

ZÁPADOČESKÁ UNIVERZITA V PLZNI

FAKULTA APLIKOVANÝCH VĚD

KATEDRA KYBERNETIKY

ROZPOZNÁVÁNÍ ŘEČI PACIENTŮ PO TOTÁLNÍ[°]
LARYNGEKTOMII KOMUNIKUJÍCÍCH POMOCÍ
ELEKTROLARYNXU

DIZERTAČNÍ PRÁCE

AUTOR: ING. PETR STANISLAV

ŠKOLITEL: PROF. ING. JOSEF PSUTKA, CSc.

OBOR: KYBERNETIKA

UNIVERSITY OF WEST BOHEMIA

FACULTY OF APPLIED SCIENCE

DEPARTMENT OF CYBERNETICS

SPEECH RECOGNITION OF PATIENTS AFTER
TOTAL LARYNGECTOMY COMMUNICATING BY
ELECTROLARYNX

THESIS

AUTHOR: ING. PETR STANISLAV

ADVISER: PROF. ING. JOSEF PSUTKA, CSc.

OBOR: CYBERNETICS

Prohlášení

Předkládám tímto k posouzení tuto disertační práci zpracovanou v rámci doktorského studia na Fakultě aplikovaných věd Západočeské univerzity v Plzni.

Prohlašuji, že jsem disertační práci zpracovala samostatně a výhradně s použitím odborné literatury a pramenů, které jsou uvedeny na konci práce.

V Plzni, 31. ledna 2020

Petr Stanislav

Poděkování

Na tomto místě bych ráda poděkovala svému školiteli, prof. Ing. Josefu Psutkovi, CSc., za příkladné vedení, vstřícnost, nemalé množství odborných rad a provedené korektury.

Dále děkuji své rodině za podporu, bez níž by tato práce nemohla vzniknout, a v neposlední řadě všem kolegům, kteří se podíleli na zkvalitnění této práce.

Petr Stanislav

Abstrakt

Abstract

Obsah

Seznam použitých zkratek	4
Úvod	6
1 Motivace a cíle disertační práce	8
2 Příčiny ztráty hlasu a možnosti jeho rehabilitace	9
2.1 Příčiny ztráty hlasu	9
2.1.1 Rakovina hrtanu	10
2.2 Rehabilitace hlasu po totální laryngektomii	14
2.2.1 Foniatrické metody	15
2.2.2 Chirurgicko-protetická metoda	19
2.2.3 Hrtanu podobné struktury	22
2.2.4 Transplantace hrtanu	24
2.2.5 Shrnutí	25
3 Automatické rozpoznávání řeči	27
3.1 Parametrizace řečového signálu	29
3.1.1 Modelování produkce řeči	29
3.1.2 Modelování procesu slyšení	34
3.2 Akustické modelování	43
3.2.1 Struktura skrytého Markovova modelu	45

3.2.2	Trénování parametrů HMM s Gaussovskými směsmi	47
3.2.3	Využití neuronových sítí	49
3.3	Jazykové modelování	57
3.4	Dekódování	59
4	Konstrukce ASR systému pro uživatele po totální laryngektomii hovořící pomocí elektrolarynxu	62
4.1	Vytvoření řečového korpusu EL promluv	62
4.2	Analýza akustického signálu a jeho parametrisace	66
4.2.1	Analýza získaných dat	66
4.3	Aplikace obecného systému rozpoznávání a dosažené výsledky	72
4.3.1	Hledání optimálních parametrů baseline modelu	73
4.3.2	Redukce fonetické sady	77
5	Návrh a realizace úprav ASR	84
5.1	Doplnění řečového korpusu o specifická data - vliv nových dat na kvalitu akustického modelu	84
5.1.1	Vliv nových dat na kvalitu modelů	88
5.1.2	Eliminace vlivu kanálu	90
5.2	Poslechový test a porovnání výsledků člověka a stroje	95
5.2.1	Izolovaná slova	96
5.2.2	Slovní bigramy	97
5.2.3	Výsledky porovnání	99
5.3	Augmentace dat	103
5.3.1	Protažení na příznacích	105
5.3.2	Protažení na zvuku	108
5.3.3	Aktualizace výsledků porovnání	113
5.3.4	Reálně protažená data	114

5.4	Model akcentující protažení dat	117
5.4.1	Princip explicitních duration modelů	118
5.4.2	Duration model se softmax vrstvou	120
5.4.3	Dosažené výsledky	121
5.4.4	Aktualizace výsledků porovnání	125
5.5	Trenažér	126
	Závěr	129
	Seznam použité literatury	133
	Seznam tabulek	138
	Seznam obrázků	141

Seznam použitých zkratek

AM	akustický model (angl. model)
ASR	automatické rozpoznávání řeči (angl. Automatic Speech Recognition)
CDEN	conditional density estimation network
DBN	deep belief network
DCT	diskrétní kosinová transformace (angl. discrete cosine transform)
DFT	diskrétní Fourierova transformace (angl. discrete Fourier transform)
DNN	hluboká neuronová síť (angl. deep neural network)
FB	algoritmus forward-backward (angl. forward-backward algorithm)
FF	dopředná neurovoná síť (angl. feedforward neural network)
FIR	filtr s konečnou impulzní odezvou (angl. finite impulse response filter)
GMM	směs Gaussových hustotních funkcí (angl. Gaussian Mixture Model)
IDFT	inverzní diskrétní Fourierova transformace (angl. inverse discrete Fourier transform)
LM	jazykový model (angl. language model)
HMM	Skryté Markovské Modely (angl. Hidden Markov Models)
MAP	odhad maximální aposteriorní pravděpodobnosti (angl. maximum a posterior probability estimate)
MFCC	Melovské kepstrální koeficienty (angl. Mel-frequency cepstral coefficients)
NN	neuronová síť (angl. neural network)
OOV	jednotky mimo slovník (angl. out of vocabulary)
ORL	Otorhinolaryngologie
PCA	metoda analýzy hlavních komponent (angl. Principal Component Analysis)
PLP	lineární prediktivní analýza (angl. perceptual linear predictive analysis)
PMA	permanentně-magnetická artikulografie (angl. Permanent-Magnetic

	Articulography)
RBM	restricted Boltzmann machines
RNN	rekurentní neuronová síť (angl. recurrent neural network)
SSI	řečový interface tiché řeči (angl. silent speech interface)
TDNN	time delay neural network
TE	tracheoezofageální
TL	totální laryngektomie
TTS	převod textu na řeč (angl. Text to Speech)
VAD	voice activity detection
WER	word error rate
WSJ	kourpus Wall Street Journal

Úvod

Lidská řeč je jedním z hlavních dorozumívacích prostředků užívaných člověkem, proto ztráta hlasu způsobuje řadu komplikací. Její příčinou může být chirurgický zákrok, který byl proveden za účelem odstranění nádorového onemocnění v oblasti hrtanu, nebo poškození hrtanu vlivem traumatické nehody. Proto se lékaři již od konce 19. století snaží o rehabilitaci pacientova hlasu za účelem zvýšit kvalitu jeho života.

První snahy o navrácení schopnosti mluvit nebyly příliš úspěšné a byly svým způsobem i životu nebezpečné. Přesto neutuchající snaha lékařů postupně vyústila nejen ve vyvinutí bezpečných operačních postupů, ale i metod následně využívaných pro rehabilitaci hlasu. Mezi nejpoužívanější přístupy patří chirurgicko-protetické a foniatrické metody. Nejčastěji postižení pacienti využívají pro rehabilitaci hlasu elektrolarynx, jícnový hlas a tracheoezofageální píštěl. Bohužel žádná z používaných metod není univerzálním řešením pro každého pacienta. U nemalého počtu pacientů je na víc snaha začít opětovně komunikovat s okolím pomocí mluvené řeči doprovázena významnou psychickou zátěží mluvčího, který se například může ostýchat mluvit na veřejnosti. Z toho důvodu je problematice rehabilitace hlasu v současnosti věnována nemalá pozornost. Významnou pomoc mohou v tomto ohledu přinést řečové technologie.

V polovině 20. století se s rozvojem číslicových počítačů začaly objevovat první snahy o zpracování přirozené řeči počítačem. Toto úsilí vyústilo ve vyvinutí v dnešní době hojně užívaných systémů automatického rozpoznávání řeči (zkr. ASR) a sys-

témů pro syntézu řeči (zkr. TTS). Nejmodernější ASR systémy jsou schopné pracovat s obrovskými slovníky v mnoha rozličných situacích. Největší problémy však stále způsobuje okolní hluk ovlivňující výkon těchto systémů. O eliminaci jeho vlivu se výzkumníci snaží už od samých počátků jejich vývoje. V mnoha případech se inspirují schopnostmi člověka, protože ten je schopen relativně úspěšně porozumět promluvě i za velmi ztížených podmínek.

Tyto snahy velmi často vedou k vytvoření multimodálních systémů zpracovávajících nejen akustická data, ale například i data obrazová. Bohužel multimodální systémy zatím nedosahují požadovaných kvalit, proto se vývoj ASR systémů v současnosti ubírá zejména směrem vývoje komplexnějších modelů. Běžně využívané systémy rozpoznávání řeči jsou však trénovány na obecných datech a pro uživatele postižené trvalou ztrátou hlasu jsou nepoužitelné. Jako jeden z hlavních problémů se jeví jiné charakteristiky produkované řeči a ztráta určitého množství informace v ní obsažené. Ke ztrátě části informace dochází v důsledku chybějícího buzení proudu vzduchu hlasivkami. Nejčastěji využívané metody rehabilitace hlasu se totiž snaží nahradit chybějící buzení jiným zdrojem buzení, které má ale v podstatě konstantní charakter. Obecné ASR systémy pak nejsou bez adaptace schopné obstojně tuto řeč zpracovávat, proto se většina doposud vyvíjených metod snaží získat tuto ztracenou informaci z dalšího doprovodného zdroje dat (např. kamerového záznamu artikulace). Výsledné multimodální systémy však zatím nedosahují konkurence schopných výsledků a ve většině případů předpokládají využití dalšího (prozatím) neergonomického zařízení.

Tato práce si klade za cíl prozkoumání možností rozšíření schopností ASR systému tak, aby se výkon vytvořeného systému co možná nejvíce blížil obecnému na řečníkovi nezávislému ASR systému. Velký důraz je kladen na co možná nejmenší požadavky na samotného řečníka, aby bylo možné navržený systém převést do praxe, a tím tak zlepšit v určitých aspektech život lidí postižených trvalou ztrátou hlasivek.

Kapitola 1

Motivace a cíle disertační práce

1. Seznamte se s přístupy, které umožňují alespoň částečnou obnovu schopnosti řečové komunikace u pacientů po totální laryngektomii (TL).
2. Pro účely konstrukce systému automatického rozpoznávání řeči u lidí po totální laryngektomii využívajících pro komunikaci elektrolarynx navrhněte a poříďte vhodný 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 metody.
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 2

Příčiny ztráty hlasu a možnosti jeho rehabilitace

Lidská řeč tvoří jeden ze základních stavebních kamenů lidského dorozumívání. Pro člověka postiženého ať už 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. To sebou nese i zvýšenou psychickou zátěž, nemalý počet pacientů má například obavy z reakce okolí. Proto se problematice rehabilitace jejich hlasu věnuje nemalá pozornost. V této kapitole jsou nejprve v části 2.1 přiblíženy možné příčiny ztráty hlasivek, a tedy i trvalé ztráty hlasu, a následně jsou v části 2.2 představeny nejčastěji využívané metody rehabilitace hlasu.

2.1 Příčiny ztráty hlasu

Nejčastěji je trvalá ztráta hlasu důsledkem chirurgického zákroku zvaného totální laryngektomie¹ neboli úplné odstranění hrtanu (larynx). Odstraněním hrtanu, a tedy i hlasivek (glottis), přichází člověk o schopnost rozvibrovat vzduch vycházející z plic,

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

který je dále modulován artikulačním ústrojím. Nejběžnější příčinou vedoucí k totální laryngektomii 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.

2.1.1 Rakovina hrtanu

Jak již bylo zmíněno výše, rakovina hrtanu je jedním z hlavních důvodů jeho chirurgického odstranění. Přesná příčina vzniku nádorového onemocnění hrtanu dosud není známa, ale z průzkumů je zřejmá korelace mezi jeho vznikem, konzumací alkoholu a kouřením. Jinými slovy, rizikovou skupinu tvoří lidé, kteří jsou pravidelně vystavováni vlivu kouření, ať již aktivně (sami kouří) či pasivně (vdechují cigaretový kouř), a zároveň si dopřávají nemalé množství alkoholu. Dle dostupných zdrojů 90% pacientů aktivně kouří. Tento typ rakoviny postihuje převážně muže ve věku 50-60 let, ale v posledních letech je však zřejmý trend snižujícího se průměrného věku pacientů. Z celkovém počtu pacientů zhruba 20% představují ženy [2].

Příznaky onemocnění

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

Pokud je nádor umístěn přímo na hlasivkách, je již ve velmi raném stádiu onemocnění příznakem **chrapot**. Ve většině případů se samozřejmě jedná o krátkodobé postižení hlasivek virovou infekcí. Pokud však chrpatot přetrvává 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.

