - statistický přístup
 - použití jazykových modelů
 - HMM vrátí stejnou pravděpodobnost např. pro slova „máma“ a „nána“
 - ① máma je častější - vhodné použít máma

Jazykové modely

- Posloupnost slov (promluva) $W = (w_1 w_2 \dots w_n)$.
- Posloupnost akustických vektorů - $O = O(o_1 o_2 \dots o_t)$.
- Chceme nalézt W^* (množinu všech promluv) maximalizující $P(W|O)$.
- Dle Bayesova pravidla platí: $P(W^*|O) = \max(P(W|O)) = \max(P(W) * \frac{P(O|W)}{P(O)})$
- Pro nalezení maxima potřebujeme znát:
 - model řečníka $P(O|W)$
 - jazykový model $P(W)$
- Model řečníka se nahrazuje pravděpodobností generování W odpovídajícím Markovovým modelem.
- Trigramový model:
 - Platí: $P(w_n|w_1..w_{n-1}) \cong P(w_n|w_{n-2}w_{n-1})$

Rozpoznávání tématu - topic recognition

- Úspěšnost rozpoznávání plynulé řeči 50 — 99 %
v závislosti na:
 - úkolu
 - jazyku
 - mluvčím
 - ...
- Úspěšnost rozpoznávání může zvýšit:
 - znalost tématu promluvy
 - použití gramatiky pro rozpoznávání řeči.
- Mění se stavový prostor a pravděpodobnosti trigramů
 - např. mějme burzovní zprávy - bylo rozpoznáno slovo honey nebo money?
- Známé téma - může být přesnější jazykový model.

Gramatiky pro podporu rozpoznávání řeči

- Umožňují omezit množinu rozpoznávaných promluv:
 - výhoda - vyšší úspěšnost rozpoznávání
 - nevýhoda - nižší volnost vyjadřování
- Používají se bezkontextové gramatiky.
- V praxi často používané formáty gramatik:
 - JSGF (<http://www.w3.org/TR/jsgf/>) - původně definována v Java Speech API (<http://java.sun.com/products/java-media/speech/>)
 - SRGS (<http://www.w3.org/TR/speech-grammar/>) - součást standardů W3C Voice Browser Activity (<http://www.w3.org/Voice>)
 - Určeny pro tvorbu dialogových a hlasových rozhraní.

Ukázka gramatiky ve formátu JSGF

```
#JSGF
```

```
<koren> = Chci jet <cim>.|
```

```
          Chci jet <cim> z <odkud> do <kam>.|
```

```
          Chci jet <cim> z <odkud> do <kam> v <kdy>
```

```
<cim> = vlakem | autobusem;
```

```
<odkud> = <czMesto>;
```

```
<kam> = <czMesto>;
```

```
<kdy> = <czCas>;
```


Ukázka odpovídající gramatiky v XML formátu SRGS

```
<grammar root="koren" version="1.0" xml:lang="cs-CZ"
  <rule id="koren">
  <one-of>
    <item>Chci jet <ruleref uri="\#cim"/>.</item>
    <item>Chci jet <ruleref uri="\#cim"/>
      z <ruleref uri="url db názvů stanic"/>
      do <ruleref uri="url db názvů stanic"/>
    </item>
    ...
  </one-of>
</rule>
```

Ukázka odpovídající gramatiky v XML formátu SRGS

Pokračování

```
<rule id="cim">
  <one-of>
    <item tag="vlak">vlakem</item>
    <item tag="autobus">autobusem</item>
    ...
  </one-of>
</rule>
</grammar>
```

Ukázka gramatiky v ABNF formátu SRGS

```
root=$koren;  
language = cs-CZ;  
...  
$koren = Chci jet $cim. |  
         Chci jet $cim z $<url db stanic>  
         do $<url db stanic>|  
         ...  
$cim = autobusem {$out=autobus} | vlakem {$out=vla
```