

ZÁPADOČESKÁ UNIVERZITA V PLZNI

FAKULTA APLIKOVANÝCH VĚD

KATEDRA KYBERNETIKY

TBD

DIZERTAČNÍ PRÁCE

SRPEN 2019

AUTOR: ING. PETR STANISLAV

ŠKOLITEL: PROF. ING. JOSEF PSUTKA, CSc.

OBOR: KYBERNETIKA

Obsah

1	Úvod	1
2	Motivace a cíle disertační práce	2
3	Příčiny ztráty hlasu a možnosti jeho rehabilitace	3
3.1	Příčiny ztráty hlasu	3
3.1.1	Rakovina hrtanu	4
3.2	Rehabilitace hlasu po totální laryngektomii	8
3.2.1	Foniatické metody	9
3.2.2	Chirurgicko-protetická metoda	13
3.2.3	Hrtanu podobné struktury	16
3.2.4	Transplantace hrtanu	18
3.2.5	Shrnutí	19
4	Automatické rozpoznávání řeči	22
4.1	Získání sekvence pozorování	23
4.1.1	Modelování produkce řeči	23
4.1.2	Modelování procesu slyšení	29
4.2	Akustické modelování	36
4.2.1	Struktura skrytého Markovova modelu	37
4.2.2	Trénování parametrů HMM s Gausovkými směsmi	40

4.2.3	Využití neuronových sítí	41
4.3	Jazykové modelování	49
4.4	Dekódování	51
5	Konstrukce ASR systému pro uživatele po totální laryngektomii hovořící pomocí elektrolarynxu	54
5.1	Vytvoření řečového korpusu EL promluv	54
5.2	Analýza akustického signálu a jeho parametrizace	58
5.2.1	Analýza získaných dat	59
5.3	Akustický model	64
5.4	Jazykový model	65
5.5	Dosažené výsledky a jejich analýza	65
5.5.1	Redukce fonetické sady	70
6	Návrh a realizace úprav ASR	77
6.1	Doplnění řečového korpusu o specifická data - vliv nových dat na kvalitu AM	77
6.1.1	Vliv nových dat na kvalitu modelů	81
6.2	Poslechový test a porovnání výsledků člověka a stroje	90
6.2.1	Izolovaná slova	91
6.2.2	Výsledky porovnání	94
6.3	Augmentace dat	97
6.3.1	Protažení na příznacích	100
6.3.2	Protažení na zvuku	103
6.3.3	Aktualizace výsledů porovnání	109
6.3.4	Reálně protažená data	110
6.4	Model akcentující protažení dat	112
6.5	Trenažér	112

7 Závěr	113
Seznam použité literatury	114
Dodatky	118

Kapitola 1

Úvod

Kapitola 2

Motivace a cíle disertační práce

1. Seznamte se s přístupy, které umožňují alespoň částečnou obnovu schopnosti řečové komunikace u pacientů po totální laryngektomii.
2. Pro účely konstrukce systému automatického rozpoznávání řeči lidé po totální laryngektomii využívajících pro komunikaci elektrolarynx navrhněte a poříděte chodný korpus řečových nahrávek.
3. Natrénujte základní systém rozpoznávání řeči pro jednoho řečníka - pacienta po totální laryngektomii mluvícího pomocí elektrolarynxu - a porovnejte funkcionality systému (zejména jeho přesnost) se systémem rozpoznávajícím řeč zdravých lidí. Ke konstrukci systému využijte state-of-the-art metod.
4. Analyzujte základní příčiny případné zvýšené chybovosti realizovaného systému rozpoznávání řeči a pokuste se navrhnut vzhodné úpravy v jeho konstrukci, které chybovost sníží. Diskutujte vhodnost navrženého řešení.

Kapitola 3

Příčiny ztráty hlasu a možnosti jeho rehabilitace

Lidská řeč tvoří jeden ze stavebních kamenů lidského dorozumívání. Pro člověka postiženého dočasnou či trvalou ztrátou hlasu představuje běžná lidská komunikace mnohem náročnější úkol než pro člověka zdravého. Takový jedinec se musí dennodenně potýkat s problémy, které by za normálních okolností řešit nemusel. V mnoha případech doprovází ztrátu hlasu i zvýšená psychická zátěž, například strach z reakce okolí, a proto se problematice lidí trpící ztrátou hlasu věnuje nemalá pozornost. V této kapitole si nejprve v části 3.1 přiblížíme možné příčiny ztráty hlasivek, a tedy i trvalé ztráty hlasu, a následně v části 3.2 představíme dostupné metody rehabilitace hlasu.

3.1 Příčiny ztráty hlasu

Nejčastěji je trvalá ztráta hlasu zapříčiněna chirurgickým zákrokem zvaným totální laryngektomie¹ neboli úplné odstranění hrtanu. Odstraněním hrtanu, a tím i hlasivek (glottis), přichází člověk o schopnost rozvibrovat vzduch vycházející z plic, který je dále modulován artikulačním ústrojím. Nejběžnější příčinou vedoucí k totální laryn-

¹laryngektomie: larynx, laryngos - hrtan, ectos, ectomia - odstranění, vynětí

gektomii představuje rakovina hrtanu v pokročilém stádiu. V mnohem nižší míře je na vině rakovina hltanu či poškození hrtanu automobilovou nebo jinou traumatickou nehodou. Podle [1] přibude v České republice ročně přibližně 400 nových onemocnění rakoviny hrtanu, z toho je přibližně jedna třetina léčena pomocí totální laryngektomie. To představuje více než 100 nových případů trvalé ztráty hlasu každý rok.

3.1.1 Rakovina hrtanu

Jak již bylo zmíněno, rakovina hrtanu je jedním z hlavních důvodů odstranění hrtanu. Tento typ rakoviny postihuje převážně muže ve věku 50-60 let. V posledních letech je však zřejmý trend snižujícího se průměrného věku pacientů [2]. Z celkovém počtu pacientů zhruba 20% představují ženy.

Přesná příčina vzniku nádorovitého onemocnění hrtanu dosud není známa, ale z průzkumů je zřejmá korelace mezi vznikem rakoviny a konzumací alkoholu či kouřením. Jinými slovy, mezi rizikovou skupinu patří lidé, kteří jsou pravidelně vystavováni vlivu kouření, ať již aktivně (sami kouří) či pasivně (vdechují cigaretový kouř) a zároveň si dopřávají nemalé množství alkoholu. Podle [2] 90% pacientů aktivně kuří.

Příznaky onemocnění

Vznikající nádorové onemocnění v oblasti hrtanu se může projevovat různými způsoby. Mezi hlavní faktory ovlivňující počáteční příznaky patří umístění a velikost nádoru.

Již ve velmi raném stádiu, kdy je nádor umístěn přímo na hlasivkách, je příznakem **chrapot**. Ve většině případů se samozřejmě jedná o krátkodobé postižení hlasivek virovou infekcí. Nicméně pokud chrapot trvá déle než tři týdny, je již doporučováno navštívit odborného lékaře. U nádorů nacházejících se ve vchodu do hrtanu a v polykacích cestách se mohou jako příznak objevovat **polykací obtíže**. Mezi další možné příznaky patří **bolesti v krku**, jednostranné bolesti vystřelující do ucha či nepříjemný pocit při polykání. I v tomto případě krátkodobý výskyt nemusí nutně

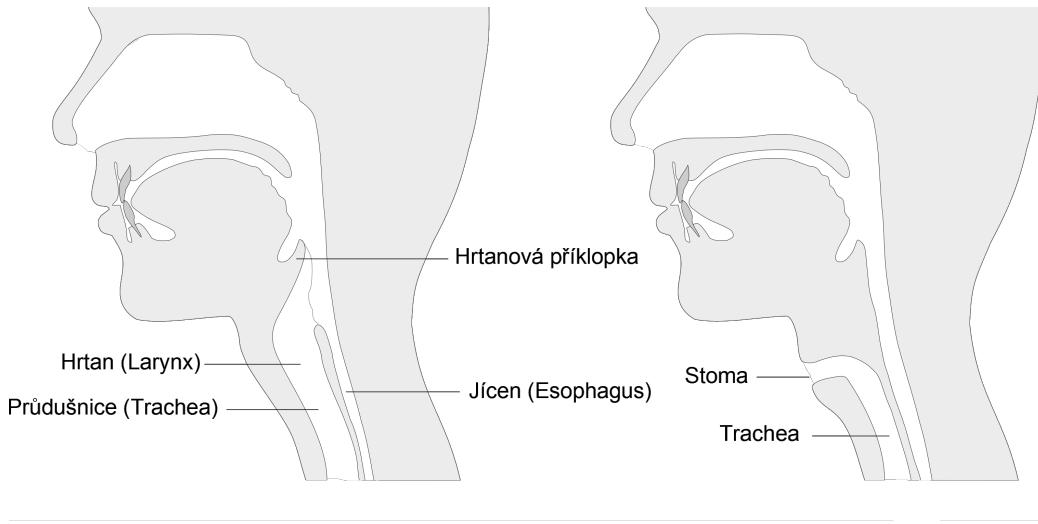
znamenat rakovinu hrtanu, nicméně při obtížích trvajících déle než měsíc je doporučováno důkladné vyšetření lékařem. Na základě umístění nádoru se může objevovat **dráždivý kašel** s možným vykašláváním krve. Dalším možným příznakem je vznik **zduření na krku**. V tomto případě je vhodné neprodleně vyhledat lékaře.

Z výše uvedených příznaků je zřejmé, že první indicie o vážném onemocnění mohou být podceněny a tím značně snížena šance na plné uzdravení pacienta. V případě včasného diagnostikování rakoviny hrtanu či hltanu je možnost úplného vyléčení pacienta bez trvalých následků více než 90% [1].

Léčba nádorového onemocnění

U nádorovitých onemocnění se v drtivé většině případů využívá **chirurgické léčby**, **aktinoterapie** neboli ozařování a **chemoterapie**. Nejinak tomu je i v případě rakoviny hrtanu a polykacích cest obecně. Majoritní část pacientů je zpravidla nejprve konfrontována s chirurgickou léčbou. Mezi nejčastější zákroky patří **tracheostomie**, parciální laryngektomie, **totální laryngektomie** a chordektomie. V rámci této práce budou blíže popsány pouze léčebné postupy přímo související s úplným odstraněním hrtanu a hlasivek.

Totální laryngektomie (TL), jak už název napovídá, představuje chirurgický zákrok, při kterém je úplně odstraněn hrtan. V určitých případech může být odstraněna i menší či větší část hltanu. Tento zákrok, ve spojení s léčbou rakoviny hrtanu, poprvé vykonal Dr. Theodor Billroth 31. prosince roku 1873 ve Vídni [3] a do dnešní doby přežil v podstatě nezměněn. Cílem této operace je odstranění orgánu zasaženého rakovinným bujením, a tedy zamezení dalšího šíření nemoci. Součástí hrtanu je také hrtanová příklopka (latinsky epiglottis), která zamezuje vdechnutí potravy nebo tekutin do dýchacích cest. Po odstranění hrtanu by tedy potrava a tekutiny mohly být vdechnuty do plic a z tohoto důvodu jsou jícn a průdušnice trvale odděleny. Rozdíl mezi zdravým člověkem a osobou po totální laryngektomii je znázorněn na obr. 3.1.



Obrázek 3.1: (A) Schéma dýchacích cest zdravého člověka (B) Schéma dýchacích cest po totální laryngektomii

Odstraněním spojení průdušnice a jícnu je zahrzena cesta vzduchu do plic. Z tohoto důvodu je nezbytné společně s TL vykonat také **tracheostomii**. Cílem tohoto zákroku není léčba nádorovitého onemocnění, nýbrž vytvoření vstupu pro vzduch směřující do plic a z nich. Samotný zákrok se využívá i v situacích, kdy dojde k uzávěře hrtanu a postižená osoba se dusí. K tomuto může dojít například při alergické reakci na včelí bodnutí, otoku hrtanu, úrazu apod. Při tracheostomii se provádí řez skrz kůži a průdušnici. Do vzniklého otvoru se zavádí kanya, která slouží k dýchání. Místo výkonu zákroku a princip kanyly je znázorněn na obr. 3.2. Pro lepší názornost je znázorněna tracheostomie se zavedenou kanylou u zdravého člověka. Výsledek operace může být dočasný (například v případě alergické reakce) nebo trvalý.

Další významnou metodou využívanou k léčbě nádorových onemocnění představuje **aktinoterapie** neboli léčba ozařováním. Podstatou postupu je periodické vystavování buňky ionizujícímu záření. Energie z tohoto záření je předávána buňce, která je tím poškozována. Tento postup se opírá o předpoklad, že nádorové buňky jsou náchylnější k poškození. Záření ovšem ovlivňuje i zdravé buňky, a proto je tato léčba pro organismus velkou zátěží. Aktinoterapie je možné využít jednak u případů, kdy



Obrázek 3.2: Tracheostomie

je cílem terapie úplné vyléčení, tak i v případech, kdy naprosté odstranění onemocnění není možné. V druhém případě je metoda využívána k prodloužení a zkvalitnění života [1].

Aktinoterapii je možné využít jako hlavní léčebnou metodu (primární aktinoterapii) nebo i ve spojení s ostatními metodami. V případě primární se k léčbě využívá pouze ozařování a cílem je úplné odstranění všech defektních buněk. Z podstaty metody, zejména dopadů léčby na lidský organismus, je zřejmé, že tímto způsobem je ve většině případů možno léčit pouze malé nádory.

Ve spojení s chirurgickou léčbou rozlišujeme předoperační, pooperační nebo tzv. sandwich (tj. před a po chirurgickém zákroku) aktinoterapii. Předoperační ozařování je užíváno v případech, kdy není možné původní nádor vyoperovat. Cílem je zmenšení tumoru do takové míry, aby jej bylo možné chirurgicky odstranit. Někdy je předoperační ozařování spojeno s chemoterapií. U pooperační aktinoterapie je záměrem odstranění potencionálních mikroskopických zbytků tumoru, které by mohly znova začít růst.

Velmi často se ve spojení s léčbou rakoviny mluví i o proceduře zvané **chemoterapie**. Podstatou je podávání léků zastavujících buněčné dělení, tzv. cytostatik. Zjednodušeně řečeno se jedná o velmi toxiccký koktejl látek sloužící k zahubení buňky tím, že poškodí určitou její část a zastaví tak proces dělení. Na tuto léčbu jsou citlivé převážně rychle se dělící buňky. Právě defektní buňky v tumoru mají obvykle určitým způsobem poškozeny opravné mechanizmy a cytostatiky zasažená rakovinná buňka tak s větší pravděpodobností zahyne. Samozřejmě nelze u chemoterapie hovořit o přesně zacílené léčbě. Cytostatika postihují všechny buňky v lidském těle, a proto je možná namísto srovnání s kobercovým bombardováním. S aplikací cytostatik je tak spojena celá řada vedlejších rizik. Mezi nejzávažnější patří poškození ledvin nebo poškození krvetvorby.

Z výše uvedeného je zřejmé, že postižená osoba má velkou šanci na kompletní vyléčení. V mnoha případech má však pacient trvalé následky (trvalá ztráta hlasu) z důvodu podcenění prvotních příznaků vážného onemocnění.

3.2 Rehabilitace hlasu po totální laryngektomii

Nesporná výhoda totální laryngektomie neoddiskutovatelně spočívá v likvidaci primárního nádorového onemocnění. Následky operace však s sebou nesou obrovský zásah do kvality života pacienta. Okem nejviditelnější změnu představuje přítomnost tracheostomie a s ní spojený způsob dýchání. Tato skutečnost má spoustu, na první pohled neúplně očividných, následků. Postižený člověk ztrácí přirozené zvlhčování, ohřev a filtraci vdechovaného vzduchu, jež má za následek vyšší náchylnost k respiračním onemocněním. Příčina spočívá v průchodu vzduchu do průdušnice přes tracheostomii a nikoli přes nosní dutiny.

Pro samotného pacienta je však nejspíše nejobtížnější se vypořádat s trvalou ztrátou vlastního hlasu. Z tohoto důvodu se již samotný autor procedury doktor Billroth

zaobíral otázkou rehabilitace hlasu. Jeho první pokusy s kovovou tracheostomickou kanyoulou sice umožňovaly pacientovi hovořit, ale svou konstrukcí pacienta spíše ohrožovaly na životě [4]. Proto se více uchytila metoda tzv. jícnového hlasu [5]. Ve stejnou dobu, tedy přibližně začátkem minulého století, se začaly objevovat první interní a externí hlasové aparáty. V současnosti je rehabilitace hlasu možná pomocí:

- **foniatrických metod**, mezi které patří jícnový hlas a elektrolarynx,
- **chirurgicko-protetickým způsobem**, který spočívá ve vytvoření kanálku skrze stěnu mezi průdušnicí a jícnem,
- **vytvoření hrtanu podobných struktur chirurgickým způsobem**,
- **transplantace hrtanu.**

Z uvedeného výčtu se může zdát, že máme k dispozici relativně širokou škálu možností, jak pacientovi vrátit schopnost vyjadřování pomocí mluvené řeči. Ovšem je nutné si uvědomit, že je potřeba volit konkrétní metodu podle stavu a možností pacienta. Jinými slovy, ne každá metoda se hodí pro každého pacienta a žádná z metod není univerzální pro všechny pacienty.

3.2.1 Foniatrické metody

Ačkoli odstranění hrtanu vyústí ve ztrátu hlasu, neznamená to, že by byla úplně eliminována schopnost produkovat řeč. V procesu vytváření hlasu zastává odstraněný orgán pouze (i když velmi zásadní) roli generátoru zvuku. Zbylé orgány (hrdelní, nosní a ústní dutina a další) zůstávají nedotčeny a mohou i nadále plnit svou funkci. Logicky se tak nabízí myšlenka nahradit chybějící zdroj zvuku jiným. Mezi nejpoužívanější metody patří jícnový hlas a elektrolarynx.

Jícnový hlas

Počátek této metody se datuje do roku 1922, kdy si prof. MUDr. Miloslav Seeman [6] uvědomil, že funkci štěrbiny mezi hlasivkami (rima glottidis) přebírá tzv. pseudo-glottis, která se vytváří na úrovni horního jícnového svěrače. Zároveň vypracoval a popsal metodiku vytváření jícnového hlasu, při které se vzduch neplní do plic, ale do jíncu. Tato metoda se nazývá **aspirační**. Princip spočívá v aktivním otevření jícnového svěrače, nasáváním a vtlačováním vzduchu do jíncu pomocí polykání. Naplněním jíncu vzduchem si pacient připravuje potřebný vzduch k následné eruktaci² vzduchu a produkci řeči. Vlastní jícnový hlas poté vzniká na přechodu jíncu a hypofaryngu (spodní část hltanu). V této oblasti horního jícnového zúžení dochází k rozkmitání sliznice a podslizniční vrstvy a produkci zvuku, který je následně modulován stejně jako v případě přirozené produkce řeči. Princip tvorby „základního“ tónu jícnového hlasu je znázorněn na obr. 3.3.



Obrázek 3.3: Princip tvorby jícnového hlasu. Průchodem vzduchu přes zúžení vzniká základní tón jícnového hlasu.

²eruktace - latinsky název pro proces říhání (popřípadě krkání), při kterém dochází k úniku plynů pocházejících ze žaludku dutinou ústní.

Kromě aspirační metody je ještě možné se setkat s metodou **injekční**. Hlavní rozdíl spočívá v principu plnění vzduchu do jícnu. Při aspirační metodě se využívá polykání, zatímco v tomto případě je využito kořene jazyka, kterým je vzduch vtlačován do jícnu. Následný princip produkce hlasu je již shodný s původní metodou. S tímto principem se můžeme setkat u pacientů, kterým byla při laryngektomii odstraněna jazylka a aspirační náplň není možná.

Proces učení jícnového hlasu by měl začít co možná nejdříve po operaci. Pokud je to možné, tak se s výukou začíná ještě za pobytu pacienta na ORL klinice nebo krátce po propuštění. V první fázi se pacient učí pouze slabiky sestávající z explosivy a souhlásky. Postupně se však přidávají slabičné shluky, které sice nedávají smysl, ale pomáhají v osvojení potřebné techniky. V případě úspěšného zvládnutí se přistupuje k nácviku frází a souvislé řeči. Potřebnou dobu k nácviku jícnového hlasu nelze přesně určit, protože je závislá na mnoha faktorech. V literatuře se uvádí, že je potřeba 30 až 50 hodin velmi intenzivního tréninku k osvojení jícnového hlasu.

Míra úspěšnosti nácviku srozumitelného hlasu se uvádí v rozsahu od 14% do 75%. Takto obrovský rozsah značí o mnoha faktorech, které mohou ovlivnit úspěšné osvojení jícnového hlasu. Mezi možné příčiny neúspěchu patří fyziologické nebo anatomické problémy, psychologické problémy, nebo jednoduše neadekvátní podpora při řečové terapii [7]. Velkou roli také hraje snaha a odhodlání samotného pacienta.

Nepopíratelnou výhodou této techniky rehabilitace je nezávislost pacienta na lékaři po úspěšném osvojení jícnového hlasu a permanentní oddělení dýchacích a polylakacích cest bez rizika vniknutí potravy do dýchacích cest. Mezi nesporné výhody také patří volné ruce při vytváření řeči. Za nevýhody se obecně považuje srozumitelnost produkovaného hlasu. Je to způsobeno jednak „břišním“ zabarvením, které je už z podstaty metody přítomné, a dále také nízkou intenzitou a krátkou výdrží při tvorbě tónu. Za negativum se dá také považovat množství pacientem vynaloženého úsilí potřebného k osvojení techniky. Velmi často se také mluvčí ostýchají jícnový

hlas používat, protože mají pocit, že je společensky nevhodné dorozumívat se formou blízkou říhání. Z tohoto důvodu se odhaduje, že v běžném životě využívá jícnový hlas pouze 20 až 30% pacientů, kteří se začali tuto techniku učit [8].

Elektrolarynx

Rehabilitace hlasu pomocí elektrolarynxu se řadí mezi tzv. elektromechanické metody. Princip spočívá v přikládání zařízení, které obsahuje generátor zvuku nazývaný elektrolarynx. Přiložením do oblasti spodiny úst a aktivací zařízení se generovaný zvuk a vibrace přenášejí do dutiny ústní a dalších přilehlých artikulačních orgánů. Následnou artikulací je pacient schopen hovořit. Znázorněno na obr. 3.4.



Obrázek 3.4: Princip rehabilitace hlasu pomocí elektrolarynxu.

Takto generovaná řeč se vyznačuje několika charakteristickými rysy. V první řadě řeč budí velmi mechanický dojem. Důvodem je samozřejmě samotný elektrolarynx, jelikož se jedná o elektromechanický generátor zvuku s konstantním buzením, je také základní frekvence produkovaného hlasu více či méně konstantní. Řečník tak má velmi

omezené možnosti, jak řeč emotivně zabarvovat. V průběhu času se objevily snahy průběžně měnit frekvenci zařízení a tím ovlivňovat základní frekvenci produkované řeči [9, 10, 11]. Hlavním problém všech těchto zařízení je docílit změnu fundamentální frekvence na základě toho, co chce řečník říci. V současné době existují pouze experimentální zařízení, která umožňují ve velmi omezené míře změnu frekvence [12]. Další charakteristický rys představuje nižší srozumitelnost řeči, která se ještě snižuje s rostoucím okolním hlukem. Velmi často se stává, že posluchač, který se s takto produkovanou řečí setkává poprvé, není schopen plně porozumět. Se srozumitelností souvisí i další charakteristický rys, kterým je přítomnost zvukového podkresu produkovaného samotným přístrojem.

Za hlavní výhodu elektrolarynxu se považuje rychlosť osvojení schopnosti produkovat řeč. Zároveň je tato metoda vhodná pro téměř všechny pacienty postižené ztrátou hlasu způsobenou léčbou karcinomu hrtanu. Z tohoto důvodu se hojně užívá u pacientů, kteří si neosvojili jícnový hlas nebo u nich není možné využít ostatních chirurgických metod. Za nevýhody se obecně pokládá kvalita produkované řeči, tedy monotonní a mechanicky znějící hlas. Dále potom zaměstnání jedné ruky držením nebo spouštěním zařízení.

Samostatnou kapitolou může být psychologický dopad na pacienta. Stejně jako u jícnového hlasu se řeč produkovaná promocí elektrolarynxu jeví odlišně od řeči přirozené. Navíc se ještě přidává potřeba využití nějakého zařízení. Člověk proto v mnoha případech cítí ostých a bojí se na veřejnosti mluvit.

3.2.2 Chirurgicko-protetická metoda

Další možnost rehabilitace hlasu představuje tracheoezofageální (zkr. TE) protéza. První zmínka o vytvoření fistule³ mezi průdušnicí a jícnem pochází z roku 1932.

³fistule (česky píštěl) je abnormální otvor mezi dvěma dutými orgány, nebo mezi dutým orgánem a kůží.

V tomto roce doktor Guttman poprvé vytvořil tracheoezofageální shunt⁴ („umělá píšťel“). Hlavní myšlenka spočívá ve vytvoření cesty prostřednictvím píštěle, pomocí které u tracheostomovaného člověka může proudit vzduch z plic do úst. Za normálních okolností vzduch proudí skrze tracheostomii a do úst se tak nedostane. Zacepe-li si pacient stomu, může proud vzduchu proudit skrze píštěl do úst. Vzduch procházející přes fistuli naráží do stěn jícnu a je rozvibrován. Tyto vibrace jsou následně modulovány pomocí artikulačních ústrojí a tak vzniká řeč. Tento ojedinělý zákrok otevřel cestu k chirurgické hlasové rehabilitaci. Vzniklo několik operačních metod, které se navzájem lišili víceméně jen umístěním fistule [4].

Hlavní snahou chirurgů bylo vytvoření bezpečné, správně nasměrované píštěle umožňující tvorbu hlasu. Bohužel v mnoha případech byly tyto zákroky spojené s vážnými komplikacemi (infekce, zápaly či těžká krvácení). Důležitým problémem, se kterým se jednotlivý tvůrci museli vypořádat, byla stálost vytvořeného otvoru tak, aby jím neprotékaly tekutiny špatným směrem a nedocházelo k zatékání do dýchacích cest a orgánů. Jelikož se jednalo o velmi náročné techniky, a bylo s nimi spojeno velké množství rizik, došlo v 80.letech 20.století k opadnutí snah tyto metody aplikovat.

Svou renesanci zažily s vložením jednocestného ventilu, který umožňoval pouze jednosměrný průchod tekutin skrze píštěl, jak je ilustrováno na obr. 3.5. První komerčně dostupná protéza se objevila v 80.letech 20.století v USA. Na obr. 3.6 jsou zobrazeny příklady různých typů protéz. Na používané protézy jsou kladené přísné nároky a musí vyhovovat určitým požadavkům. Předně se musí vyrábět z biokompatibilního materiálu, který odolává biodegradaci. Tím je zaručena dlouhodobá trvanlivost a správná funkce. Potřebný tlak k otevření faryngoezofageálního segmentu by měl být co nejnižší, aby bylo možné vytvářet plynulou řeč. První vyráběné protézy měly tento tlak příliš vysoký a omezovaly tak množinu potencionálních pacientů. Nejmodernější

⁴shunt - kanál, kterým je tekutina odkloněna z přirozené dráhy. Tento kanál může být vytvořen chirurgicky nebo pomocí syntetické trubice.

protézy se již vyznačují velmi nízkým otevíracím fonačním tlakem. V neposlední řadě by měla být protéza samofixační a snadno vyměnitelná.



Obrázek 3.5: Průchod vzduchu tracheoezofageální protézou.



Obrázek 3.6: Ilustrace používaných TE protéz (a) Gronigenova nízkotlaká protéza, (b) Provox2 a (c) Blom-Singer protéza.

V praxi se používá několik druhů protéz. Hlavním rozdílem mezi nimi však je zda se pacient přímo účastní výměny ventilu, jehož fundamentální funkcí je vytvoření průchodu pro vzduch proudící z průdušnice do jícnu. U protéz, které jsou vyměňovány operačně, se doba používání pohybuje od 3 do 6 měsíců. Tento interval velmi významně ovlivňuje tvorba biofilmu na povrchu náhrady. K tvorbě dochází následkem přímého kontaktu protézy s tělními tekutinami a potravou. Rychlosť tvorby biofilmu

ovlivňuje tvar a materiál, ze kterého je náhrada vytvořena [13]. U typů, které si nositel může měnit sám, se předpokládá, že budou čištěny nebo měněny přibližně jednou za dva týdny.

Samotný zákrok zavedení protézy je možné provést zároveň s výkonem totální laryngektomie (tzv. primární zavedení hlasové protézy) nebo až po zotavení pacienta z náročné léčby nádorového onemocnění (tzv. sekundární zavedení). Primární zavedení umožňuje začít s hlasovou rehabilitací krátce po odstranění hrtanu. Zároveň pacient nemusí v krátké době podstupovat druhou operaci, při které by se vkládal jednocestný ventil do vytvořené fistule.

V praxi se ukázalo, že úspěšnost rehabilitace je více než 80% [14]. Důležitým faktorem, stejně jako u jícnového hlasu, je funkčnost faryngoezofageálního segmentu. Dále také otvírací tlak horního jícnového svěrače. Hlas tvořený protézou se vyznačuje vysokou kvalitou, dobrou srozumitelností, individuálním zabarvením a relativně dlouhou fonační dobou dosahující průměrně 20 sekund [15]. Oproti jícnovému hlasu není potřeba tak intenzivní edukace pacienta k plnému osvojení hlasu. V současnosti se jedná o nejpoužívanější metodu rehabilitace hlasu.

3.2.3 Hrtanu podobné struktury

S rozvojem mikrovaskulárních⁵ transplantátů se začaly objevovat postupy, které umožňovaly rehabilitovat hlas pouze pomocí chirurgického zákroku. Tyto techniky umožňují permanentní spojení hypofaryngu s tracheou pomocí vlastní tkáně pacienta.

První takovou metodu představil v roce 1984 doktor Ehrenberger [4], který popsal tzv. „řečový sifón“ (angl. **speech siphon**). Tento sifón je vytvořen z části tenkého střeva zvané lačník (jejunum). Spojení mezi hrtanem a hltanem je dvakrát esovitě zahnuto tak, aby bylo minimalizováno riziko sekundární aspirace. Schéma „řečového sifónu“ podle Ehrenberga je znázorněno na obr. 3.7 A. Již na první pohled

⁵mikrovaskulární - část oběhového systému složeného z nejmenších cév, jako jsou kapiláry, žilky aj.

je zřejmé, že se jedná o velmi náročný chirurgický zákrok. První články publikované autorským kolektivem prezentovaly velmi dobré funkční výsledky metody. Podle [5] bylo doposud operováno přibližně 60 pacientů.

V roce 1990 byla popsána laryngoplastika podle Hagena. V tomto případě se vytváří tzv. **neolarynx**, k jehož vytvoření se používá štěp z předloktí. Vnitřek neolaryngu je kryt kůží. Neoglottis je vyztužen chrupavkou a překrývá vchod do neolaryngu tak, aby nedocházelo k sekundární aspiraci. Laryngoplastika podle Hagena je znázorněna na obr. 3.7 B. Doposud bylo operováno přibližně 300 pacientů [5].