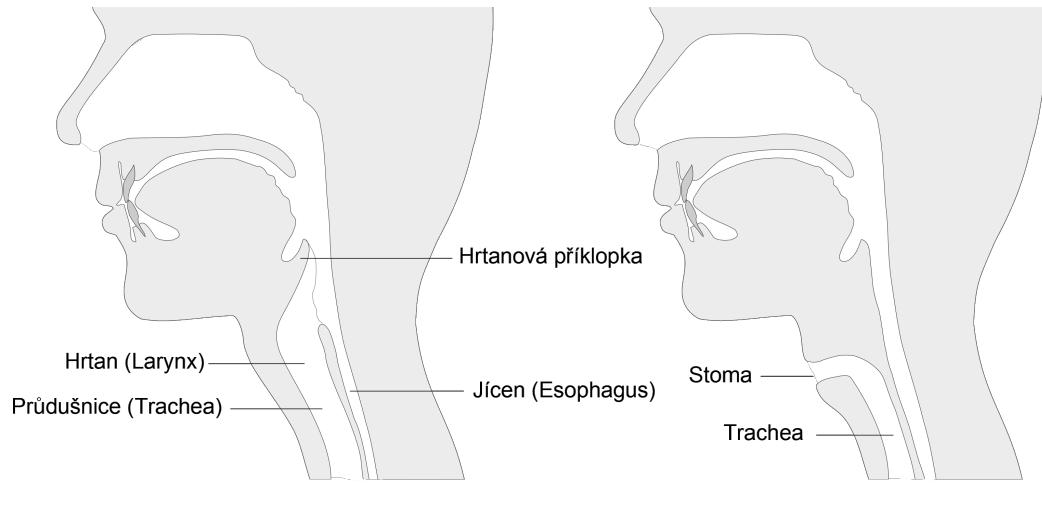
Z výše uvedených příznaků je zřejmé, že prvotní indicie naznačující vážné onemocnění mohou být podceněny, a tím značně snížena šance na plné uzdravení pacienta. V případě včasného diagnostikování rakoviny hrtanu či hltanu je pravděpodobnost úplného vyléčení pacienta bez trvalých následků dle [1] více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

Léčba nádorového onemocnění

U nádorových onemocnění se v drtivé většině případů přistupuje k **chirurgické léčbě, aktinoterapii** neboli ozařování a **chemoterapii**. Nejinak tomu je i v případě rakoviny hrtanu a polykacích cest obecně. Majoritní část pacientů je zpravidla nejprve konfrontována s chirurgickou léčbou. Nejčastější prováděnými operačními zákroky jsou **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 pouze jeho část. Tento zákrok, ve spojení s léčbou rakoviny hrtanu, poprvé vykonal Dr. Theodor Billroth 31. prosince roku 1873 ve Vídni [3] a v dnešní době je prováděn v podstatě nezměněným postupem. Cílem této operace je odstranit orgán zasažený rakovinným bujením a zamezit tak dalšímu šíření nemoci. Protože součástí hrtanu je také hrtanová příklopka (epiglottis), která zamezuje nažádoucímu vniknutí po-

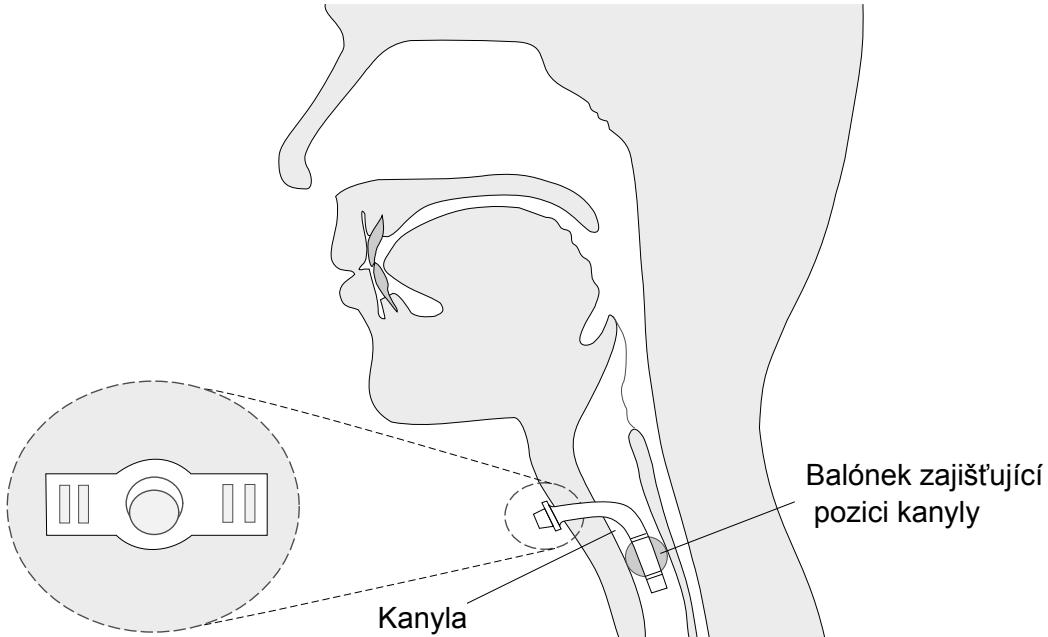
travy nebo tekutin do dýchacích cest, přistupuje se po odstranění hrtanu k trvalému oddělení jícnu a průdušnice. Rozdíl mezi zdravým člověkem a osobou po totální laryngektomii je ukázán na obr. 2.1.



Obrázek 2.1: (A) Schéma dýchacích cest zdravého člověka (B) Schéma dýchacích cest po totální laryngektomii.

Důsledkem trvalého oddělení jícnu a průdušnice je, že je znemožněno průchodu vzduchu do plic. Z tohoto důvodu je nezbytné společně s TL provést také **tracheotomii**, jejímž cílem je vytvořit otvor, kterým bude proudit vzduch do plic a ven z nich. Tento zákrok je prováděn i v případech, kdy dojde kdy dojde k uzávěře hrtanu například v důsledku alergické reakce na včelí bodnutí, otoku hranu nebo úrazu krku a postižená osoba se dusí. Při tracheotomii se provádí řez skrz kůži a průdušnici, následně se do vzniklého otvoru se zavádí kanyla, která slouží k dýchání. Oblast krku, kde je tento operační zákrok obvykle prováděn, a princip kanyly je znázorněn pro případ provedení tracheostomie u zdravého jedince na obr. 2.2. Ukázaný stav může být dočasný (například v případě alergické reakce) nebo trvalý.

Další významnou metodou využívanou k léčbě nádorových onemocnění představuje **aktinoterapie** neboli léčba ozařováním. Tento postup spočívá v opakovém vystavování pacienta ionizujícímu záření. Jeho energie je předávána buňce a ta je jím



Obrázek 2.2: Tracheostomie.

poškozována. Záření ovšem ovlivňuje i zdravé buňky, které by měly ale být vůči poškozujícím účinkům ionizujícího záření odolnější než ty rakovinné. Z tohoto důvodu je uvedený léčebný postup pro organismus velkou zátěží. K aktinoterapii se obvykle přistupuje u nejen pacientů, u kterých je cílem jejich úplné vyléčení, ale i v případech, kdy není úplné odstranění rakovinného onemocnění možné, tedy za účelem prodloužení a zkvalitnění života [1]. Aktinoterapii je možné využít jak jako hlavní léčebnou metodu (primární aktinoterapie), tak i v kombinaci s dalšími léčebnými postupy.

V případě primární aktinoterapie je pacient léčen výhradně ozařováním. Cílem léčby je úplné odstranění všech defektních buněk. Z principu, na němž je tento léčebný postup založen, a zejména v kontextu 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. K předoperačnímu ozařování se často přistupuje v případech, kdy není možné původní nádor vyoperovat. Cílem je tedy tumor zmenšit do takové míry, aby jej bylo možné operačně odstranit.

Někdy je předoperační ozařování doprovázeno také chemoterapií, viz níže. U poopečení aktinoterapie je cílem odstranit potencionální mikroskopické zbytky tumoru, které by mohly znovu začít růst.

Velmi často se ve spojení s léčbou nádorových onemocnění hovoří o proceduře zvané **chemoterapie**. Je založena na podávání léků zastavujících buněčné dělení, tzv. cytostatik. Na tuto léčbu jsou citlivé převážně rychle se dělící buňky. Právě defektní buňky tvořící tumor mají obvykle určitým způsobem poškozené opravné mechanismy a v důsledku podávání cytostatik tak s větší pravděpodobností zahynou. Samozřejmě nelze u chemoterapie hovořit o přesně zacílené léčbě. Cytostatika postihují všechny buňky v lidském těle, a proto je možná na místě 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 pacient má sice velkou šanci na úplné vyléčení, ale v mnoha případech léčba zanechá trvalé následky v podobě trvalé ztráty hlasu, ke které dochází zejména z důvodu podcenění prvotních příznaků vážného onemocnění.

2.2 Rehabilitace hlasu po totální laryngektomii

Nesporná výhoda totální laryngektomie neoddiskutovatelně spočívá v odstranění primárního nádorového onemocnění. Následky operace však způsobí obrovský zásah do kvality života pacienta. Okem nejviditelnější změny představuje přítomnost otvoru na krku po provedeném operačním zákroku a s ním spojený způsob dýchání. Do uměle vyvedené průdušnice je přímo vdechován vzduch z okolního prostředí a nedochází tak k jeho přirozeně probíhající filtrace, ohřevu ani přirozenému zvlhčování. Toto má za následek vyšší náchylnost pacientů k respiračním onemocněním.

Lze se domnívat, že pro samotného pacienta je jedním z nejobtížnějších úkolů vypořádat se s trvalou ztrátou vlastního hlasu. Z toho důvodu se již samotný autor

operačního zákroku doktor Billroth zaobíral otázkou rehabilitace hlasu. Jeho první pokusy s kovovou tracheostomickou kanylou sice umožňovaly pacientovi hovořit, ale svou konstrukcí pacienta spíše ohrožovaly na životě, proto se častěji využívala metoda tzv. jícnového hlasu [4]. Ve stejnou dobu, tedy začátkem minulého století, se začaly objevovat také hlasové aparáty. V současnosti se rehabilitace hlasu provádí s využitím:

- **foniatrických metod**, mezi které patří metoda jícnového hlasu a využití elektrolarynxu,
- **chirurgicko-protetickým způsobem**, který spočívá v opětovném propojení průdušnice a jícnu,
- **vytvoření hrtanu podobných struktur chirurgickým způsobem**,
- **transplantace hrtanu**.

Může se zdát, že je k dispozici relativně široká škála možností, jak pacientovi vrátit schopnost vyjadřování pomocí mluvené řeči. Ovšem je nutné si uvědomit, že výběr konkrétní metody závisí na stavu a možnostech pacienta. Jinými slovy, ne každá metoda je vhodná pro každého pacienta a žádná z metod není univerzální.

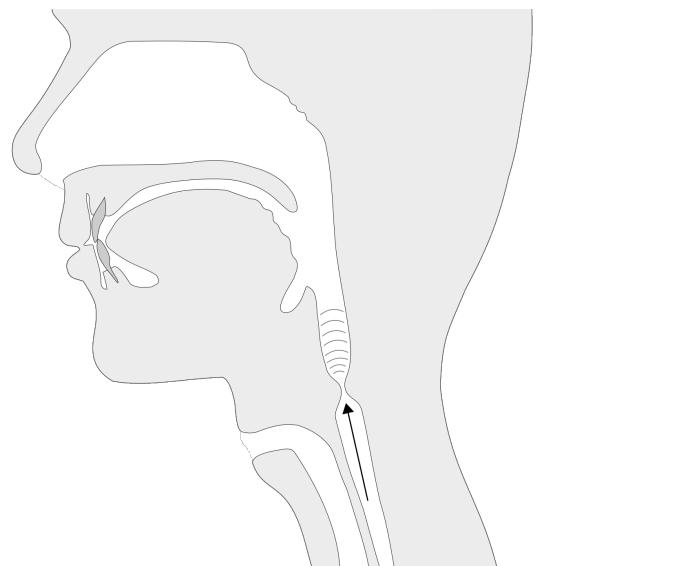
2.2.1 Foniatrické metody

Nevyhnutelným důsledkem odstranění hrtanu je ztráta hlasu. Neznamená to ale, 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, jako například hrudní, nosní a ústní dutina, zůstávají nedotčeny a mohou i nadále plnit svou funkci. Logicky se tak nabízí myšlenka nahradit chybějící zdroj zvuku jiným. Tento princip využívají metoda jícnového hlasu a produkce řeči s využitím elektrolarynxu.

Jícnový hlas

První zmínky o využívání jícnového hlasu se datují do roku 1922, kdy prof. MUDr. Miloslav Seeman [5] potvrdil domněnku, že funkci štěrbiny mezi hlasivkami (rima glottidis) přebírá tzv. pseudoglottis, která se vytváří na úrovni horního jícnového svěrače, a vypracoval metodiku vytváření jícnového hlasu.

Princip tvorby jícnového hlasu spočívá v tom, že se vzduch neplní do plic, ale do jíncu. Takto si pacient připravuje potřebný vzduch k následné eruktaci² vzduchu a produkci řeči. Vlastní jícnový hlas vzniká na přechodu jíncu a hypofaryngu (spodní část hltanu). Následně v oblasti horního jícnového zúžení dochází k rozkmitání sliznice a podslizniční vrstvy a tedy k produkci zvuku, který je následně modulován stejně jako v případě přirozené produkce řeči. Princip tvorby „základního“ tónu jícnového hlasu je znázorněn na obr. 2.3.



Obrázek 2.3: Princip produkce jícnového hlasu. Průchodem vzduchu přes zúžení vzniká základní tón jícnového hlasu.

Na základě toho, jakým způsobem je jícen plněn vzduchem, rozlišujeme metodu **aspirační** a metodu **injekční**. Zatímco aspirační metoda spočívá v plnění jíncu vzdu-

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

chem pomocí polykání, u injekční metody je za tímto účelem využíván kořen jazyka, pomocí něhož je vzduch vtlačován do jícnu. Následný princip produkce hlasu je pro oba případy shodný. Injekční princip plnění jícnu vzduchem je využíván pacienty, kterým byla při laryngektomii odstraněna jazylka. V těchto případech nelze jícen naplnit aspirační cestou.

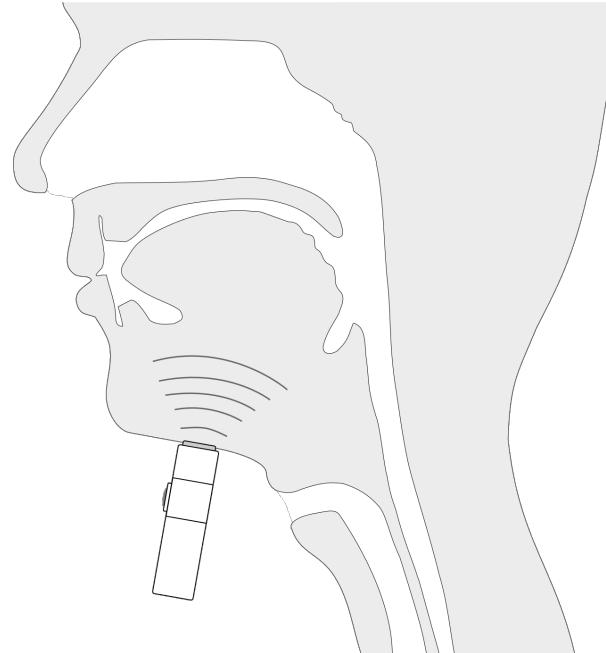
Proces učení jícnového hlasu by měl začít co možná nejdříve po operaci. Pokud je to možné, tak se s výukou začíná ještě za pobytu pacienta na ORL klinice nebo krátce po propuštění. V první fázi se pacient učí pouze slabiky sestávající z explosivy a souhlásky. Postupně se však přidávají slabičné shluky, 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 pro úspěšné osvojení techniky jícnového hlasu je potřeba 30 až 50 hodin velmi intenzivního tréninku k osvojení jícnového hlasu XXXX. Míra úspěšnosti nácviku srozumitelného hlasu se uvádí v rozsahu 14%-75%. Mezi možné příčiny, které mohou významně ovlivnit zvládnutí techniky jícnového hlasu, patří fyziologické potíže, anatomické problémy, psychologické problémy, nebo jednoduše nedekvátní podpora při řečové terapii [6]. Významnou roli také hraje snaha a odhodlání samotného pacienta.

Nepopiratelnou výhodou využití metody jícnového hlasu je, že při rehabilitaci hlasu není pacient závislý na lékaři. Navíc po chirurgickém zásahu je zajištěno permanentní oddělení dýchacích a polykacích cest, je tedy eliminováno riziko vniknutí potravy do dýchacích cest. Další nespornou výhodou pro pacienty, kteří ovládají techniku jícnového hlasu, je bezesporu to, že mají při mluvení volné obě ruce. Za nevýhodu lze obecně považovat nižší srozumitelnost produkovaného hlasu. Ta je způsobena tzv. „břišním“ zabarvením, ke kterému zcela jistě při produkci řeči prostřednictvím metody jícnového hlasu dochází, a dále nízkou intenzitou hlasu a krátkou výdrží mluvčího 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% -30% pacientů, kteří se začali tuto techniku učit [7].

Využití elektrolarynxu

Rehabilitace hlasu za pomoci přídavného zařízení, nazývaného elektrolarynx, se řadí mezi tzv. elektromechanické metody. Princip metody spočívá v přikládání speciálního zařízení obsahujícího generátor zvuku do oblasti spodiny úst. Generátor zvuku, který je součástí elektrolarynxu, napomáhá přenosu zvuku a vibrací nejen do dutiny ústní, ale i do přilehlých artikulačních orgánů. Následně je pacient schopen běžným způsobem artikulovat, a tedy i hovořit. Princip vytváření hlasu pomocí elektrolarynxu je ukázán na obr. 2.4.



Obrázek 2.4: 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, který lze označit za elektromechanický generátor zvuku s konstantním buzením. Proto je také základní frekvence produkovaného hlasu víceméně konstantní a řečník tak má velmi omezené možnosti jak řeč emotivně zabarvovat. V průběhu času se sice objevily snahy o ovlinění základní frekvence produkované řeči [8, 9, 10], kterou by bylo možné vyvolat prostřednictvím změny budící frekvence elektrolarynxu, ale ty stroskotaly, jelikož jako velmi obtížné se jeví nalezení vhodného mechanismu, pomocí kterého by bylo docíleno optimální změny fundamentální frekvence mluvené řeči s ohledem na to, co chce řečník říci. Dalším charakteristickým rysem hlasu produkovaného pomocí elektrolarynxu je jeho nižší srozumitelnost. K tomuto jevu dochází v důsledku přítomnosti zvukového podkresu generovaného přístrojem. Srozumitelnost se navíc snižuje s rostoucím okolním hlukem, proto se velmi často stává, že posluchač, který se s takto produkovanou řečí setkává poprvé, není schopen promluvám plně porozumět.

Naproti tomu, za výhody, kterými tato metoda rehabilitace hlasu disponuje, lze označit možnost rychlého osvojení schopnosti opětovně produkovat řeč. Navíc je vhodná pro téměř všechny pacienty postižené ztrátou hlasu v důsledku odstranění hrtanu popř. jeho poškození. Za nevýhodu lze obecně pokládat kvalitu produkované řeči, tedy monotonní a mechanicky znějící hlas. Za jistý způsob omezení lze považovat nutnost držení elektrolarynxu, jakožto přídavného zařízení, při mluvení.

2.2.2 Chirurgicko-protetická metoda

Další možnosti, kterou lze využít pro rehabilitaci hlasu, je po odstranění hrtanu chirurgicky vytvořit průchod mezi průdušnicí a jícнем tak, aby u tracheostomovaného člověka mohl opětovně proudit vzduch z plic do úst. Princip metody spočívá v tom, že pacient při výdechu zneprůchodně operativně vytvořený otvor (stoma) v oblasti krku. Vzduch tak projde skrz fistuli do oblasti jícnu, naráží do jeho stěn a dochází k jeho

rozvibrování. Následně jsou tyto vibrace modulovány pomocí artikulačních orgánů a vzniká řeč.

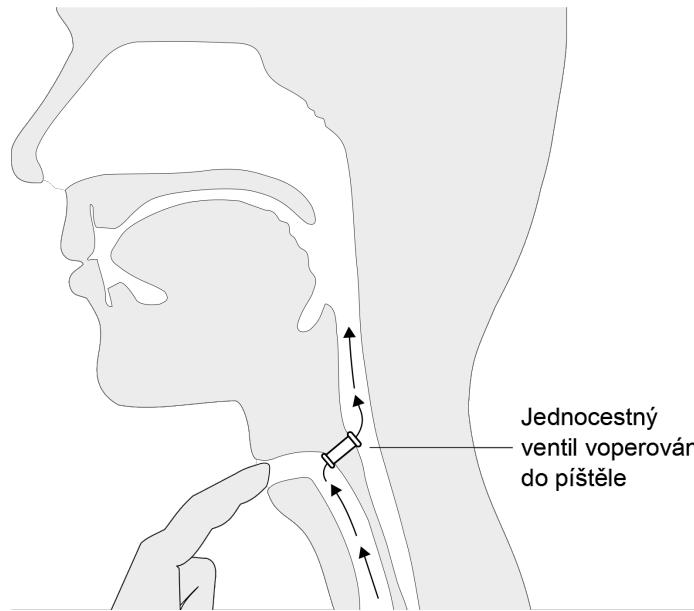
Historicky první zmínka o vytvoření fistule³ mezi průdušnicí a jícнем pochází z roku 1932. V tomto roce doktor Guttman poprvé vytvořil tracheoezofageální shunt⁴. Hlavní snahou chirurgů bylo vytvoření bezpečné, správně nasměrované píštěle umožňující tvorbu hlasu. Bohužel v mnoha případech byly zákroky doprovázené vážnými komplikacemi (infekcemi, zápaly či těžkým krvácením). Mimo to se museli operatéři vypořádat se zajištěním stálosti vytvořeného otvoru tak, aby jím neprotékaly tekutiny špatným směrem a nedocházelo k jejich zatékání do dýchacích cest. Jelikož se jednalo o velmi náročné operační postupy a bylo s nimi spojeno velké množství rizik, došlo v 80. letech 20. století k jejich ústupu. Svou renesanci zažily s návrhem první protézy v podobě jednocestného ventilu, který zajišťoval pouze jednosměrný průchod tekutin skrze píštěl, jak je ilustrováno na obr. 2.5. První komerčně dostupná protéza se objevila v 80. letech 20. století v USA.

Na používané protézy jsou kladené přísné nároky a musí vyhovovat určitým požadavkům. Musí být vyrobeny z biokompatibilního materiálu, který odolává biodegradaci. Tím je zaručena jejich dlouhodobá trvanlivost a správná funkce. V neposlední řadě by měla být protéza samofixační a snadno vyměnitelná. K zajištění jejich správné funkce je zapotřebí navrhnout je tak, aby tlak potřebný k otevření faryngoezofageálního segmentu byl co nejnižší. To by mělo zajišťovat pacientovi vytvářet plynulou řeč. První vyráběné protézy se ale vyznačovaly tím, že tlak potřebný pro jejich otevření byl příliš vysoký a omezovaly tak množinu potencionálních pacientů. Nejmodernější protézy se již vyznačují velmi nízkým otevíracím fonačním tlakem.

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

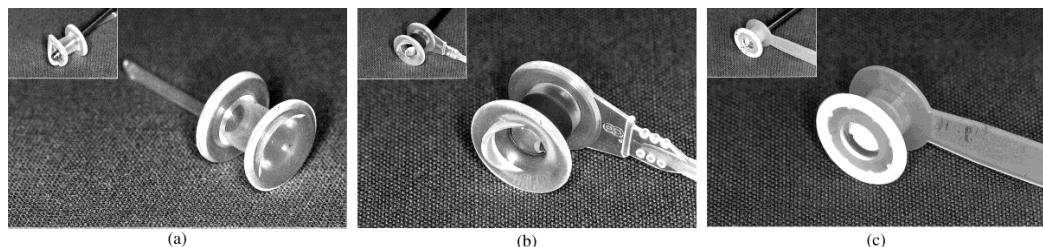
³fistule (česky píštěl) je abnormální otvor mezi dvěma dutými orgány, nebo mezi dutým orgánem a kůží.

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



Obrázek 2.5: Průchod vzduchu tracheoezofageální protézou.

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 [11]. U typů, které si nositel může měnit sám, se předpokládá, že budou čištěny nebo měněny přibližně jednou za dva týdny. Na obr. 2.6 jsou ukázány některé typy užívaných protéz.



Obrázek 2.6: Ilustrace používaných TE protéz (a) Gronigenova nízkotlaká protéza, (b) Provox2 a (c) Blom-Singer protéza.

Samotný zákrok zavedení protézy je možné provést současně 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 pomocí této metody je více než 80 % [12]. Důležitým faktorem, stejně jako u metody jícnového hlasu, je funkčnost faryngozofageálního segmentu. Významnou roli hraje 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 [13]. Oproti jícnovému hlasu není potřeba tak intenzivní edukace pacienta k plnému osvojení hlasu. V současnosti se jedná o nejpoužívanější metodu rehabilitace hlasu.

2.2.3 Hrtanu podobné struktury

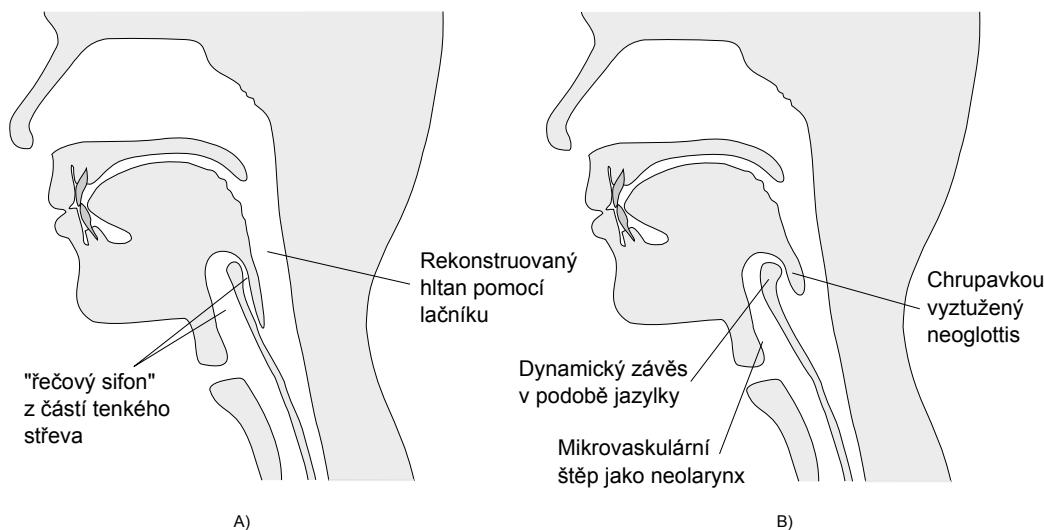
S rozvojem mikrovaskulárních⁵ transplantátů se začaly objevovat postupy, které umožňovaly rehabilitovat hlas pouze pomocí chirurgického zákroku. Tyto techniky jsou založeny na myšlence permanentního spojení hypofaryngu s tracheou pomocí vlastní tkáně pacienta.

První metodu tohoto druhu představil v roce 1984 doktor Ehrenberger [14], který popsal tzv. „řečový sifón“ (angl. **speech siphon**). Jedná se o dvakrát esovité zahnuté spojení mezi hrtanem a hltanem vytvořené z části tenkého střeva zvané lačník (jejunum). Dvojesovité zahnutí je provedeno tak, aby bylo minimalizováno riziko sekundární aspirace. Schéma „řečového sifónu“ podle Ehrenberga je znázorněno na obr. 2.7 A. Již na první pohled je zřejmé, že se jedná o velmi náročný chirurgický

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

zákrok. První články publikované autorským kolektivem prezentovaly velmi dobré funkční výsledky metody. Podle [4] bylo touto metodou doposud operováno přibližně 60 pacientů.

V roce 1990 byla popsána laryngoplastika podle Hagena. V tomto případě je za účelem vytvoření ústrojí zvaného **neolarynx** používán štěp z předloktí. Neoglottis je vyztužen chrupavkou a překrývá vchod do neolaryngu tak, aby nedocházelo k sekundární aspiraci. Vnitřek neolaryngu je kryt kůží. Laryngoplastika podle Hagena je znázorněna na obr. 2.7 B. Doposud bylo touto metodou operováno přibližně 300 pacientů [4].



Obrázek 2.7: A) Schéma „řečového sifónu“ tak jak jej představil Ehrenberg. B) Laryngoplastika podle Hagena.

Bohužel v současné době tyto metody nenacházejí širší uplatnění. Hlavním důvodem je náročnost realizace operačních postupů, kvůli které se velmi těžko prosazují na dalších pracovištích. Dalším aspektem, který limituje tyto metody, je vliv na samotného pacienta. Metody předpokládají provedení dalšího chirurgického zákroku, který představuje pro pacienta další zátěž a mohou ho provázet nemalé komplikace. 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.

2.2.4 Transplantace hrtanu

Nejkomplexnější možnost rehabilitace hlasu představuje transplantace hrtanu. Pokud je úspěšná, přebírá transplantovaný orgán plně funkci původního orgánu a velmi významně zvyšuje šance pacienta na plné zotavení bez trvalých následků. Jedná se ale o velmi náročný chirurgický zákrok, protože je potřeba provést reinervaci a obnovení cévního zásobení implantátu.

Přestože první zmínky o možnosti provedení transplantace hrtanu se objevují již v 60. letech 20. století⁶, byla první transplantace tohoto druhu provedená až profesorem Marshallem Stromem v roce 1998 [15], Prvním pacientem, který podstoupil zmiňovaný chirurgický zákrok, byl čtyřicetiletý muž z USA. K laryngektomii v jeho případě vedla motocyklová nehoda, při které došlo k rozdrcení hrtanu. Před transplantací pacient využíval 20 let k produkci řeči elektrolarynx. Dárcem orgánu byl taktéž čtyřicetiletý muž, který zemřel na následky prasknutí mozkového aneurysmatu. Příjemce transplantátu již třetí den po operaci promluvil (vyslovil anglické slovo „hello“). Přibližně po 36 měsících od transplantace byl produkovaný hlas kvalitativně srovnatelný s hlasem zdravého člověka. U této transplantace se však nepodařilo dosáhnout kompletní reinervace, proto nebylo možné zajistit bezproblémové dýchání a bylo proto nutné ponechat tracheostomii. I přes tuto skutečnost měl zákrok významný podíl na zvýšení kvality jeho života [16]. Doposud poslední úspěšně vykonaná transplantace hrtanu byla dle dostupných zdrojů provedena v říjnu 2010.

Jedním z hlavních důvodů tak nízkého počtu úspěšně provedených zákroků je, že se jedná o transplantaci dárcovského orgánu. Pacientům jsou podávány medikamenty zabírající odmítnutí dárcovského orgánu (imunosupresiva), která ale v sou-

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

časné době nelze podávat pacientům trpícím rakovinným onemocněním, protože významně zvyšují riziko opětovného rozšíření rakoviny [15]. Ve výjimečných případech lze tuto metodu zvažovat u pacientů, kteří trpěli benigními nádory a minimálně 5 let u nich nedošlo k recidivě. Poslední výzkumy však naznačují, že by v dohledné době v této oblasti mohlo dojít k pokroku, v důsledku kterého by bylo možno provést transplantaci hrtanu i u lidí, kteří trpěli rakovinným onemocněním.

2.2.5 Shrnutí

Rehabilitaci hlasu u pacientů, kteří prodělali chirurgické odstranění hrtanu, je ve vyspělých zemích věnována značná pozornost, jelikož následky této operace velmi významně ovlivňují kvalitu jejich života. Léčení jedinci se musí vyrovnat primárně se ztrátou hlasu. V některých případech dochází po operaci i ke ztrátě čichu a pacienti jsou náchylnější ke vzniku respiračních onemocnění. Tato situace je již sama o sobě velmi náročnou psychickou zkouškou. Neméně významnou roli sehrává i fyzická odlišnost a z toho pramenící psychická zátěž, které je pacient vystaven po absolvované léčbě.

V současnosti je za účelem rehabilitace hlasu využíváno několik metod, jejichž přehled je spolu s jejich hlavními výhodami a nevýhodami uveden v tabulce v tab. 2.1. U většiny pacientů je hlas rehabilitován pomocí metody tracheoezofageálního píštěle, která je principiálně založena na metodě jícnového hlasu. O úspěchu rehabilitace, stejně jako u jícnového hlasu, tak především rozhodují vlastnosti faryngoezofageálního segmentu. Pokud si pacient není schopen osvojit techniku jícnového hlasu, případně nemá voperován píštěl, je pro rehabilitaci hlasu použit elektrolarynx. Za nejkomplexnější ze zmíněných postupů 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 omezený okruh pacientů.