Obrázek 3.7: A) Schéma „řečového sifónu“ tak jak jej představil Ehrenberg. B) Laryngoplastika podle Hagena

Bohužel v současné době tyto metody nenacházejí širší uplatnění. Především je to způsobeno chirurgickou náročností samotných metod, kvůli které se velmi těžko prosazují na dalších pracovištích. Dalším aspektem, který limituje tyto metody, je vliv na samotného pacienta. Metody předpokládají další chirurgický zákrok vykonaný po totální laryngektomii. Tento zákrok představuje další zátěž pro pacienta nemluvě o možných komplikacích. I přes nedostatky těchto metod je pochopitelná snaha lékařů o intenzivní výzkum v této oblasti. Při úspěšné léčbě je pacient schopen produkovat

hlas velmi dobré kvality a ve většině případů nepotřebuje žádnou péči ze strany lékařů ORL.

3.2.4 Transplantace hrtanu

Nejkomplexnější možnost rehabilitace hlasu představuje transplantace hrtanu. V tomto případě pacient obdrží implantovaný hrtan od dárce. Pokud je transplantace úspěšná, přebírá transplantovaný orgán plně funkci původního orgánu a velmi významně zvyšuje šance pacienta na plné zotavení bez trvalých následků.

První informace spojené s výzkumem možností provedení transplantace hrtanu se objevují již v 60. letech 20. století⁶. Přesto byla první totální hrtanová transplantace provedena až profesorem Marshalllem Stromem v roce 1998 [16] a do dnešních dnů byly provedeny pouze 2 kompletní transplantace.

Prvním pacientem, který podstoupil transplantaci, byl čtyřicetiletý muž z USA. K laryngektomii v jeho případě vedla motocyklová nehoda, při které si pacient rozdrtil hrtan. K incidentu došlo 20 let před transplantací. Před zákrokem používal k produkci řeči elektrolarynx. Dárcem orgánu byl taktéž čtyřicetiletý muž, který zemřel na mozkové aneurysma. Úspěch transplantace se na příjemci projevil již třetí den po operaci, kdy poprvé po 20 letech promluvil (vyslovil anglické slovo „hello“). Přibližně po 36 měsících od transplantace byl produkovaný hlas srovnatelný s hlasem zdravého člověka. Podle vlastních slov pacienta se po operaci jeho kvalita života „nesmírně“ zlepšila. [17] Doposud poslední úspěšně vykonaná transplantace byla zaznamenána v říjnu 2010.

Mezi hlavní důvody takto malého počtu zákroků patří množství pacientů vhodných pro tuto proceduru. Jelikož se jedná o transplantaci dárcovského orgánu je nutné použít imunosupresiv, tedy medikamentů zabranující odmítnutí orgánu. Imunosupresiva jsou však v současné době nepoužitelná u lidí trpících rakovinou hrtanu z důvodu

⁶Vůbec první úspěšná transplantace orgánu (ledvin) se uskutečnila v roce 1954.

velmi vysokého rizika rozšíření rakoviny [16]. Další problém představuje náročnost samotného zákroku. Předně je potřeba provést reinervaci a obnovení krevního oběhu v implantovaném orgánu. U první provedené transplantace se nepodařilo dosáhnout kompletní reinervace. Výsledkem tak byl velmi kvalitní generovaný hlas, ale zároveň nebylo možné pomocí hrtanu zabezpečit bezproblémové dýchání a bylo proto nutné ponechat tracheostomii.

Poslední výzkum v oblasti imunosuprese však naznačuje, že by v dohledné době mohlo dojít k pokroku a umožnit transplantaci hrtanu i u lidí trpících rozsáhlou rakovinou v oblasti krku [16]. Prozatím je však tato metoda vhodná pro pacienty netrpící rakovinou, případně ty, u kterých převažovaly benigní nádory a již 5 let nedošlo k recidivě.

3.2.5 Shrnutí

Rehabilitaci pacientů, kteří prodělali chirurgické odstranění hrtanu, je ve vyspělých zemích věnována značná pozornost, jelikož následky této operace, oproti jiným druhům léčby, velmi významně ovlivňují kvalitu života pacientů. V první řadě se léčený musí vyrovnat se ztrátou hlasu. Tato situace je již sama o sobě velmi náročnou psychickou zkouškou. Ztráta hlasu je však pouze jedním z vícero problémů, se kterými je potřeba se vypořádat. Mezi další patří možná ztráta čichu či vyšší náchylnost k respiračním onemocněním. Neméně významnou roli sehrává i fyzická odlišnost a z toho pramenící psychická zátěž pacienta po absolvované léčbě.

V současnosti nejpoužívanějšími metodami rehabilitace hlasu jsou **tracheoeozafageální píštěl** (popsáno v části 3.2.2), **jícnový hlas** (3.2.1) a použití **elektrolarynxu** (3.2.1). Existují samozřejmě i další a přehled v současnosti používaných je uveden v tab. 3.1.

Většina pacientů je tedy rehabilitována pomocí tracheoeozafageálního píštěle, který principiálně vychází z jícnového hlasu, jehož negativa se snaží eliminovat. O úspěchu

	Kvalita	Výhody	Nevýhody
Tracheoezofageální píštěl	Vysoká	Vysoká míra osvojení, dlouhá fonační doba	Zanášení píštěle a s ním spojené čištění, případně dodatečná lékařská péče
Jícnový hlas	Dobrá	Volné ruce při mluvení, není potřeba dodatečné lékařské péče	Velmi náročná metoda k naučení, nepřirozený hlas
Elektrolarynx	Nízká	Snadné k naučení	Monotonní až robotický hlas, nutné nosit externí elektrické zařízení
Hrtanu podobné struktury	Vysoká	Nezávislost pacienta na pravidelné lékařské péči	Velmi náročná chirurgická procedura, která pacienta vystavuje dalším možným rizikům
Transplantace hrtanu	Velmi vysoká	Transplantovaný hrtan přejímá funkci odstraněného orgánu	Velmi náročná chirurgická procedura, která je vhodná jen pro malé procento pacientů

Tabulka 3.1: Přehled dostupných metod rehabilitace hlasu

rehabilitace, stejně jako u jícnového hlasu, tak především rozhodují vlastnosti faryngoezofageálního segmentu. Pokud pacient není schopen si osvojit jícnový hlas, případně nemá voperován píštěl, je použit elektrolarynx. Bohužel tyto metody neřeší další problémy spojené s odstraněním hrtanu, a proto se lékaři stále snaží zdokonalovat rehabilitační metody. Za nejkomplexnější se dá považovat úplná transplantace hrtanu, která řeší víceméně všechny problémy spojené s odstraněním hrtanu. Bohužel tento zákrok je velmi náročný a vhodný pouze pro malou část pacientů. I když je tedy

v současné době lékařská věda schopna rehabilitovat hlas, tak zde zůstává otevřený prostor pro inovace a tím zlepšení kvality života lidí postižených ztrátou hrtanu.

Kapitola 4

Automatické rozpoznávání řeči

Úlohou systému automatického rozpoznávání řeči (ASR) je převedení mluvené řeči na posloupnost slov, které řečník vyslovil. První takovéto systémy se začali objevovat v první polovině 20. století. První systémy pracovali na základě analýzy akustického signálu a porovnávání se vzorem. Byly tak schopny rozpoznávat jen velmi omezené množství slov. Významný zlom nastal v polovině 80. let minulého století, kdy se začali používat systémy založené na statistickém přístupu, konkrétně na HMM [18]. Principiálně je tento systém znázorněn on obr. 4.1. Řečový signál je analyzován a pomocí parametrizace převeden na sekvenci vektorů pozorování $O = \{o_1 \ o_2 \ \dots \ o_T\}$. Tyto vektory jsou u většiny systémů získávány s periodou 10 ms pro segmenty řeči mající nejčastěji délku 20 až 40 ms. Vlastní rozpoznávání pak probíhá v dekodéru, kde se systém snaží vybrat k vektorům pozorování O takovou posloupnost slov $W = \{w_1 \ w_2 \ \dots \ w_N\}$, která maximalizuje aposteriorní pravděpodobnost (MAP)

$$\hat{W} = \operatorname{argmax}_W P(W|O). \quad (4.1)$$

Pomocí Bayesova pravidla je možné podmíněnou pravděpodobnost $P(W|O)$ přepsat do tvaru

$$P(W|O) = \frac{p(O|W)P(W)}{p(O)}. \quad (4.2)$$

Jelikož pravděpodobnost $P(O)$ je z principu nezávislá na sekvenci slov W , je možné rovnici (4.1) upravit do tvaru

$$\hat{W} = \operatorname{argmax}_W p(O|W) P(W). \quad (4.3)$$

Takto upravená rovnice představuje obecné pravidlo dekódování a její členy pak základní stavební prvky ASR systému. Podmíněná pravděpodobnost $p(O|W)$ odhaduje sekvenci pozorování O na předpokladu slov W , tento výpočet je realizován **akustický model** (viz obr. 4.1). K vurčení \hat{W} je ještě nezbytné mít pravděpodobnost výskytu požadované poslovnosti slov $P((W))$, o určení této pravděpodobnosti se stará **jazykový model**. Pro doplnění je nutné dodat, že **slovník** obsahuje seznam všech slov, se kterými je systém schopen pracovat. Tento seznam je všetně fonetické transkripce. Všechny tyto části jsou uvnitř **dekodéru**, který realizuje prohledávací strategii.

V následujícím textu jednotlivé stavební prvky ASR systému blížš popíšeme.

4.1 Získání sekvence pozorování

Jako v mnoha jiných odvětvích, tak i při rozpoznávání řeči je v mnoha případech inspirací člověk. Pro získání sekvence pozorování (příznaků) vycházíme z **modelování produkce řeči** a **modelování procesu slyšení**, které se inspirují právě člověkem.

4.1.1 Modelování produkce řeči

Cílem modelování produkce řeči je nalezení matematických vztahů, které poslouží k reprezentaci fyzikálních dějů spojených s produkcí řeči. Základem je parametrizační



Obrázek 4.1: Schéma automatického systému rozpoznávání řeči pracující na statistickém přístupu

technika **lineárního prediktivního kódování**, známá pod anglickou zkratkou LPC¹ [19]. Vychází z představy, že hlasové ústrojí člověka je schopno vytvářet tři různé typy řečových zvuků:

- *samohlásky* - ty se řadí mezi znělé typy zvuků produkované periodickým buzením vznikajícím pulsy vzduchu, které jsou produkovány hlasivkami;
- *frikativy* (např. /f/²) - někdy nazývané jako třené souhlásky, protože vznikají třením výdechovaného proudu vzduchu o překážku v některém místě hlasového ústrojí. Těmito překážkami může být jazyk, zuby ap.;
- *explosivity* (např. /b/, /p/ ap.) - také nazývané jako souhlásky výbuchové, se tvoří úplným uzavřením vydechovaného proudu vzduchu pomocí artikulačních orgánů.

¹Linear Predictive Coding

²Zápis /f/ symbolizuje foném, což je akustická reprezentace písmene, f. Konkrétní zápis se mohou lišit podle použité fonetické abecedy. V Čechách se nejčastěji používá abeceda SAMPA či ZČFA.

To se následně projeví jako krázká pauza (tzv. okluze), po které následuje náhlé jednorázové uvolnění a únik nahromaděného vzduchu, tzv. exploze [20];

Snahou modelování je navržení modelu hlasového traktu, který bude dobře popisovat výše popsané zvuky. Nesmí se však zapomenout na možnou složitost a přesnost modelu, jako ideální by byl linéarně časově invariantní model. Bohužel lidská řeč představuje kontinuální časově variantní a v některých situacích dokonce nelineární proces, takže je téměř nemožné jej přesně namodelovat. Pokud se však udělájí určité rozumné předpoklady, tak možné navrhnut lineární časově invariantní model řeči platný pro krátké časové úseky. Jinými slovy, předpokladem je, že v tomto krátkém časovém zůstává buzení a parametry hlasivkového traktu přibližně konstantní. Tento předpoklad přibližně platí pro intervaly 10 až 30 ms. Odtud také vychází uvažovaná perioda segmentů řeči, viz úvod této kapitoly. Za těchto okolností je možné proces vytváření řeči modelovat pomocí tzv. **krátkodobého modelu**, který má v krátkých časových intervalech pevné parametry [18].



Obrázek 4.2: Blokové schéma modelu produkce řeči

Pro odvození obecného diskrétního modelu hlasovkového traktu se vychází ze zjednodušeného modelu produkce řeči (obr. 4.2). Ten je tvořen modelem hlasivek, modelem hlasivkového traktu a modelem vyzařovaného zvuku, které jsou seriově řazeny. K odvození a popisu vlastností modelu se využívá výhod z-transformace [20]. Po zjednodušení je krátkodobý model produkce řeči approximovat celopólovým modelem (filtrem) $H(z)$ ve tvaru

$$H(z) = \frac{G}{1 + \sum_{i=1}^Q a_i z^{-i}} = \frac{S(z)}{U(z)}, \quad (4.4)$$

kde G představuje celkové zesílení, Q je řád modelu odpovídající $2K + 1$ počtu formantů, které má model postihovat, a_i jsou parametry modelu. Vstupem modelu je buzení $u(k)$ (viz obr. 4.2), tedy pro znělé zvuky sled pulsů s periodou T_0 ³ a pro neznělé zvuky náhodný šum s plochým spektrem. V časové oblasti je pak diskrétní výstupní odezva při fixovaných parametrech hlasového traktu ($10 - 30 \text{ ms}$) dána konvolucí a buzení a impulzní odezvy krátkodobého modelu. Na základě toho je možné model upravit na tvar podle obr. 4.3, kde je $u(k)$ buzení a $s(k)$ je výstupní signál s parametry hlasového ústrojí odpovídající a_i celopólového modelu.



Obrázek 4.3: Blokové schéma upraveného modelu produkce řeči

K odhadu parametrů a_i slouží **lineární prediktivní analýza**. Odhad probíhá přímo z krátkodobého řečového signálu. Přenosové vlastnosti krátkodobého modelu je možné popsat rovnicí (4.4). Myšlenka metody LPC staví na předpokladu, že vzorek k řečového signálu je možné popsat lineární kombinací Q předchozích vzorků a buzení $u(k)$, což lze zapsat úpravou vztahu (4.4) do tvaru

³Prioda základního hlasivkového tónu.

$$s(k) = - \sum_{i=1}^Q a_i s(k-1) + Gu(k). \quad (4.5)$$

Z něj je atrně, že se LPC snaží parametry modelu a_i a zesílení G odhadnout pomocí známé reálně naměřené posloupnosti $s(k)$. K vyřešení se používá principu minimizace kvadratické chyby krátkodobé energie signálu. Ta je v časové oblasti popsána vztahem

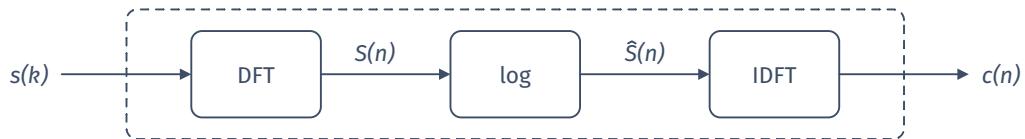
$$E = \sum_k e^2(k) = \sum_k [s(k) - s'(k)]^2 = \sum_k \left(s(k) + \sum_{i=1}^Q a_i s(k-1) + Gu(k) \right)^2, \quad (4.6)$$

kde $s(k)$ jsou vzorky reálného řečového signálu a $s'(k)$ jsou ty predikované LPC filtrem. K získání řešení krátkodobé chyby predikce E , pro konkrétní analyzovaný segment, je použita metoda nejmenších čtverců. K výpočtu konkrétních koeficientů modelu a_i je možné použít rekurzivního Durbinova algoritmu [18].

Další možností jak popsat hlasový trakt je pomocí **kepstrálních koeficientů lineární predikce**. Kepstrum je definováno jako inverzní diskrétní Fourierova transformace (IDFT) logaritmu velikosti transformovaného vstupního signálu pomocí diskretní Fourierovy transformace (DFT), matematicky popsáno vzhadem

$$c(k) = \mathcal{F}^{-1} \{ \log |\mathcal{F} \{ s(k) \}| \}, \quad (4.7)$$

a graficky znázorněno na obr. 4.4.



Obrázek 4.4: Blokové schéma principu výpočtu kepstra

Pro získání kepstrálních koeficientů lineární predikce logaritmujeme rovnici (4.4) čímž vznikne vztah

$$\log H(z) = \log \left(\frac{G}{A(z)} \right). \quad (4.8)$$

Člen $A(z)$ je polynomem proměnné z^{-1} řádu Q , a pokud všechny jeho kořeny leží uvnitř jednotkové kružnice, tak lze aplikovat Taylorův rozvoj na vztah (4.8) ve tvaru

$$\log \left(\frac{G}{A(z)} \right) = c(0) + c(1)z^{-1} + \dots = \sum_{k=0}^{\infty} c(k)z^{-k}, \quad (4.9)$$

kde $c(k)$ jsou tzv. kepstrální koeficienty LPC. K odstranění logaritmu je potřeba obě strany rovnice derivovat. Po úpravě je výsledný vztah

$$-\sum_{i=1}^Q ia_i z^{-i} = \left(\sum_{k=0}^{\infty} kc(k)z^{-k} \right) \left(\sum_{i=0}^Q a_i z^{-i} \right). \quad (4.10)$$

Pokud se $a_i = 1$, pak je možné roznásobení rovnice (4.10) a porovnání členy u stejných mocnin z zapsat vztahy pro výpočet kepstrálních koeficientů LPC

$$c(1) = -a_1,$$

$$c(k) = \begin{cases} -a_k - \sum_{i=1}^{k-1} \left(\frac{i}{k}\right) c(i)a_{k-i}, & \text{pro } 2 \leq k \leq Q, \\ -\sum_{i=1}^Q \left(\frac{k-i}{k}\right) c(k-i)a_i, & \text{pro } k = Q+1, Q+2, \dots \end{cases} \quad (4.11)$$

kde $k = 1, 2, \dots, Q^*$ a Q^* je počet kepstrálních koeficientů a $Q^* \geq Q$.

Kepstrální koeficienty LPC jsou vztaženy ke spektrální obálce mikrosegmentu řeči odvozené LPC analýzou, tu je možné získat dosazením $e^{j\omega}$ za z v rovnici (4.4). Pro uspokojivou reprezentaci se tradičně volí $Q = 7$ až 15 v závislosti na spektrální šířce přenášeného pásma, požadované přesnosti approximace apod. Z toho plyne, že pro popis mikrosegmentu řeči by mohl stačit příznakový vektor o 15 koeficientech.

4.1.2 Modelování procesu slyšení

Medelování procesu slyšení usilují o kompenzaci nelineárního vnímání frekvencí lidským sluchem. Dále pak i o respektování maskování zvuků včetně tzv. kritických pásem slyšení, což je přirozená vlastnost lidského sluchu. Maskováním se rozumí jev, kdy vnímání jednoho zvuku je ovlivněno přítomností jiného zvuku. Jinými slovy lze říci, že přítomnost jednoho zvuku zvyšuje práh slyšitelnosti pro jiný zvuk. Ten buď zní současně nebo s určitým časovým odstupem. Tento jev je jakýsi „psychologický filtr“, který ignoruje všecky šum ležící mimo určité kritické pásma. Šířka takového kritického pásma je přitom závislá na frekvenci poslouchaného tónu.

Typickým příkladem metod modelující proces slyšení jsou **melovská kepstrální filtrace a perceptivní lineární prediktivní analýza**.

Melovské kepstrální koeficienty

Metoda melovských frekvenčních kepstrálních koeficientů (MFCC) se snaží respoktovat výše zmíněné vlastnosti lidského sluchu. Zejména o dodržení kritických pásem slyšení a dále vlivu subjektivního vnímání výšky tónů.

Základem MFCC je využití banky filtrů a lineárním rozložením frekvencí v tzv. **melovské frekvenční škále** definované vztahem

$$f_m = 2595 \log \left(1 + \frac{f}{700} \right), \quad (4.12)$$

kde $f [Hz]$ je frekvence v lineární škále a $f_m [mel]$ je odpovídající frekvence v melovské škále. Melovský filtr má trojúhelníkový tvar. Banka obsahuje filtry rozmístěné lineárně v melovských frekvenčních souřanicích, a to tak, že dva sousední filtry se navzájem o polovinu překrývají. Pro střední frekvence jednotlivých filtrů $b_{m,i}$ platí v melovské škále vztah

$$b_{m,i} = b_{m,i-1} + \Delta_m, \quad (4.13)$$

kde $b_{m,0} = 0 \text{ mel}$, $i = 1, 2, \dots, M^*$, a $\Delta_m = B_{m,w}/(M^* + 1)$. Ukázka banky filtrů je na obr. 4.5. Pro výpočet odezvy filtrů je však nezbytné přepočítat všechny koeficienty FFT do melovské frekvenční škály. Vhodnější je vyjádření trjúhelníkových filtrů ve frekvenční škále s měřítkem v herzích.

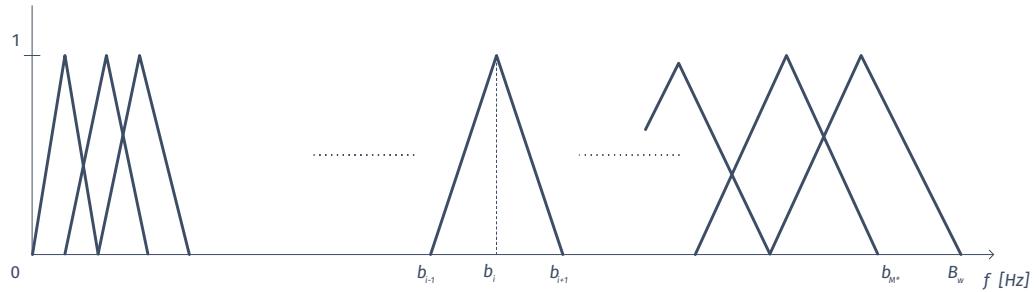


Obrázek 4.5: Rozložení banky trojúhelníkových filtrů v melovské frekvenční škále

K přepočtu středních frekvencí $b_{m,i}$ se využívá inverzního vztahu k (4.12) tedy

$$f = 700 \left[\exp(0,887 \cdot 10^{-3} f_m) - 1 \right]. \quad (4.14)$$

Střední frekvence b_i , $i = 1, 2, \dots, M^* + 1$ jsou vyjádřené v jednotce [Hz]. Filtry jsou rozmištěny nelineárně viz obr. 4.6.



Obrázek 4.6: Rozložení banky trojúhelníkových filtrů ve frekvenční škále

Při výpočtu melovských kepstrálních koeficientů jsou na vstup systému přivedeny mikrosegmenty (10 až 30 ms) řečového signálu $s(k)$. Na vzorcích $s(k)$ byla ještě před-

tím provedena preemfáze⁴. Pro jednotlivé mikrosegmenty je pomocí FFT vypočteno amplitudové spektrum $|S(f)|$ a následuje klíčová část celého procesu, melovský filtrace. Odezvy filtrov ve frekvenční oblasti lze vyjádřit vztahem

$$y_m(i) = \sum_{f=b_{i-1}}^{b_{i+1}} |S(f)| u(f, i), \quad i = 1, 2, \dots, M^*, \quad (4.15)$$

kde frekvence f jsou vybírány ze souboru frekvencí využívaných při FFT výpočtu a $u(f, i)$ je vyjádření konkrétního troúhelníkového filtru i . Průchod filtrem tedy znamená, že každý koeficient FFT je násoben odpovídajícím ziskem filtru a výsledky jsou pro příslušné filtry akumulovány. Logaritomováním akumulovaných koeficientů $y_m(i)$ se provede převod do kepstrální oblasti. Tento krok příznivě omezí dynamiku signálu [19].

Posledním krokem při výpočtu melovských kepstrálních koeficientů $\{c_m(j)\}_{j=1}^M$ je provedení IDFT (viz (4.7)). V případě MFCC se, ale používá diskrétní kosinova transformace (DCT), protože spektrum je reálné a symetrické. K výpočtu slouží vztah

$$c_m(j) = \sum_{i=1}^{M^*} \log y_m(i) \cos\left(\frac{\pi j}{M^*}(i - 0, 5)\right), \quad \text{pro } j = 0, 1, \dots, M, \quad (4.16)$$

kde M^* je počet pásem melovského pásmového filtru a M je počet melovských kepstrálních koeficientů. Počet těchto koeficientů M se volí podstatně menší, než je počet pásem melovského pásmového filtru M^* , obvykle se uvažuje prvních $M = 10$ až 13 koeficientů.

Perceptivní lineární prediktivní analýza

Stejně jako MFCC, tak také i **perceptivní lineární prediktivní analýza (PLP)** vychází z lidského vnímání a slyšení zvuků. Snaha je postihnout z psychofyziky slyšení

⁴Preemfáze znamená zdůraznění amplitud spektrálních složek řečového signálu s jejich bzrůstající frekvencí. [20]

zejména kritická pásmá spektrální citlivosti, vztah mezi intenzitou a vnímáním hlasitosti a také křivky stejné hlasitosti. [20] PLP (podobně jako LPC) pak approximuje získané sluchové spektrum koeficienty autoregresního celopólového modelu.

Prvním krokem PLP analýzy je **výpočet výkonového spektra řečového signálu**. Pro konkrétní mikrosegment řečového signálu $s(k)$ aplikujeme⁵ DFT. Krátkodobé spektrum je pak definováno vztahem

$$P(\omega) = |S(\omega)|^2 = [Re S(\omega)]^2 + [Im S(\omega)]^2. \quad (4.17)$$

Poté následuje kompenzace nelináhorního vnímání změn ve výšce zvuku. Vníjmání je logaritmické, proto je nutné provést nelineární transformaci frekvenční osy pomocí vzorce

$$\Omega(\omega) = 6 \ln \left(\frac{\omega}{1200\pi} + \sqrt{\left(\frac{\omega}{1200\pi} \right)^2 + 1} \right), \quad (4.18)$$

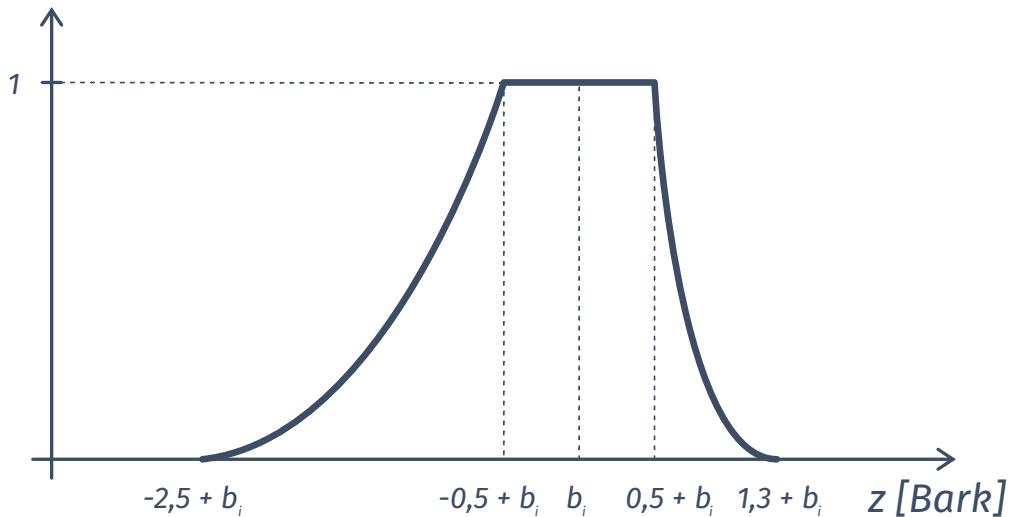
kde $\omega = 2\pi f$ [rad/s] a $\Omega(\omega)$ [bark].

Zahrnutí kritických pásem slyšení (tzv. maskování zvuku) je realizováno navržením vhodného filtru typu pásmová propust šírky jednoho kritického pásmá. Stejně jako v případě MFCC se jedná o banku filtrů, kde na sebe jednotlivé filtry ve frekvenční oblasti navazují. Na Barkově frekvenční ose (viz (4.18)) mají všechny filtry šířku 1 a jsou lineárně rozmištěny. Na obr. 4.7 je zobrazen průběh jednoho takového filtru. Filter má strmost $+20 \text{ dB/Bark}$ směrem k nížším frekvencím a -50 dB/Bark sněřen k vyšším frekvencím.

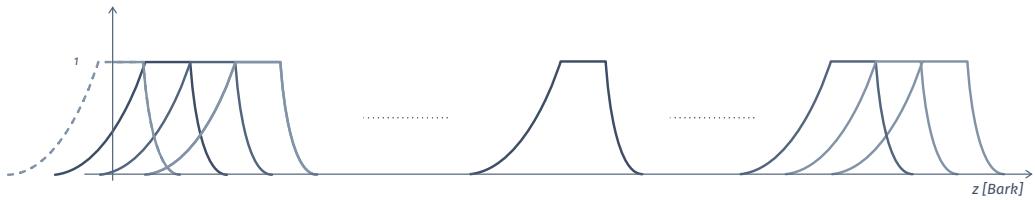
Rozmístění filtrů na Barkově frekvenční ose je pak znázorněno na obr. 4.8.

Jelikož člověk vnímá intenzitu zvuku v závislosti na frekvenci, tak je potřeba aplikovat **přizpůsobení křivkám stejné hlasitosti**. Na začátku je důležité definovat referenční hlasitost, tj. hlasitost, na kterou budeme normalizovat. Obvykle se

⁵Ještě před výpočtem je, stejně jako u MFCC aplikována preemfáze.



Obrázek 4.7: Ukázka filtru umístného na Barkově frekvenční ose



Obrázek 4.8: Rozmístění filtrů na Barkově frekvenční ose

volí 40 Ph [20], což přibližně odpovídá hlasitosti běžné řeči. K normalizaci je použit invertní filter popsaný vztahem

$$E(\omega) = K \frac{\omega^4 (\omega^2 + 56,9 \cdot 10^6)}{(\omega^2 + 6,3 \cdot 10^6)^2 (\omega^2 + 379,4 \cdot 10^6) (\omega^6 + 9,6 \cdot 10^{26})}, \quad (4.19)$$

kde $\omega = 2\pi f$ a K je konstanta nastavená podle požadovaného zesílení. Přizpůsobení křivce stejné hlasitosti je pak možné například přenásobením celého výkonového spektra mikrosegmentů podle vztahu

$$P'(\omega) = E(\omega) P(\omega), \quad (4.20)$$

kde $P'(\omega)$ je spektrum transformované na stejnou hlasitost. Případně lze upravit tvar jednotlivých filtrů pomocí vztahu

$$\Phi(\omega, i) = E(\omega) \Psi(\omega - \omega_i, i), \quad (4.21)$$

kde $\Phi(\omega, i)$ je nový tvar filtru i v závislosti na frekvenci ω , $\Psi(\omega - \omega_i, i)$ je odezva filtru i se středovou frekvencí ω_i .

Po přizpůsobení následuje **výpočet energie jednotlivých filtrů**, to je obdobné jako u MFCC. Výpočet se provádí pro jednotlivé filtry a výsledky se pak sčítají. Matematicky to je zapsáno vztahem

$$\zeta_m = \sum_{\Omega=\Omega_m-2,5}^{\Omega_m+1,3} P(\Omega) \Phi(\Omega, m), \quad m = 1, 2, \dots, M-2, \quad (4.22)$$

kde M je počet použitých filtrů (kritických pásem).