	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 2.1: Přehled dostupných metod rehabilitace hlasu.

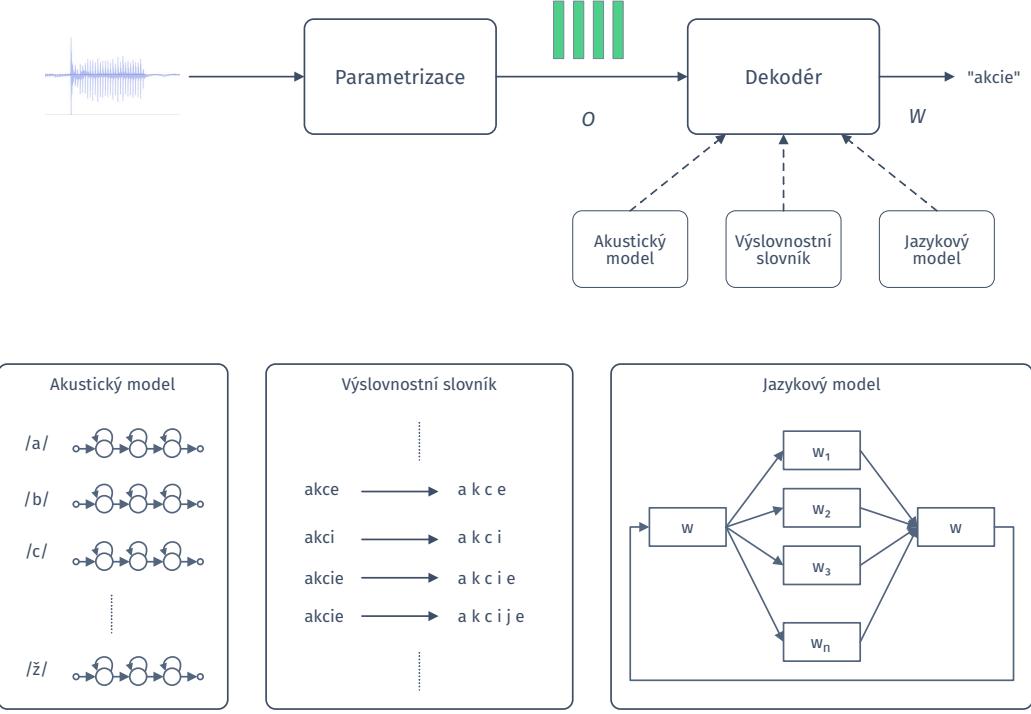
Přestože lékařská věda v současnosti disponuje možnostmi jak rehabilitovat hlas a lékaři se snaží využívané postupy neustále zdokonalovat, zůstává zde otevřený prostor pro inovace, a tím zlepšení kvality života lidí postižených ztrátou hrtanu.

Kapitola 3

Automatické rozpoznávání řeči

Úlohou systému automatického rozpoznávání řeči (ASR) je převedení mluvené řeči na posloupnost slov, která řečník vyslovil. První takovéto systémy se začaly objevovat v první polovině 20. století. Jejich funkce spočívala v analýze akustického signálu a jeho porovnávání se vzorem. Byly tak schopny rozpoznávat jen velmi omezené množství slov. Významný zlom nastal v polovině 80. let minulého století, kdy se začaly používat systémy založené na statistickém přístupu, konkrétně na principu skrytých Markovových modelech (HMM) [17]. Princip fungování takového systému je znázorněn na obr. 3.1. Řečový signál obsahující posloupnost slov $W = \{w_1 w_2 \dots w_N\}$ je analyzován a následně převeden na sekvenci vektorů pozorování $\mathbf{O} = \{\mathbf{o}_1 \mathbf{o}_2 \dots \mathbf{o}_T\}$. 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, který se snaží vybrat k vektorům pozorování \mathbf{O} takovou posloupnost slov \hat{W} , která maximalizuje aposteriorní pravděpodobnost (MAP) určenou vztahem

$$\hat{W} = \underset{W}{\operatorname{argmax}} P(W|\mathbf{O}). \quad (3.1)$$



Obrázek 3.1: Schéma automatického systému rozpoznávání řeči pracující na statistickém přístupu.

Pomocí Bayesova pravidla je možné podmíněnou pravděpodobnost $P(W|\mathbf{O})$ vyjádřit jako

$$P(W|\mathbf{O}) = \frac{P(\mathbf{O}|W)P(W)}{P(\mathbf{O})}, \quad (3.2)$$

kde podmíněná pravděpodobnost $P(\mathbf{O}|W)$ odhaduje sekvenci pozorování \mathbf{O} za předpokladu výskytu posloupnosti slov W . Tento výpočet je realizován **akustickým modelem** (viz obr. 3.1). K určení \hat{W} je ještě nezbytné znát pravděpodobnost výskytu požadované posloupnosti slov $P(W)$, o stanovení této pravděpodobnosti se stará **jazykový model**. Jelikož pravděpodobnost $P(\mathbf{O})$ je z principu nezávislá na sekvenci slov W , je možné rovnici (3.1) upravit do tvaru

$$\hat{W} = \operatorname{argmax}_W P(\mathbf{O}|W) P(W). \quad (3.3)$$

Takto upravená rovnice představuje obecné pravidlo dekódování a její členy reprezentují základní stavební prvky ASR systému. Pro doplnění je nutné dodat, že **slovník** obsahuje seznam všech slov, se kterými je systém schopen pracovat. Tento seznam obsahuje rovněž jejich fonetickou transkripci. Všechny tyto části jsou součástí **dekodéru**, který realizuje prohledávací strategii. V následujícím textu budou jednotlivé stavební prvky ASR systému popsány podrobněji.

3.1 Parametrizace řečového signálu

Stejně jako v mnoha jiných odvětvích, i při rozpoznávání řeči je v mnoha případech inspirací člověk. Pro získání sekvence pozorování (příznaků) vycházíme z **modelování produkce řeči** a **modelování procesu slyšení**.

3.1.1 Modelování produkce řeči

Cílem modelování produkce řeči je nalezení matematických vztahů, které poslouží k reprezentaci fyzikálních dějů spojených s produkcí řeči. Základem je parametizační technika **lineárního prediktivního kódování**, známá pod anglickou zkratkou LPC¹ [18]. 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 vydechovaného proudu vzduchu o překážku, kterou mouhou být například zuby nebo jazyk, v některém místě hlasového ústrojí;

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.

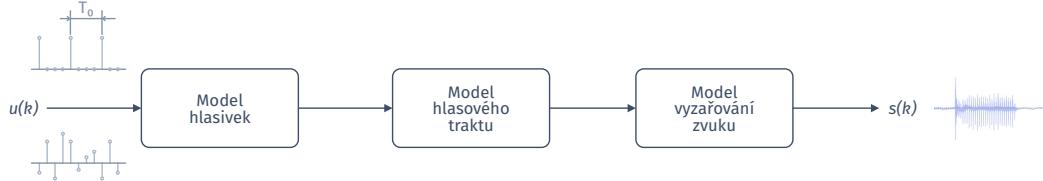
- *explozivy* (např. /b/, /p/ ap.) - také nazývané jako souhlásky výbuchové, se tvoří úplným uzavřením vydechovaného proudu vzduchu pomocí artikulačních orgánů. To se následně projeví jako krátká pauza (tzv. okluze), po které následuje náhlé jednorázové uvolnění a únik nahromaděného vzduchu (tzv. exploze) [19].

Snahou je navrhnout takový model hlasového traktu, který bude dobře popisovat výše zmíněné řečové zvuky. Nesmí se však zapomenout na možnou přílišnou složitost a nedostatečnou přesnost modelu. Jako ideální se může jevit lineárně časově invariantní model. Bohužel lidskou řeč lze klasifikovat jako kontinuální časově variantní a v některých situacích dokonce nelineární proces, proto je téměř nemožné jej přesně namodelovat. Pokud však budeme předpokládat, že v konkrétním krátkém časovém úseku zůstává buzení a parametry hlasivkového traktu přibližně konstantní, tak je možné navrhnout lineární časově invariantní model řeči, který je platný pro krátké časové úseky. Tuto podmínu lze považovat za platnou pro intervaly délky od 10 do 30 ms. Odtud také vychází uvažovaná perioda segmentů řeči, zmíněná v úvodu této kapitoly. Pro tyto segmenty je pak možné proces vytváření řeči modelovat pomocí tzv. **krátkodobého modelu**, který má v krátkých časových intervalech pevné parametry [17].

Odvození obecného diskrétního modelu hlasivkového traktu je založeno na zjednodušeném modelu produkce řeči, jehož struktura je ukázána na obr. 3.2. Ten je tvořen třemi dílčími částmi, konkrétně modelem hlasivek, modelem hlasivkového traktu a modelem vyzařovaného zvuku. K odvození a popisu vlastností modelu se využívá výhod Z-transformace [19].

Krátkodobý model produkce řeči lze approximovat celopólovým modelem charakteru filtru $H(z)$ ve tvaru

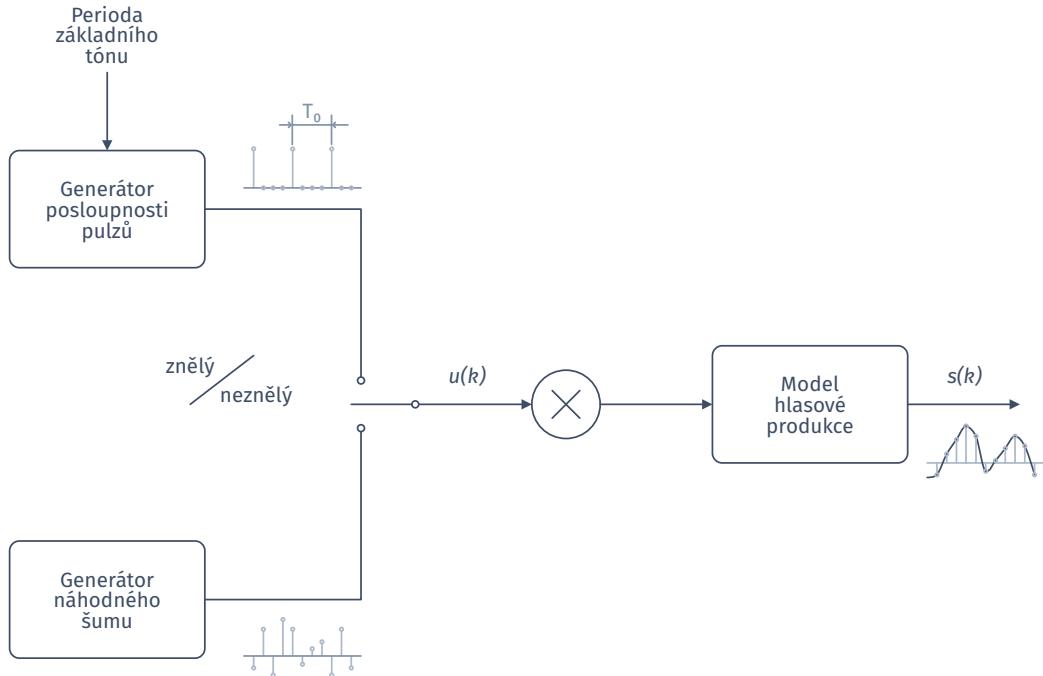
$$H(z) = \frac{G}{1 + \sum_{i=1}^Q a_i z^{-i}} = \frac{G}{A(z)}, \quad (3.4)$$



Obrázek 3.2: Blokové schéma modelu produkce řeči.

kde G představuje celkové zesílení, Q je řád modelu a a_i jsou parametry modelu.

Vstupem modelu je buzení $u(k)$ (viz obr. 3.2), které je v případě znělých zvuků reprezentováno sledem pulsů s periodou T_0 ³ a pro neznělé zvuky je tvořeno náhodným šumem s plochým spektrem. V časové oblasti je pak diskrétní výstupní odezva při fixovaných parametrech hlasového traktu ($10 - 30 \text{ ms}$) dána konvolucí buzení a impulzní odezvy krátkodobého modelu. Na základě toho je možné model upravit do podoby znázorněné na obr. 3.3, kde $u(k)$ je buzení a $s(k)$ je výstupní signál s parametry hlasového ústrojí odpovídajícími parametry a_i celopólového modelu.



Obrázek 3.3: Blokové schéma upraveného modelu produkce řeči.

³Periody základního hlasivkového tónu.

K odhadu parametrů a_i slouží **lineární prediktivní analýza**. Odhad probíhá přímo z krátkodobého řečového signálu. Přenosové vlastnosti krátkodobého modelu je možné popsat rovnicí (3.4). Myšlenka metody LPC vychází z předpokladu, že vzorek k řečového signálu je možné popsat lineární kombinací Q předchozích vzorků a buzení $u(k)$, což lze matematicky vyjádřit pomocí následující rovnice ve tvaru

$$s(k) = - \sum_{i=1}^Q a_i s(k-1) + Gu(k). \quad (3.5)$$

Je patrné, že se LPC snaží odhadnout parametry modelu a_i a zesílení G pomocí známé reálně naměřené posloupnosti vzorků řeči $s(k)$. K odhadu se používá principu minimizace kvadratické chyby krátkodobé energie signálu $e(k)$. Ta je v časové oblasti popsána vztahem

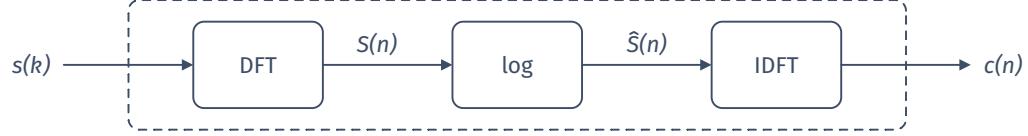
$$E = \sum_k e^2(k) = \sum_k [s(k) - s'(k)]^2 = \sum_k \left(s(k) + \sum_{i=1}^Q a_i s(k-1) + Gu(k) \right)^2, \quad (3.6)$$

kde $s(k)$ jsou vzorky reálného řečového signálu a $s'(k)$ jsou ty predikované LPC filtry. Pro nalezení minimální hodnoty 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 [17].

Další možností jak modelovat hlasový trakt je využít popis pomocí **kepstrálních koeficientů lineární predikce** $c(k)$. Kepstrum k-tého mikrosegmentu řečového signálu $s(k)$ je definováno vztahem

$$c(k) = \mathcal{F}^{-1} \{ \log |\mathcal{F} \{ s(k) \}| \}. \quad (3.7)$$

kde \mathcal{F} představuje operátor diskrétní Fourierovy transformace (DFT) a \mathcal{F}^{-1} reprezentuje inverzní diskrétní Fourierovy transformace (IDFT). Postup výpočtu je znázorněn na obr. 3.4.



Obrázek 3.4: Blokové schéma principu výpočtu kepstra.

Pro získání kepstrálních koeficientů lineární predikce lze využít vztah (3.4), který po zlogaritmování přejde do tvaru

$$\log H(z) = \log \left(\frac{G}{A(z)} \right). \quad (3.8)$$

Člen $A(z)$ je polynomem proměnné z^{-1} řádu Q . Pokud všechny jeho kořeny leží uvnitř jednotkové kružnice, tak lze aplikovat Taylorův rozvoj a vztah (3.8), tedy lze zapsat jako

$$\log \left(\frac{G}{A(z)} \right) = c(0) + c(1)z^{-1} + \dots = \sum_{k=0}^{\infty} c(k)z^{-k}, \quad (3.9)$$

kde $c(k)$ jsou tzv. kepstrální koeficienty LPC. Po zderivování obou stran rovnice přejde vztah (3.9) do tvaru

$$-\sum_{i=1}^Q ia_i z^{-i} = \left(\sum_{k=0}^{\infty} kc(k)z^{-k} \right) \left(\sum_{i=0}^Q a_i z^{-i} \right). \quad (3.10)$$

Jestliže se $a_i = 1$, pak lze po roznásobení pravé strany rovnice (3.10) a po následném porovnání členů u stejných mocnin proměnné z zapsat vztahy pro výpočet kepstrálních koeficientů LPC ve tvaru

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

$$c(k) = \begin{cases} -a_k - \sum_{i=1}^{k-1} \left(\frac{i}{k}\right) c(i) a_{k-i}, & \text{pro } 2 \leq k \leq Q, \\ -\sum_{i=1}^Q \left(\frac{k-i}{k}\right) c(k-i) a_i, & \text{pro } k = Q+1, Q+2, \dots \end{cases} \quad (3.11)$$

kde $k = 1, 2, \dots, Q^*$. Q^* je počet kepstrálních koeficientů pro které musí platit $Q^* \geq Q$. Kepstrální koeficienty LPC jsou vztaženy ke spektrální obálce mikrosegmentu řeči odvozené LPC analýzou.

Spektrální obálku je následně možné získat z rovnice (3.4) dosazením $z = e^{j\omega}$. Pro uspokojivou reprezentaci se tradičně volí Q v rozmezí 7 – 15 v závislosti na spektrální šířce přenášeného pásma a požadované přesnosti approximace. Z toho plyne, že pro popis mikrosegmentu řeči by mohl být dostačující příznakový vektor o 15 koeficientech.

3.1.2 Modelování procesu slyšení

Zvuk představuje mechanické vlnění hmotných částic, které se šíří v plynném, kapalném nebo tuhém prostředí. Z fyziologického pohledu je však zvuk považován pouze za slyšitelné vlnění. To je takové, které je schopno vnímat sluchové ústrojí člověka. Zpravidla se jedná o frekvence 16 Hz – 20 kHz. Pro každého člověka je ale toto rozmezí individuální a mění se s věkem. S přibývajícím věkem a sluchovou zátěží klesá hlavně horní mezní kmitočet [19].

To, zda je člověk schopen daný zvuk slyšet, však není závislé pouze na frekvenci zvuku. Velmi podstatná je i intenzita zvuku, která se rovná energii zvukového vlnění, která projde za jednotku času jednotkovou plochou kolmou ke směru šíření vln. Zároveň je úměrná akustickému tlaku zvukové vlny, tj. tlaku, kterým zvukové vlny působí

na nějakou překážku. V případě člověka lze překážkou chápout ušní bubínek. Závislost mezi intenzitou zvuku I [Wm^{-2}] a akustickým tlakem p [Pa] je vyjádřen vztahem

$$I = \frac{p^2}{z}, \quad (3.12)$$

kde z je měrná akustická impedance prostředí, kterým se zvuk šíří. Lidské ucho je schopno vnímat akustický tlak v rozsahu od $2 \cdot 10^{-5}$ až $2 \cdot 10^2 Pa$, tj. v rozsahu sedmi řádů. Z praktického důvodu se tedy používá logaritmické stupnice. K vyjadřování pak slouží logaritmus poměru uvažované veličiny a mezinárodně normované referenční hodnoty též veličiny [19]. Hladina intenzity L_I je pak definována vztahem

$$L_I = 10 \log_{10} \frac{I}{I_0}, \quad (3.13)$$

kde I představuje intenzitu zvuku a $I_0 = 10^{-12} Wm^{-2}$ referenční hodnota intenzity.

Pro hladinu akustického tlaku platí

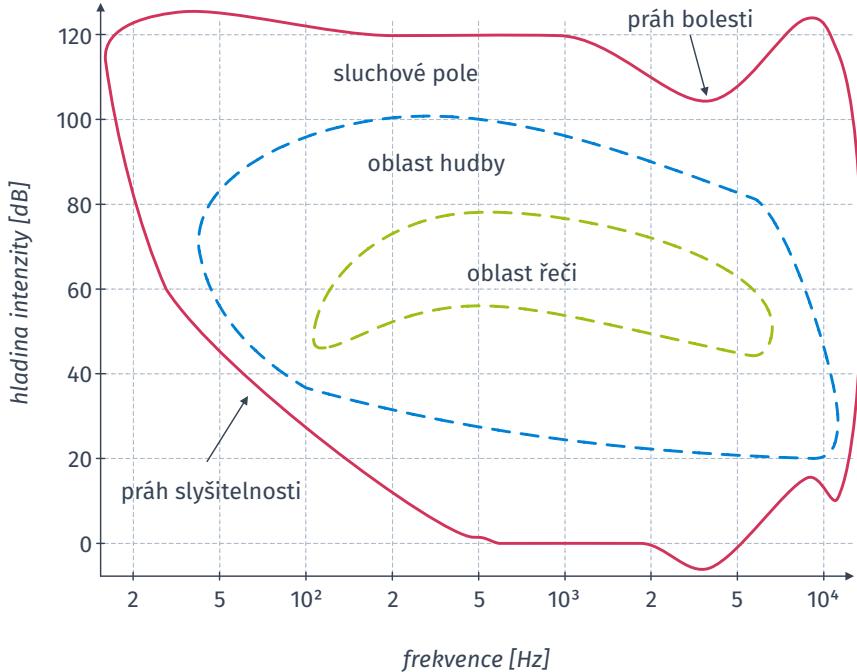
$$L_p = 20 \log_{10} \frac{p}{p_0}, \quad (3.14)$$

kde p je akustický tlak a $p_0 = 2 \cdot 10^{-5} Pa$ je referenční hodnota akustického tlaku.

Hodnoty veličin L_I a L_p jsou obvykle udávány v decibelech.

Důležitým pojmem je pak **práh slyšitelnosti**, který představuje minimální intenzitu zvuku potřebnou k tomu, aby jej šlověk mohl slyšet, viz obr. 3.5. Tento práh je zcela subjektivní a je závislý na frekvenci. Obecně je lidský sluch nejcitlivější na frekvence $3 - 4 kHz$. Směrem k nižším i vyšším kmitočtům citlivost sluchu klesá. **Práh bolesti** představuje horní mez intenzity sluchového pole (viz obr. 3.5), při níž již posluchač pocítuje bolest. Překročení této meze může vést k poškození sluchu [17].

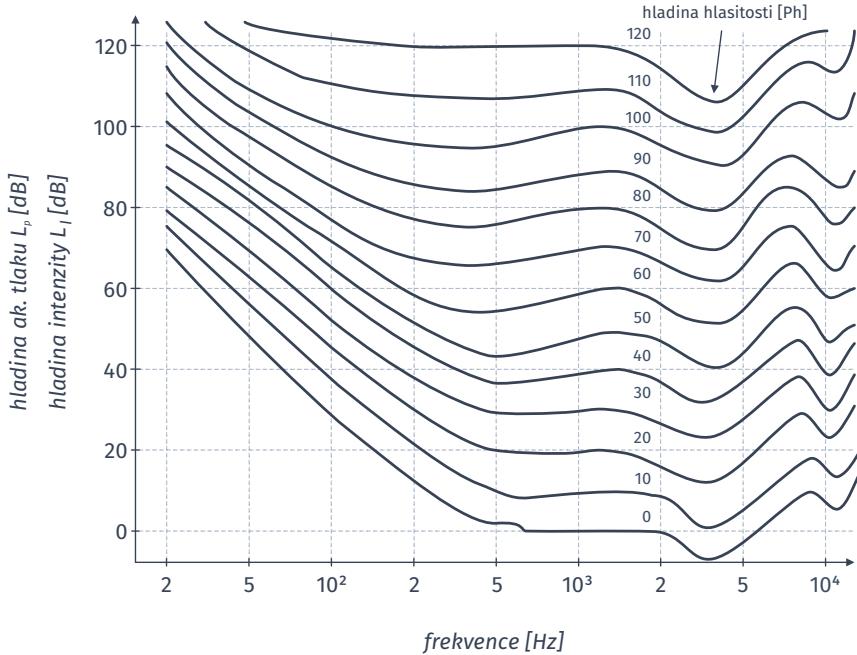
Hlasitost zvuku je závislost intenzity na frekvenci a je zcela subjektivní pocit, kterým člověk posuzuje intenzitu daného zvuku. Na obr. 3.6 jsou vyznačeny hladiny hlasitosti, které vznikly spojením bodů ve sluchovém poli (obr. 3.5), odpovídající



Obrázek 3.5: Charakteristické oblasti vnímání akustického signálu lidským sluchem.
 $L_p = 20\log(p/p_0)$, $p_0 = 2 \cdot 10^{-5} \text{ Pa}$.

tónům, které člověk vnímá stejně hlasitě. Z křivek je patrné, že subjektivní hlasitost se mění s frekvencí zvuku. Zvuky s nižší frekvencí vnímáme méně hlasitě než zvuky s vyšší frekvencí, zejména pak zvuky v rozmezí $3 - 4 \text{ kHz}$ [19].

Principem modelování procesu slyšení je postižení kompenzace nelineárního vnímání frekvencí lidským sluchem a respektování maskování zvuků včetně tzv. kritických pásem slyšení. Maskování zvuků je přirozená vlastnost lidského sluchu. Rozumí se jím jev, kdy je vnímání jednoho zvuku ovlivněno přítomností jiného zvuku. Jinými slovy lze říci, že přítomnost jednoho zvuku zvyšuje práh slyšitelnosti pro jiný zvuk. Ten buď zní současně nebo s drobným časovým odstupem od toho prvního. Tento jev je jakýsi „psychologický filtr“, který ignoruje veškerý šum ležící mimo určité kritické pásmo slyšení. Šířka kritického pásma je přitom závislá na frekvenci poslouchaného tónu. Často užívanými metodami pro modelování procesu slyšení jsou **melovská kepstrální filtrace a perceptivní lineární prediktivní analýza**.



Obrázek 3.6: Křivky stejné hlasitosti. $L_p = 20\log(p/p_0)$, $p_0 = 2 \cdot 10^{-5} \text{ Pa}$.

Melovské kepstrální koeficienty

Metoda melovských frekvenčních kepstrálních koeficientů (MFCC) se snaží respektovat výše zmíněné vlastnosti lidského sluchu, především se snaží dodržet kritická pásma slyšení a vliv subjektivního vnímání výšky tónů.

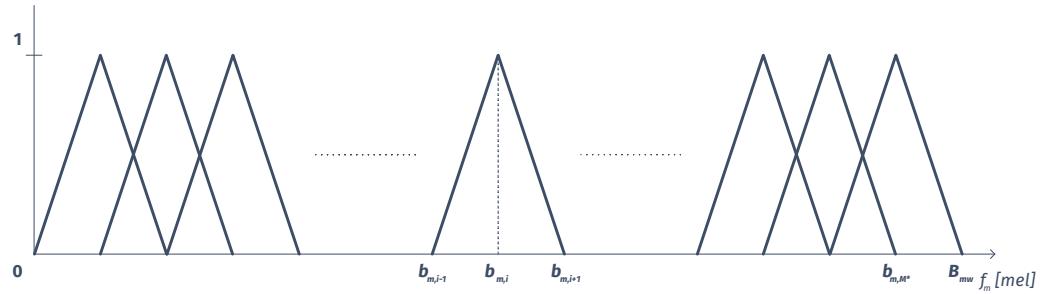
Základem MFCC je využití banky filtrů a lineárního rozložení frekvencí v tzv. **melovské frekvenční škále** definované vztahem

$$f_m = 2595 \log \left(1 + \frac{f}{700} \right), \quad (3.15)$$

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

$$b_{m,i} = b_{m,i-1} + \Delta_m, \quad (3.16)$$

kde $b_{m,0} = 0 \text{ mel}$, $i = 1, 2, \dots, M^*$, a $\Delta_m = B_{m,w}/(M^* + 1)$, kde $B_{m,w}$ je celková šířka pásma v melovské škále. Ukázka banky filtrů v této škále je znázorněna na obr. 3.7. Pro výpočet odezvy filtrů je však nezbytné přepočítat všechny koeficienty FFT do melovské frekvenční škály.

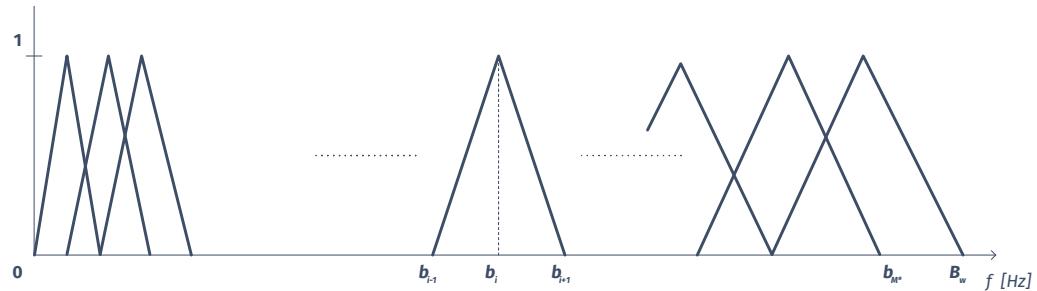


Obrázek 3.7: Rozložení banky trojúhelníkových filtrů v melovské frekvenční škále.

Vhodnější je vyjádření trojúhelníkových filtrů ve frekvenční škále s měřítkem v herzích. K přepočtu středních frekvencí $b_{m,i}$ se využívá inverzního vztahu k (3.15), tedy

$$f = 700 \left[\exp \left(0,887 \cdot 10^{-3} f_m \right) - 1 \right]. \quad (3.17)$$

Střední frekvence b_i jednotlivých filtrů jsou vyjádřené také v herzích. Na rozdíl od popisu v melovské škále jsou filtry rozmístěny nelineárně napříč celým analyzovaným spektrem, viz obr. 3.8.



Obrázek 3.8: Rozložení banky trojúhelníkových filtrů ve frekvenční škále.

Na vstup systému jsou postupně přivedeny mikrosegmenty řečového signálu⁴ $s(k)$ o konstantní délce a pro ně jsou určeny odpovídající koeficienty $c(k)$. Pro jednotlivé mikrosegmenty je pomocí FFT vypočteno amplitudové spektrum $|S(f)|$ a následuje klíčová část celého procesu, melovská filtrace. Odezvy filtrů ve frekvenční oblasti lze stanovit pomocí vztahu

$$y_m(i) = \sum_{f=b_{i-1}}^{b_{i+1}} |S(f)| u(f, i), \quad i = 1, 2, \dots, M^*, \quad (3.18)$$

kde frekvence f jsou vybírány ze souboru frekvencí využívaných při FFT výpočtu a $u(f, i)$ je vyjádření konkrétního trojúhelníkového filtru i . Průchod filtrem tedy znamená, že každý koeficient FFT je násoben odpovídajícím ziskem filtru a výsledky jsou pro příslušné filtry akumulovány. Logaritmováním akumulovaných koeficientů $y_m(i)$ je realizován převod do kepstrální oblasti. Tento krok příznivě omezí dynamiku signálu [18]. Posledním krokem při výpočtu melovských kepstrálních koeficientů $\{c_m(j)\}_{j=1}^{M^*}$ je provedení IDFT podle vztahu (3.7). V případě MFCC se ale používá diskrétní kosinová transformace (DCT), protože spektrum je reálné a symetrické. K výpočtu slouží vztah

$$c_m(j) = \sum_{i=1}^{M^*} \log y_m(i) \cos\left(\frac{\pi j}{M^*}(i - 0, 5)\right) \quad \text{pro } j = 0, 1, \dots, M, \quad (3.19)$$

kde M^* je počet pásem melovkého 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 10 až 13 koeficientů. Velmi často se také používá 1. a 2. z těchto koeficientů, protože svým způsobem zohledňují dynamickou složku řeči.