Dalším krokem výpočtu je uplatnění „**zákona slyšení**“. Ten popisuje závislost mezi intenzitou a vnímanou hlasitostí. Na energie ζ_m je aplikována nelineární transformace vyjádřena vztahem

$$\xi_m = (\zeta_m)^{0,3}, \quad m = 1, 2, \dots, M-2, \quad (4.23)$$

kde M je opět počet filtrů. Díky této operaci dojde také k redukci proměnlivosti „výstupů“ kritických pásemových filtrů a výsledný hledaný celopólový model může být relativně nízkého řádu.

Finálním krokem je **aproximace celopólového modelu**. Ta vychází z výpočtu koeficientů celopólového modelu metody LPC, kde je model popsán vztahem (4.5). Pro chybu predikce pak platí

$$e(k) = \sum_k \left(s(k) + \sum_{i=1}^Q a_i s(k-i) \right). \quad (4.24)$$

Aplikací z-transformace a uvážením rovnice (4.4), je možné (4.24) upravit do tvaru

$$E(z) = \left[1 + \sum_{i=1}^Q a_i z^{-i} \right] S(z) = A(z) S(z), \quad (4.25)$$

kde $A(z)$ je inverzní filtr a $E(z)$ a $S(z)$ jsou z-transformace $e(k)$ a $s(k)$. Celkovou chynu predikce je pak možné vyjádřit vztahem

$$E(z) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} P(\omega) A(e^{j\omega}) A(e^{-j\omega}) d\omega, \quad (4.26)$$

kde $P(\omega)$ je vypočtené výkonové spektrum. Podobně jako u LPC je řešením nalezení minima celkové chyby autokorelační funkce $R(i)$. Pro konečný počet známých frekvencí je tato funkce definována vztahem

$$R(i) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} P(\omega_n) \cos(i\omega_n), \quad (4.27)$$

kde $i = 0, \dots, Q$ a Q je řád autoregresního modelu, a N je počet bodů spektrální charakteristiky. Frekvence ω_n jsou ty, pro které jsou známé spektrální hodnoty. Pro dobrou approximaci se volí $Q = 5$.

Výpočet kepstrálních koeficientů PLP lze pak pro známé hodnoty $R(i)$, podobně jako u LPC, určit Durbinovým algoritmem. Nalezené koeficienty lze již využít jako příznaky při návrhu parametrizátoru řeči, ale častěji se používají kepstrální koeficienty PLP. [18]

K vytvoření parametrizátoru je možné použít libovolnou metodu představenou v 4.1.1 a 4.1.2. V současnosti, ale převládají metody postavené na principu fungování lidského sluchu, protože amplifikují podstatnou informaci zakódovanou v řeči.

4.2 Akustické modelování

Akustický model představuje v rovnici (4.3) podmíněnou pravděpodobnost $p(O|W)$. Úkolem akustického modelu je poskytnout co nejpřesnější odhad této pravděpodobnosti pro libovolnou posloupnost vektorů příznaků $O = \{o_1 o_2 \dots o_T\}$. Velmi vhodným způsobem modelování řeči se ukázalo být využití tzv. **skrytých Markovových modelů (HMM)**. Ty vycházejí z principu vytváření řeči člověkem. V průběhu produkce řeči se hlasové ústrojí nachází vždy v krátkém časovém úseku nachází v jednom z konečného počtu konfigurací. V tomto mikrosegmentu je pak hlasovým ústrojím generován krátký signál, který zavisí na aktuální konfiguraci. Tento vyprodukovaný zvuk je metodami (popsanými v 4.1) převeden na vektor příznaků O .

Skrytý Markovův model je model stochastického procesu. Na ten je možné nahlížet jako na pravděpodobnostní konečný automat, který v diskrétních časových okamžících generuje náhodnou posloupnost vektorů příznaků $O = \{o_1 o_2 \dots o_T\}$. Model v každém časovém kroku změní stav svůj s_j podle předem daných pravděpodobností přechodu a_{ij} . Přechod ze stavu s_i do stavu s_j má za následek vygenerování výstupního vektoru pozorování o_t a to podle rozdělení výstupní pravděpodobnosti $b_j(o_t)$ příslušné k tomuto stavu [20].

Podmínění pravděpodobnost přechodu a_{ij} určuje, s jakou pravděpodobností přechází model ze stavu i v čase t , do stavu j v čase $t + 1$. Platí tedy

$$a_{ij} = p(s(t+1) = s_j | s(t) = s_i), \quad (4.28)$$

kde $s(t)$ je stav modelu v čase t . Další podmínkou je, že pro všechny stavy i , $i = 1, 2, \dots, N$, platí

$$\sum_{j=1}^N a_{ij} = 1. \quad (4.29)$$

Funkce rozdělení výstupní pravděpodobnosti $b_j(o_t)$ popisují rozdělení pravděpodobnosti pozorování o_t produkovaného ve stavu s_j v čase t . Pro tuto funkci platí

$$b_j(o_t) = P(o_t | s(t) = s), \quad (4.30)$$

kde P značí pravděpodobnost, pro kterou u diskrétních rozdělení platí

$$\sum_o b_j(o) = 1. \quad (4.31)$$

Pro spojité rozdělení pak alternativně

$$\int_o b_j(o) do = 1. \quad (4.32)$$

V obou případech to platí pro všechny stavy HMM, které mohou generovat výstupní vektor.

Rozdělení výstupní pravděpodobnosti musí být při modelování řečových zvuků dostatečně specifické, aby bylo možné od sebe oddělit různé zvuky, a zároveň dostačně robustní, aby zahrnulo značnou variabilitu řečového signálu. Toto rozdělení je možné modelovat

- spojitym normálním rozdělením se směsí hustotních funkcí,
- neuronovými sítěmi.

4.2.1 Struktura skrytého Markovova modelu

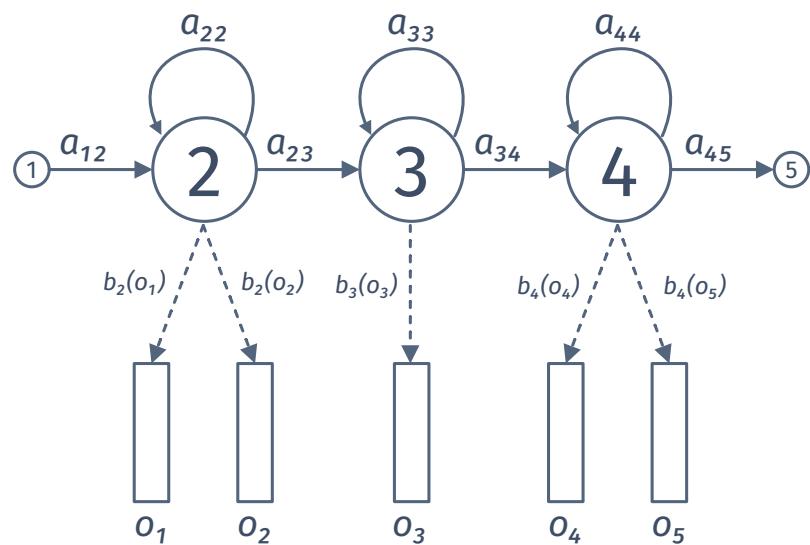
Z pohledu rozpoznávání řeči se nejčastěji využívá tzv. levo-pravá struktura Markovova modelu. V průběhu let bylo testováno mnoho různých struktur HMM, např. modely s počtem stavů odvozených od průměrné délky slova pro nějž byl model konstruován, až po pevnou strukturu stavů pro každé slovo. Tyto modely sloužily hlavně pro rozpoznávání izolovaných úseků řeči, nejčastěji slov. V současnosti, kdy je většina

systémů konstruovaných pro zpracování souvislé řeči a počet slov ve slovníku může přesahovat 1 milion slov, převažují modely odvozené od menších jednotek, než jsou slova. Takovými jednotkami mohou být například fonémy anebo specifické trifóny. Trifón je svým způsobem kontextově závislý foném, který bere v potaz svůj levý a pravý kontext, tj. levý a pravý sousední foném. Přepis slova do fonémově, resp. trifónové struktury, lze ukázat na příkladu izolovaného slova „akcie“, které má přepis „sil a k c i j e sil“, v trifónové podobě je pak zápis následující

`sil sil-a+k a-k+c k-c+i c-i+j i-j+e j-e+sil sil,`

kde **sil** má význam pauzy před, případně za vyslovenou promluvou slova „akcie“.

Oproti slovním modelům, u fonémů (monofónů), resp. trifónů, bývá struktura relativně jednoduchá a často je vyjádřena 5 stavovým modelem (znázorněn na obr. 4.9). Jedná se o 5 stavový levo-pravý Markovův model, jehož první a poslední stav jsou tzv. neemitující. Jejich primární úlohou je zřetězování jednotlivých HMM modelů trifónů (monofónů) do rozsáhlajších modelů, např. slov, vět ap. Při zřetězení se tyto neemitující stavy vypouštějí. Ostatní stavy modelu jsou emitující a vztahují se k nim odpovídající rozdělení pravděpodobnosti $b_j(\cdot)$.



Obrázek 4.9: Příklad levo-pravého Markovova modelu trifónu

Pokud předpokládáme, že posloupnost slov W je modelována zřetězeným skrytým Markovovým modelem λ , kde dílčí modely odpovídají fonetickým jednotkám, pak je možné určit pravděpodobnost generování posloupnosti O modelem λ jako

$$P(O|\lambda) = \sum_{\forall S} P(O, S|\lambda) P(S|\lambda) = \sum_{\forall S} a_{s(0)s(1)} \prod_{t=1}^T b_{s(t)}(o_t) a_{s(t)s(t+1)}, \quad (4.33)$$

kde posloupnost stavů $S = \{s(0), s(1), \dots, s(T+1)\}$ je chápána tak, že $s(0)$ je výstpní a $s(T+1)$ výstupní neemitující stav modelu Θ dané promluvy [20]. Přitom tento model lze značit trojicí

$$\lambda = \left[\{a_{ij}\}_{k,s=1}^I ; \{b_s(\cdot)\}_{s=1}^I ; \{\pi_s\}_{s=1}^I \right], \quad (4.34)$$

kde a_{ij} je přechodová a $b_s(\cdot)$ výstupní pravděpodobnost. Dále π_s je rozložení pravděpodobnosti počátečního stavu a I je počet stavů modelu.

Přímé vyčíslení pravděpodobnosti $P(O|\lambda)$ podle vztahu (4.30) je z hlediska počtu operací často nerealizovatelné, protože se jedná řádově o $2TN^T$ operací násobení. Z tohoto důvodu se proto využívá výpočetně efektivnější tzv. **algoritmus forward-backward (FB)** s přibližně N^2T operací násobení.

Při výpočtu odpředu (forward) se určuje pravděpodobnost $\alpha_j(t)$ definovaná vztahem

$$\alpha_j(t) = P(o_1 o_2 \dots o_t, s(t) = s_j | \lambda), \quad (4.35)$$

pro výpočet odzadu (backward) se určuje pravděpodobnost $\beta_j(t)$ definována vztahem

$$\beta_j(t) = P(o_{t+1} o_{t+2} \dots o_T | s(t) = s_j | \lambda). \quad (4.36)$$

Podle [20] lze snadno dokázat, že výsledná pravděpodobnost $P(O|\lambda)$ může být vyčíslena vztahem

$$P(O|\lambda) = \sum_{s=1}^N P(O, s(t) = s|\lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_i(t) \beta_i(t) \quad (4.37)$$

pro $1 \leq t \leq T$.

4.2.2 Trénování parametrů HMM s Gausovkými směsmi

Volba struktury skrytého Markovova modelu je spíše expertní úlohou návrhu. Stanovení hodnot parametrů modelu je uskutečněno trénováním (odhadem, etimací) na základě trénovacích akustických dat a jejich textových anotací (tzv. korpus). Pro trénování parametrů se využívá tzv. Baum-Welchův interativní algoritmus, což je speciální případ EM algoritmu. Více o něm v [18]. Pro odhad střední hodnoty μ_{sj} , tj. složky m gaussovské směsi ve stavu j slouží vztah

$$\hat{\mu}_{jm} = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_{jm}(t) o_t}{\sum_{t=1}^T \gamma_{jm}(t)}, \quad (4.38)$$

kde N je počet stavů a M počet složek. Také platí $1 \leq j \leq N$ a $1 \leq m \leq M$. Odhad kovarianční matice C_{jm} , tj. složky naležící m -té složce gaussovské směsi ve stavu j

$$\hat{C}_{jm} = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_{jm}(t) (o_t - \hat{\mu}_{jm}) (o_t - \hat{\mu}_{jm})^T}{\sum_{t=1}^T \gamma_j(t)}, \quad (4.39)$$

kde $1 \leq j \leq N$ a $1 \leq m \leq M$. Odhad váhové složky hustotní směsi c_{jm} , tj. složky naležící složce m gaussovské směsi ve stavu j se provádí vztahem

$$\hat{c}_{jm} = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_{jm}(t)}{\sum_{t=1}^T \gamma_j(t)}, \quad (4.40)$$

kde $1 \leq j \leq N$ a $1 \leq m \leq M$. Přitom $\gamma_j(t)$ představuje pravděpodobnost, že proces generování posloupnosti O je v čase t ve stavu j . Pro vyjádření této pravděpodobnosti $\gamma_j(t)$ platí rovnice (4.37). Pro její definování pak platí vztah

$$\gamma_j(t) = \frac{P(O, s(t) = j | \lambda)}{P(O|\lambda)} = \frac{\alpha_j(t) \beta_j(t)}{P(O|\lambda)}, \quad (4.41)$$

kde $j = 1, \dots, N$ a $t = 1, \dots, T$. Pravděpodobnost, že proces generování posloupnosti O je v čase t ve stavu j a generuje složku m gaussovské hustotní směsi

$$\gamma_{jm}(t) = \frac{P(O, s(t) = j, m(j, t) = m | \lambda)}{P(O|\lambda)} = \frac{\alpha_j(t) \beta_j(t)}{P(O|\lambda)} \frac{c_{jm} \mathcal{N}(o_t; \mu_{jm}; C_{jm})}{\sum_{i=1}^M c_{ji} \mathcal{N}(o_t; \mu_{ji}; C_{ji})}. \quad (4.42)$$

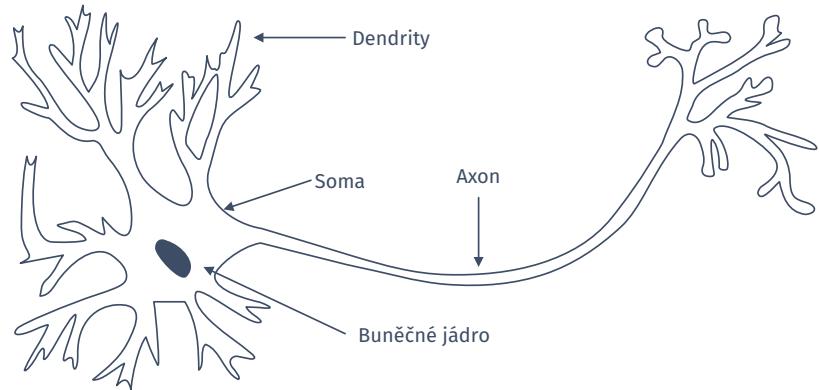
Rozdělení výstupní pravděpodobnosti $b_j(o_t)$ pro emitující stav j pak má tvar

$$b_j(o_t) = \sum_{m=1}^M \hat{c}_{jm} \mathcal{N}\left(o_t; \hat{\mu}_{jm}; \hat{C}_{jm}\right). \quad (4.43)$$

Akustické modely postavené na kombinaci skrytých Markovových modelů a gaussovských směsí pracují s 10 až 100 tisíc hustotních směsí. Při dimenzi příznakového vektoru (viz 4.1) vektoru například 45 je často nutné provést odhad až 10 miliónů parametrů.

4.2.3 Využití neuronových sítí

Neuronové sítě se inspirují neuronem v mozku člověka. Ukázka stavby neuronové buňky je znázorněna na obr. 4.10. Dendrity jsou krátké výběžky, které slouží k přijímání vstupních informací od ostatních neuronů nebo nervů. V tělu neuronu (soma) dochází k reakci na vstupní signály a vytvoření příslušné odezvy. Ta se dále šíří pomocí výběžku nazvaného axon. Jeho délka může dosahovat až 100 cm. Axon je přes synapse spojen s jinými neurony nebo dalšími buňkami v těle.

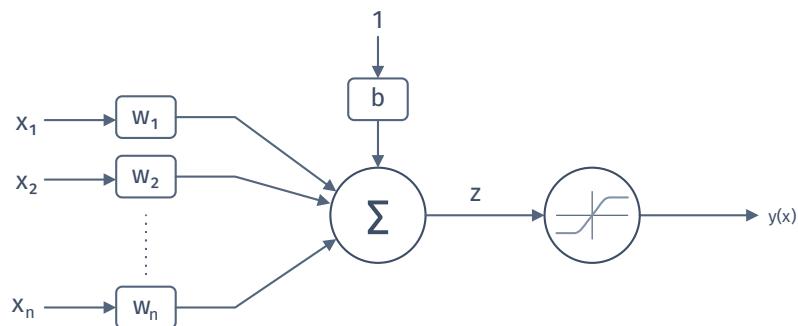


Obrázek 4.10: Ukázka neuronové buňky

Umělý ekvivalent s názvem perceptron byl vytvořen Frankem Roseblattem v první polovině 60. let 20. století [21]. Schématicky je zobrazen na obr. 4.11. Matematicky lze princip neuronu popsat vztahem

$$\hat{y}(x) = \sigma(z) = \sigma(w^T x + b) = \sigma\left(\sum_{j=1}^n w_j x_j + b\right), \quad (4.44)$$

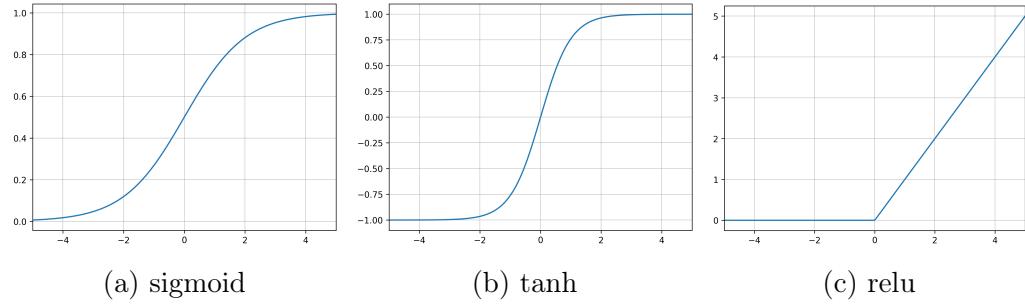
kde x představuje vstupní vektor, w váhový vektor a b práh. Výsledek linární kombinace je vstupem aktivační funkce $\sigma(\cdot)$, jejíž výstup je zároveň výstupem neuronu. Neuronová síť⁶ (NN, viz obr. 4.13) je složena z jedné či více vrstev neuronů. V případě více vrstev NN jsou vždy propojeny neurony mezi vrstvami l a $l+1$.



Obrázek 4.11: Schéma perceptronu

⁶Popisovaná neuronová síť je typu feedforward (FF). Dalšími typy sítí jsou konvoluční a rekurentní neuronové sítě. Oproti FF síti se liší hlavně svou strukturou. Princip propojení neuronových buněk je však stejný.

Zmíněná aktivační funkce hraje velmi významnou roli, protože umožňuje řešení i nelineárních problémů. Pokud by NN nevyužívala aktivační funkce, jednalo by se defakto stále o lineární kombinaci vektorů a tím pádem by bylo možné řešit jen linární problémy. Mezi nejčastěji používané patří *sigmoid* ($\sigma(z) = (1 - e^{-z})^{-1}$), *tanh* a *relu* ($\sigma(z) = \max(0, z)$). Průběhy těchto aktivačních funkcí jsou vidět na obr. 4.12.



Obrázek 4.12: Příklady používaných aktivačních funkcí

Pro výpočet výstupu neuronové sítě, tzv. **forward propagation**, je použit iterativní postup matematicky zapsán jako

$$\begin{aligned} Z^{[l]} &= W^{[l]} a^{[l-1]} + b^{[l]}, \\ a^{[l]} &= \sigma^{[l]}(Z^{[l]}), \end{aligned} \tag{4.45}$$

kde $a^{[l]}$ představuje výstup l -té vrstvy ($a^{[0]} = x$), $W^{[l]}$ představuje váhovou matici l -té vrstvy, $b^{[l]}$ vektor prahů l -té vrstvy a $\sigma^{[l]}(\cdot)$ aktivační funkci l -té vrstvy. Pro l platí $l = 1, \dots, N$, kde N je počet vrstev neuronové sítě. Výsledkem iterativního výpočtu (4.45) je výstup sítě $y = a^{[N]}$.

Trénováním neuronové sítě je myšleno určení hodnot váhových matic $W^{[l]}$ a prahů $b^{[l]}$. Tento proces se iterativně sestává ze 3 kroků (viz obr. 4.13)

1. výpočet výstupu sítě (4.45),
2. vypočtení chyby predikce $J(y, \hat{y})$,

3. aktualizace vah pomocí algoritmu backpropagation.

Výpočet výstupu NN je realizován pomocí (4.45), dále tedy nezbytné vypočítat chybu predikce $J(y, \hat{y})$, Ta je definována vztahem

$$J(y, \hat{y}) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathcal{L}(y_i, \hat{y}_i), \quad (4.46)$$

kde m je počet prvků trénovací množiny a $\mathcal{L}(y_i, \hat{y}_i)$ je funkce výpočtu chyby predikce m -tého prvku trénovací množiny. Konkrétní funkce závisí na typu řešené úlohy, ale často se používá cross-entropie definované vztahem

$$\mathcal{L}(y_i, \hat{y}_i) = - \sum_{i=1}^m y_i \log \hat{y}_i, \quad (4.47)$$

kde m je dimenze výstupního vektoru.

Samotná aktualizace parametrů sítě je realizování **backpropagation** algoritmem. Cílem tohoto algoritmu je vypočtení parciálních derivací $\partial J / \partial W^{[l]}$ a $\partial J / \partial b^{[l]}$. Tyto parciální derivace je potřeba vypočítat pro všechny vrstvy sítě. Chyba ve vrstvě l je závislá na chybě v předchozí vrstvě $l - 1$. Tato skutečnost znamená, že je možné použít tzv. chain pravidlo. Parciální derivace pak mají následující podobu

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial W^{[l]}} &= \frac{\partial J}{\partial a^{[l]}} \frac{\partial a^{[l]}}{\partial z^{[l]}} \frac{\partial z^{[l]}}{\partial W^{[l]}}, \\ \frac{\partial J}{\partial b^{[l]}} &= \frac{\partial J}{\partial a^{[l]}} \frac{\partial a^{[l]}}{\partial z^{[l]}} \frac{\partial z^{[l]}}{\partial b^{[l]}} \end{aligned} \quad (4.48)$$

Vzorce pro výpočet aktualizací parametrů sítě jsou pak následující

$$\begin{aligned}
\delta^{[L]} &= \nabla_a J \odot \sigma' (z^{[L]}), \\
\delta^{[l]} &= \left((w^{[l+1]})^T \delta^{[l+1]} \right) \odot \sigma' (z^{[l]}), \\
\frac{\partial J}{\partial W^{[l]}} &= a^{[l-1]} \delta^{[l]}, \\
\frac{\partial J}{\partial b^{[l]}} &= \delta^{[l]},
\end{aligned} \tag{4.49}$$

kde $\nabla_a J = \partial J / \partial a^{[L]}$ a \odot představuje Hadamardův součin. Samotná aktualizace parametrů je realizována vztahy

$$\begin{aligned}
W^{[l]} &= W^{[l]} - \alpha \frac{\partial J}{\partial W^{[l]}}, \\
b^{[l]} &= b^{[l]} - \alpha \frac{\partial J}{\partial b^{[l]}},
\end{aligned} \tag{4.50}$$

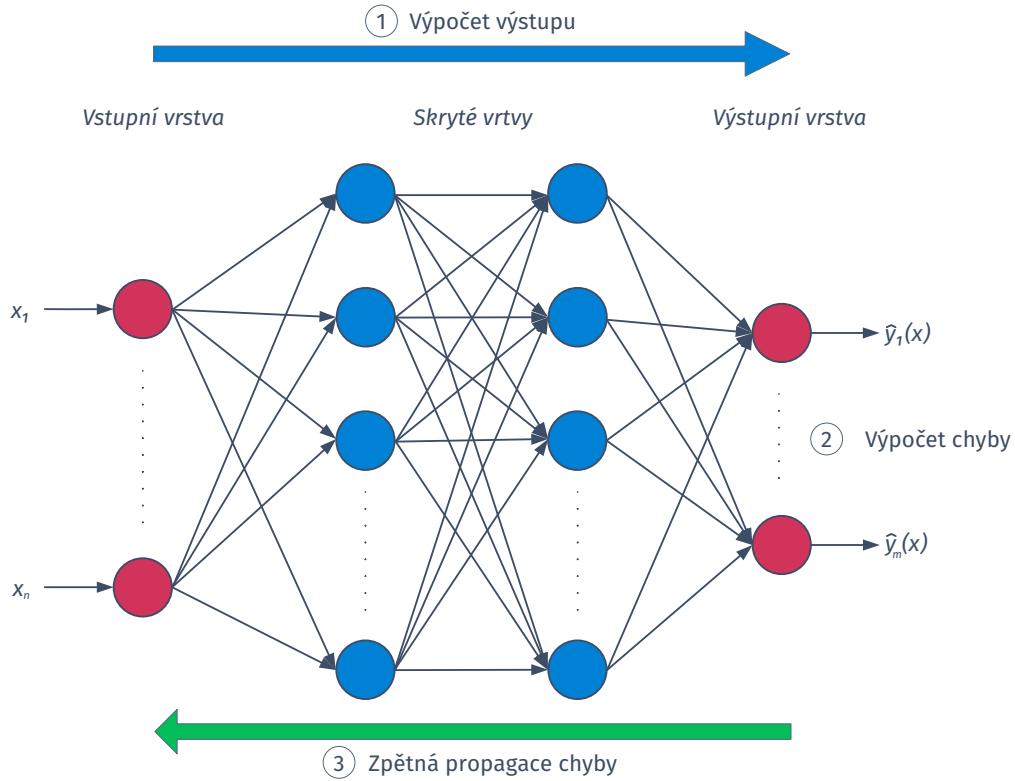
kde α reprezentuje koeficient učení.

Spojení skrytých Markovových modelů a neuronových sítí

Rozvoj výpočetní techniky, zejména GPU⁷ s možností provádět obecné maticové operace, zapříčinil masivní využití tzv. hlubokých neuronových sítí (DNN). Ty se vyznačují vyšším počtem skrytých vrstev, což umožňuje řešit sofistikovanější problémy. Jedním takovým je rozpoznávání souvislé řeči. Bohužel DNN end-to-end⁸ systém je zatím velmi komplikované vytvořit a provozovat zejména, protože k uspěšnému natrénování je potřeba řádově více dat, než u GMM [22]. Z tohoto důvodu jsou v současné době nejčastější systémy postavené na kombinaci HMM a DNN (HMM-DNN). Rozdíl oproti end-to-end systému je v tom, že cílem DNN není odhad \hat{W} , ale stejně jako v případě HMM-GMM, určit $b_j(o_t)$.

⁷Graphics Processing Unit

⁸Systém, který kompletne řeší rovnici (4.3) pomocí jediné DNN sítě. Tyto systémy jsou většinou postaveny na rekurentních neuronových sítích (RNN).



Obrázek 4.13: Schéma a princip učení neuronové sítě

V případě HMM-GMM je odhad $b_j(o_t)$ realizován gaussovskými hustotními směsmi podle vzorce (4.43). Těchto směsí je tolik, kolik je unikátních stavů HMM. U DNN však žádné směsi k dispozici nejsou. Pokud je však výstupní vrstva typu **softmax**, kde výstup j -tého neuronu je definován vztahem

$$y_j = a_j^{[L]} = \frac{e^{z_j}}{\sum_{i=1}^m e^{z_i}}, \quad (4.51)$$

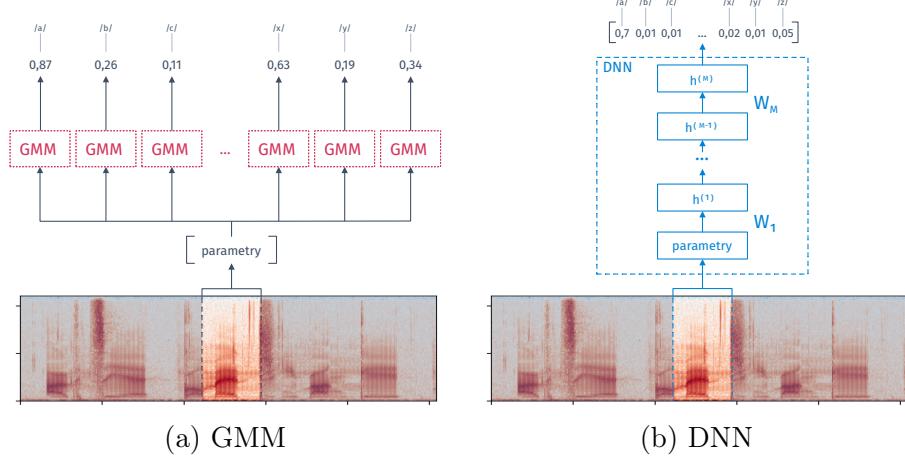
kde m je počet neuronů v poslední vrstvě. Zároveň platí

$$\sum_{j=1}^m y_j = 1. \quad (4.52)$$

Hodnoty výstupního vektoru y mají pseudo-pravděpodobnostní charakter. Pokud tedy bude m rovno počtu stavů HMM , pak výstupní pravděpodobnost $b_j(o_t)$ pro emitující stav j má, podle (4.51), tvar

$$b_j(o_t) = y_j = \frac{e^{z_j}}{\sum_{i=1}^m e^{z_i}}. \quad (4.53)$$

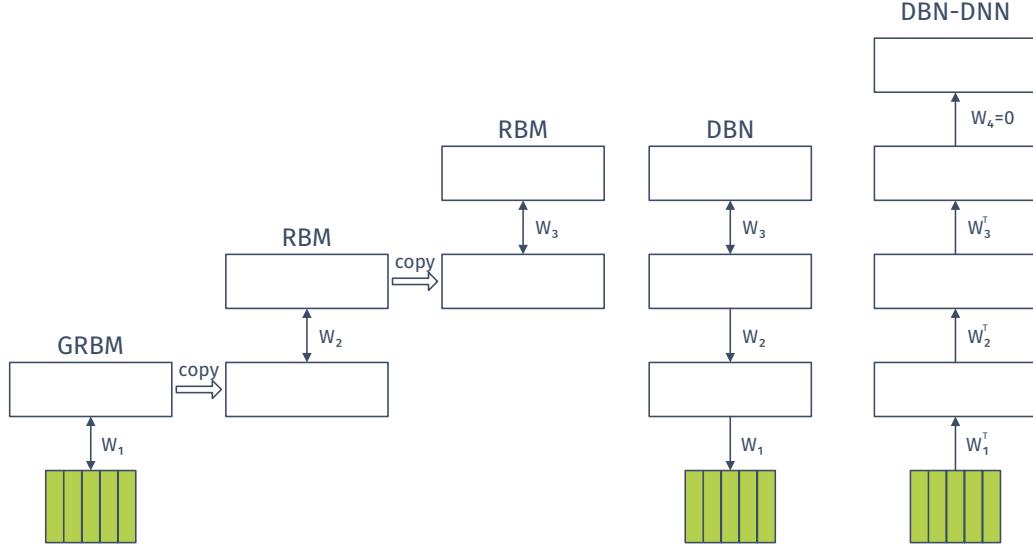
Principiální rozdíl ve funkci HMM-GMM a HMM-DNN je znázorněn na obr. 4.14.



Obrázek 4.14: Principiální rozdíl ve funkci GMM a DNN systému

K natrénování DNN se používá zmíněného backpropagation algoritmu. V poslední době se však prosadilo trénování využívající předtrénování DNN pomocí tzv. restricted Boltzmann machines (RBM) [23]. Předtrénování řeší problém kdy se informace zpětně propagovaná pomocí backpropagation algoritmu úplně neovlivní počáteční vrstvy, protože gradient je příliš malý. Předtrénování pomocí RBM pomáhá lépe určit parametry sítě. Principiálně je tento proces znázorněn na obr. 4.15.

Nejprve je natrénován GRBM (Gaussian-Bernoulli RBM) model na mikrosegmentu řeči složeného z několika okénk parametrů odpovídající délce promluvy například 10 ms. Stav skrytých jednotek je použit k natrénování RBM. Tento proces se opakuje dokud není natrénován požadovaný počet vrstev výsledné sítě. Následně jsou jednotlivé RBM spojeny do deep belief sítě (DBN). Následně je přidána výstupní softmax vrstva dimenze rovné počtu HMM stavů (DBN-DNN). Tato DBN-DNN síť je pak diskriminativně trénována na základě zarovnání získaného pomocí HMM-GMM. Více o tomto principu trénování v [23] a [24]. Vstupem neuronové sítě je často mikrosegment t a jeho okolní mikrosegmenty. Velmi často se používá okolí $t - 2$ a $t + 2$.



Obrázek 4.15: Princip předtrénování pomocí RBM s třemi vrstvami [23].

Time-delay neural networks

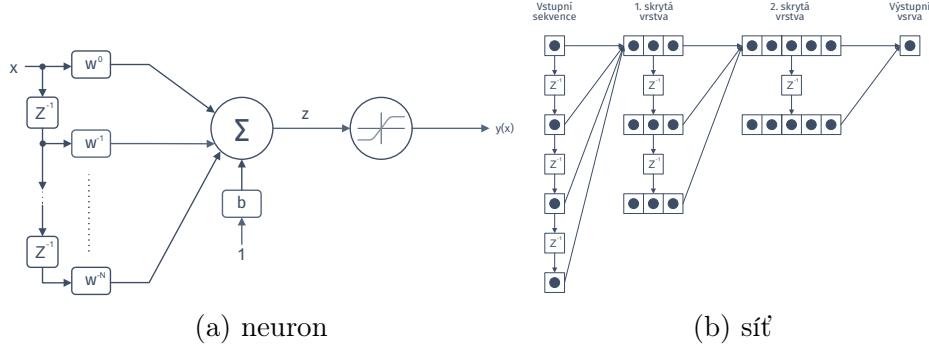
Nevýhodou DNN sítí spočívá ve faktu, že pracuje pouze se statickými parametry v rámci zpracovávaných mikrosegmentů, protože sumace v perceptronu odpovídá sumě vážených statických vstupů. Po zpracování segmentu t není získaná informace nijak reflektována při zpracování segmentu $t + 1$. Tento nedostatek by řešilo použití rekurentních neuronových sítí (RNN). Bohužel tyto sítě mají mnohem komplikovanější buňku neuronu než FF sítě s perceptronem [22]. Proto je potřeba řádově více dat k natrénování. Složitost buňky také zvyšuje komputační náročnost výpočtu.

Základním rozdílem sítí typu time-delay neural network (TDNN) (představená v [25]) je přidání časové filtrace do sumační části neuronu, tím je docíleno zahrnutí dynamické složky do výpočtu sítě [26]. Filtrace je implementována jako filtr s konečnou impulzní odezvou (FIR), tedy

$$z_j^{[l]}(t) = \sum_{n=0}^N w_j^{[-n]} f(n) a^{[l-1]}(t-n) + b_j, \quad (4.54)$$

kde t je diskrétní časový index, N je délka FIR filteru, $f(n)$ odezva filtru, $w_j^{[-n]}$ příslušná váha, $a^{[l-1]}$ je výstup vrstvy $l - 1$ a $z_j^{[l]}(t)$ je výstup sumační části neuronu

j ve vrstvě l . Vztah (4.54) tedy představuje konvoluci. Na obr. 4.16a je principiálně znázorněn neuron pracující s N FIR filtry. Z obr. 4.16a je také zřejmé, že TDNN síť má několik souborů vah W^x , které umožňují lépe pracovat s dynamickou složkou signálu [27].



Obrázek 4.16: Neuron TDNN sítě a zjednodušené blokové schéma TDNN sítě [26]

Stejně jako v případě DNN sítě je vstupem parametrizovaný mikrosegment t a jeho okolí. Z obr. 4.16b je patrné, že hlubší vrstvy postupně zpracovávají větší a větší okolí mikrosegmentu t . Dimenze výstupní vrstvy odpovídá počtu HMM stavů. Přestože je TDNN síť typu FF, tak dokáže pracovat i s dynamickými parametry řeči, protože využívá princip konvoluce.

4.3 Jazykové modelování

Jazykový model (obr. 4.1) je po parametrisaci a akustickém modelu další důležitou částí systému rozpoznávání řeči. Jeho úkolem je poskytnout dekodéru co nejrychleji nejpřesnější odhad apriorní pravděpodobnosti $P(W)$ pro libovolnou posloupnost slov W . Tuto pravděpodobnost je možné vyjádřit vztahem

$$P(W) = \prod_{k=1}^K P(w_k | w_{k-1} \dots w_1), \quad (4.55)$$

kde K počet slov posloupnosti W . Pokud by byl proveden rozklad (4.55) vyšlo by najevo, že pravděpodobnost výskytu slova $P(w_i)$, $i \leq K$ je podmíněna pouze svou historií, tj. posloupností slov $w_1 \dots w_{i-2}w_{i-1}$.

Systémy rozpoznávání řeči pracují obvykle s rozsáhlými slovníky, čítající stovky tisíc až jednotky milionů slov, není možné předpokládat, že by bylo možné pravděpodobnosti v (4.55) dostatečně robustně odhadnout pro libovolnou délku posloupnosti K .

Obvykle se proto provádí approximace vztahu (4.55), při níž dochází k redukci počtu odhadovaných parametrů. Nejčastějším způsobem je stanovení ekvivalentních tříd slov na základě jejich slovní historie, tj. všechny historie $w_1 \dots w_{i-2}w_{i-1}$, které se shodují v posledních $n - 1$ slovech, jsou zařazeny do stejné třídy. Uvedené modely se nazývají **n -gramové modely**. Přitom n -gramem se rozumí posloupnost n za sebou jdoucích slov v pozorování jejich náhodného výběru, např. trénovacího korpusu obsahujícího textová data. Modely s $n = 0$ se nazývají **zero gramy**, $n = 1$ pak **unigramy**. Nejpoužívanější jsou pak **bigramy** ($n = 2$) a **trigramy** ($n = 3$). Pravděpodobnost $P(W)$ u n -gramového modelu se vypočte vztahem

$$P(W) = \prod_{k=1}^K P(w_k | w_{k-1} \dots w_{k-n+1}). \quad (4.56)$$

V ideálním případě by optimální model měl mít $n > 3$, ale v praxi se tyto modely moc nepoužívají, protože s rostoucím řádem modelu enormně roste potřebná velikost trénovacích dat. Například pro slovník s N položkami existuje stále N^n n -gramových statistik, které je potřeba odhadnout. Jak bylo zmíněno odhad těchto statistik se provádí na základě relativních četností v trénovacích datech. Například u bigramů ($n = 2$) a slovníku o velikosti $N = 10^5$ je zapotřebí odhadnout 10^{10} různých bigramů a k tomu je zapotřebí relativně velké trénovací množiny. Je zřejmé, že většina z těchto 10^{10} bigramů se vůbec neobjeví v datech. Těmto „neviděným“ bigramům tedy odpovídá nulová pravděpodobnost, což vyústí v nulovou pravděpodobnost $P(W)$ (4.56).

K řešení tohoto problému se používá technik „vyhlazování“. Jejich cílem je odhad pravděpodobnosti těchto neviděných jevů s využitím tzv. ústupových, interpolačních a diskontních schémat [20].

Výstupem akustického modelu jsou většinou fonémy odpovídající zvolené fonetické abecedě (např. SAMPA). Nezbytnou součástí systémů rozpoznávání řeči, tak je výslovnostní slovník, který obsahuje kombinace slov a fonetického přepisu těchto slov. Z principu může mít jedno slovo více fonetických transkripcí. Tento slovník umožňuje výpočet $P(W)$ na základě výstupu akustického modelu.

4.4 Dekódování

Hlavní funkcí dekodéru (viz obr. 4.1) je řešení rovnice

$$\hat{W} = \underset{W}{\operatorname{argmax}} p(O|W) P(W), \quad (4.57)$$

kde $p(O|W)$ představuje již popsaný akustický model a $P(W)$ pak ten jazykový. Někdy je úloha dekódování zobecněna na nalezení více než jedné posloupnosti slvo \hat{W} . O té se pak mluví jako o hledání **N nejlepších** (N -best) posloupností slov \hat{W} . Řešení této úlohy je netriviální, protože dekodér obvykle nemá informaci o počtu slov v dané promluvě, protože ASR systémy nevyžadují vyslovování pauz mezi jednotlivými slovy. Navíc, i kdyby tato informace byla k dispozici, tak pro promluvu, která čítá M slov, tak pak se slovníkem čítajícím N slov, je potřeba prozkoumat N^M různých slovních kombinací (hypotéz), tj. například 10^{50} vyhodnocení při $N = 100000$ a $M = 10$. Z toho jasně plyne, že aplikace metody vyčerpávajícího prohledávání je i pro úlohu s malými slovníky a krátkými promluvami nerealizovatelná.

Naštěstí bylo navrženo několik účinných algoritmů, které řeší hledání maxima v rovnici (4.1) bez exponenciálního nárůstu počtu výpočtů. Mezi takové algoritmy patří

dekódování podle **kritéria maximální aposteriorní pravděpodobnosti (MAP)**, nebo v současnosti primárně používaného dekódování podle **Viterbiova kritéria**.

Akustický model určuje $p(O|W)$, resp. $p(O|\lambda)$, pomocí forward-backward (FB) algoritmu. Ten pro pozorovnou posloupnost O určí pravděpodobnosti všech možných cest délky T modelem λ . Výpočet podmíněné pravděpodobnosti lze approximovat pravděpodobností $P_S(O|\lambda)$, jako nejpravděpodobnější posloupností HMM stavů, kterou projde posloupnost O modelem λ

$$p(O|\lambda) \approx P_S(O|\lambda) = \max_S P(O, S|\lambda) = \max_S a_{s(0)s(1)} \prod_{t=1}^T b_{s(t)}(o_t) a_{s(t)s(t+1)}. \quad (4.58)$$

Tuto pravděpodobnost i optimální posloupnost stavů lze určit tzv. **Viterbiiovým algoritmem** [18]. Algoritmus řeší úlohu s využitím prohledávání typu beam, což je heuristický prohledávací algoritmus, který vždy expanduje pouze nejslibnější uzel. Tím pádem dochází k uryhlení výpočtu časově synchronního prohledávání protože dochází k prořezávání neperspektivních hypotéz.

Pro další urychlení dekódování (zejména u systému pracujících v reálném čase), bylo navrženo několik dalších sofistikovaných postupů. Mezi takové může patřit využití tzv. lexikálních stromů, dalších technik prořezávání případně zjednodušení akustického modelu slova. Více o této problematice v [20].

U reálného systému je často potřeba vyřešit nebo „vybalancovat“ poměr příspěvků pravděpodobností od akustického a jazykového modelu. Z principu ASR systémy upřednostňují při dekódování krátký slova, což způsobuje chybu typu vložení. Ta se kompenzuje tzv. penaltou vložení, která mění měřítko $p(O|W)P(W)$ v závislosti na počtu slovních hypotéz. Jinými slovy penalizuje vložení krátkého slova pokud se jako „lepší“ jeví delší slovo. Vyházení příspěvku jazykového modelu se ve většině sys-

témů používá tzv. „grammar scale factor“. Zohledněním těchto poznatků, je možné rovnici (4.57) zapsat ve tvaru

$$\hat{W} = \operatorname{argmax}_W [\log p(O|W) + \kappa_1 \log(P(W) + \kappa_2 H)], \quad (4.59)$$

kde κ_1 je faktor změny měřítka, κ_2 je penalta vložení a H celkový počet slov v hypotéze. Parametry κ_1 a κ_2 jsou většinou nastavovány experimentálně.

V úloze rozpoznávání spojité řeči se vyskytují 3 typy chyb

- *substituce (S)* - došlo k rozpoznání špatného slova;
- *deletace (D)* - došlo k vynechání nějakého slova;
- *inzerce (I)* - došlo k vložení slova, které nebylo součástí W ;

K evaluaci schopností systému rozpoznávání řeči se pak využívá vzorce pro výpočet míry chybovosti na slovech (WER)

$$WER = \frac{C(S) + C(D) + C(I)}{N}, \quad (4.60)$$

kde N představuje počet slov v \hat{W} a $C(\cdot)$ je celkový počet chyb konkrétního typu. Čím je WER nižší, tím je systém lepší.

Velmi často se také používá metrika přesnosti rozpoznání udávaná v [%]. Stejně jako WER se počítá na základě chyb systému pomocí vzorce

$$Acc = \frac{N - C(S) - C(D) - C(I)}{N} * 100 = (1 - WER) * 100. \quad (4.61)$$

Oproti WER je systém s vyšší přesností lepší než systém s nižší přesností.

Kapitola 5

Konstrukce ASR systému pro uživatele po totální laryngektomii hovořící pomocí elektrolarynxu

5.1 Vytvoření řečového korpusu EL promluv

Před započetím libovolných prací na vytvoření ASR systému pracující s lidmi po TL je potřeba vytvořit řečový korpus, který poslouží k natrénování a otestování vytvořeného systému. Tato data jsou velmi specifická a je proto potřeba zajistit co možná největší množství kvalitních¹ a přesných dat, které budou součástí řečového korpusu.

V části 3.1 bylo zmíněno, že ročně se objeví více než 100 nových případů trvalé ztrázy hlasu ročně. V [2] bylo řečeno, že více rizikovými osobami jsou starší lidé, kteří intenzivně kouří a konzumují alkohol. Přesto je patrný trend snižujícího se věku pacientů a s tím související nárůst případů ztráty hlasu. Přičteme-li již zmíněný psy-

¹Kvalitou je myšlena věrnost dat dané doméně, dále se mluví o přesnosti ve smyslu bezchybnosti přepisů.

chologický aspekt jeho ztráty, je zřejmé, jak komplikované je získat ke spolupráci i jen jednoho řečníka ochotného podstoupit naročné² nahrávání.

Při libovolné práci s pacienty po TL, dřív nebo později dojde k určité formě spolupráce s oddělením ORL, které má nastarosti péči o tyto pacienty. V našem případě nejprve s ORL klinikou při Fakultní nemocnici v Plzni a poté i s ORL klinikou Fakultní nemocnice v Motole. S jejich pomocí jsme získali ke spolupráci jednoho řečníka. Konkrétně se jedná o dámu v duchodovém věku, která podstoupila TL před více než 15 lety. Po překonání ostychu³ se byla schopna naplno vrátit do běžného života a dokonce v určité formě opět přednášet o stomatologii na Lekařské fakultě v Plzni Univerzity Karlovy.

S její pomocí jsem, v 1. etapě nahrávání, byli schopni pořídit přes 10 hodin promluv, viz tab. 5.1. Nahrávání probíhalo v relativně spartánských podmínkách za plného provozu katedry. Přesto získaná data neobsahují žádný nežadoucí ruch, kromě toho produkovaného samotným EL.

Nahravací aparatura sestávala z miniaturního profesionálního mikrofonu (DPA d:screet 4061-FM), zesilovačem (DPA MMA6000), externí zvukové karty a běžného notebooku. Mikrofon byl pomocí bezpolštářkové náplasti přilepen poblíž pravého koutku úst, aby zaznamenaná řeč měla co možná nejvyšší kvalitu.

Celé nahrávání bylo v 1. etapě rozděleno do 14 samostatných sezení a probíhalo od prosince roku 2010 do května roku 2011. Každé sezení trvalo přibližně dvě hodiny, během kterých se podařilo získat necelou hodinu akustických dat. Samotné nahrávání se sestávalo z 10 - 20 minutového úseku nahrávání a přibližně 10 minut dlouhého odpočinku. Ten byl nezbytný hlavně z důvodu únavy řečníka.

Před samotným nahráváním byly, z databáze obsahující stovky tisíc vět, pečlivě vybrány a vytvořeny 2 sady vět:

²I pro zdravého člověka je někdy někalikahodinové nahrávání vysilující. Pro jedince po TL to je z mnoha důvodů ještě řádově náročnější.

³Podle jejích vlastních slov nebyla schopna několik let po operaci ani zvednout nečekaný telefonní hovor, natož mluvit na veřejnosti.

1. sada obsahující všechny možné české fonémy - *40 vět*.
2. sada obsahující věty s reálnou četností fonémů - *5000 vět [28]*.

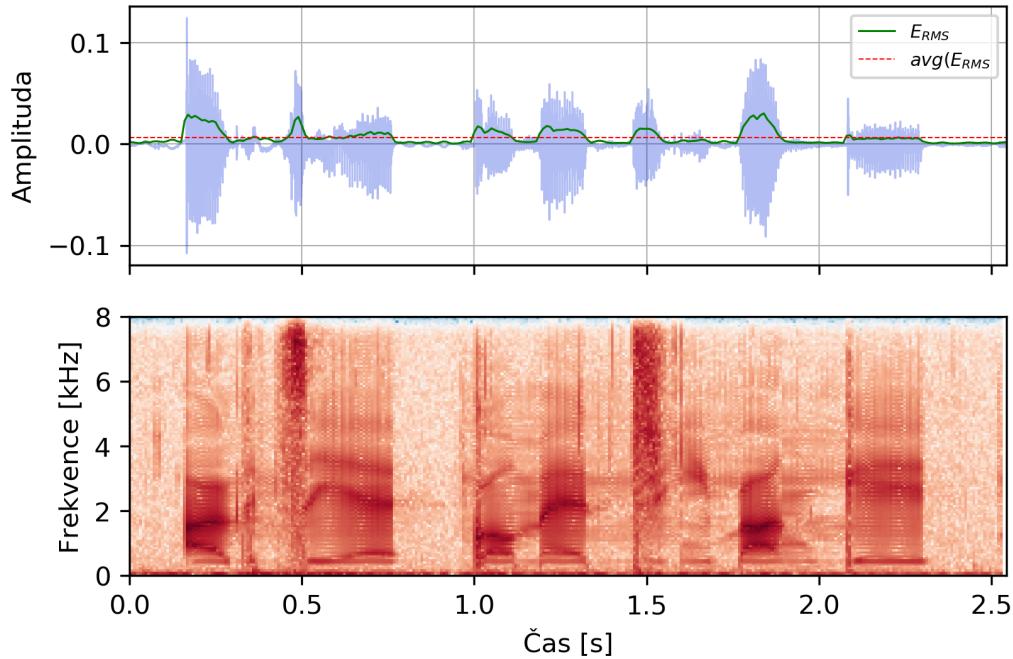
Pořízené nahrávky vždy odpovídají 10 - 20 minutovému úseku nepřerušovaného nahrávání. Výsledné soubory vždy obsahují několik vět. Ty jsou od sebe odděleny minimálně 5 sekundovým úsekem ticha. Nahrávky dále mohou obsahovat opakování chybně vyslovené věty, přeřeknutí, kýchnutí a další neřečové události. Z tohoto důvodu bylo nezbytné pořízené nahrávky anotovat, přestože byly pořízené na základě připravené sady vět.

Ještě před samotným anotováním byly nahrávky, podle úseků s tichem, rozsekány na menší části. V tomto případě úplně dobře nefungovaly⁴ standardně používané sofistikovanější metody pro voice activity detection (angl. zkratka VAD), a proto bylo využito principu energie. Pro každou nahrávku obsahující více vět se pomocí vzorce

$$E_{RMS}(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x(n)|^2}, \quad (5.1)$$

kde N představuje počet vzorků v nahrávce a $x(n)$ představuje pravoúhlé okénko vzorku n . Pro tento případ se ukázalo jako vhodnější volit root-mean-square energy (E_{RMS}) a empiricky se ukázalo, že vhodná délka okénka je v rozmezí 10 – 100 ms. Na obr. 5.1 je zobrazena podoba audio signálu a spektrogram promluvy „*Akcie Komerční banky*“. Zároveň je zde vypočtené hodnoty energie a celková průměrná energie. Tyto hodnoty slouží pro určení míst kde začíná a končí věta. Na začátku a konci každého úseku je chodné mít minimálně 0.5 s ticha, aby bylo zajištěna správná funkce výsledného ASR systému, viz 4.1. Tím pádem, pokud energie nějakého úseku x je $E_{RMS}(x) < avg(E_{RMS})$ a zároveň délka tohoto úseku $dur(x) \geq 1$ [s], tak je možné nahrávku v tomto úseku rozdělit.

⁴Problémem byl zvuk EL, se kterým nebylo při návrhu VAD počítáno.



Obrázek 5.1: Průběh a spektrogram promluvy a vyznačenou energií EL promluvy.

Pokud řečník v průběhu věty z libovolného důvodu udělal pauzu větší než 1 s, tak v důsledku výše popsáного postupu byla věta rozdělena na dvě části. Nejedná se však o významný problém, protože výsledné kratší useky jsou anotovány. Při vytváření ASR systému není podstatné zda promluva představuje celou větu, ale spíše to jestli je tento úsek správně přepsán. Fakt, že některé věty jsou rozděleny je důvodem proč v tab. 5.1 je více souborů než vět.

K anotaci posloužil interní anotační nástroj a podíleli se na ní celkem 3 anotátoři z řad studentů. Přepis jednoho anotátora, byl vždy zkонтrolován jiným anotátorem. Ačkoliv bylo potřeba přepsat relativně malé množství dat (cca 10 hodin audio záznamu), tak anotace všech promluv zabrala přibližně 2 měsice. Hlavním důvodem byla relativně dlouhá doba, po kterou se anotátoři adaptovali na specifická EL řeči. Hlavně ze začátku nebyli schopni porozumět obsahu promluvy a tím pádem jej správně přepsat. To významně prodloužilo dobu potřebnou k anotaci celého řečového korpusu.

Pokud je k produkci řeči použit elektrolarynx, tak vedlejším produktem je nezanebatelný ruch způsobený samotným zařízením, viz část 3.2.1. Přeci jen jeho jedinou funkcí je vybudit vzduch v dutině ústní a tím umožnit produkci slyšitelné řeči. Z tohoto důvodu byly v průběhu anotace ignorovány v podstatě všechny skupiny neřečových událostí, protože většina nahrávek by byla anotována jako, že obsahují šum.

Výsledný řečový korpus představuje 5040 unikátních vět rozdělených do 6385 souborů (viz tab. 5.1), které v průměru obsahují 7 slov o průmerné délce 5 znaků. Tento korpus slouží jako základ pro všechny budoucí experimenty.

Nahrávání	Délka /HH:MM:SS/	Počet vět	Počet souborů
2010.12 - 2011.05	11:42:42	5040	6385

Tabulka 5.1: Informace o korpusu nahrávek z 1. etapy nahraování.

5.2 Analýza akustického signálu a jeho parametrizace

Rozpoznávání řeči se věnuje nemalé usílí již od 50. let 20. století a v současné době nikoho nepřekvapí téměř bezchybně fungující obecný rozpoznávač v mobilních zařízeních. Pro obecné systémy dokonce existují korpusy s desítkami či stovkami a více hodin promluv, které je možné využít při vytváření těchto systémů.

Tyto korpusy však obsahují ve většině případů pouze „standardní“⁵ řeč. Pokud je snaha vytvořit nebo ověřit funkčnost systému za specifických podmínek (ať už se jedná o rušné prostředí či speciální typy promluv), tak je nezbytné získat potřebná data.

⁵Slovením spojením „standardní řeč“ je myšlena řeč neobsahující vyrazné řečové vady, případně jiné formy produkce a často v nepříliš akusticky náročném prostředí.

5.2.1 Analýza získaných dat

Po dokončení anotace obsahuje korpus přes 10 hodin akustických záznamů promluv a více či méně přesných přepisů⁶. Když jsou k dispozici data je možné se podívat na specifika EL řeči a případně porovnat se zdravým řečníkem.

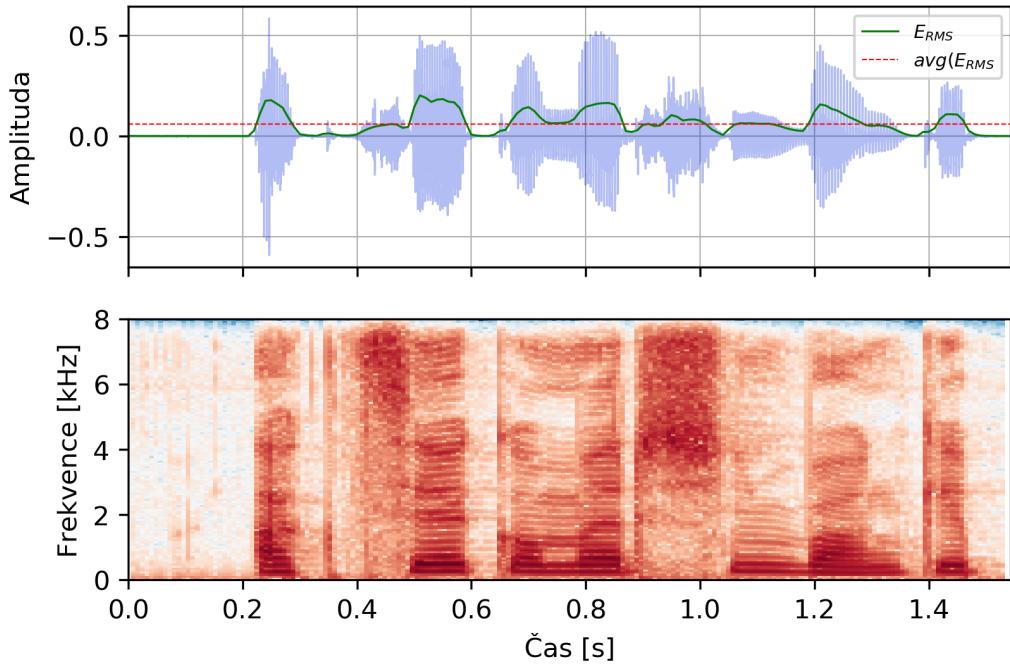
Pro potřeby porovnání byl použit začátek promluvy „*Akcie Komerční banky...*“. Tuta promluva je součástí standardní množiny vět používaných při vytváření řečových korpusů na KKY při ZČU. Tím pádem je k dispozici v relativně velkém množství příkladů pro zdravé řečníky a také je součástí korpusu EL řeči.

Na obr. 5.1 a 5.2 je zobrazen průběh signálu a spektrogram vybrané promluvy. Už na první pohled je možné zaznamenat určité rozdíly. Prvním takovým je délka promluvy, v případě zdravého řečníka je o celou 1 vteřinu kratší než v případě EL řeči. Tempo řeči je samozřejmě velmi individuální, ale z principu je EL řeč pomalejší. Z průběhu signálu na obr. 5.1 je patrné, že řečník dělá výraznější pauzy mezi jednotlivými slovy promluvy. To může být způsobené například potřebou naplnit jícenem vzduchem. Po TL je dýchání realizováno přes tracheu a pokud nebyl voperován shunt (více v 3.2.2), tak je trvale oddělen hrtan a hltan. Přesto, pro produkci některých neznělých fonémů je potřeba exhalovat vzduch z dutiny ústní. Zkušený EL řečník to dělá naprostě automaticky, nicméně „polykání“ vzduchu zabere nějaký čas. Nevyhnutelným důsledkem je pak velmi častý výskyt samovolného říhání v průběhu promluvy⁷.

Dalším důvodem může být je nutnost správné artikulace. Při používání EL je to nezbytné, aby bylo produkované řeči alespoň trochu dobře rozumnět. A pokud se dobře artikuluje, tak není snadné mluvit rychle. Při nahrávání bylo také velmi běžné, že v průběhu promluvy řečník udělal pauzu, aby mohl lépe umístit EL, protože

⁶I přes nemalou snahu a několikastupňovou kontrolu, je téměř jisté, že by nebylo obtížné najít přepis, který obsahuje chybu například ve formě překlepu.

⁷Fakt, že je říhání jako neřečová událost běžnou součástí téměř každé promluvy, vedl k ignorování těchto událostí během anotace.



Obrázek 5.2: Průběh a spektrogram promluvy a vyznačenou energií promluvy.

jeho umístění má velký vliv na kvalitu produkované řeči. Nicméně je třeba říci, že tempo není a priory pro ASR systémy problém, protože různá délka fonémů je v relativně snadno modelována, např. v *HMM* přechodem ze stavu do stejného stavu.

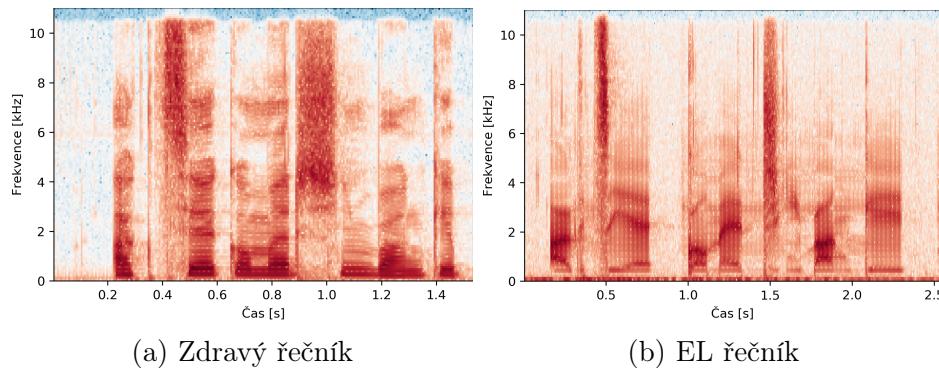
Dalším způsobem jak ukázat rozdíly mezi promluvou zdravého řečníka a řečníka s EL je srovnání ve frekvenční oblasti. Pro větší názornost jsou na obr. 5.3 vedle sebe zobrazeno spektrum ukázková promluva zdravého řečníka (5.3a) a toho s EL (5.3b). Obsah obou promluv je identický a přesto jsou obě spektra odlišná.