⁴Jednotlivé mikrosegmenty byly nejprve předzpracovány, tj. prošly tzv. preemfází. Ta spočívá ve zdůraznění amplitud spektrálních složek řečového signálu s jejich vzrůstající frekvencí [19].

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 zejména kritická pásma spektrální citlivosti, vztah mezi intenzitou a vnímáním hlasitosti a také křivky stejné hlasitosti [19]. 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 předzpracovaný⁵ mikrosegment řečového signálu $s(k)$ aplikujeme DFT. Krátkodobé spektrum je pak definováno vztahem

$$P(\omega) = |S(\omega)|^2 = [Re S(\omega)]^2 + [Im S(\omega)]^2. \quad (3.20)$$

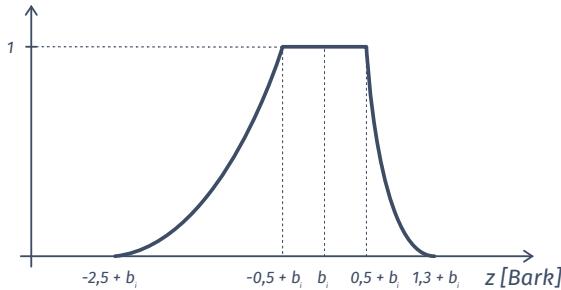
Poté následuje kompenzace nelineárního vnímání změn ve výšce zvuku. Vnímání je logaritmické, proto je nutné provést nelineární transformaci frekvenční osy pomocí vzorce

$$\Omega(\omega) = 6 \ln \left(\frac{\omega}{1200\pi} + \sqrt{\left(\frac{\omega}{1200\pi} \right)^2 + 1} \right), \quad (3.21)$$

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

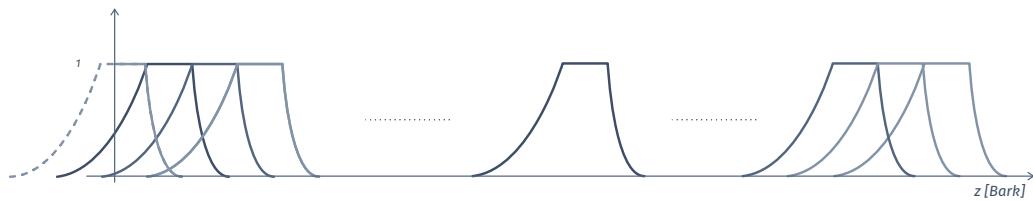
Zahrnutí kritických pásem slyšení (tzv. maskování zvuku) je realizováno navržením vhodného filtru typu pásmová propust šířky jednoho kritického pásma. Stejně jako v případě MFCC se jedná o banku filtrů, kde na sebe jednotlivé filtry ve frekvenční oblasti navazují. Na obr. 3.9 je zobrazen průběh jednoho takového filtru. Filtr má strmost $+20 \text{ dB/Bark}$ směrem k nižším frekvencím a -50 dB/Bark směrem k vyšším frekvencím.

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



Obrázek 3.9: Ukázka filtru umístěného na Barkově frekvenční ose.

Na Barkově frekvenční ose mají jednotlivé filtry šířku 1 a jsou podél ní lineárně rozmístěny viz obr. 3.10,



Obrázek 3.10: Rozmístění filtrů na Barkově frekvenční ose.

Jelikož člověk vnímá intenzitu zvuku v závislosti na frekvenci, tak je potřeba provést **přizpůsobení křivkám stejné hlasitosti**. Na začátku je důležité definovat referenční hlasitost, tj. hlasitost, na kterou bude normalizována. Obvykle se volí 40 Ph [19], což přibližně odpovídá hlasitosti běžné řeči. K normalizaci je použit inverzní filtr popsaný vztahem

$$E(\omega) = K \frac{\omega^4 (\omega^2 + 56,9 \cdot 10^6)}{(\omega^2 + 6,3 \cdot 10^6)^2 (\omega^2 + 379,4 \cdot 10^6) (\omega^6 + 9,6 \cdot 10^{26})}, \quad (3.22)$$

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

$$P'(\omega) = E(\omega) P(\omega), \quad (3.23)$$

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

$$\Phi(\omega, i) = E(\omega) \Psi(\omega - \omega_i, i), \quad (3.24)$$

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

$$\zeta_m = \sum_{\Omega=\Omega_m-2,5}^{\Omega_m+1,3} P(\Omega) \Phi(\Omega, m), \quad m = 1, 2, \dots, M-2, \quad (3.25)$$

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

$$\xi_m = (\zeta_m)^{0,3}, \quad m = 1, 2, \dots, M-2, \quad (3.26)$$

kde M je opět počet filtrů. Díky této operaci dojde také k redukci proměnlivosti „výstupů“ kritických pásmových 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 (3.5). Pro chybu predikce pak platí

$$e(k) = \sum_k \left(s(k) + \sum_{i=1}^Q a_i s(k-i) \right). \quad (3.27)$$

Aplikací Z-transformace a uvážením rovnice (3.4), je možné vztah (3.27) upravit do tvaru

$$E(z) = \left[1 + \sum_{i=1}^Q a_i z^{-i} \right] S(z) = A(z) S(z), \quad (3.28)$$

kde $A(z)$ je inverzní filtr a $E(z)$, resp. $S(z)$ jsou získané Z-transformací $e(k)$, resp. $s(k)$. Celkovou chybu predikce je pak možné vyjádřit vztahem

$$E(z) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} P(\omega) A(e^{j\omega}) A(e^{-j\omega}) d\omega, \quad (3.29)$$

kde $P(\omega)$ je vypočtené výkonové spektrum. Podobně jako u LPC hledané řešení odpovídá hodnotám, pro něž je celková chyba autokorelační funkce $R(i)$ minimální. Pro konečný počet známých frekvencí je tato funkce definována vztahem

$$R(i) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} P(\omega_n) \cos(i\omega_n), \quad (3.30)$$

kde $i = 0, \dots, Q$, 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 $Q = 5$ [18]. **Výpočet kepstrálních koeficientů PLP** lze pak pro známé hodnoty $R(i)$, podobně jako u LPC, určit Durbinovým algoritmem. Nalezené koeficienty lze využít jako příznaky při návrhu parametrizátoru řeči [17].

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

3.2 Akustické modelování

Akustický model (AM) je v rovnici (3.3) reprezentován podmíněnou pravděpodobností $P(\mathbf{O}|W)$. Úkolem akustického modelu je poskytnout co nejpřesnější odhad této

pravděpodobnosti pro libovolnou posloupnost vektorů příznaků $\mathbf{O} = \{\mathbf{o}_1, \mathbf{o}_2 \dots \mathbf{o}_T\}$.

Jako velmi vhodný nástroj pro modelování řeči se ukázaly tzv. **skryté Markovovy modely (HMM)**. Ty vycházejí z principu vytváření řeči člověkem. V průběhu produkce řeči se hlasové ústrojí v krátkém časovém úseku nachází v určité konfiguraci, přičemž množina všech možných konfigurací je konečná. Ve zvoleném krátkém úseku řeči (mikrosegmentu) je pak hlasovým ústrojím generován signál, který závisí na aktuální konfiguraci hlasového ústrojí. Tento vyprodukovaný zvuk je pomocí metod popsaných v části 3.1 převeden na vektor příznaků \mathbf{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 $\mathbf{O} = \{\mathbf{o}_1, \mathbf{o}_2 \dots \mathbf{o}_T\}$. 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 \mathbf{o}_t , a to podle rozdělení výstupní pravděpodobnosti $b_j(\mathbf{o}_t)$ příslušné k tomuto stavu [19].

Podmíněná 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

$$a_{ij} = p(s(t+1) = s_j | s(t) = s_i), \quad (3.31)$$

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

$$\sum_{j=1}^N a_{ij} = 1. \quad (3.32)$$

Funkce rozdělení výstupní pravděpodobnosti $b_j(\mathbf{o}_t)$ popisují rozdělení pravděpodobnosti pozorování \mathbf{o}_t produkovaného ve stavu s_j v čase t . Pro tuto funkci platí

$$b_j(\mathbf{o}_t) = P(\mathbf{o}_t | s(t) = s), \quad (3.33)$$

kde P značí pravděpodobnost, pro kterou u spojitého rozdělení platí

$$\int_{\mathbf{o}} b_j(\mathbf{o}) d\mathbf{o} = 1, \quad (3.34)$$

kde toto 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 odlišit různé zvuky, a zároveň dostatečně robustní, aby zahrnulo značnou variabilitu řečového signálu. Toto rozdělení je nejčastěji modelováno dvěma postupy, a to

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

3.2.1 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 kterou byl model konstruován, až po pevnou strukturu stavů pro každé slovo. Tyto modely sloužily hlavně pro rozpoznávání izolovaných úseků řeči, nejčastěji slov.

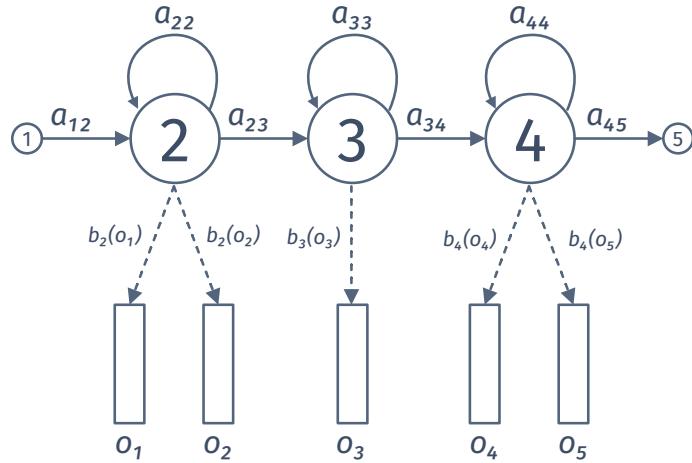
Zatímco v minulosti byly systémy rozpoznávání řeči založené na modelech celých slov, v současnosti jsou pro zpracování kontinuální řeči využívány systémy pracující s modely odvozenými od menších jednotek než jsou slova. Takovými jednotkami mohou být například fonémy anebo specifitější trifóny. Trifón je svým způsobem kontextově závislý foném, který bere v potaz svůj levý a pravý kontext, tj. levý a pravý sousední foném. Přepis slova do fonémové, resp. trifónové struktury lze ukázat na příkladu izo-

lovaného 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 pětistavovým modelem, jehož podoba je přiblížena na obr. 3.11. Jedná se o pětistavový levo-pravý Markovův model, jehož první a poslední stav jsou tzv. neemitující. Jejich primární úlohou je zřetězování jednotlivých HMM modelů trifónů (monofónů) do rozsáhlejších modelů, např. slov nebo vět. Při zřetězení se tyto neemitující stavy vypouštějí. Ostatní stavy modelu jsou emitující a vztahují se k nim odpovídající rozdělení pravděpodobnosti $b_j(\cdot)$.



Obrázek 3.11: 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 \mathbf{O} modelem λ pomocí vztahu

$$P(\mathbf{O}|\lambda) = \sum_{\forall S} P(\mathbf{O}, S|\lambda) P(S|\lambda) = \sum_{\forall S} a_{s(0)s(1)} \prod_{t=1}^T b_{s(t)}(\mathbf{o}_t) a_{s(t)s(t+1)}, \quad (3.35)$$

kde posloupnost stavů $S = \{s(0), s(1), \dots, s(T+1)\}$ je chápána tak, že $s(0)$ je vstupní a $s(T+1)$ výstupní neemitující stav modelu λ dané promluvy [19]. Přitom tento model lze značit trojicí

$$\lambda = \left[\{a_{ij}\}_{k,s=1}^I; \{b_s(\cdot)\}_{s=1}^I; \{\pi_s\}_{s=1}^I \right], \quad (3.36)$$

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

Přímé vyčíslení pravděpodobnosti $P(\mathbf{O}|\lambda)$ podle vztahu (3.35) je z hlediska počtu operací často nerealizovatelné, protože se jedná řádově o $2TN^T$ operací násobení. Z tohoto důvodu se využívá výpočetně efektivnější **algoritmus forward-backward (FB)** provádějící během výpočtu N^2T operací násobení. Při výpočtu odpředu (forward) se určuje pravděpodobnost $\alpha_j(t)$ definovaná vztahem

$$\alpha_j(t) = P(\mathbf{o}_1 \mathbf{o}_2 \dots \mathbf{o}_t, s(t) = s_j | \lambda), \quad (3.37)$$

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

$$\beta_j(t) = P(\mathbf{o}_{t+1} \mathbf{o}_{t+2} \dots \mathbf{o}_T | s(t) = s_j | \lambda). \quad (3.38)$$

Podle [19] lze snadno dokázat, že výsledná pravděpodobnost $P(\mathbf{O}|\lambda)$ může být vyčíslena vztahem

$$P(\mathbf{O}|\lambda) = \sum_{s=1}^N P(\mathbf{O}, s(t) = s | \lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_i(t) \beta_i(t), \quad 1 \leq t \leq T. \quad (3.39)$$

3.2.2 Trénování parametrů HMM s Gaussovskými směsmi

Volba struktury skrytého Markovova modelu je spíše expertní úlohou návrhu. Stanovení hodnot parametrů modelu je provedeno na základě trénování (odhadem, esti-

mací) na definované množině trénovacích akustických dat a jejich textových anotací (tzv. korpus). Pro trénování parametrů se využívá tzv. Baum-Welchův iterativní algoritmus, což je speciální případ EM algoritmu, který je podrobněji popsáný např. v [17]. Základem je vyčíslení hodnoty $\gamma_j(t)$, která vyjadřuje pravděpodobnost, že proces generování posloupnosti \mathbf{O} je v čase t ve stavu j . Pro její vyjádření je možné využít rovnice (3.39), výsledný vztah má poté tvar

$$\gamma_j(t) = \frac{P(\mathbf{O}, s(t) = j | \lambda)}{P(\mathbf{O} | \lambda)} = \frac{\alpha_j(t) \beta_j(t)}{P(\mathbf{O} | \lambda)}, \quad (3.40)$$

kde $j = 1, \dots, N$ a $t = 1, \dots, T$. Pravděpodobnost, že proces generování posloupnosti \mathbf{O} je v čase t ve stavu j a generuje složku m Gaussovské hustotní směsi, pak určuje vztah

$$\gamma_{jm}(t) = \frac{P(\mathbf{O}, s(t) = j, m(j, t) = m | \lambda)}{P(\mathbf{O} | \lambda)} = \frac{\alpha_j(t) \beta_j(t)}{P(\mathbf{O} | \lambda)} \frac{c_{jm} \mathcal{N}(\mathbf{o}_t; \mu_{jm}; C_{jm})}{\sum_{i=1}^M c_{ji} \mathcal{N}(\mathbf{o}_t; \mu_{ji}; C_{ji})}. \quad (3.41)$$

Pro odhad střední hodnoty rozložení μ_{jm} , tj. konkrétní složky m Gaussovské směsi stavu j slouží vztah

$$\hat{\mu}_{jm} = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_{jm}(t) \mathbf{o}_t}{\sum_{t=1}^T \gamma_{jm}(t)}, \quad (3.42)$$

Ten se vyčísluje pro $1 \leq j \leq N$ a $1 \leq m \leq M$, kde N je počet stavů a M počet složek modelu. Odhad kovarianční matice C_{jm} , tj. složky náležící m-té složce Gaussovské směsi stavu j

$$\hat{C}_{jm} = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_{jm}(t) (\mathbf{o}_t - \hat{\mu}_{jm})(\mathbf{o}_t - \hat{\mu}_{jm})^T}{\sum_{t=1}^T \gamma_j(t)}, \quad (3.43)$$

kde $1 \leq j \leq N$ a $1 \leq m \leq M$. Odhad váhové složky hustotní směsi c_{jm} , tj. složky náležící složce m Gaussovské směsi ve stavu j se provádí pomocí vztahu

$$\hat{c}_{jm} = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_{jm}(t)}{\sum_{t=1}^T \gamma_j(t)}, \quad (3.44)$$

kde $1 \leq j \leq N$ a $1 \leq m \leq M$.