Prvním markantním rozdílem je mnohem větší zastoupení šumu v úsecích „ticha“ na obr. 5.3b. To je nepochyně způsobně samotným EL, který řečník nevypíná mezi jednotlivými slovy. Na obr. 5.1 je to také zřetelně patrný, zejména na průběhu energie, šum zejména před prvním a druhým slovem promluvy. Zajímavá je přítomnost šumu v celém frekvenčním spektru, přestože EL produkuje konstantní buzení. Toto buzení je ve spektru, na obr. 5.3b, viditelná jako výrazná souvislá linie v nízkých frekvencích. Přítomnost šumu ve vyšších frekvencích je způsobena umístěním mikrofonu, který je

nalepen na pokožku a tím pádem snímá namodulované vibrace, přenášené měkkou tkání. Tento fakt se potvrdil v dalších etapách nahrávání (viz část ??), kde je použit studiový mikrofon vzdálený od úst minimálně 15 cm a tyto vibrace již nezaznamenává. Nicméně z pohledu použitelnosti nějakého budoucího systému je nezbytné počítat i se situací, kdy mikrofon bude zaznamenávat i vibrace přenášené tkání.

Dalším markantním rozdílem je absence vyšších frekvencí u většiny produkovaných fonémů. Vyjímkou tvoří afrikáty /c/ a /č/, u kterých jsou hlasivky (u zdravého jedince) v klidu a vznikají uvolněním nahromaděného vzduchu v dutině ústní⁸ [20]. V tomto případě není, u řečníka po TL, principiálně tento mechanizmus produkce těchto fonémů ovlivněn. Problémem teoreticky může být zdroj vzduchu, jelikož jej z plíc není možné dostat do dutiny ústní, ale jak už bylo zmíněno (a spektrogram to potvrzuje) zkušený uživatel EL se dokáže adaptovat.

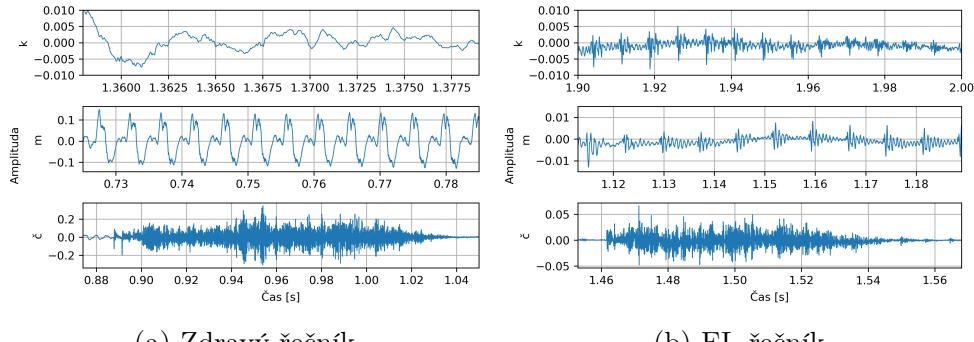
Absence vyšších frekencí se dá vysvětlit použitím EL, kde samotný EL má vždy konstantní frekvenci buzení a dále tím, že nedochází k modulaci v ve všech dutinách vokálního traktu. Nicméně nejdůležitější složky, zajišťující srozumitelnost, se vyskytují ve frekvenčním pásmu od 1 kHz do 3 kHz. Vyšší frekvence se a priority podílejí na zabarvení hlasu.



Obrázek 5.3: Spektrogram prohlášení „Akcie Komercní banky“ dvou řečníků.

⁸Nahromadění vzduchu je realizováno přitisknutím jazyka k přední/zadní části horního patra.

Dalším způsobem jak porovnat řeč zdravého řečníka a tím s EL je pomocí analýzy jednotlivých fonémů. Na obr. 5.4 jsou zobrazeny průběhy amplitudy v čase⁹ pro fonémy /k/, /m/ a /č/. V případě /k/ a /m/ (1. a 2. průběh) se jedná o okluzivy, kde v prvním případě se jedná o neznělou plozivu a druhém o znělou plozivu. Tyto fonémy obecně vznikají uzavřením vydechovaného proudu vzduchu, pomocí artikulačních orgánů, což se projeví jako krátká pauza (tzv. okluze). Po té následuje náhlé jednorázové překážky a únik nahromaděného vzduchu, tzv. exploze [20]. Takto popsáno to samozřejmě funguje u zdravého jedince, ale u EL řečníka jde principiálně o stejný mechanizmus. S tím rozdílem, že vzduch nepochází z plic, ale z hltanu. Dalším rozdílem je samozřejmě absence hlasivek.

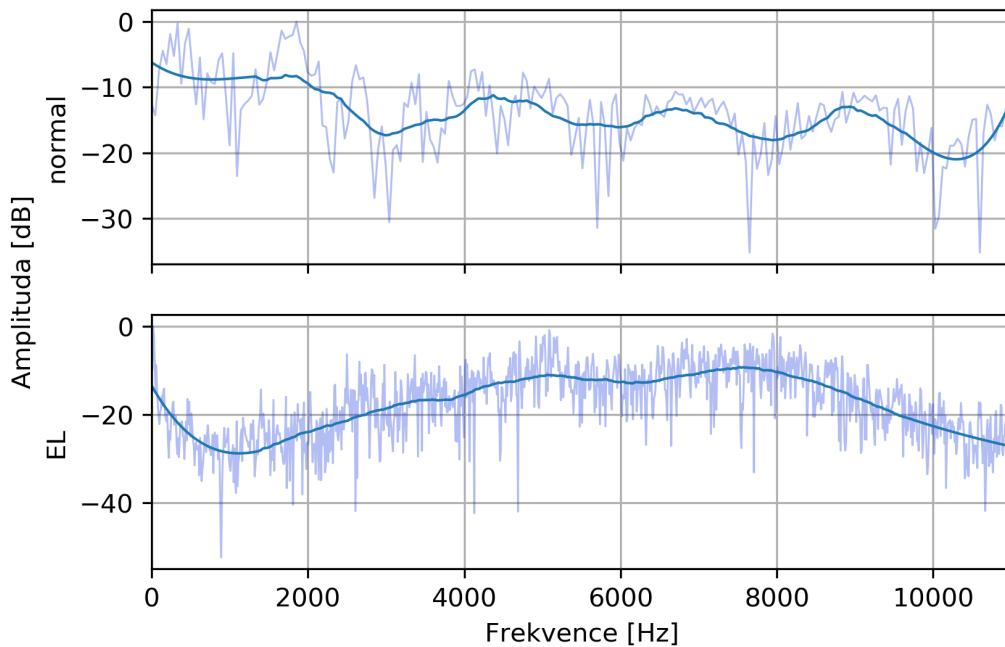


Obrázek 5.4: Ukázky průběhů amplitudy pro fonémy /k/, /m/ a /č/.

Foném /k/ představuje zástupce neznělých fonémů, ty se vyznačují tím, že do jejich produkce nezasahují hlasivky, které jsou v klidu. Zdrojem buzení je tedy šum. Pokud se podíváme na průběh amplitudy v čase u zdravého řečníka (obr. 5.4a), tak zde není vidět žádný periodický signál. Hlasivky jsou tedy opravdu v klidu. Oproti tomu u EL řečníka (obr. 5.4b) je jasně patrné, že je zde přítomno aktivní buzení vytvořené EL. Na obr. 5.5 je pak zobrazeno tzv. amplitudové spektrum, které znázorňuje vývoj amplitudy signálu ve frekvenci pro oba řečníky. V případě zdravého řečníka odpovídá vývoj očekávání tedy, že zde není žádná výrazná frekvence a také, že nedochází k výraznému útlumu. Přestože se v obou případech jedná o stejný foném, tak z časového

⁹Hodnoty času, na obr. 5.4, odpovídají časům výskytu v původní promluvě.

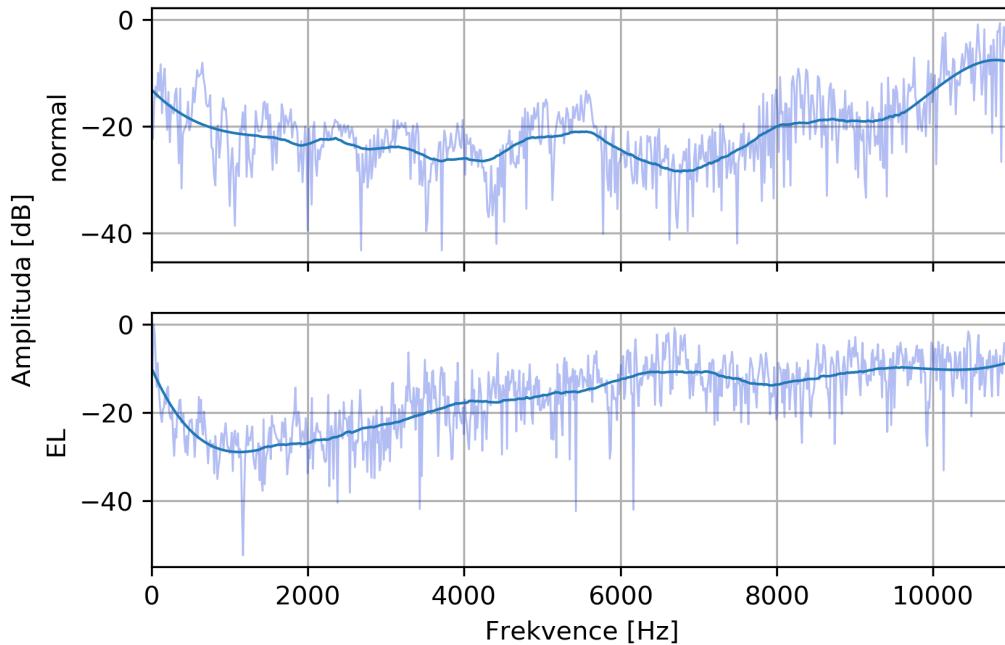
i frekvešního průběhu amplitudy je zřejmé, že parametry signálu se u obou řečníku diametrálně liší.



Obrázek 5.5: Vývoj amplitudy fonému */k/* ve frekvenci zdravého (horní) a EL (dolní) řečníka.

Jako druhý ukázkový foném slouží */m/*. Opět se jedná o plozivu, ale v tomto případě o znělou. U těchto fonémů hrají velký vliv hlasivky, protože jsou zdrojem buzení. Z obr. 5.4a je krásně zřetelné buzení ve formě perodického průběhu amplitudy. Narozdíl tomu, u EL řečníka (obr. 5.4b) je také vidět periodický signál, ale úplně jiného průběhu. Svým způsobem dost podobný tomu, který je zřetelný u fonému */k/*. Rozdíl je zřetelný i ve frekvenční oblasti (obr. 5.6), kdy u EL řečníka nedochází útlumu ve střední oblasti frekvenčního spektra.

Posledním ukázkovým fonémem je již zmínované */č/*. Jedná se o neznělý foném, který vzniká přiložením jazyku k zadní části horního patra. Tím je zadržen vzduch v dutině ústní a vzniká krátká pauza. Uvolněním pak dochází k explozi a vytvoření zvuku. Do produkce se nezapojují hlasivky a produkovaný zvuk by měl být dostatečně intenzivní, aby jej (v případě EL řečníka) také neovlivňoval EL. Tím pádem by měl



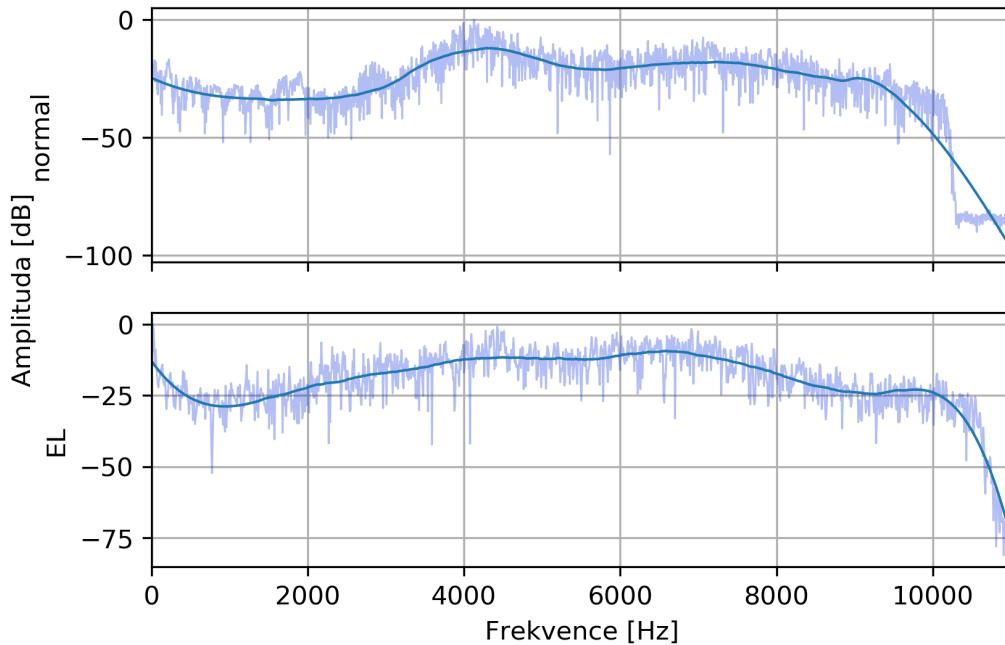
Obrázek 5.6: Vývoj amplitudy fonému */m/* ve frekvenci zdravého (horní) a EL (dolní) řečníka.

být průběh signálu, u obou řečníků podobný, a to jak v časové, tak i ve frekvenční oblasti. Na obr. 5.4 a 5.7 je pak jasné vidět, že se jedná o platný předpoklad.

Z doposud provedené analýzy plyne, že EL řeč je v mnoha charakteristikách odlišná od té produkované zdravým řečníkem. Zejména u porovnání ve frekvenční oblasti (obr. 5.5 a 5.6) je to nejvíce patrné. Tento fakt nepochyně přispívá k tomu, že standardní obecné modely rozpoznávání řeči nedosahují takové přesnosti jako v případě bežné promluvy.

5.3 Akustický model

TBD



Obrázek 5.7: Vývoj amplitudy fonému /č/ ve frekvenci zdravého (horní) a EL (dolní) řečníka.

5.4 Jazykový model

5.5 Dosažené výsledky a jejich analýza

Z provedené analýzy plyne, že EL data jsou od těch „standardních“ řečových relativně odlišná. Otazkou však je jak moc. Odpověď může pomoci state-of-the-art obecný český ASR systém nezávislý na řečníkovi. V době psaní práce byl tento systém postaven na kombinaci neuronové sítě a skrytých makrovových modelů, tedy *HMM-DNN*, více o těchto modelech v části ???. K natrénování modelu posloužil řečový korpus obsahující stovky hodin anotované řeči od velkého počtu řečníků. Pokud se jako vstup použily data ze získaného korpusu, tak byla dosažena přesnost slovní 18,49 %¹⁰. Toto číslo je vypočteno pomocí následujícího vzorce

¹⁰Pro potřeby této práce byl experiment zopakován v době psaní práce, protože od získání dat a první realizace tohoto experimentu uplynulo několik let a technologie pokročly. U původního experimentu byl výsledek obdobný.

$$Acc = \frac{N - S - D - I}{N} * 100, \quad (5.2)$$

kde N je počet položek ve slovníku, S je počet substitucí, D je počet deletací a I je počet inzercí.

Z dosaženého výsledku je patrné, že EL doména je diametrálně odlišná od bežné řeči, pro které jsou ASR systémy vytvářeny. Navíc, pokud se vezme v potaz náročnost získání potřebných dat pro natrénování obecného modelu, tak se jako jediná schůdná varianta jeví vytváření individuálních modelů pro každého řečníka. To znamená, že model je trénovaný pouze z dat odpovídající konkretnímu řečníkovi a často i účelu použití. K vytvoření takového modelu je zapotřebí řádově méně dat, při dosažení podobného výkonu. Stinnou stránkou je případná menší robustnost modelu. Čistě logicky tento model bude fungovat pouze s konkrétním řečníkem a ještě jen v situacích, které odpovídají trénovacím datům. U řečníků s EL může navíc hrát velký vliv samotný EL. Již při nahrávání se ukázalo, že jeho pozice může nepříznivě ovlivnit kvalitu řeči. Tento problém by však neměl významně ovlivňovat kvalitu modelu, protože tento fenomén je obsažen v datech. Co se však ukázalo jako potencionálně problematické, je stabilita parametrů produkované řeči v dlouhodobém časovém úseku. Více o tomto problému pak v části ???. K zodpovězení nejdůležitější otázky, jestli takový model vůbec může fungovat, stačí získaná data z první etapy nahrávání a ta obsahují řeč s relativně konzistentními parametry.

V rámci ověřování funkčnosti infividuálního modelu je vhodné zkusit různé varianty, aby se určili optimální parametry modelu. Hlavními uvažovanými hyperparametry je vzorkovací frekvence audio nahrávek a počet *HMM* stavů. Originální pořízené nahrávky mají vzorkovací frekvenci rovnu $44,1\text{ kHz}$, pro úlohu rozpoznávání je to zbytečně moc, protože nejvíce informace je obsažena ve frekvenčním pásmu do 4 kHz , vyšší frekvence a priority ovlivňují zabarvení hlasu apod. [20] Otázkou je jestli stačí vzorkovací frekvence rovna 8 kHz nebo lépe 16 kHz , kde je přeci jen více informací.

Počet stavů modelu pak ovliňuje množství modelovaných trifónů. Čím více stavů, tím více je modelovaných trifónů. Stinnou stránkou pak je fakt, že čím více stavů, tím více je potřeba trénovacích dat. Množina uvažovaných možností obsahuje 1024, 2048 a 4096 stavů. Jen pro vysvětlení je dobré zmínit, že *HMM* stav představuje model jedné uvažované akustické jednotky (nebo skupiny jednotek s podobnými parametry). Počet stavů nám tedy říká, kolik takových jednotek model dokáže rozlišit. Čím více stavů, tím více jednotek (menších skupin) je modelováno. Teoreticky tak model s více stavů je lepší. Nicméně k natrénování jednotky je potřeba určité množství dat a tím pádem je pro model s vyšším počtem stavů logicky potřeba větší množství trénovacích dat. Samozřejmě fonetická sada neobsahuje 4096 fonémů, neobsahuje ani 1024 fonémů¹¹. U těchto modelů se pak používá nějaký druh *n-gramové* reprezentace fonémů, nejčastěji pak trifóny.

Celkově je tak natrénováno 6 modelů. K natrénování akustických modelů je použit HTK-Toolkitu v3.4., který je určen k vytváření *HMM* modelů za pomocí k-means, Viterbiho a Baum-Welsch algoritmu.

Funkce ASR systému lze popsat rovnící

$$\operatorname{argmax}_W p(W|O) = \operatorname{argmax}_W p(O|W) p(W), \quad (5.3)$$

kde O reprezentuje sekvenci akustických příznaků a W výstupní sekvenci znaků¹². $P(O|W)$ je pravděpodobnost generování korektní pozorované sekvence, tedy korektní k akustickému modelu ASR systému. Pravděpodobnost $P(W)$ je a priorní pravděpodobnost konkrétní sekvence znaků W , jinými slovy jazykový model. K získání výsledků je tedy potřeba mít i tento model. Ten však není nijak ovlivněn řečníkem (pouze doménou použití systému) a není jej třeba upravovat pro potřeby řečníka s EL. Cílem experimentu je ověření funkčnosti ASR a nalezení optimálních parametrů

¹¹Ve skutečnosti obsahuje 42 českých fonémů.

¹²Znakem tu může být myšleno písmeno, případně slovo.

akustického modelu. Z tohoto důvodu je potřeba co nejvíce eliminovat vliv jazykového modelu na celkovém výkonu ASR systému. Jak bylo zmíněno, funkcí $p(W)$ je určení nejpravděpodobnější sekvence znaků. Pravděpodobnostní rozložení je získáno z velkého množství trénovacích textů. Toto natrénované rozložení by však velmi ovlivnilo výsledky experimentů, a proto je použít zerogramový monofónový model. Ten se vyznačuje tím, že všechny prvky slovníku mají stejnou pravděpodobnost rovnu $P(w_n) = \frac{1}{N}$, kde N je počet položek ve slovníku. Monofónový model je navíc zvolen z toho důbodu, že fonetická sada je známa a obsahuje malý počet jednotek. Z pohledu jazykového modelu má libovolný výstup z akustického modelu stejnou pravděpodobnost výskytu a tím pádem se jazykový model nijak nepřispívá k celkové kvalitě ASR systému.

Tab. 5.2 znázorňuje dosažené výsledky. Hlavním poznatkem je fakt, že individuální ASR systém může fungovat. Pokud dosažené výsledky porovnáme s výsledky v **TBD**, tak je vidět rapidní nárůst výkonu, XX.XX obecného modelu oproti 78,63 % u nejhoršího individuálního modelu. Ze získaných dat je pak jasně patrné, že použití vzorkovací frekvence rovné 16 kHz s sebou nese významné zlepšení přesnosti o 1,41 % absolutně, tedy téměř 7 % relativně. V dodatečných experimentech se pak ukázalo, že použití vyšší frekvence již přinese žádné nebo zanedbatelné zlepšení.

Počet stavů již pak nehraje, tak zásadní roli na kvalitu akustického modelu jako vzorkovací frekvence. Z testované množiny maximálního počtu stavů dosáhl nejlepšího výsledku model, který měl maximálně 4096 stavů, nicméně oproti modelu s 1024 stavů je nárůst přesnosti pouze 0,4 % absolutně v případě 16 kHz modelů, což není tak významné. Logicky se nabízí otázka, proč nezkusit ještě více stavů? Odpověď na tuto otázku se skrývá ve skutečném počtu stavů modelu s maximálním počtem 4096 stavů. Slovíčko „maximálním“ je zde podstatné. Algoritmus trénování akustického modelu se snaží rozdistribuovat všechny možné akustické jednotky (v tomto případě trifóny) do maximálního počtu stavů. Pokud je méně stavů než jednotek, tak dochází k

určité formě shlukování (často může posloužit *k-means* algoritmus). Pokud je dostatek dat k natrénování konkrétního shluku, je tento shluk použit, pokud není dostatečné množství dat, je tento shluk spojen s jiným, který je svými parametry nejblíže. Tím pádem se mohou stát dvě věci. Je k dispozici dostatek dat k natrénování maximálního počtu stavů a nebo není dostatek dat k natrénování maximálního počtu stavů. U modelu s maximálním počtem 4096 stavů je skutečný počet stavů přibližně 3200, i kdyby se natrénoval model s 8192, tak by se tato hodnota nezměnila. Pro doplnění, monofónový akustický model dosáhl přesnosti 54,49 % pro 8 kHz a 62,30 % pro 16 kHz.

Model	Accuracy	
	8 kHz [%]	16 kHz [%]
HMM 1024	78,63	80,80
HMM 2048	79,55	81,09
HMM 4096	79,79	81,20

Tabulka 5.2: Vliv frekvence na kvalitu modelu.

Jelikož tento experiment byl realizován na přelomu let 2013 a 2014, kdy ještě *ASR* modelům dominovaly *HMM-GMM* modely, byl později zopakován s *HMM-DNN* modely, které dosahují ještě vyšších přesností. Více o *HMM-DNN* v části ???. Výsledky těchto modelů jsou v tab. 5.3, z nich je vidět, že i v této oblasti neuronové sítě jasně dominují.

Model	Accuracy	
	8 kHz [%]	16 kHz [%]
HMM 1024	77,54	83,98
HMM 2048	79,79	84,59
HMM 4096	80,42	85,23

Tabulka 5.3: Vliv frekvence na kvalitu modelu využívajícího *DNN*

5.5.1 Redukce fonetické sady

Při používání EL je přístroj v průběhu promluvy permanentně zapnutý a to i v případě neznělých fonémů. Jejich rozdílný průběh je patrný na obr. 5.4. Nabízí se tak předpoklad, že všechny neznělé fonémy mají podobu znělých fonémů a tím pádem je možné redukovat fonetickou sadu. Teoreticky, pokud jsou všechny neznělé fonémy produkovány jako znělé, a je redukována fonetická sada, tak je snížena perplexita modelu a ten by měl být schopen pracovat s vyšší přesností.

K ověření tohoto předpokladu je potřeba experimentálního ověření. Myšlenka experimentu je jednoduchá. Je potřeba natrénovat několik modelů lišících se pouze tím, jaký fonetický pár (viz tab. 5.4) byl použit pro redukci fonetické sady. V rámci experimentu jsou uvažovány tyto případy:

- *Baseline* - standardní model s plnou fonetickou sadou.
- $/f/ \rightarrow /v/$ - foném $/f/$ je nahrazen fonémem $/v/$.
- $/k/ \rightarrow /g/$ - foném $/k/$ je nahrazen fonémem $/g/$.
- $/s/ + /š/ \rightarrow /z/ + /ž/$ - foném $/s/$ ($/š/$) je nahrazen fonémem $/z/$ ($/ž/$).
- $/t/ + /ť/ \rightarrow /d/ + /đ/$ - foném $/t/$ ($/ť/$) je nahrazen fonémem $/d/$ ($/đ/$).
- *Náhrada všech* - všechny neznělé fonémy jsou nahrazeny znělým ekvivalentem.

Pro porovnání jsou stejné modely vytvořeny i pro zdravého řečníka. U něj by, při libovolné redukci fonetické sady, mělo dojít ke zhoršení oproti *baseline* modelu.

K natrénování akustických modelů byly použity korpusy čítající 5000 vět¹³, což představuje více než 10 hodin řeči pro každého řečníka. Akustická data byla parametrizována pomocí MFCC s 26 filtry a 12 kepstrálními koeficienty a energií. Dále

¹³Pro oba řečníky jsou použity stejné věty pocházející z databáze popsané v [28].

Neznělé fonémy	Znělé fonémy
/f/	/v/
/k/	/g/
/s/	/z/
/š/	/ž/
/t/	/d/
/ť/	/ď/

Tabulka 5.4: Korespondující páry fonémů.

vektor parametrů obsahuje delta a delta-delta příznaky. To dohromady dává vektor 40 příznaků pro každých 10 ms náhrávky [29].

V rámci experimentu byly otestovány dva přístupy vzájemně se lišící řečovou jednotkou. V prvním případě se jednalo o monofónový akustický model a v druhém trifónový. U obou přístupů je řečová jednotka reprezentována třístavovým *HMM* modelem se spojitou výstupní pravděpodobnostní funkcí pro každý stav. Jelikož je pro češtinu množství trifónů opravdu velké, jsou využity fonetické rozhodovací stromy pro určení trifónů a korespondujících stavů. Jednoduše řečeno jsou vytvořeny shluky trifónů, protože většinou není k dispozici dostatek dat pro natrénovalní všechny varianty trifónů. Pro určení optimálních parametrů modelu pro EL byly použity znalosti z části 5.5. Pro zdravého řečníka je pro každou část experimentu vytvořeno několik modelů lišící se počtem stavů a gaussovských směsí. Všechny akustické modely jsou natrénovalny pomocí HTK-Toolkitu v3.4. Celkem bylo vytvořeno 24 akustických modelů, 12 pro EL řečníka (6 monofónových a 6 trifónových) a 12 pro zdravého řečníka.

Pro otestování modelů byla vytvořena testovací sada čítající 500 vět náhodně vybraných z původních korpusů (pro oba řečníky stejná). Testovací sada tak představuje přibližně 1 hodinu řeči pro každého řečníka. Pro fungování ASR systému je potřeba, kromě akustického, i jazykový model. Ten určuje pravděpodobnost písmene/slova na

základě předchozích pozorování. V rámci tohoto experimentu jsou uvažovány dva jazykové modely

1. *zero gramový jazykový model* - v tomto případě mají všechna slova v modelu stejnou pravděpodobnost $P_r(w_n|w_1, \dots, w_{n-1}) = \frac{1}{N}$, kde N je počet slov ve slovníku. V tomto případě $N = 2885$, jinými slovy perplexita modelu je 2885. Testovací slovník je vytvořen z testovací sady, model tedy naobsahuje OOV¹⁴.
2. *trigramový jazykový model* - u tohoto modelu odpovídá pravděpodobnost následujícího slova $P_r(w_n|w_1, \dots, w_{n-1}) = p(w_n|w_{n-2}, w_{n-1})$. K získání $p(w_n|w_{n-2}, w_{n-1})$ posloužil SRILM Toolkit s Kneser-Ney vyhlazováním¹⁵ [30], které se podle [31] ukázalo jako optimální pro tyto typy modelů. Jako trénovací data byly použity texty z novinových článků, webových stránek a přepisů televizních pořadů. Celkem model obsahuje 360K nejvíce frekventovaných slov. OOV bylo 3,8% a perplexita 3380.

V kombinaci s vytvořenými akustickými modely to představuje 4 dílčí experimenty. Jen pro doplnění je nutné poznamenat, že přesnost modelů je vyhodnocována na slovech.

Tab. 5.5 a 5.6 zobrazují výsledky¹⁶ pro monofónový akustický model a zero gramový jazykový model, resp. trigramový jazykový model. V obou případech je vidět očekávané chování přesnosti modelu u zdravého řečníka. Ke konečné podobě fonetické sady se dospělo po dlouholetém výzkumu a počet fonémů je tak optimální. Redukcí fonetické sady je omezena komplexita modelu a tím pádem dochází ke zhoršení přesnosti. Překvapující může být horší výsledky u zdravého řečníka v tab. 5.6.

¹⁴Out-of-vocabulary (OOV) - slova, která nejsou obsažena ve slovníku jazykového modelu.

¹⁵Vyhazování slouží k vyřešení problému s OOV, kdy trénovací data neobsahovala OOV, a proto není k dispozici $p(w_n|w_{n-2}, w_{n-1})$.

¹⁶V tomto případě jsou výsledky udávány ve formě přesnosti, protože se zde využívá HTK oproti Kaldi v ostatních experimentech.

Toto chování může být vysvětleno vyšší perplexitou trigramového jazykového modelu v kombinaci s relativně jednoduchým monofónovým akustickým modelem.

U EL řečníka je vidět dílčí zlepšení u 2 modelů (tab. 5.5), resp. 1 modelu v případě trigramového modelu (tab. 5.6). Ve většině případech však redukce fonetické sady vedla ke zhoršení přesnosti. U EL řečníka došlo ke zlepšení při použití trigramového jazykového modelu, to nasvědčuje tomu, že monofónový akustický model není úplně ideální pro odhad sekvence fonémů.

Model	Zdravý [%]	EL [%]
Baseline	91,35	83,05
/f/ → /v/	89,96	83,05
/k/ → /g/	90,68	83,10
/s/+/š/ → /z/+/ž/	88,77	83,71
/t/+/ť/ → /d/+/ď/	90,05	82,47
Náhrada všech	86,58	82,78

Tabulka 5.5: Vliv redukce fonetické sady na přesnost ASR systému s monofóním akustickým a zerogramovým jazykovým modelem pro zdravého a EL řečníka.

Model	Zdravý [%]	EL [%]
Baseline	87,47	84,92
/f/ → /v/	87,42	84,51
/k/ → /g/	86,36	85,50
/s/+/š/ → /z/+/ž/	84,81	84,75
/t/+/ť/ → /d/+/ď/	86,38	84,38
Náhrada všech	83,77	84,34

Tabulka 5.6: Vliv redukce fonetické sady na přesnost ASR systému s monofóním akustickým a trigramovým jazykovým modelem obsahujícím 360k slov pro zdravého a EL řečníka.

V tab. 5.7 a 5.8 jsou pak vypsány výsledky pro trifónový akustický model se zerogramovým resp. trigramovým jazykovým modelem. Stejně jako u předchozích dvou

experimentů, tak i zde je vidět, že redukce fonetické sady vede u zdravého řečníka vždy ke zhoršní přesnosti modelu. Také je tu možné vydedukovat, že trifónový akustický model dosahuje výrazně lepších výsledků než monofónní model. Zhoršení u EL řečníka v tab. 5.7 je s největší pravděpodobností způsobeno fonetickými stromy, protože není dostatek dat pro všechny možné varianty trifónů. Tím pádem model pro určité trifóny vrací špatné sekvence znaků. Zerogramového jazykový model to pak nedokáže zachránit, protože všechny slova mají stejnou pravděpodobnost $P_r(w_n|w_1, \dots, w_{n-1}) = \frac{1}{2885}$. Tím pádem může dojít k rozpoznávání špatného slova a nižší celkové přesnosti. Tuto domněnkou potvrzuje rapidní zlepšení v případě trigramového jazykového modelu (tab. 5.8), kde již jazykový model významně přispívá k přesnosti modelu.

U obou experimentů s trifónovým jazykovým modelem došlo ke zlepšení u dvou modelů (tab. 5.7 a 5.8), ale stejně jako v případě monofónového modelu vedla ve většině případů redukce fonetické sady ke zhoršení.

Model	Zdravý [%]	EL [%]
Baseline	92,66	82,60
/f/ → /v/	92,41	82,23
/k/ → /g/	92,57	83,30
/s/+/š/ → /z/+/ž/	92,28	83,28
/t/+/ť/ → /d/+/ď/	92,28	82,13
Náhrada všech	91,03	82,18

Tabulka 5.7: Vliv redukce fonetické sady na přesnost ASR systému s trifónovým akustickým a zerogramovým jazykovým modelem pro zdravého a EL řečníka.

Ze získaných výsledků je možné usoudit, že redukce fonetické sady může vést ke zlepšení přesnosti. Nicméně předpoklad, že všechny neznělé fonémy jsou shodné se svými znělými ekvivalenty se nepotvrdila. Zároveň není možné úplně říci, že je možné, např. dvojici /s/ a /š/, za každých okolností převést na znělou variantu a dosáhnout tím lepších výsledků. Při hlubší analýze výsledků se ukázalo, že velmi

Model	Zdravý [%]	EL [%]
Baseline	95,80	87,65
/f/ → /v/	95,46	87,51
/k/ → /g/	95,55	88,38
/s/+/š/ → /z/+/ž/	95,07	88,31
/t/+/ť/ → /d/+/ď/	95,39	87,60
Náhrada všech	94,53	86,97

Tabulka 5.8: Vliv redukce fonetické sady na přesnost ASR systému s trifónovým akustickým a trigramovým jazykovým modelem s 360k slov pro zdravého a EL řečníka.

záleží na kontextu daného fónemu, protože jeho podobu velmi ovlivňují fonémy v bezprostředním okolí. Řeč představuje spojitou formu signálu a při vyslovování různých slov obsahujícím stejný foném s odlišným okolím dochází i třeba k odchylkám v artikulaci, např. *hrad* vs. *hod*. Toto pozorování ověřil i dodatečný experiment, ve kterém se u náhrady /s/ za /z/ vynechal trifón *b-s+t*, který je nápríklad ve slově *obstát*. Díky vynechání tohoto trifónu byla výsledná nejlepší přesnost u trifónového akustického modelu 83,39 % v případě zerogramového jazykového modelu a 88,37 % v případě trigramového modelu. Přestože se jedná o marginální zlepšení, tak ho bylo docíleno jedním trifónem. Nicméně určení toho jaké trifóny vynechat z nahrazování není triviální úloha.

Zajímavý je také rozdíl mezi přesností modelu pro zdravého a EL řečníka. Přestože se v obou případech jedná o individuální modely šité „na míru“ řečníkovi, tak průměrný rozdíl je 6,24 % absolutně a 40,38 % relativně. To značí, že je potřeba se zabývat myšlenkou jak upravit akustický model, aby dosahoval lepších výsledků a v ideálním případě dosahoval podobných výkonů jako modely pro zdravé řečníky.

Naopak očekávaným výsledkem bylo zhoršená přesnosti pro zdravého řečníka ve všech případech redukce fonetické sady. Dále se potvrdilo, že komplexnější trifónový model dosahuje ve většině případů lepších výsledků. To je nepochybně způsobeno tím,

že každý foném máme modelován pomocí více *HMM* stavů, protože se bere v potaz i jeho okolí, kdežto pro monofónový model nikoli.

Kapitola 6

Návrh a realizace úprav ASR

Z experimentů provedených v části 5.5 vyplynula potřeba rozšířit řečový korpus. V části 5.5.1 se ukázalo, že v určitých případech jsou neznělé fonémy produkovány jako znělé. Pro lepší porozumění tohoto jevu je nezbytné, aby řečový korpus obsahoval co možná nejvíce promluv zahrnující slova s odlišným významem, ale lišící se pouze ve znělosti právě jednoho fonému.

Tato část se zaměřuje na získání takovýchto slov a experimentů s nimi. Hlavním experimentem je porovnání schopností člověka a stroje tato slova od sebe odlišit. Na základě poznatků z tohoto experimentu jsou navrženy úpravy, které mají sloužit k zlepšení systémů rozpoznávání řeči.

6.1 Doplnění řečového korpusu o specifická data - vliv nových dat na kvalitu AM

Před samotným nahráváním je nezbytné vybrat co možná nejvíce dvojic slov, které se liší významem a znělostí právě jednoho fonému. Příkladem může být dvojice slov *kosa* + *koza* nebo *přibít* + *přibít*. Pro tento účel je použit algoritmus výběru slov, který je následující:

1. načtení dat (slovník, párové fonémy)
2. shluknutí všech slov vedoucích ke stejné transkripci
3. vytvoření všech možných kombinací dvojic slovních transkripcí
4. nalezení dvojic transkripcí, které se liší právě ve znělosti jednoho fonému¹
5. výběr dvojic slov na základě vybraných transkripcí

Vstupem algoritmu je „slovník“ obsahující slova a jejich fonetický přepis, dále pak dvojice fonémů (znělý + neznělý). Jako slovník posloužil, v tomto konkrétním případě, seznam slov s fonetickými přepisy pocházející z jazykového modelu obsahující 1,2 milionu slov. Pomocí výše zmíněného algoritmu se podařilo nalézt 160 párů slov lišících se znělostí právě jednoho fonému, celkem tedy 320 slov. Ke každému nalezenému slovu je následně vybrána minimálně jedna věta obsahující toto slovo (ale nikoli druhé slovo z dvojice), těchto vět je pak 418. Příklad takto vybraných vět je uveden níže:

Zkoušel jsem to několikrát, ale pokaždě padla kosa na kámen.

Do basy nemusí, vlk žere, koza žije.

Vybraná slova a věty jsou základem pro 2. etapu nahrávání, která se uskutečnila během dvou sezení v červenci roku 2016. Jedná se tedy o relativně velký časový odstup od 1. etapy. Nahrávání se zhostil stejný řečník jako v případě té první (viz část ??). Samotné nahrávání bylo rozděleno do dvou samostatných sezení, mající mezi sebou týdenní rozestup. Oproti 1. etapě probíhalo nahrávání v odhlučněné nahrávací komoře za pomocí profesionálního nahrávacího zařízení. Mikrofon byl od úst řečníka vzdálen přibližně 15 cm, protože byl použit studiový mikrofon, který kvůli své velikosti, už z podstaty, není možné přiložit přímo na tvář jako v případě 1. série nahrávání. K

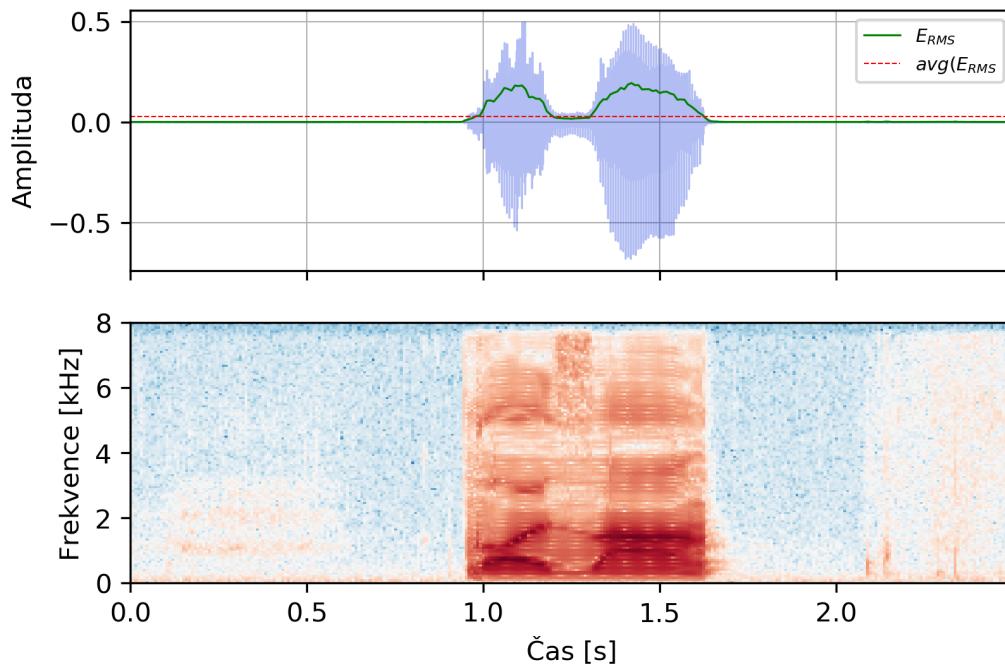
¹Konkrétně algoritmus vzájemně porovná obě slova a najde rozdílné fonemy. Pokud tyto rozdíly odpovídají některé z dvojic párových fonémů, tak je dvojice přijata.

nahrávání byl použit speciální software, který kontroloval zda každá nahrávka splňuje určité parametry. Každá nahrávka musí mít na svém začátku a konci minimálně 0,5 s ticha a zároveň celá nahrávka nesmí být příliš tichá a zároveň přebuzená (kontrolováno pomocí energie). Pokud nahrávka nesplňuje definované parametry, je zamítnuta a řečník musí promluvu zopakovat.

V části ?? je zmíněno, že je nezbytné provádět anotaci nahrávek, aby mohl být korpus kompletní. Samotná anotace je relativně zdlouhavý proces, a proto je dobré pořídit přesné promluvy vybraných slov a vět již v průběhu nahrávání. K tomu slouží další z funkcí nahrávacího softwaru, který řečníkovi vždy ukáže text, který je potřeba vyslovit. Společně s audio záznamem je pak uložen i tento text. K dispozici je tedy nahrávka a její „přepis“. Nicméně samotný řečník často může udělat chybu aniž by si toho všiml (např. záměna podobných slov apod.) a software nijak nekontroluje co je ve skutečnosti vysloveno. Z tohoto důvodu je nahrávání přítomen operátor, který poslouchá co bylo řečeno a v případě potřeby zamítné nahrávku. Řečník následně musí promluvu opakovat, dokud nahrávka neodpovídá požadovaným parametry a zároveň je její obsah správný.

Na obr. 6.1 a 6.2 jsou ukázky audio záznamu slova „kosa“ a věty „Zkoušel jsem to několikrát, ale pokaždé padla kosa na kámen.“. Pokud se nahrávky porovnají s daty získanými v 1. etapě (obr. 5.1), tak hlavním rozdílem je vyšší kvalita nahrávek, zejména vyšší amplituda. Ze zobrazených spektrogramů je zřejmé, že šum je přítomen v menším množství a intenzitě než v předchozích nahrávkách. To je vlivem změny mikrofonu, který již není přilepen ke tváři řečníka a nezaznamenává, tak vibrace přenášené měkkou tkání. Daří se vidět v nižších frekvencích řeči, které jsou na spektrogramu výraznější. Přestože se jedná o stejného řečníka, tak zaznamenaná řeč nemá úplně identické parametry. Hlavním důvodem bude nepochybně změna nahrávací aparatury a procesu nahrávání. Nezanedbatelný vliv bude mít i relativní nestálost prametrů EL řeči, zvláště v delším časovém období. Kvalita a parametry EL řeči jsou

totíž velmi závislé na typu a pozici elektrolarynxu, ten se v době mezi nahráváními navíc změnil.

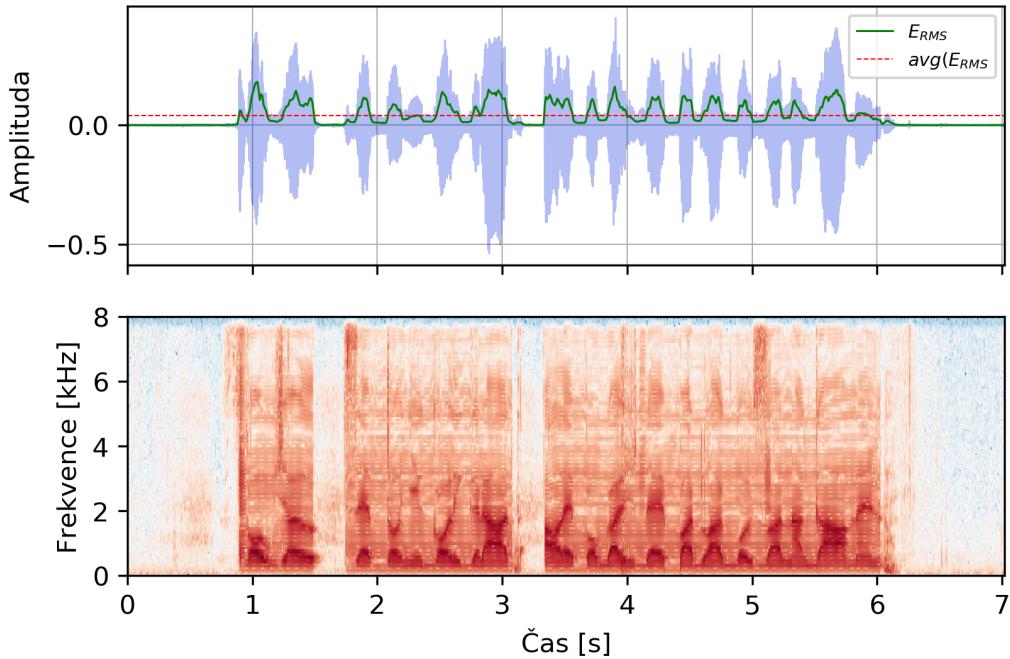


Obrázek 6.1: Průběh a spekrogramu slova „kosa“ s společně s vyznačenou energií EL promluvy.

Tab. 6.1 přibližuje souhrnné parametry nahrávek pořízených v 2. etapě nahrávání. Celkem se pořídilo získat přibližně 2 hodiny řeči (každá nahrávka obsahuje 0,5 s ticha na začátku a konci). Z toho přibližně jen 10 % představují izolovaná slova. Společně s novými daty tak korpus obsahuje téměř 14 hodin audio záznamů a k nim příslušných přepisů.

Nahrávání	Délka /HH:MM:SS/	Počet slov	Počet vět	Počet souborů
2016.07 - 2016.07	2:13:56	320	420	740

Tabulka 6.1: Informace o korpusu nahrávek z 2. etapy nahravání.



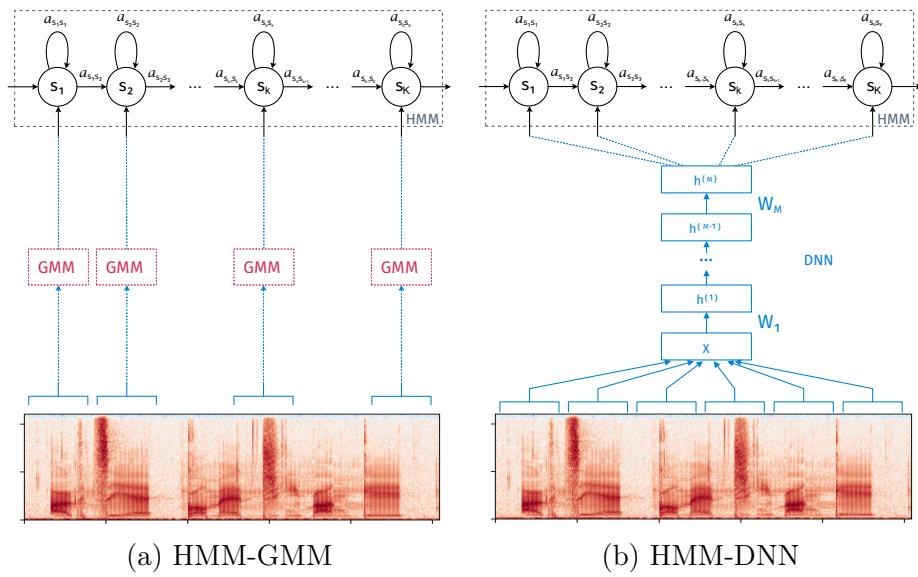
Obrázek 6.2: Průběh a spektrogram promluvy obsahující slovo „kosa“ a vyznačenou energií EL promluvy.

6.1.1 Vliv nových dat na kvalitu modelů

Mezi lety 2012 a 2016 zaznamenalo rozpoznávání řeči překotný vývoj používaných technologií. Do té doby state-of-the-art modely stavěly na kombinaci *HMM* a „gaussovských směsí“ *GMM*. U těchto modelů má každý *HMM* stav svou směs, viz obr. 6.3a. Pravděpodobnost přechodu mezi stavy *HMM* pak určuje tyto směsi. Jejich parametry jsou získány na základě trénování. S příchodem open source frameworku Kaldi [32] a rozmachem GPU výpočtů se začaly objevovat modely využívající hluboké neuronové sítě (*DNN*) .

Rozpoznávání řeči je možné si představit sequence-to-sequence modely, tedy jako převod sekvence akustických parametrů do sekvence znaků/slov. Pro tento typ úloh se a priory hodí rekurentní neuronové sítě (RNN), ale jejich slabinou je enormní výpočetní náročnost i mimo trénovací fázi a také potřeba enormního množství dat, pokud

má být vytvořen end-to-end² systém [33]. Vytvoření čistě RNN end-to-end ASR systému je tak nesmírně nákladné (data, HW, atd.). V současné době se převážně využívá kombinace *HMM* modelu, který je také zástupcem rodiny sequence-to-sequence modelů, a *DNN*. Hlavním rozdílem oproti těm s *GMM* spočívá v tom, že pro všechny *HMM* stavy se trénuje pouze jedna neuronová síť, pomocí které jsou určovány přechody mezi stavy, viz obr. 6.3b. Navíc tím, že tato neuronová síť určuje „pouze“ přechody mezi jednotlivými stavy *HMM*, tak může být řádově menší a jednodušší, než kdyby se jednalo o end-to-end model. Tím pádem je rychleji natrénovaná a je potřeba řádově méně dat.



Obrázek 6.3: Znázornění odlišného principu *HMM-GMM* a *HMM-DNN*.

Ověření přínosu nových dat

S novými daty je možné natrénovat modely a ověřit, zda je s nimi systém schopen pracovat. Oproti ?? je použit framework Kaldi, který se stal standardem pro vytváření akustických modelů. Samotný framework se skládá z velkého množství utilit,

²End-to-end systémem je ve valné většině případů myšlen systém, do kterého vstupuje audio framů a vystupuje z něj sekvence znaků. Vývojář takového systému často nepoužívá parametrizované audio.

která každá plní určitý „jednoduchý“ úkol v procesu vytváření/testování modelu. Kompletní proces vytváření modelu se tak sestává z postupného spouštění těchto užití v přesně definovaném pořadí. Autoři frameworku připravili nepřeberné množství skriptů, které slouží k vytvoření různých typů modelů. Všechny modely pro EL řeč vycházejí ze skriptů pro natrénování modelů z Wall Street Journal (WSJ) korpusu, který je nejčastěji požíván jako jakýsi benchmark ASR systémů. Skripty jsou jen drobně upraveny, aby výsledný model odpovídal EL doméně a bylo jej vůbec možné vytvořit.

Přestože *DNN* nahradily *GMM* v *HMM*, tak k jejich natrénování je nezbytné nejprve natrénovat *HMM-GMM* model, který slouží k prvnímu zarovnání (určení hranic jednotlivých fonémů v rámci audio náhrávky). To slouží jako startovní bod pro neuronovou síť. Tím, že je trénována pouze jedna síť, tak je k dispozici řádově více dat³ k jejímu natrénování, na druhou stranu má tato síť mnohem více parametrů než všechny *GMM* směsi dohromady a tak je potřeba dbát na velikost sítě. Nicméně pro standardní WSJ *DNN* (6 vrstev, každá s 1024, 2048 nebo 4096 neurony) je dat dostatek.

Přestože vývoj výpočetních GPU postupuje závratnou rychlostí, tak natrénování standardního *HMM-DNN* modelu trvá o poznání déle než *HMM-GMM*. Pro ověření zda je možné vytvořit model ze všech dat, která jsou k dispozici, poslouží dobře i *HMM-GMM* model, který stejně slouží jako startovní bod pro *HMM-DNN*, tak by se vytvářel tak jako tak. Pokud tyto modely neposkytnou *DNN* alespoň trochu „dobré“ počáteční podmínky, tak sofistikovanější *DNN* nemusí pomoci.

Základem procesu vytvoření modelu jsou tedy Kaldi WSJ skripty. Jako první se vytvoří monofónový akustický model. Data jsou zparametrizována pomocí Perceptual Linear Prediction (PLP) s 12 kepstrálními, delta a delta-delta koeficienty. Tento monofónový model je speciální případ kontextově závislých modelů, bez levého a pravého

³V případě *HMM-GMM* má každý stav své *GMM* a tím pádem, čím více stavů, tím méně trénovacích dat pro každou směs.

(fonémového) kontextu. Následně jsou natrénovány trifónové modely. Stejně jako v experimentech provedených v části ??, tak i zde jsou použity rozhodovací stromy, protože počet všech variant trifónů je příliš velký a dat nedostatek.

V předchozí části ?? byl korpus rozdělen na trénovací a testovací sadu. Po rozšíření korpusu je rozdělení dat z 1. etapy ponecháno a nová data rozdělena mezi trénovací a testovací sadu. Všechny nahrané věty v 2. etapě jsou použity v trénovací a všechna slova naopak v testovací sadě. Toto rozdělení je logické, protože důvodem rozšíření korpusu je snaha ověřit funkčnost ASR systémů na slovech, která mají rozdílný význam, ale liší se pouze znělostí jednoho fonému. Jelikož z výsledků v části ?? vyplývá, že určité spektrum trifónů je možné reprezentovat pouze pomocí znělých variant, tak při použití nahraných slov bude teoreticky možné lépe prozkoumat tuto otázku.

Pro otestování výše popsaného modelu je opět použit monofónový zerogramový jazykový model tak, aby co nejméně ovlivňoval dosažené výsledky. Na kompletní testovací sadě byla dosažena přesnost 54,96 %. V případě, že testovací sada obsahuje pouze nově nahraná slova, tak dokonce jen 42,97 %. Což je významné zhoršení oproti výsledkům dosažených v ??, kde bylo dosaženo více něž 80 % přesnosti. Pro výpočet přesnosti je ve všech případech použita rovnice (5.2).

Pro ověření, že není chyba v procesu trénování (přeci jen se změnil framework) poslouží křížový test, kdy pomocí stejného procesu jsou natrénovány modely z původních (1. etapa) a nových (2. etapa) dat a křížově otestovány na kompletní, původní a jen nové části testovací sady. Výsledky tohoto testu jsou v tab. 6.2. Z té je jasně patrné, že pokud je model natrénován a otestován pomocí dat pocházející ze stejné etapy, tak je dosaženo podobných výsledků jako v ?.?. Trénovací proces je tedy „správný“.

Eliminace vlivu kanálu

Z prezentovaných výsledků tedy plyne, že nová data jsou příliš odlišná od původních a v parametrickém prostoru příliš vzdálena těm původním. Zároveň je těchto dat

Model	Accuracy	
	1. etapa [%]	2. etapa [%]
1. etapa	76,64	19,24
2. etapa	15,63	82,97

Tabulka 6.2: Křížový test modelů natrénovaných a otestovaných na datech z 1. a 2. etapy.

relativně malé množství, aby se mohly modely plně adaptovat. Na zmíněný rozdíl v datech je možné se koukat jako na změnu kanálu, která je příčinou těchto změn. Řečník je přeci stejný. V předchozím textu bylo zmíněno, že v rámci 2. etapy došlo ke změně nahrávací procedury a také elektrolarynxu. Tím byl pozměněn kanál a logicky výsledná zaznamenaná řeč má jiné parametry než ta v 1. etapě. Mezi další prvky, které mohou způsobit změnu kanálu může být prostředí, tedy jestli je řeč produkována uvnitř nějaké místnosti, či venku, jestli je na pozadí přítomen šum atd. K tomu, aby bylo možné použít všechna dostupná data, je potřeba eliminovat tento vliv kanálu. K jeho eliminaci se standardně používá *CMN*, což je zkratka anglických slov Cepstral Mean Normalisation. Principem této metody je odstranení vlivu kanálu na základě střední hodnoty kepstrálních koeficientů, viz dále.

Zaznamenaný signál je možné popsat jako konvoluci promluvy a vlivu kanálu, matematicky zapsáno jako

$$y[n] = x[n] \circledast h[n], \quad (6.1)$$

kde $x[n]$ představuje vstupní signál, tedy řeč, a $h[n]$ odezvu kanálu na jednotkový impulz. Zaznamenaný signál je jejich již zmíněnou lineární konvolucí. Ve frekvenční oblasti je pak rovnice (6.1) zapsaná následovně:

$$Y[f] = X[f] \cdot H[f] \quad (6.2)$$

V této oblasti se z konvuluce stalo násobení, což značně zjednodušuje situaci. K odstranění vlivu kanálu je, ale ještě potřeba převést hodnoty do kepstrálná oblasti. To je realizováno pomocí logaritmu spektra

$$Y[q] = \log(Y[f]) = \log(X[f] \cdot H[f]) = X[q] + H[q], \quad (6.3)$$

kde q představuje kepstrální koeficient. V kepstrální oblasti je vliv kanálu aditivní složkou výsledného záznamu. Problémem však je, že konkrétní hodnota vlivu kanálu je neznáma, protože k dispozici je pouze výsledný ovlivněný signál. Předpokládejme však, že vliv kanálu je stacionární⁴, tak poté je možné každý frame nahrávky i zapsat jako

$$Y_i[q] = H[q] + X_i[q], \quad (6.4)$$

kde $Y_i[q]$ představuje i frame kepstra q nahrávky a $X_i[q]$ představuje i frame kepstra q neovlivněné řeči. Z této rovnice je pak možné vypočítat střední hodnotu

$$\frac{1}{N} \sum_i Y_i[q] = H[q] + \frac{1}{N} \sum_i X_i[q]. \quad (6.5)$$

Vliv kanálu je následně možné eliminovat odečtením střední hodnoty kepstra q od aktuální hodnoty kepstra $Y_i[q]$

⁴Jedná se sice o silný, ale logický předpoklad. Pokud se vztáhne k pořízenému řečovému korpusu, tak v rámci jedné etapy nahrávání, je proces nahrávání neměnný, tzn. je použita stejná aparatura a k nahrávání dochází vždy ve stejné místnosti.

$$\begin{aligned}
R_i[q] &= Y_i[q] - \frac{1}{N} \sum_j Y_j[q] \\
&= H[q] + X_i[q] - \left(H[q] + \frac{1}{N} \sum_j X_j[q] \right) \\
&= X_i[q] - \frac{1}{N} \sum_j X_j[q]
\end{aligned} \tag{6.6}$$

S pomocí rovnice (6.6) je možné odfiltrovat vliv kanálu a teoreticky tak získat hodnoty kepstrálních koeficientů odpovídající nezkreslené řeči. Otázkou je, přes jaký úsek počítat střední hodnotu. Je možné ji počítat přes posuvné okénko fixní délky, přes jednotlivé nahrávky, nebo dokonce přes všechny nahrávky konkrétní etapy. Pokud totiž bude úsek, přes který je počítána průměrná hodnota, krátký, tak se může stát, že vypočtená střední hodnota nebude odpovídat skutečné střední hodnotě umožňující eliminaci vlivu kanálu. V tomto případě, kdy nahrávky dělí velký časový úsek a i proces nahrávání byl změněn, je toto potřeba odexperimentovat.

Pro zjištění jaká možnost je optimální je použit stejná trénovací procedura jako v předešlých experimentech s novými daty. Jediný rozdíl je v datech, na kterých bylo aplikováno *CMN*. Celkem byly uvažovány dva experimenty, a to

- *CMN* počítáno pro každou nahrávku,
- *CMN* počítáno pro celou etapu,

algoritmus *CMN* aplikovaný na datech byl implementován na katedře kybernetiky Fakulty aplikovaných věd.

V tab. 6.3 jsou výsledky experimentu s *CMN* počítaném přes jednotlivé nahrávky. Z dosažených výsledků je zřejmé, že pokud se *CMN* počítá přes jednotlivé nahrávky, tak je oproti výsledkům v tab. 6.2 dosaženo určitého zlepšení, zvláště pokud je model natrénován na datech z 1. etapy a otestován na datech z 2. etapy, ale výsledky nejsou

zdaleka tak dobré, jako v případě, že je model natrénován a otestován na datech ze stejné sady. Vliv tu může hrát fakt, že zejména nahrávky izolovaných slov jsou relativně krátké a vypočtené střední hodnoty, tak nabývají odličných hodnot.

Model	Accuracy	
	1. etapa [%]	2. etapa [%]
1. etapa	76,63	46,50
2. etapa	27,43	82,72

Tabulka 6.3: Křížový test modelů natrénovaných a otestovaných na datech z 1. a 2. etapy s CMN přes jednotlivé soubory.

Další experiment je tedy s daty, kde bylo CMN vypočteno ze všech nahrávek konkrétní etapy. V tab. 6.4 je vidět markantní zlepšení výsledků. Pokud je model natrénován na datech z 1. etapy a otestován na datech z libovolné etapy, tak jsou dosažené výsledky velmi podobné. Nejhoršího výsledku je dosaženo, pokud je model natrénován na datech z 2. etapy a otestován na těch z té 1. V tomto případě hraje velký vliv, že model je natrénován z relativně malého množství dat (pouhé 2 hodiny). Pokud je tedy CMN počítáno přes všechny nahrávky v etapě, tak je dosaženo významného zlepšení a vliv kanálu je v podstatě eliminován. Pro doplnění je dobré zmínit, že pokud je model natrénován ze všech trénovacích dat (1. a 2. etapa) a otestován pomocí kompletní testovací sady, tak je dosažená přesnost s monofónovým zero gramovým jazykovým modelem rovna 77,69 %, což je výsledek přibližující se hodnotám dosaženým v prvních experimentech v části ??.