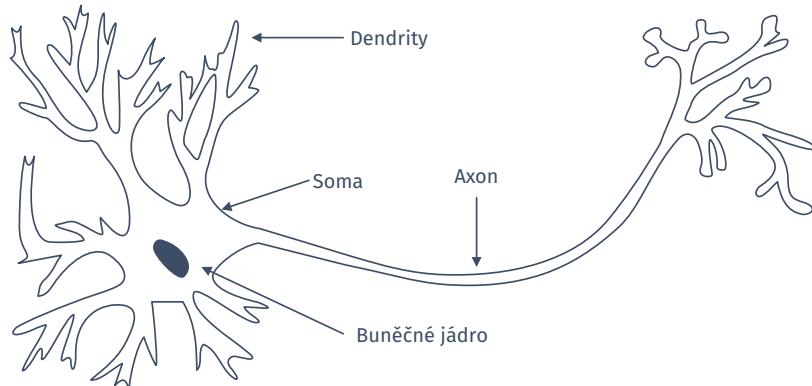
Rozdělení výstupní pravděpodobnosti $b_j(\mathbf{o}_t)$ pro emitující stav j pak má tvar

$$b_j(\mathbf{o}_t) = \sum_{m=1}^M \hat{c}_{jm} \mathcal{N}(\mathbf{o}_t; \hat{\mu}_{jm}; \hat{C}_{jm}). \quad (3.45)$$

Celkový počet složek hustotních směsí se u modelů založených na kombinaci skrytých Markovových modelů a Gaussovských směsí nejčastěji pohybuje v rozmezí od 10000 do 100000 směsí. Například pro dimenzi příznakového vektoru rovnou například 15 je často nutné provést odhad až 10 miliónů parametrů.

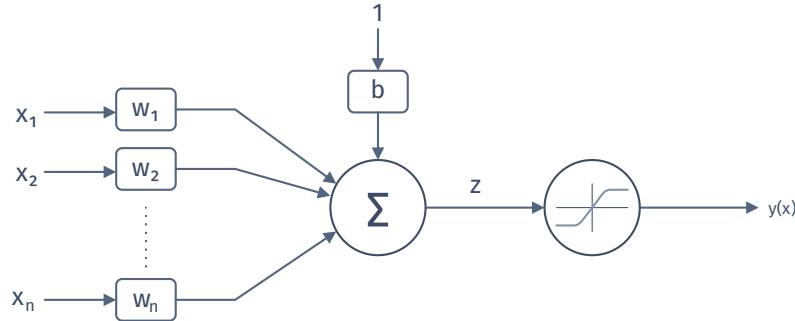
3.2.3 Využití neuronových sítí

Neuronové sítě se inspirují neuronem v mozku člověka. Ukázka stavby neuronové buňky je znázorněna na obr. 3.12. Dendrity jsou krátké výběžky, které slouží k přijímání vstupních informací od ostatních neuronů nebo nervů. V těle neuronu (soma) dochází k reakci na vstupní signály a vytvoření příslušné odezvy. Ta se dále šíří výběžkem nazvaným axon. Jeho délka může dosahovat až 100 cm. Axon je přes synapse spojen s jinými neurony nebo dalšími buňkami v těle.



Obrázek 3.12: Ukázka neuronové buňky.

Umělý ekvivalent s názvem perceptron byl vytvořen Frankem Roseblattem v první polovině 60. let 20. století [20]. Schématicky je zobrazen na obr. 3.13.



Obrázek 3.13: Schéma perceptronu.

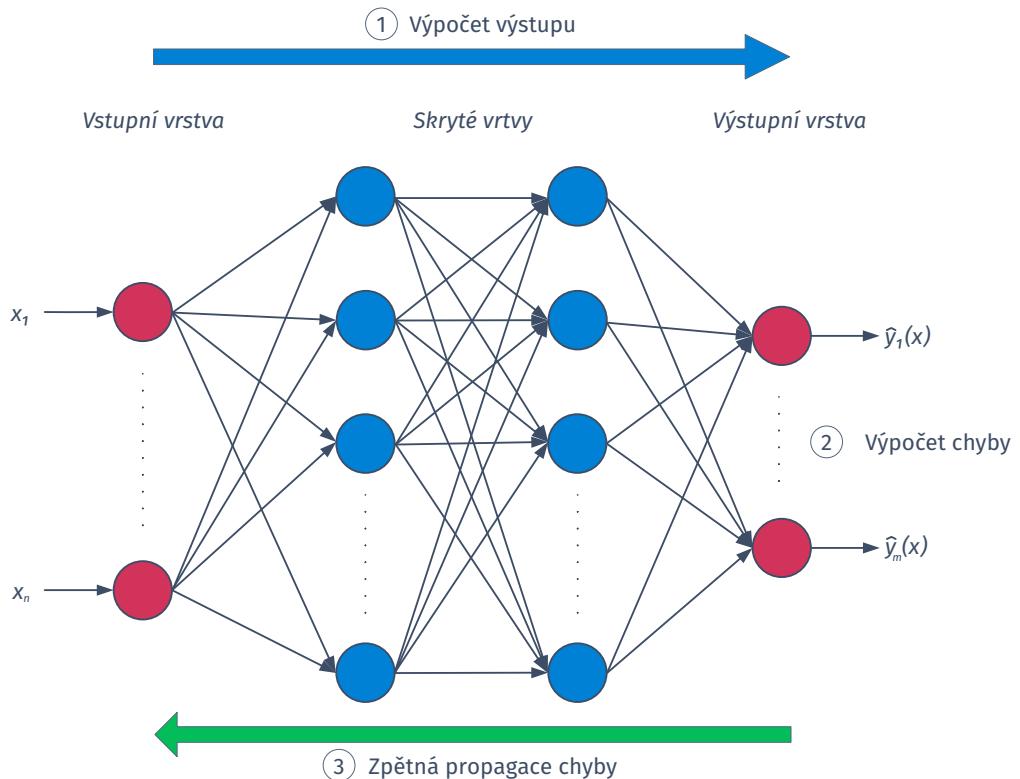
Matematicky lze princip fungování neuronu popsat vztahem

$$y(x) = \sigma(z) = \sigma(\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b) = \sigma\left(\sum_{j=1}^n w_j x_j + b\right), \quad (3.46)$$

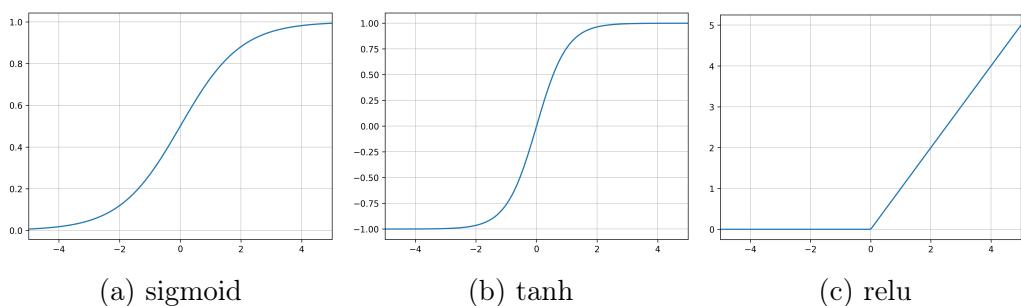
kde \mathbf{x} představuje vstupní vektor, \mathbf{w} váhový vektor a b práh. Výsledek lineární kombinace je vstupem aktivační funkce $\sigma(\cdot)$, jejíž výstup je zároveň výstupem neuronu. Neurony je pak možné sestavovat do podoby neuronových sítí⁶ (NN) o jedné či více (L) vrstvách vzájemně propojených neuronů. Schéma a princip takovéto sítě je znázorněn na obr. 3.14.

Zmíněná aktivační funkce hraje velmi významnou roli, protože umožňuje řešení i problémů nelineárního charakteru. Pokud by NN nevyužívala aktivační funkce, jednalo by se de facto stále o lineární kombinaci vektorů, a tím pádem by bylo možné řešit jen lineární problémy. Mezi nejčastěji používané aktivační funkce patří *sigmoid* ($\sigma(z) = (1 - e^{-z})^{-1}$), *tanh* ($\sigma(z) = \tanh(z)$) a *relu* ($\sigma(z) = \max(0, z)$), jejich průběhy jsou ukázány na obr. 3.15.

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.



Obrázek 3.14: Schéma a princip učení neuronové sítě.



Obrázek 3.15: Příklady používaných aktivačních funkcí.

Pro výpočet výstupu L -vrstvé neuronové sítě je použit iterativní postup tzv. **forward propagation**, který lze matematicky zapsat jako

$$\begin{aligned}\mathbf{Z}^{[l]} &= \mathbf{W}^{[l]} \mathbf{a}^{[l-1]} + \mathbf{b}^{[l]}, \\ \mathbf{a}^{[l]} &= \sigma^{[l]}(\mathbf{Z}^{[l]}),\end{aligned}\tag{3.47}$$

kde $l = 1, \dots, L$, $\mathbf{a}^{[l]}$ představuje výstup l -té vrstvy ($\mathbf{a}^{[0]} = \mathbf{x}$), $\mathbf{W}^{[l]}$ představuje váhovou matici l -té vrstvy, $\mathbf{b}^{[l]}$ vektor prahů l -té vrstvy a $\sigma^{[l]}(\cdot)$ aktivační funkci l -té vrstvy. Výsledkem iterativního výpočtu (3.47) je výstup sítě $\mathbf{y} = \mathbf{a}^{[L]}$.

Trénováním neuronové sítě je myšleno určení hodnot váhových matic $\mathbf{W}^{[l]}$ a prahů $\mathbf{b}^{[l]}$. Tento proces se iterativně sestává ze tří kroků (viz obr. 3.14)

1. výpočet výstupu sítě dle vztahů (3.47),
2. vypočtení chyby predikce $J(\mathbf{y}, \hat{\mathbf{y}})$,
3. aktualizace vah pomocí algoritmu backpropagation.

Výpočet výstupu NN je realizován pomocí vztahů (3.47). Následně je nezbytné vypočítat chybu predikce $J(\mathbf{y}, \hat{\mathbf{y}})$ definovanou vztahem

$$J(\mathbf{y}, \hat{\mathbf{y}}) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mathcal{L}_i(\mathbf{y}^i, \hat{\mathbf{y}}^i),\tag{3.48}$$

kde M je počet prvků trénovací množiny a $\mathcal{L}_i(\mathbf{y}^i, \hat{\mathbf{y}}^i)$ je funkce výpočtu chyby predikce i -tého prvku trénovací množiny. Podoba konkrétní funkce, pomocí níž je definována chyba predikce, závisí na typu řešené úlohy. Často se používá cross-entropie definována vztahem

$$\mathcal{L}_i(\mathbf{y}^i, \hat{\mathbf{y}}^i) = - \sum_{j=1}^m y_j^i \log \hat{y}_j^i,\tag{3.49}$$

kde m je dimenze výstupního vektoru.

Samotná aktualizace parametrů sítě je realizována pomocí **backpropagation** algoritmem. Úlohou tohoto algoritmu je vypočtení parciálních derivací $\partial J / \partial \mathbf{W}^{[l]}$ a $\partial J / \partial \mathbf{b}^{[l]}$ pro všechny vrstvy sítě. Chyba predikce ve vrstvě l je závislá na chybě v předchozí vrstvě $l - 1$, a tedy lze pro jejich vyjádření použít tzv. chain pravidlo. Parciální derivace pak mají následující podobu

$$\begin{aligned}\frac{\partial J}{\partial \mathbf{W}^{[l]}} &= \frac{\partial J}{\partial \mathbf{a}^{[l]}} \frac{\partial \mathbf{a}^{[l]}}{\partial \mathbf{z}^{[l]}} \frac{\partial \mathbf{z}^{[l]}}{\partial \mathbf{W}^{[l]}}, \\ \frac{\partial J}{\partial \mathbf{b}^{[l]}} &= \frac{\partial J}{\partial \mathbf{a}^{[l]}} \frac{\partial \mathbf{a}^{[l]}}{\partial \mathbf{z}^{[l]}} \frac{\partial \mathbf{z}^{[l]}}{\partial \mathbf{b}^{[l]}}\end{aligned}\quad (3.50)$$

Vztahy pro výpočet aktualizací parametrů sítě jsou pak následující

$$\begin{aligned}\delta^{[L]} &= \nabla_a J \odot \sigma'(\mathbf{z}^{[L]}), \\ \delta^{[l]} &= \left((w^{[l+1]})^T \delta^{[l+1]} \right) \odot \sigma'(\mathbf{z}^{[l]}), \\ \frac{\partial J}{\partial \mathbf{W}^{[l]}} &= \mathbf{a}^{[l-1]} \delta^{[l]}, \\ \frac{\partial J}{\partial \mathbf{b}^{[l]}} &= \delta^{[l]},\end{aligned}\quad (3.51)$$

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

$$\begin{aligned}\mathbf{W}^{[l]} &= \mathbf{W}^{[l]} - \alpha \frac{\partial J}{\partial \mathbf{W}^{[l]}}, \\ \mathbf{b}^{[l]} &= \mathbf{b}^{[l]} - \alpha \frac{\partial J}{\partial \mathbf{b}^{[l]}},\end{aligned}\quad (3.52)$$

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 jako např. rozpoznávání souvislé řeči. Bohužel DNN end-to-end⁸ systém je zatím velmi komplikované vytvořit a provozovat zejména proto, že k úspěšnému natrénování je potřeba řádově více dat než u GMM [21]. Z tohoto důvodu jsou v současné době nejčastěji využívané 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 rozdělení pravděpodobnosti $b_j(o_t)$.