Model	Accuracy	
	1. etapa [%]	2. etapa [%]
1. etapa	77,84	75,92
2. etapa	60,39	82,64

Tabulka 6.4: Křížový test modelů natrénovaných a otestovaných na datech z 1. a 2. etapy s CMN přes všechny nahrávky v etapě.

Z výsledků v tab. 6.3 je možné odvodit, že pokud se *CMN* počítá přes posuvné okénko fixní délky, tak dosažené výsledky nejsou zrovna dobré. Což se i experimentálně potvrdilo, když výsledná přesnost dosáhla hodnoty 56,51 %, pokud jsou použita všechna data. Nicméně framework Kaldi umožňuje aplikování CMVN, což je Cepstral mean and variance normalization. Oproti standardními *CMN* je uvažována i variance v kepstrální oblasti. Technicky je pravá část rovnice (6.6) ještě podělena vypočtenou variancí daného kepstrálního koeficientu q . Takže pokud je použito Kaldi CMVN, tak výsledná přesnost, na modelu trénovaném a testovaném na všech datech, dosáhla hodnoty 76,15 %. Tento výsledek je srovnatelný s modelem využívající *CMN* přes všechny nahrávky v dané etapě.

Po zjištění vhodného nastavení *CMN*, pro odfiltrování vlivu kanálu, je dalším krokem natrénování neuronové sítě. V předchozím textu bylo zmíněno, že neuronová síť jako počáteční podmínky používá zarovnání získané pomocí *GMM*. To je získáno díky natrénovaným modelům s *CMN* přes všechny nahrávky. Trénovaná neuronová síť je typu fully connected feedforward s 6 vrstvami (5 skrytých vrstev). Postupně je natrénována síť s 1024, 2048 a 4096 neurony v každé vrstvě, výstupní vrstva je typu softmax s dimenzí rovnou počtu *HMM* stavů. Jazykový model je stejně jako u všech předchozích experimentů monofónový zerogramový. Tab. 6.5 ukazuje dosažené výsledky všech natrénovaných variant. Nejvyšší přesnosti dosahuje model s 4096 neurony v každé vrstvě, ale rozdíl od ostatních variant není velký. Oproti nejlepšímu *GMM* modelu *DNN* síť přidala dalších 6,97 % absolutně.

Počet neuronů	Accuracy [%]
1024	84,26
2048	84,51
4096	84,66

Tabulka 6.5: Dosažená přesnost neuronové sítě s monofónovým zerogramovým jazykovám modelem.

6.2 Poslechový test a porovnání výsledků člověka a stroje

V předchozím textu byly prezentovány různé dosažené výsledky, ale ty zatím nedokázali odpovědět na zásadní otázku: „Dokáže se stroj⁵ vyrovnat človéku?“. Přestože je EL řeč na první poslech obtížně srozumitelná, tak již po krátké době je člověk schopný obstojně porozumět. S přibývajícím časem se do určité míry porozumnění ještě zlepšuje. Jak je na tom tedy stroj v porovnání s člověkem?

Ještě než je vůbec možné na tuto otázku odpovědět, tak je dobré si odpovědět na otázku: „Jakým způsobem porovnat schopnosti člověka a stroje?“. K tomu může posloužit poslechový test, ve kterém mají posluchačí za úkol určit, z předem definovaných možností, co je obsahem promluv. Otestování schopností stroje pak probíhá pomocí experimentu, kde na vstupu systému jsou stejné promluvy, která jsou součástí poslechového testu, a výstupem je přepis. Metrika je pak počítána na základě správně/špatně určeného obsahu promluv. Prostým porovnáním správně určeného obsahu člověka a stroje je pak možné odpovědět na první „položenou“ otázku.

Při přípravě experimentu vykristalizovaly tyto varianty poslechového testu:

- test na izolovaných slovech,
- test na slovních bigramech.

Tím, že promluvy obsahují pouze izolovaná slovo (v druhém případě dvojici slov) je do značné míry eliminován vliv kontextu. Ten v mnohých případech pomáhá se správným určením významu slova i přesto, že nebylo dobře rozumnět. Pokud se bude navíc experiment skládat z množiny promluv, která obsahuje pouze slova popsaná v části 6.1, tak je možné určit jak „dobře“ je člověk (stroj) určit význam a případně od sebe odlišit tato slova.

⁵Stroj je zde reprezentován systémem automatického rozpoznávání řeči.

6.2.1 Izolovaná slova

Určení významu slova, které bylo vysloveno v klidném prostředí se jeví jako velice jednoduchý úkol, ale pokud jej vyslovil řečník používající EL, tak už to tak snadné být nemusí, zvlášť pokud se jedná o slova v popsaná v 6.1. V tomto případě mají účastníci poslechového testu za úkol postupně vyslechnout 320 nahrávek izolovaných slov a vybrat jednu z předem definovaných odpovědí:

- a) slovo A (*např. kosa*),
- b) slovo B (*např. koza*),
- c) nemohu rozhodnout.

Ve výčtu možností je vždy skutečně pronesené slovo a k němu pak varianta lišící se pouze znělostí jednoho fonému. První dvě možnosti jsou vždy v abecedním pořadí. Nahrávky použité v rámci poslechového testu odpovídají nahraným slovům v rámci 2. etapy nahrávání. Poslechového testu se účastnilo 19 subjektů z řad kolegů.

Výstupem poslechového testu je tabulka s procentuálním zastoupením jednotlivých odpovědí pro každou nahrávku. V tab. 6.6 je zobrazen výňatek získaných výsledků. Správné odpovědi jsou zvýrazněny tučně. První příklad reprezentuje situaci kdy účastník nebyl jednoznačně schopen určit význam slova. Druhý příklad pak ukaže situaci, kdy všichni účastníci vybrali z komplementárních slov vždy pouze jediné, a to nehledě na to, které jim bylo ve skutečnosti puštěno. V tomto konkrétním případě tedy posluchači vždy „slyšeli“ slovo „koza“. Dalo by se tedy usuzovat, že slova „kosa“ je akusticky identické se slovem „koza“. Poslední případ reprezentuje situaci, kdy většina účastníků byla schopna určit správně význam slova. Celková přesnost pak dosáhla hodnoty $Acc_w^{human} = 70,47\%$ a byla vypočtena pomocí následujícího vzorce

$$Acc_w^{human} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N f_i * 100, \quad (6.7)$$

kde $n = 320$ a f_i se rovná relativní frekvenci správných odpovědí na otázku i v poslechovém testu s izolovanými slovy.

Slovo	Možnost a) [%]	Možnost b) [%]	Možnost c) [%]
borce	57,90	36,84	5,26
porce	21,05	52,63	26,32
kosa	0,00	100,00	0,00
koza	0,00	100,00	0,00
přibít	94,74	5,26	0,00
připít	10,52	89,48	0,00

Tabulka 6.6: Ukázka výsledku poslechového testu na izolovaných slovech.

Slovní bigramy

V druhém poslechovém testu mají za úkol vyslechnout 333 nahrávek slovních bigramů⁶ a vybrat jednu z předem definovaných odpovědí. Ty mají vždy následující formát

- a) slovo A + slovo A (*např. kosa + kosa*),
- b) slovo A + slovo B (*např. kosa + koza*),
- c) slovo B + slovo A (*např. koza + kosa*),
- d) slovo B + slovo B (*např. koza + koza*).

Je zřejmé, že to představuje všechny kombinace, které lze z dvojice vytvořit. Dvojice slov vždy tvoří již několikrát zmíněné dvojice slov mající jiný význam, ale lišící se právě v jednom fonému. Rozšířený řečový korpus, tak jak je popsáný v části 6.1, ale neobsahuje tento typ nahrávek. Tím pádem je potřeba je vytvořit „uměle“. Což není velký problém, protože každá nahrávka izolovaného slova obsahuje minimálně 0,5 s

⁶Nahrávky obsahují dvě po sobě vyslovená slova.

ticha na začátku a konci. Pokud jsou tyto nahrávky spojeny⁷, vznikne jediná nahrávka obsahující dvě zájmová slova oddělena krátkou pauzou. Z každé dvojice slov vznikly vždy dvě nahrávky lišící se pořadím slov.

Vyšší počet položek v testu je zapříčiněn faktem, že pro určitá slova existuje více než jedna kombinace s jiným slovem⁸. Ve snaze zkrátit, už tak docela náročený poslechový test, byly vygenerovány bigramy odpovídající pouze možnostem *b*) a *c*). Účastníci poslechového testu o tom však nebyli informováni. Přesto tento poslechový test dokončilo pouze 12 účastníků.

Stejně jako u testu s izolovanými slovy je výstupem testu tabulka obsahující procentuální zastoupení jednotlivých odpovědí na každou otázku. Tab. 6.7 obsahuje ukázku těchto výsledků. Stejně jako v předchozím případě, správné odpovědi jsou zvýrazněny tučně. Ačkoli jsou nyní v testu dvojice slov, tak dosažené výsledky do značné míry korespondují s výsledky z testu s izolovanými slovy (viz tab. 6.6). V prvním případě (*borci + porci*) nebyli účastníci schopni jednoznačně určit význam slov v nahrávce, stejně jako v případě testu na izolovaných slovech. V druhém případě (*kosa + koza*) všichni posluchači až na jednoho vybrali možnost *d*), tedy *koza + koza*. Správný výběr jedním účastníkem lze považovat spíše za náhodu, protože v případě opačného pořadí slov již nikdo správnou odpověď nevybral. Je dobré zmínit, že účastníci v žádném poslechovém testu nebyli omezeni v počtu opětovného přehrání promluvy. Tím pádem je velmi pravděpodobné, že tento konkrétní participant opakovaně poslouchal danou nahrávku a hledal rozdíl až nějaký drobný zaznamenal. Otazkou však je jestli to spíš nebyla sugesce a to již zmíněné štěstí.

Poslední prezentovaný příklad zastupuje množinu odpovědí, kdy účastníci naprostě správně určili význam slov. Průměrná dosažená přesnost člověka, počítána pomocí rovnice (6.7), dosáhla hodnoty $Acc_p^{human} = 66,24\%$.

⁷Ke spojení je možné použít nástroj *ffmpeg* nebo *sox*.

⁸Ve valné většině se jedná o slova obsahující písmena *i/y*, která jsou v akustické formě identická. Příkladem může být dvojice *nebyli + nepili* a *nibili + nepili*.

Slovní bigram	Mož. <i>a)</i> [%]	Mož. <i>b)</i> [%]	Mož. <i>c)</i> [%]	Mož. <i>d)</i> [%]
borce + porce	16,67	50,00	0,00	33,33
porce + borce	8,33	0,00	66,67	25,00
kosa + koza	0,00	8,33	0,00	91,67
koza + kosa	0,00	0,00	0,00	100,00
přibít + připít	0,00	100,00	0,00	0,00
připít + přibít	0,00	0,00	100,00	0,00

Tabulka 6.7: Ukázka výsledku poslechového testu na dvojicích slov.

6.2.2 Výsledky porovnání

Výsledky poslechového testu ukázaly jak je na tom člověk. Nyní je potřeba zjistit jak je na tom vlastně stroj. K tomu je nezbytné natrénovat akustický model a použít vhodný jazykový model. Jako akustický model je použitá neuronová síť popsaná v části ???. Jedná se tedy o *DNN* s 6 vrstvami (5 skrytých vrstev, každá s 4096 neurony), výstupní vrstva je typu softmax s dimenzí rovnou počtu *HMM* stavů. Jako parametrisace je použito PLP (statické + delta + delta-delta parametry) a pro eliminaci vlivu kanálu pak *CMN*. Výsledný příznakový vektor má dimenzi 40 (viz část ??). Vstupem neuronové sítě je pak parametrizované okénko mající kontext přes 5 framů⁹. Vstupní dimenze neuronové sítě je tedy 440. K natrénování takového modelu je použit framework Kaldi. Oproti dosavadním experimentům je v tomto případě použit vlastní real-time dekodér. Tento LVCSR systém je optimalizován pro co nejnižší latenci a je schopný pracovat velmi velkými slovníky, čítající miliony položek. Tento dekodér byl vyvinut na katedře kybernetiky Fakulty aplikovaných věd.

Z poslechových testů jsou k dispozici dva výsledky. První reprezentuje schopnost určit význam izolovaného slova. Druhý pak schopnost od sebe rozoznávat dvě velmi podobná slova. Pro potřeby porovnat tyto výsledky s těmi dosaženými ASR systémem jsou vytvořeny celkem 3 experimenty využívající výše popsaný Kaldi model.

⁹Celkem je 5 framů předchazející a 5 následující aktuální frame.

První experiment odpovídá poslechovému testu s izolovanými slovy a jeho základem je zerogramový LM obsahující více než 1 milion slov. Většina předchozích experimentů využívala monofónový zerogramový model, aby bylo možné eliminovat jeho vliv na výsledné přesnosti. U těchto experimentů je, ale tento LM nevyhovující, protože cílem je správně rozpoznat celé slovo, a proto je využit slovní jazykový model. U zerogramového modelu mají všechny položky stejnou pravděpodobnost, tím je zaručeno, že nebudou preferována četnější slova. Data pro tento LM pocházejí z novinových článků, webových zpravodajských serverů, filmových titulků a přepisů televizních pořadů. Využití takto velkého LM vychází z představy, že i člověk má velkou slovní zásobu a dopředu neví co bude obsahem konkrétní promluvy v rámci testu. Tento test je pojmenován jako „onemil“.

Ve skutečnosti však, v rámci poslechového testu, účastníci znají seznam slov zahrnutých do testu a mají tak určitou výhodu oproti „onemil“ nastavení. Ke kompenzaci tohoto faktu, je vytvořen druhý experiment, který má redukovaný LM. Ten obsahuje pouze slova, která se opravdu vyskytla v rámci poslechového testu. Tento experiment je nazván jako „reduced“. Výsledky obou těchto experimentů jsou porovnány s poslechovým testem na izolovaných slovech. Další možností by mohlo být vytvoření speciálních LM pro každou promluvu obsahující pouze komplementární slova. Bohužel problémem je, že poslechový test obsahuje ještě 3 možnost („nemohu rozhodnout“) a v případě, že by LM obsahoval pouze dvě slova, tak by ASR experiment, svými parametry, neodpovídal poslechovému testu.

Poslední experiment odpovídá druhému poslechovému testu. K získání srovnatelných výsledků, je pro každý slovní bigram vygenerován speciální zerogramový LM. Ten obsahuje vždy pouze všechny 4 kombinace slov. Tím pádem odpovídá dostupným možnostem v rámci druhého poslechového testu. Tento experiment je nazván jako „bigrams“ a jeho výsledky jsou porovnány s druhým poslechovým testem.

Výsledkem rozpoznávače je nejlepší hypotéza (případně N nejlepších hypotéz), tudíž slovo. To však není porovnatelné s výsledkem poslechového testu. Z tohoto důvodu jsou všechny výsledky systému ASR ohodnoceny 1, pokud bylo výstupem správné slova, v opačném případě pak 0. Následně byl z tohoto ohodnocení vypočten průměr. Pro upřesnější je nutné zmínit, že i/y na výsledném ohodnocení nehraje roli. Dosažené výsledky jsou pak v tab. 6.8. Ty ukazují, že požedovaný úkol je výzvou i pro samotného člověka, natož pro stroj. V případě experimentu „onemil“ je výkon ASR systému významně horší než výkon člověka. To je zejména způsobeno enormní perplexitou jazykového modelu. Ta je přímo rovna velikosti slovníku. Zmenšením slovníku se podařilo získat výsledky srovnatelné s člověkem. Je dobré zdůraznit, že i v případě „reduced“ experimentu hrají karty ve prospěch člověka, protože čelí pouze perplexitě 3, protože se kdykoli může podívat na nabízené možnosti. Řešením by bylo nechat účastníky přepsat obsah promluvy a porovnat ho se skutečným obsahem. Nicméně toto by významně zvýšilo náročnost (zejména časovou) poslechového testu a bylo by velmi komplikané získat kompletní výsledky od relevantního množství účastníků. Už jen podíl odpadlíků mezi prvním a druhým poslechovým testem činil závratných 30 %.

Velmi zajímavé jsou výsledky u „bigrams“ experimentu. Na první pohled se může jevit jako snazší, protože úkolem je vybrat z jasně definovaných kombinací slov. Avšak slova jsou si akusticky velmi podobná a v mnoha případech je velmi náročné je od sebe rozeznat. Jak člověk, tak stroj, dosáhli v tomto testu nejhorších výsledků. Při analýze se ukázalo, že rozdíly mezi hypotézami ASR systému jsou velmi malé, což naznačuje velkou podobnost mezi inkriminovanými modely fonémů. Zároveň tyto výsledky s velmi podobnými hypotézami korelují s výsledky poslechového testu, kde posluchači nebyli schopni jednoznačně rozhodnout o významu jednotlivých slov.

Z dosažených výsledků je zřejmé, že stroj nedosahuje schopností člověka. Pokud se vezme v úvahu, že byl člověk oproti stroji vždy v malé výhodě, tak dosažené vý-

	onemil [%]	reduced [%]	bigrams [%]
člověk	70,47	70,47	66,24
stroj	61,24	69,91	54,82

Tabulka 6.8: Porovnání dosažených výsledků člověka a stroje.

sledky jsou relativně optimistické, protože minimálně v jednom případě se stroj téměř vyrovnal člověku. Samotnou kapitolou je vliv kontextu. Ještě před samotnými ASR experimenty byl ověřen výkon ASR systému na „kontinuální“ řeči, zde reprezentované větami z testovací sady. Jazykovým modelem je v tomto případě trigramový model obsahující 1, 2 milionu unikátních slov. Přesnost na slovech (počítaná pomocí rovnice (5.2)) dosáhla hodnoty 86,10 %. Při porovnání s výsledky z tab. 6.8 jasně plyne, že pokud je k dispozici dostatečný kontext, tak je ASR schopen správně určit význam slova. Přeci jen slovo „kosa“ se většinou vyskytuje v trochu jiném slovním kontextu než slovo „koza“ a toto platí u většiny dvojic.

6.3 Augmentace dat

Poslechový test jasně uázal, že správné rozpoznání pronesené EL promluvy není lehký úkol ani pro člověka. Naprosto markantní význam hraje kontext. Ten velmi významně pomáhá, pokud některá část promluvy nebyla dobře rozumnět nebo bylo těžké ji porozumět. Navíc, ze zkušeností získaných při pořizování řečového korpusu (části ?? a ??), plyne, že EL řečník má tendenci mluvit ve spíše kratších dávkách slov, mezi kterými dělá drobné pauzy. V tomto případě pro člověka není problém udržet v povědomí kontext, ale stroji to může někdy způsobovat problémy. Otázkou tedy je, jak „vylepšit“ stroj tak, aby poskytoval lepší výsledky?

Ať se řečník snaží sebevíc, tak se současnými metodami rehabilitace hlasu (viz 3.2), se při ztrátě hlasivek část informace z produkované řeči ztrácí. Obnovit tuto informaci se snaží valná většina prezentovaných přístupů v části **TBD**. Ve valné

většině případů se k tomu využívá obohacení modelu o artikulační data, nebo dokonce využití jen těchto artikulačních dat. [34] [35] Problém s ní je ale v tom, že ne všechny akustické nuance mezi podobnými fonémy nejsou artikulací vůbec ovlivněny. Navíc její záznam s sebou nese používaní dalšího zařízení (kamery, ultrazvuku [36]), nebo dokonce nutnost podstoupení dalšího operačního zákroku (magnety [37]). Samozřejmě je férové říct, že většina těchto vyvíjených systémů si klade za cíl kompletně nahradit současné metody rehabilitace. Na druhou stranu faktem je, že ani po dlouholetém vývoji se většina těchto systémů nedostala z raně vývojové fáze. Nepochybňě hráje určitou roli i to, že je tato problematika přeci jen na okraji zájmu řečařské komunity.

Pokud tedy není úplně reálné získat ztracenou informaci pomocí kompletní změny paradigmatu fungování rozpoznávání řeči, tak zbývá jen pracovat s informací, která je k dispozici a adaptovat současný model. Případně je možné nahradit ztracenou informaci určitou cílenou drobnou změnou produkované řeči tak, aby byl řečník co možná nejméně ovlivněn. Jako optimální se pak jeví změna produkované řeči, která je zohledněna modelem. Samozřejmě takovýto přístup nezbaví řečníka EL, ale může mu pomoci v situacích, které jsou pro něj stresující a v konečném důsledku mu velmi komplikují život.

Asi jako nejjednodušší možnost augmentace promluvy se jeví protezení určitých fonémů. Člověk je naprostoto bez problémů schopen měnit tempo promluvy. Dokonce velmi často se děje mimoděk, protože tempo řeči velmi významně závisí na emočním a fyzickém stavu jedince. Pokud by se řečník naučil automaticky protahovat určité fonémy, tak by to mohlo pomoci při rozpoznávání. U *HMM* modelů se délka fonému modeluje pomocí přechodu ze stavu s_x do stejného stavu s_x . Z „bigrams“ experimentu v části ?? se dá usuzovat, že modely fonémových párů lišících se znělostí jsou si velmi podobné. Protažení jednoho fonému z inkriminovaného páru může vést k situaci, že modely si nebudou tolík podobné, protože se změní pravděpodobnost přechodu ze stavu

s_x opět do stavu s_x . Tím pádem by mělo dojít k vyšší přesnosti modelu. Teorie je jedna věc, ale praxe je věc druhá.

K ověření teorie je samozřejmě zapotřebí experiment a k němu jsou potřeba data. Bohužel získání reálných dat je zdlouhavý proces (viz ?? a ??), navíc tady není zřejmé jestli se vůbec vyplatí je pořizovat, protože se jedná o hypotézu. Mnohem prozaičtější se jeví možnost uměle data protáhnout v místech výskytu zajmových fonémů. Toto protažení je teoreticky možné realizovat dvěma způsoby:

1. protažení na příznacích
2. protažení na zvuku

K oběma způsobům je nezbytné získat co možná nejpřesnější fonetické zarovnání, protože pokud bude obsahovat chyby, tak mohou být protahována úplně jiné části řeči. V části ?? je zmíněno, že při natrénování neuronové sítě se používá zarovnání získané pomocí *HMM-GMM*. Zarovnání je však možné získat i z modelu *HMM-DNN*. Pokud se tedy vezme nejlepší dosavadní model, tak by teoreticky zarovnání mělo být „nejlepší“. U obou metod protažení je tedy postup stejný:

1. natrénování akustického modelu na originálních datech.
2. získání zarovnání.
3. protažení zájmových fonémů podle zarovnání.
4. natrénování nového akustického modelu na protažených datech.

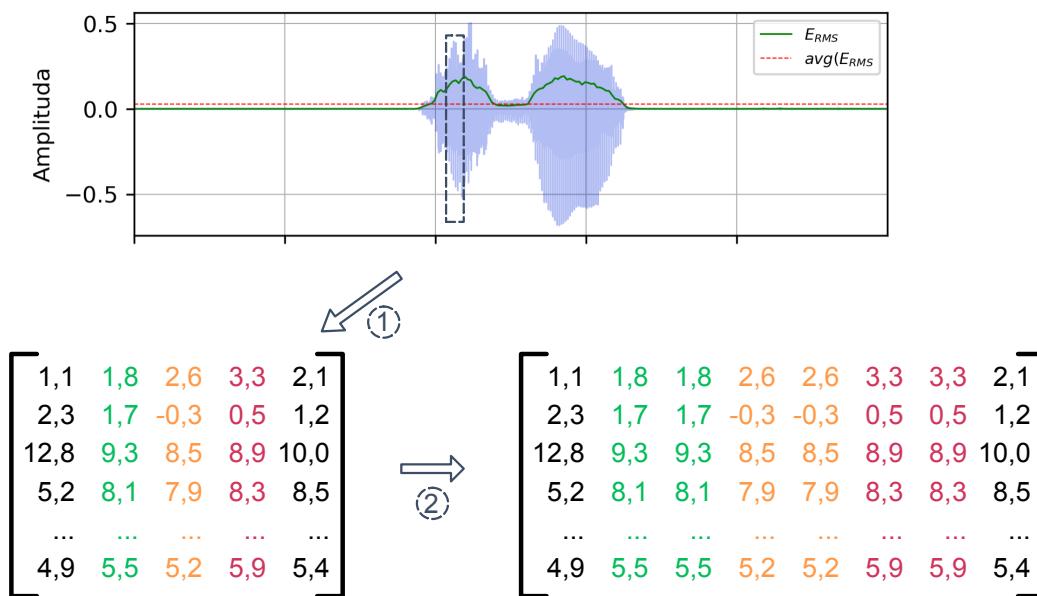
Nově natrénovaný model pak může být otestován a výsledky porovnány s dosavadními výsledky. Nejenže tyto experimenty ověří zda je hypotéza pravdivá, ale zároveň pomohou určit vhodné parametry pro případné skutečné protažení dat.

V následujícím textu je nejprve v části 6.3.1 popsáno jakým způsobem je realizováno protažení na příznacích a následně je vytvořena sada modelů, která je otestována.

V části 6.3.2 je stejným způsobem popsáno protažení na audio nahrávkách, ze kterých jsou natrénovány a otestovány modely.

6.3.1 Protažení na příznacích

Protažení na příznacích vychází z jednoduché myšlenky, že pokud je určitá část promluvy (např. foném) protažen, tak po parametrizaci, oproti neprotažené promluve, po sobě následují velmi podobné příznakové vektory. Tzn. změna příznakových vektorů není tak markantní. Teoreticky v krajním případě by mohlo dojít i k tomu, že část po sobě jdoucích příznakových vektorů je idenckých. Pokud je tedy cílem zjistit, zda protažení může pomoci při rozpoznávání EL řeči, tak je teoreticky možné toto ověřit zkopírováním určitých příznakových vektorů a tím docílit „protažení“. Lépe to ilustruje obr. 6.4. Nejprve je standardně zparametrizována nahrávka. Barevně jsou vyznačeny případné vektory odpovídající zájmovému úseku (tedy fonému), které jsou získány ze zarovnání. Tyto vektory jsou pak zduplicovány a tím je „dosaženo“ dvojnásobného protažení.



Obrázek 6.4: Princip protažení na příznacích.

Protažení na příznacích je, ale spíše hypotetická možnost. V reálné situaci by totiž řečník mluvil jako doposud a k protažení by docházelo při zpracování. Což je velmi netriviální úkol. Teoreticky by se musel v rámci parametrizace doplnit mechanismus, který by určité příznakové vektory určitým způsobem duplikoval. Navíc prosté zkopirování porušuje dynamický charakter řeči. V rámci jednoho zpracovávaného okénka (jednoho vektoru) jsou parametry považovány za statické, ale jak se okénko v rámci zpracování posouvá, tak už nelze hovořit o stacionaritě parametrů. Tento problém by se musel řešit nějakým druhem interpolace mezi dvěma konsekutivními vektory. Mechanismus by zároveň vyřešil omezení, kdy je kopírováním možné získat pouze protažení odpovídající celočíselnému násobku původní délky. Proč tedy vůbec zkoušet tento typ protažení? Odpověď je jednoduchá, nehraje zde takovou roli přesnost zarovnání. V průběhu zpracování je využíváno posuvného okénka a překryvu. Díky tomu dojde k určitému „rozmazání“ hranic. Pro úplně prvotní experimenty je to pak relativně vítané zjednodušení úlohy.

Dosažené výsledky

Prvním bodem výše zmíněného algoritmu je získání standardního modelu, který je použit k zarovnání dat. K tomu je možné použít již natrénovaný model z části ???. Jde tedy o *HMM-DNN* model s 5 skrytými vrstvami, každá s 4096 neurony. Výstupní vrstva je pak typu softmax dimenze rovné počtu *HMM* stavů. Tento model dosáhl s monofónovým zerogramovým LM přesnosti 84,66 %. S jeho pomocí je získáno zarovnání, tedy hranice jednotlivých fónemu v trénovací i testovací sadě. Díky zarovnání je možné protáhnout zájmové fonemy.

V rámci testování celého procesu je jako prvotní ověřovací experiment zvoleno dvojnásoné protažení fonému /s/. Jinými slovy, všechny vektory odpovídající /s/ jsou zduplicovány. Následně je standardním způsobem natrénován *HMM-DNN* model. Neuronová síť má tedy 5 skrytých vrstev s 4096. Výstupní vrstva je typu softmax.

Otestování je pak jako v předchozích případech realizováno na testovací sadě s monofónovým zerogramovým jazykovým modelem. Tento nový model dosáhl přesnosti 85,11 %, což je sice malé, ale přesto zlepšení.

Protažení $/s/$ posloužilo hlavně k ověření procesu vytváření modelu. Další experiment je realizován na protažených fonémech $/k/, /p/, /s/, /t/$ a $/v/$, což představuje většinu neznělých zájmových fonémů. Zarovnání je identické jako u předchozího experimentu, protože původní data se nezměnila. Opět je uvažováno dvojnásobné protažení. Všechny vektory inkriminovaných fonémů jsou zduplikovány. Znovu je natrénován *HMM-DNN* model a otestován společně s monofónovým zerogramovým jazykovým modelem. Přesnost na testovací sadě dosáhla hodnoty 87,50 %, což lze považovat za významné zlepšení.

Doposud se uvažovalo pouze o dvojnásobném protažení, v další fázi je tedy potřeba oveřit jestli jiné hodnoty nemohou poskytnout ještě lepší výsledek. Celkem je uvozované $3x$, $4x$ a $5x$ protažení. Uvažovány jsou fonémy $/k/, /p/, /s/, /t/$ a $/v/$. Proces natrénování a otestování modelu je stejný jako v předchozích případech. Dosázené výsledky jsou pak v tab. 6.9. Pro úplnost je tabulka doplněna o baseline model s $1x$ protažením (tedy žádným) a již prezentované $2x$ protažení. Z výsledků je patrný jasný trend, větší než $2x$ protažení nemá smysl, protože se přesnost zhoršuje. Optimální hodnota protažení teoreticky leží někde v intervalu $(1, 3)x$, ale s protahovaním pomocí kopírování příznakových vektorů není možné přesné určení hodnoty.

	1x	2x	3x	4x	5x
Accuracy [%]	84,66	87,50	86,73	85,12	83,65

Tabulka 6.9: Vliv míry protažení na přesnost modelu.

Zhoršení přesnosti dozajista souvísí s faktem, že výsledná augmentovaná data neodpovídají realitě. Čím vícekrát je vektor zkopírován, tím více je vnášena chyba způsobená ignorováním dynamické povahy signálu. Nicméně jako proof-of-concept

myšlenky posloužil tento experiment velmi dobře. Protažení na příznacích vede ke zvýšení přesnosti a má smysl tuto cestu více prozkoumat.

6.3.2 Protažení na zvuku

Protažení na příznacích vedlo ke významnému zlepšení, ale tento přístup není bohužel reálně použitelný. Tím může být až model pracující s fonémy protaženými přímo v audi. Tato data budou totiž mnohem více odpovídat případným reálným datům získaným od řečníka.

Stejně jako v předchozím případě je k protažení potřeba zarovnání. To s určitou mírou přesnosti určuje počáteční a koncové hranice jednotlivých fonémů. Na základě je možné určitý úsek protáhnout například pomocí:

- převzorkování signálu,
- TD-PSOLA algoritmu,
- fázového vokodéru.

Asi nejednodušší je převzorkování dat, stačí načíst všechny vzorky odpovídající vybranému fonému a změnit vzorkovací frekvenci. Pokud je cílem úsek protáhnout, tak je výsledná nová vzorkovací frekvence menší než originální. Hlavním problémem této metody je tonální posun¹⁰. Cílem je protáhnout jeden foném, který z celkové délky nahrávky zabírá jen malou část, a proto by se dal tento nepříznivý jev ignorovat. Snaha je však vygenerovat co možná nejreálnější protažené nahrávky, a proto není protažení pomocí převzorkování nejvhodnější metodou.

Zbylé dva uvažované přístupy umožňují sofistikovanější úpravy signálu. Snahou je upravit časové vlastnosti signálu aniž by byl nepříznivě ovlivněn tón. Obě metody využívají *analýzy* signálu, následováné *zpracováním* a zakončené *syntézou*. Rozdíl je

¹⁰Mění se fundamentální frekvence F_0 . Pokud došlo ke zrychlení, tak je vyšší. Při zpomalení naopak nižší.

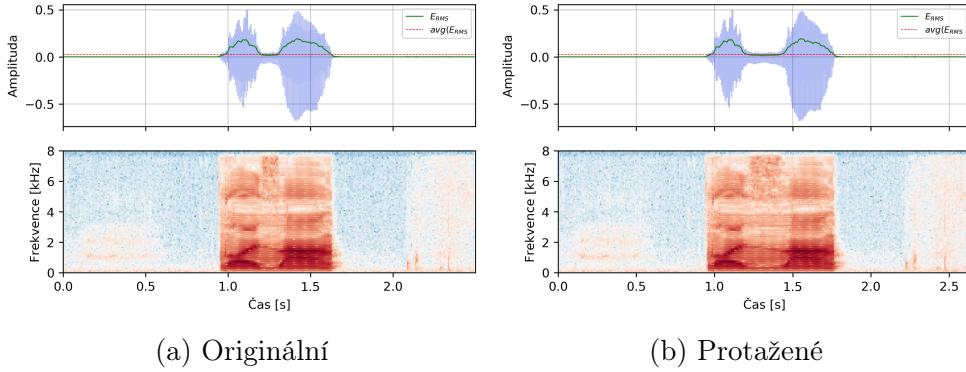
hlavně ve způsobu. Metody z rodiny *PSOLA* pracují s hlasivkovými pulsy, které jsou nejprve v analytické části nalezeny¹¹, aby pak v části zpracování došlo k jejich transformaci na základě požadavků na výslednou řeč. V posledním kroku dochází k syntéze signálu na základě upravených analytických krátkodobých signálů, tedy hlasivkových pulsů. Více detailnější se o této metodě hovoří v [20].

Fázový vokodér pracuje na podobném principu, s tím rozdílem, že v analytické části dochází k převodu signálu do frekveční oblasti pomocí FFT. Ve fázi zpracování je potom signál upraven, aby ve fázi syntézy byl opět převeden do časové oblasti pomocí inverzní FFT.

Pomocí těchto dvou zmíněných metod je možné upravit nejen délku, ale i F_0 signálu. Stejně jako u převzorkování mají neblahý vliv na signál, ale ten není tak výrazný jako v případě převzorkování. U *TD-PSOLA* mohou například vznikat artefakty způsobené nespojitostmi mezi sousedními upravenými úseky řeči. U fázového vokodér nevznikají artefakty vlivem nespojitostí, ale vlivem fázového posunu. Jelikož se signál upravuje ve frekveční oblasti, kde dochází ke změnám jednotlivých komponent, může dojít k fázovému posunu mezi jednotlivými komponentami. Při syntéze pak mohou vznikat zaznamenatelné artefakty připomínající tupý zvuk.

Obě metody však poskytují velmi dobré výsledky protažená na jednotlivých fonémech. Výsledné protažení je téměř identické. Interně vyvinutý nástroj umožňující ovlivnění délky řeči (a priory používaný při syntéze řeči) poskytuje obě sofistikované metody. Pro výsledné protažení je pak použita metoda *TD-PSOLA*. Ukázka původního a protaženého slova „kosa“ je pak na obr. 6.5. Protahován byl foném /s/, který je v signálu vidět jako šum mezi dvěma výraznými částmi signálu. Inkriminovaný foném byl protažen na přibližně dvojnásobek. Na obr. 6.5b je pak zřetelně vidět protažení úseku odpovídající /s/. Zároveň v signálu a ani ve spektru není vidět, žádný významný artefakt.

¹¹Výsledkem analýzy jsou periodicky se opakující značky, angl. pitch marks. Úpravou jejich parametrů dochází ke změnám parametrů řeči.



Obrázek 6.5: Amplituda a spekrogram původního (protaženého) slova „kosa“.

Dosažené výsledky s DNN

K ověření schopností modelu pracovat s uměle protaženými daty je použit stejný *HMM-DNN* model jako v předchozích případech. Neuronová síť má 5 skrytých vrstev, každá s 4096 neurony. Výstupní vrstva je pak typu softmax dimenze rovné počtu *HMM* stavů. V datech jsou protaženy všechny výskyty fonémů */k/, /p/, /s/, /t/ a /v/*. Uvažováno je protažení $1,25x$, $1,50x$, $1,75x$ a $2,00x$. Jazykový model je stejně jako v případě protažení na příznacích monofónový zerogramový. Dosažené výsledky jsou vypsány v tab. 6.10. Nejlepšího výsledku dosáhl *baseline* model s hodnotou 84,66 %. S libovolným protažením dochází k poklesu přesnosti, což je nepochyně zklamáním.

	1,00x	1,25x	1,50x	1,75x	2,00x
Accuracy [%]	84,66	84,48	84,15	83,12	82,55

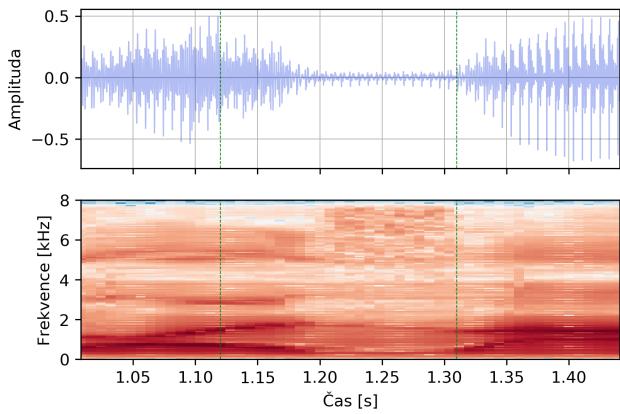
Tabulka 6.10: Vliv míry protažení fonému na přesnost DNN modelu.

Upravené zarovnání a time delay neural network

Při analýze výsledků se ukázalo, že zarovnání v mnoha případech není zrovna nej-
přesnější a to zvláště u inkriminovaných neznělých fonémů. Na obr. 6.6 je získané
zarovnání slova „kosa“ a také vyznačené hranice v audiu a spektru. Z obr. 6.6b je
zřejmé, že počáteční hranice /s/ zasahuje ještě do předchozího fonému /o/. Tím pá-

dem dochází k protažení nevhodné části signálu a model se tak učí na špatných datech. Pokud by samozřejmě všechny fonémy */s/* následovaly po */o/*, tak by to víceméně nebyl problém, ale to samozřejmě neplatí.

```
"/sent00036_00.lab"
9200000 9500000 1-k+o[2] 0 kosa
9500000 9700000 1-k+o[3]
9700000 10000000 1-k+o[4]
10000000 10500000 k-o+s[2]
10500000 10900000 k-o+s[3]
10900000 11200000 k-o+s[4]
11200000 12100000 o-sa[2]
12100000 12600000 o-sa[3]
12600000 13100000 o-sa[4]
13100000 13800000 s-a+#[2]
13800000 15800000 s-a+#[3]
15800000 17100000 s-a+#[4]
.
```



(a) Zarovnání

(b) V signálu

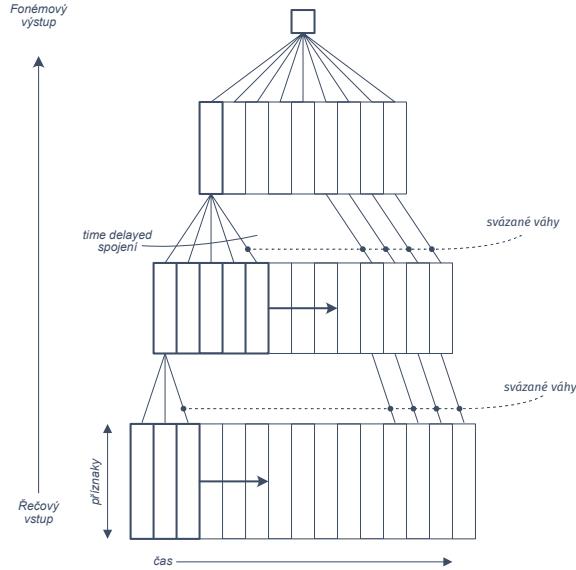
Obrázek 6.6: Špatně zarovnaný foném */s/* ve slově „kosa“.

V době experimentů s protažením konkrétních fonémů se začaly stále více prosazovat time delay neural networks (*TDNN*). Přestože patří do rodiny feed-forward sítí jako *DNN*, tak se oproti nim snaží vzít v potaz i dynamickou složku řeči¹². U *DNN* jsou všechny neurony v jednotlivých vrstvách propojeny a tedy vstupní vektor je zpracováván všemi neurony v následující vrstvě. U *TDNN* toto neplatí, neurony v určité vrstvě jsou propojeny vždy jen s určitým počtem neuronů ve vrstvě následující, viz obr. 6.7. To v důsledku znamená, že části sítě vykonávají rozhodnutí na základě jiných podmnožin vstupních dat. V dalších vrstvách se pak tyto lokální rozhodnutí integrují, aby na výstupu sítě došlo ke globálnímu rozhodnutí. Tedy, aby byl výstupem sítě foném odpovídající času t_c a jeho okolí $\langle t_{c-n}; t_{c+m} \rangle$.

S posunem okénka velikosti $m+n+1$ postupně jednotlivé části sítě zpracují všechny části vstupního zparametrisovaného signálu. Dynamika je zohledněna další množinou vah, která se mění podle toho jakou část vstupního vektoru ta část sítě zpracovává

¹²DNN berou v úvahu pouze statické vlastnosti řeči, protože síť v každém okamžiku zpracovává vektor příznaků odpovídající určitému času t_c a jeho okolí. V čase t_{c+1} není nijak zohledněn předchozí výsledek v čase t_c .

[25]. Tento přístup by se dal přirovnat ke konvoluční neuronové síti (*CNN*), kde se také vstupní data (většinou obrázky) nezpracovájí najednou, ale pomocí filtrů vždy jen malá podmnožina. A v dalších vrstvách dochází ke spojování výsledků z těchto podmnožin. Hlavní rozdíl mezi *TDNN* a *CMN* je v tom, že *CMN* nepracuje s konceptem času. Více množin vah lze považovat za určitý ekvivalent paměti u RNN sítí.

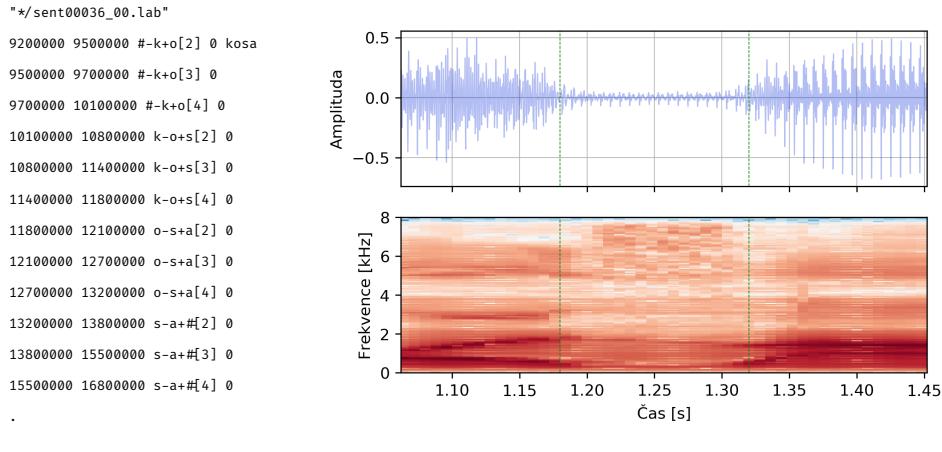


Obrázek 6.7: Time delay neural network (*TDNN*) .

Stejně jako u *DNN* je na počátku trénování nutné mít k dispozici zarovnání. To, ale nemusí být naprosto přesné, protože je vstupní vektor zpracováván jiným způsobem než u *DNN* a pomocí více množin vah je brán v potaz i dynamický charakter řeči [27]. Model založený na *TDNN* by tak měl ve výsledku generovat přesnější zarovnání a tím zlepšit výsledky modelu pracující s uměle protaženými daty.

Jako startovní bod trénování je použito *DNN* zarovnání z předchozího experimentu. Topologie sítě vychází z hodnot prezentovaných v [27], tedy síť má 4 skryté vrstvy. Velikost jednotlivých vrstev závisí na uvažovaném kontextu v jednotlivých vrstvách. První vrstva pracuje s kontextem $m = 2$ a $n = 2$, ostatní vrstvy pak odpovídají nejlepší síti z [27]. Ukázka zarovnání získané touto sítí je zobrazena na obr. 6.8.

Z vyznačených hranic fonému */s/* (obr. 6.8b), ve slově „kosa“, je patrné v podstatě přesné zarovnání. To předznamenává i lepší vlastnosti *TDNN* modelu. Pro ověření této hypotézy opět poslouží standardní experiment s monofonovým zerogramovým LM. Výsledná přesnost má hodnotu 85,41 %. Síť tedy dosáhla nepatrně lepšího výsledku než *DNN* síť.



(a) Zarovnání

(b) V signálu

Obrázek 6.8: Správně zarovnaný foném */s/* ve slově „kosa“.

Když je k dispozici relativně přesné zarovnání, je možné přistoupit k protažení fonémů */k/, /p/, /s/, /t/, /v/* a vytvoření nového modelu pracujícího s těmito daty. Nejprve je ale nutné natrénovat *HMM-GMM* model, který poskytne prvotní zarovnání. V předchozích experimentech následovalo trénování *DNN* modelu, ale *TDNN* zarovnání ukázalo lepší vlastnosti tohoto modelu. Jako další model je použita *TDNN* síť. K otestování modelu je využit standarní monofonový zerogramový jazykový model. Uvažováno je protažení od 1,25x do 3,00x s krokem 0,25. Výsledky experimentu jsou vypsány v tab. 6.11. Oproti těm v tab. 6.10 je vidět výrazné zlepšení přesnosti oproti baselinu modelu s 85,41 %. Nejvyšší přesnosti 87,90 % dosáhl model pracující s 2,5x protaženými daty. Navíc modely pracující s protažením od 1,75x do 2,75x dosahují velmi podobných výsledků, což poskytuje relativně široký pracovní interval pro případné skutečně protažená data řečníkem.

	1,00x	1,25x	1,50x	1,75x	2,00x	2,25x	2,50x	2,75x	3,00x
Acc. [%]	85,41	86,42	87,05	87,58	87,71	87,69	87,90	87,39	87,11

Tabulka 6.11: Vliv míry protažení fonému na přesnost *TDNN* modelu.

Experimenty s uměle protaženými daty potvrdily správnost uvažované hypotézy, že protažením jednoho z párových fonému dojde k dostatečnému odlišení velmi podobných zvukových reprezentací. Tím dojde k natrénování odlišných reprezentací fonémů v *HMM*. Model pracující s fonémy protaženými přímo ve zvuku nakonec dosáhl lepších výsledků než model s uměle protaženými daty na příznacích. Svůj díl na tom má i použití *TDNN* modelu. Model pracující s duplikovanými příznaky naznačoval, že optimální hodnota protažení bude v intervalu $(1, 3) \times$, což druhý typ modelu potvrdil.

6.3.3 Aktualizace výsledů porovnání

V části ?? je prezentováno srovnání schopnosti člověka a stroje. Posloužily k tomu dva poslechové testy a celkem 3 ASR experimenty „onemil“, „reduced“ a „bigrams“. S novým modelem je možné aktualizovat hypotetické výsledky stroje. Hypotetické z toho důvodu, že použitá data jsou uměle protažena. Nicméně to nebrání tomu tento experiment, protože získané hodnoty mohou být brány jako jakési teroretická maxima ASR systému. Uměle upravená data jsou přeci jen relativně přesně a konzistentně protažena. U reálných dat toto nelze a priory očekávat.

K aktualizaci výsledků je použit nejlepší model z části 6.3.2, tedy ten s $2,5x$ protaženými daty. Parametry experimentů jsou totožné s těmi v části ???. V případě „onemil“ je použit zerogramový jazykový model s 1 milionem slov, „reduced“ experiment pak pouze zerogramový LM se slovy obsaženými v poslechovém testu. Speciální LM, obsahující 4 kombinace slov, je vygenerován pro každou položku „bigrams“ experimentu.

Dosažené výsledky jsou v 6.12. Ve všech třech experimentech došlo k významnému zlepšení. U „onemil“ to je 23 % absolutně, u „reduced“ pak 24 %. K nejmarkatnějšímu zlepšení zlepšení došlo u experimentu „bigrams“, dokonce 44 %. Výsledky člověka jsou stejné, protože realizace poslechového testu je zdlouhavý proces a je obtížné získat dostatečný počet respondentů. Nicméně se dá očekávat, že i člověk by se zlepšil, pokud by měl znalost o tom, které fonémy jsou protaženy. V opačném případě by ke zlepšení nutně nemuselo dojít, protože kromě protažení nebyl zvuk nijak pozměněn. Dosažené výsledky ASR systému lze brát jako teoretická maxima systému.

Velmi zajímavé je porovnání zvýšení přesnosti *TDNN* modelu s monofónovým zeroGRAMOVÝM LM (2,49 % absolutně mezi baseline a 2,5x modelem) a výsledky dosaženými v porovnávacím experimentu. Oproti nim je 2,49 % absolutně relativně zanedbatelné, přesto velmi významné zlepšení. Jasně to ukazuje ideu experimentů s monofónovým zeroGRAMOVÝM jazykovým modelem. I drobné zlepšení u akustického modelu může vést k rapidnímu zlepšení sofistikovanějšího systému.

	onemil [%]	reduced [%]	bigrams [%]
člověk	70,47	70,47	66,24
stroj	84,95	94,36	98,80

Tabulka 6.12: Aktualizované porovnání dosažených výsledků člověka a stroje.

Přidat tabulky porovnávající výsledky původního a aktualizovaného testu.

Tabulky

6.3.4 Reálně protažená data

Získané výsledky s uměle protaženými daty potvrdily hypotézu, že model pracující s těmito daty může dosahovat lepších výsledků. Dalším krokem je logicky získání reálně protažených dat. Nahrávání je relativně zdlouhavý proces jak ukázala 1. a 2. etapa nahrávání (části ?? a ??), proto je nezbytné dobře vybrat promluvy. Novým problémem je navíc samotné protažení. Pokud by bylo cílem získat protažené celé slovo,

tak lze řečníka instruovat, aby vlastně mluvil pomaleji. To, ale cílem není. Výsledné promluvy mají mít protažené pouze určité fonémy a to přibližně na dvojnásobek. Jako nejjednodušší, a svým způsobem i elegantní, se ukázal zápis se zdvojenými písmeny, které mají být protaženým fonémem, např. „kossa“. Řečník je obeznámen, že pokud slovo v promluvě obsahuje tento dvojitý zápis, měl by se pokusit toto slovo patřičným způsobem protáhnout. Tento zápis navíc řečníka podvědomě „nutí“ vyslovit slovo jinak než pokud by bylo zapsáno normálně.

Nahrávání se zhstil stejný řečník jako v 1. a 2. etapě. Tedy žena v důchodovém věku, která používá EL v běžném životě již více než 15 let. Nahrávání se uskutečnilo v průběhu 5 měsíců od července 2018 do listopadu 2018. Texty určené k nahrávání obsahovaly většinu izolovaných slov z poslechového testu a věty které doposud neobsahuje řečový korpus složený z 1. a 2. etapy nahrávání. Řečník byl instruován, aby slova, která obsahují zdvojené písmena (např. „kossa“), adekvátně prodloužil. K nahrávání byla použita stejná nahrávací místo a aparatura jako v případě 2. etapy nahrávání (viz ??). Nahrávací protokol by taktéž stejný, tzn. nahrávání byl vždy přítomen operátor, který kontroloval, že se řečník nevědomky nedopustil chyby či přeřeknutí. Stejně jako v předchozí etapě obsahuje každá nahrávka minimálně 0,5s pauzu na začátku a konci. Tato opatření významně zkracuje potřebnou dobu k získání kvalitního přepisu, protože po každé nahrávací seanci je pro finální kontrolu obsahu dostatečné pouhé poslechnutí obsahu a v případě potřeby drobně poupravit přepis.

Celkem se takto v rámci 3. etapy nahrávání podařilo získat dohromady 998 promluv obsahující věty a slova, kterých je 267.

- problém se znělostí (systém moc nefunguje pokud je promluva krátká)
- popsat důvody pro protažení
- popis a výsledky experimentů na uměle protažených datech na příznacích (není použitelné reálně)

- aktualizace experimentu „člověk vs. stroj“

6.4 Model akcentující protažení dat

- reálné (neceločíselné) protažení na audiu (použitelné reálně)
- algoritmus protažení
 1. natrénovat model na původních nahrávkách
 2. získat co možná nejpřesnější zarovnání
 3. podle zarovnání protáhnout inkriminované fonémy
 4. natrénovat nový model
- vysvětlit proč je získání zarovnání kritické
- přiblížit možnosti jak vytvořit model, který bere v potaz i délku
 1. změna topologie modelu
 2. aplikace rescoringu
- výsledky model na „reálných“ protažených datech
- aktualizace experimentu „člověk vs. stroj“

6.5 Trenažér

TBD

Kapitola 7

Závěr

TBD

Seznam použité literatury

- [1] Slavíček, Aleš. *Operace hrtanu*. Praha: Nakladatelství TRITON, s.r.o., 2000, s. 53. ISBN: 80-7254-130-7.
- [2] Škvárová, Jana. „Úloha ošetřovatelské péče při zvládání psychických a sociálních obtíží u nemocných po tracheostomii po totální laryngektomii“. Disertační práce. Masarykova univerzita, Lékařská fakulta, 2010.
- [3] Gussenbauer, Carl a Billroth, Theodor. *Über die erste durch Th. Billroth am Menschen ausgeführte Kehlkopf Extirpation und die Anwendung des künstlichen Kehlkopfes*. Sittenfeld, 1874.
- [4] Kramp, Burkhard a Dommerich, Steffen. „Tracheostomy cannulas and voice prosthesis.“ In: *GMS current topics in otorhinolaryngology, head and neck surgery* 8 (led. 2009), Doc05. ISSN: 1865-1011. DOI: [10.3205/cto000057](https://doi.org/10.3205/cto000057).
- [5] Šebová-Šedenková, Irina. „Možnosti rehabilitácie hlasu po laryngektómii (Historický prehľad a súčasné trendy)“. In: *Choroby hlavy a krku (Head and Neck Diseases)* 1 (2006), s. 44–50. ISSN: 1210-0447.
- [6] Seeman, M. „Speech and voice without larynx“. In: *Cas Lek Cas* 41 (1922), s. 369–72.
- [7] Brown, Dale H. et al. „Postlaryngectomy Voice Rehabilitation: State of the Art at the Millennium“. In: *World Journal of Surgery* 27.7 (čvc 2003), s. 824–831. ISSN: 0364-2313. DOI: [10.1007/s00268-003-7107-4](https://doi.org/10.1007/s00268-003-7107-4).

- [8] Hradecká, Zuzana. „Fyziologie lidského hlasového ústrojí“. Diplomová práce. Masarykova univerzita, Lékařská fakulta, 2007, s. 1–105.
- [9] Kikuchi, Yoshinobu a Kasuya, Hideki. „Development and evaluation of pitch adjustable electrolarynx“. In: *Speech Prosody 2004, International ...* (2004), s. 761–764.
- [10] Uemi, Norihiro et al. „Design of a new electrolarynx having a pitch control function“. In: *Proceedings of 1994 3rd IEEE International Workshop on Robot and Human Communication*. IEEE, 1994, s. 198–203. ISBN: 0-7803-2002-6. DOI: [10.1109/ROMAN.1994.365931](https://doi.org/10.1109/ROMAN.1994.365931).
- [11] Goldstein, Ehab a et al. „Design and implementation of a hands-free electro-larynx device controlled by neck strap muscle electromyographic activity.“ In: *IEEE transactions on bio-medical engineering* 51.2 (ún. 2004), s. 325–32. ISSN: 0018-9294. DOI: [10.1109/TBME.2003.820373](https://doi.org/10.1109/TBME.2003.820373).
- [12] Liu, Hanjun a Ng, Manwa L. „Electrolarynx in voice rehabilitation.“ In: *Auris, nasus, larynx* 34.3 (zář. 2007), s. 327–32. ISSN: 0385-8146. DOI: [10.1016/j.anl.2006.11.010](https://doi.org/10.1016/j.anl.2006.11.010).
- [13] Leunisse, C et al. „Biofilm formation and design features of indwelling silicone rubber tracheoesophageal voice prostheses—an electron microscopical study.“ In: *Journal of biomedical materials research* 58.5 (led. 2001), s. 556–63. ISSN: 0021-9304. DOI: [10.1002/jbm.1054](https://doi.org/10.1002/jbm.1054).
- [14] Slavíček, Aleš. „Možnosti rehabilitace pacientů po onkologických výkonech v oblasti hlavy a krku : Hlavní téma: Onkologie v otorinolaryngologii“. In: *Postgraduální medicína : odborný časopis pro lékaře* 4.9 (2002), s. 1029–1035. ISSN: 1212-4184.
- [15] Saito, Hitoshi et al. „Tracheoesophageal shunt method with omohyoid muscle loop for voice restoration.“ In: *Archives of otolaryngology–head & neck surgery*

129.3 (břez. 2003), s. 321–3. ISSN: 0886-4470. DOI: [10.1001/archotol.129.3.321](https://doi.org/10.1001/archotol.129.3.321).

- [16] Narula, Tony et al. *Laryngeal transplantation: working party final report*. London: The Royal College of Surgeons of England, 2011, s. 15.
- [17] Strome, M et al. „Laryngeal transplantation and 40-month follow-up.“ In: *The New England journal of medicine* 344.22 (květ. 2001), s. 1676–9. ISSN: 0028-4793. DOI: [10.1056/NEJM200105313442204](https://doi.org/10.1056/NEJM200105313442204).
- [18] Holmes, Wendy. *Speech synthesis and recognition*. CRC press, 2001.
- [19] Benesty, Jacob, Sondhi, M Mohan a Huang, Yiteng. *Springer handbook of speech processing*. Springer, 2007.
- [20] Psutka, Josef et al. *Mluvíme s počítačem česky*. Prague: Academia, 2006, s. 752. ISBN: 80-200-1309-1.
- [21] Van Der Malsburg, C. „Frank Rosenblatt: Principles of Neurodynamics: Perceptrons and the Theory of Brain Mechanisms“. In: *Brain Theory*. Ed. Palm, Günther a Aertsen, Ad. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1986, s. 245–248. ISBN: 978-3-642-70911-1.
- [22] Amodei, Dario et al. „Deep speech 2: End-to-end speech recognition in english and mandarin“. In: *International conference on machine learning*. 2016, s. 173–182.
- [23] Hinton, Geoffrey et al. „Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition“. In: *IEEE Signal processing magazine* 29 (2012).
- [24] Veselý, Karel et al. „Sequence-discriminative training of deep neural networks.“ In: *Interspeech*. Sv. 2013. 2013, s. 2345–2349.

- [25] Waibel, A. et al. „Phoneme recognition using time-delay neural networks“. In: *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing* 37.3 (břez. 1989), s. 328–339. ISSN: 0096-3518. DOI: [10.1109/29.21701](https://doi.org/10.1109/29.21701).
- [26] Jin, Craig, Schenkel, Markus a Carlile, Simon. „Neural system identification model of human sound localization“. In: *The Journal of the Acoustical Society of America* 108 (říj. 2000), s. 1215–35. DOI: [10.1121/1.1288411](https://doi.org/10.1121/1.1288411).
- [27] Peddinti, Vijayaditya, Povey, Daniel a Khudanpur, Sanjeev. „A time delay neural network architecture for efficient modeling of long temporal contexts“. In: *Sixteenth Annual Conference of the International Speech Communication Association*. 2015.
- [28] Radová, Vlasta a Psutka, Josef. „UWB_S01 corpus - a czech read-speech corpus“. In: led. 2000, s. 732–735.
- [29] V., Psutka Josef, Šmíd, L. a Pražák, A. „Searching for a robust MFCC-based parameterization for ASR application“. In: Lisabon: INSTICC PRESS, 2007, s. 196–199. ISBN: 978-989-8111-13-5.
- [30] Stolcke, Andreas. „SRILM-an extensible language modeling toolkit“. In: *Seventh international conference on spoken language processing*. 2002.
- [31] Pražák, Aleš et al. „Efficient combination of N-gram language models and recognition grammars in real-time LVCSR decoder“. In: *2008 9th International Conference on Signal Processing*. IEEE. 2008, s. 587–591.
- [32] Povey, Daniel et al. „The Kaldi Speech Recognition Toolkit“. In: *IEEE 2011 Workshop on Automatic Speech Recognition and Understanding*. IEEE Catalog No.: CFP11SRW-USB. Hilton Waikoloa Village, Big Island, Hawaii, US: IEEE Signal Processing Society, pros. 2011.
- [33] Hannun, Awni Y. et al. „Deep Speech: Scaling up end-to-end speech recognition“. In: *CoRR* abs/1412.5567 (2014). arXiv: [1412.5567](https://arxiv.org/abs/1412.5567).

- [34] Denby, Bruce et al. „Silent speech interfaces“. In: *Speech Communication* 52.4 (dub. 2010), s. 270–287. ISSN: 0167-6393. DOI: [10.1016/j.specom.2009.08.002](https://doi.org/10.1016/j.specom.2009.08.002).
- [35] Hofe, Robin et al. „Small-vocabulary speech recognition using a silent speech interface based on magnetic sensing“. In: *Speech Communication* 55.1 (led. 2013), s. 22–32. ISSN: 0167-6393. DOI: [10.1016/j.specom.2012.02.001](https://doi.org/10.1016/j.specom.2012.02.001).
- [36] Hueber, Thomas et al. „Development of a silent speech interface driven by ultrasound and optical images of the tongue and lips“. In: *Speech Communication* 52.4 (dub. 2010), s. 288–300. ISSN: 0167-6393. DOI: [10.1016/j.specom.2009.11.004](https://doi.org/10.1016/j.specom.2009.11.004).
- [37] Hofe, Robin et al. „Speech Synthesis Parameter Generation for the Assistive Silent Speech Interface MVOCA.“ In: *INTERSPEECH*. August. 2011, s. 3009–3012.