V případě HMM-GMM je odhad $b_j(o_t)$ realizován Gaussovskými hustotními směsmi podle vztahu (3.45). Těchto směsí je tolik, kolik je unikátních stavů HMM. U DNN však žádné směsi k dispozici nejsou. Pokud je však výstupní vrstva typu **softmax**, jde výstup j -tého neuronu definován vztahem

$$y_j = a_j^{[L]} = \frac{e^{z_j}}{\sum_{i=1}^m e^{z_i}}, \quad (3.53)$$

a m je počet neuronů v poslední vrstvě, zároveň platí, že

$$\sum_{j=1}^m y_j = 1. \quad (3.54)$$

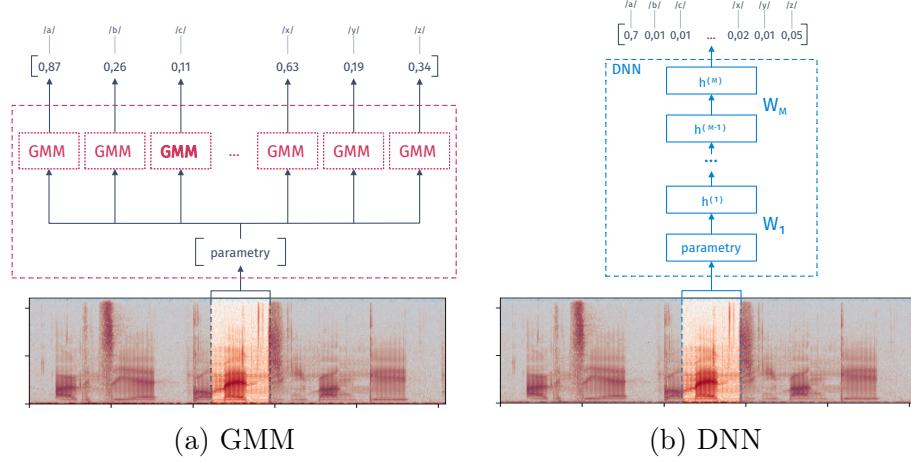
Hodnoty složek, označené y_i , výstupního vektoru \mathbf{y} mají pseudo-pravděpodobnostní charakter. Pokud tedy bude m rovno počtu stavů HMM, pak výstupní pravděpodobnost $b_j(\mathbf{o}_t)$ pro emitující stav j má, podle (3.53) tvar

$$b_j(\mathbf{o}_t) = y_j = \frac{e^{z_j}}{\sum_{i=1}^m e^{z_i}}. \quad (3.55)$$

⁷Graphics Processing Unit

⁸Systém, který kompletně řeší rovnici (3.3) pomocí jediné DNN sítě. Tyto systémy jsou většinou postaveny na rekurentních neuronových sítích (RNN).

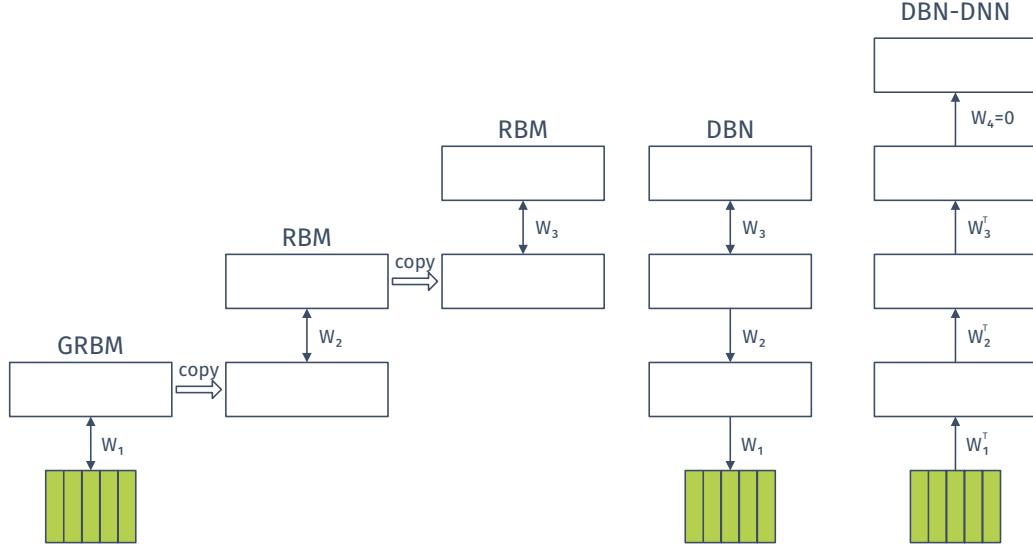
Principiální rozdíl ve funkci HMM-GMM a HMM-DNN je znázorněn na obr. 3.16.



Obrázek 3.16: 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) [22]. 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. 3.17.

Nejprve je natrénován GRBM (Gaussian-Bernoulli RBM) model na minibatchích sestavených z mikrosegmentů řeči o konstantní délce, 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) a 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 [22] a [23]. Vstupem neuronové sítě je často mikrosegment t a jeho okolní mikrosegmenty. Velmi často se používá okolí o rozsahu $t - 2$ a $t + 2$.



Obrázek 3.17: Princip předtrénování pomocí RBM s třemi vrstvami [22].

Time-delay neural networks

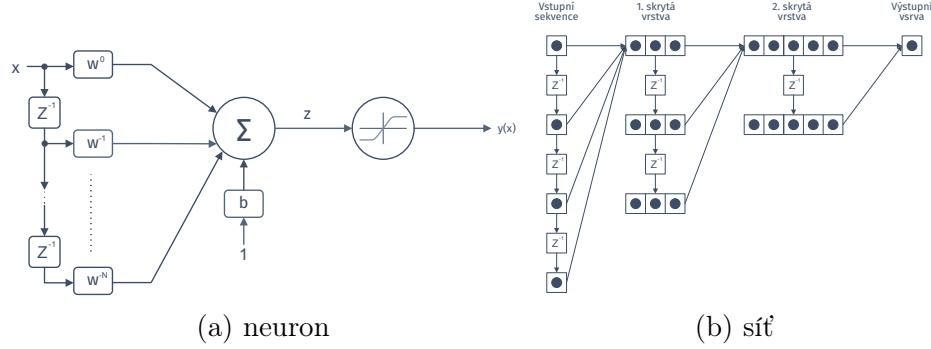
Nevýhodou DNN sítí je, že pracují pouze se statickými parametry v rámci zpracovávacích mikrosegmentů, protože sumace v perceptronu odpovídá sumě vážených statických vstupů. Po zpracování mikrosegmentu t není získaná informace nijak zohledněna při zpracování segmentu $t + 1$. Tento nedostatek by řešilo použití rekurentních neuronových sítí (RNN). Bohužel tyto sítě mají mnohem komplikovanější buňku neuronu než FF sítě s perceptronem [21], proto je potřeba řádově více dat k natrénování. Složitost buňky také zvyšuje komputační náročnost výpočtu [24].

Dalším typem neuronových sítí jsou time-delay neural network (TDNN), které jsou podrobněji popsány v [25]. Oproti výše popsaným NN je přidána časová 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

$$z_j^{[l]}(t) = \sum_{n=0}^N w_j^{[-n]} f(n) a_j^{[l-1]}(t-n) + b_j, \quad (3.56)$$

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

neuronu j ve vrstvě l . Vztah (3.56) tedy představuje konvoluci. Na obr. 3.18a je principiálně znázorněn neuron pracující s N FIR filtry. Z obr. 3.18a je také zřejmé, že TDNN síť má několik souborů vah W^x , které umožňují lépe pracovat s dynamickou složkou signálu [27].



Obrázek 3.18: 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. 3.18b 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.

3.3 Jazykové modelování

Jazykový model (LM) je po parametrisaci a akustickém modelu další důležitou částí systému rozpoznávání řeči viz obr. 3.1. Jeho úkolem je poskytnout dekodéru co nejrychleji co nejpřesnější odhad apriorní pravděpodobnosti $P(W)$ pro libovolnou posloupnost slov W . Tuto pravděpodobnost je možné vyjádřit vztahem

$$P(W) = \prod_{k=1}^K P(w_k | w_{k-1} \dots w_1), \quad (3.57)$$

kde K je počet slov posloupnosti W . Pokud by byl proveden rozklad (3.57), 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, čítajícími stovky tisíc až jednotky milionů slov, proto nelze (obecně) předpokládat, že by bylo možné pravděpodobnosti v (3.57) dostatečně robustně odhadnout pro libovolnou délku posloupnosti K . Obvykle se proto provádí approximace vztahu (3.57), při níž dochází k redukci počtu odhadovaných parametrů. Nejčastějším postupem 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**, přičemž 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 **zerogramy**, $n = 1$ pak **unigramy**. Nejpoužívanější jsou pak **bigramy** ($n = 2$) a **trigramy** ($n = 3$). Pravděpodobnost $P(W)$ u n -gramového modelu lze určit pomocí vztahu

$$P(W) = \prod_{k=1}^K P(w_k | w_{k-1} \dots w_{k-n+1}). \quad (3.58)$$

V ideálním případě by optimální model měl mít $n > 3$, ale v praxi se tyto modely příliš často nevyužívají, protože s rostoucím řádem modelu enormně roste potřebná velikost množiny 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 balíku trénovacích dat. Těmto „neviděným“ bigramům tedy odpovídá nulová pravděpodobnost, což dle vztahu (3.58) vyústí v nulovou pravděpodobnost $P(W)$. K řešení tohoto problému se využívají

techniky „vyhlazování“. Jejich úkolem je odhad pravděpodobnosti těchto neviděných jevů s využitím tzv. ústupových, interpolačních a diskontních schémat [19].

Výstupem akustického modelu jsou většinou fonémy ve zvolené fonetické abecedě (např. SAMPA). Nezbytnou součástí systémů rozpoznávání řeči je výslovnostní slovník, který obsahuje kombinace slov a fonetického přepisu těchto slov. Tento slovník umožňuje výpočet pravděpodobnosti $P(W)$ na základě výstupu akustického modelu.

3.4 Dekódování

Hlavní funkcí dekodéru je nalézt nejlepší výstupní posloupnost slov \hat{W} . Matematicky lze tento proces popsat pomocí vztahu

$$\hat{W} = \operatorname{argmax}_W P(\mathbf{O}|W) P(W), \quad (3.59)$$

kde $P(\mathbf{O}|W)$ představuje již popsaný akustický model, $P(W)$ opisuje jazykový model. V některých případech je úloha dekódování zobecněna na nalezení více než jedné posloupnosti slov \hat{W} . V těchto případech se 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, je se slovníkem čítajícím N slov, 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 úlohu hledání maxima (3.1) 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 zjišťuje pravděpodobnost $P(\mathbf{O}|W)$, resp. $P(\mathbf{O}|\lambda)$ pomocí forward-backward (FB) algoritmu. Ten pro pozorovanou posloupnost \mathbf{O} určí pravděpodobnosti všech možných cest délky T modelem λ . Výpočet podmíněné pravděpodobnosti lze approximovat pravděpodobností $P_S(\mathbf{O}|\lambda)$, reprezentující nejpravděpodobnější posloupnost HMM stavů, kterými projde posloupnost \mathbf{O} modelem λ , tedy

$$P(\mathbf{O}|\lambda) \approx P_S(\mathbf{O}|\lambda) = \max_S P(\mathbf{O}, S|\lambda) = \max_S a_{s(0)s(1)} \prod_{t=1}^T b_{s(t)}(\mathbf{o}_t) a_{s(t)s(t+1)}. \quad (3.60)$$

Tuto pravděpodobnost i optimální posloupnost stavů lze určit tzv. **Viterbiiovým algoritmem** [17]. Ten řeší úlohu s využitím heuristického prohledávání typu beam. Protože vždy expanduje pouze několik nejslibnějších uzel, dochází k urychlení výpočtu časově synchronního prohledávání, a tedy i k prořezávání neperspektivních hypotéz.

Pro další urychlení dekódování (zejména u systému pracujících v reálném čase) bylo navrženo několik dalších sofistikovaných postupů, např. využití tzv. lexikálních stromů nebo jiných technik prořezávání, případně zjednodušení akustického modelu slova. Více o této problematice v [19].

U reálného systému je často potřeba vyřešit nebo „vybalancovat“ poměr příspěvků pravděpodobností od akustického a jazykového modelu. Z principu fungování ASR systémů vyplývá, že upřednostňují při dekódování krátká slova, což způsobuje chybu typu vložení. Ta se kompenzuje tzv. penaltou vložení, která mění měřítko $P(\mathbf{O}|W)P(W)$ v závislosti na počtu slovních hypotéz. Jinými slovy penalizuje vložení krátkého slova v případě, že se jako „lepší“ jeví delší slovo. Pro vyvážení příspěvku jazykového modelu se ve většině systémů používá tzv. „grammar scale factor“. S vy-

užitím výše uvedených poznatků lze vztah (3.59) určující odhad obsahu promluvy upravit do tvaru

$$\hat{W} = \operatorname{argmax}_W [\log P(\mathbf{O}|W) + \kappa_1 \log (P(W) + \kappa_2 H)], \quad (3.61)$$

kde κ_1 je faktor změny měřítka, κ_2 je penalta vložení a H celkový počet obsažených slov v hypotéze. Hodnoty parametrů κ_1 a κ_2 jsou většinou určovány 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 promluvy W .

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

$$WER = \frac{C(S) + C(D) + C(I)}{N}, \quad (3.62)$$

kde N představuje počet slov v \hat{W} a $C(.)$ je funkce určující celkový počet chyb konkrétního typu. Čím je hodnota WER nižší, tím systém poskytuje přesnější odhad. Velmi často se také používá metrika přesnosti rozpoznání udávaná v procentech. Stejně jako WER je definována pomocí vyčíslených chyb systému. Matematicky lze tuto relaci zapsat pomocí vztahu

$$Acc = \frac{N - C(S) - C(D) - C(I)}{N} * 100. \quad (3.63)$$

Po úpravě výše uvedeného vztahu lze získat relaci mezi oběma metrikami, konkrétně $Acc = (1 - WER) * 100$. Z toho plyne, že oproti WER je systém s vyšší přesností lepší než systém s nižší přesností.

Kapitola 4

Konstrukce ASR systému pro uživatele po totální laryngektomii hovořící pomocí elektrolarynxu

4.1 Vytvoření řečového korpusu EL promluv

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

Jak už bylo zmíněno v části 2.1, ročně se objeví více než 100 nových případů trvalé ztráty hlasu, přičemž rizikovou skupinou osob 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 výše zmíněný psychologický

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

aspekt jeho ztráty, je zřejmé, jak komplikované je zajistit spolupráci byť s jediným řečníkem ochotným podstoupit náročné² nahrávání.

Proto došlo k navázání kontaktů se specializovanými pracovišti ORL, v našem případě byly nejprve navázány kontakty s ORL klinikou při Fakultní nemocnici v Plzni, a následně i s ORL klinikou Fakultní nemocnice v Motole. S jejich pomocí byla navázána spolupráce s jedním řečníkem, konkrétně se jedná o dámu v důchodovém 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 předenášet o stomatologii na Lékařské fakultě v Plzni, Univerzity Karlovy. S její pomocí bylo na pracovišti Katedry kybernetiky ZČU pořízeno v 1. etapě nahrávání, v období od prosince 2010 do května 2011, během 14 samostatných sezení získáno více než 10 hodin promluv, viz tab. 4.1. Každé sezení trvalo přibližně dvě hodiny a bylo rozděleno na fáze nahrávání a fáze odpočinku. Fáze nahrávání trvaly 10 - 20 minut. Pořízené dílčí nahrávky obsahují několik vět, které jsou vzájemně odděleny úseky ticha i minimální délce 5 s. Fáze odpočinku mezi nahráváním dílčích segmentů trvaly přibližně 10 minut. Bylo nezbytné je do harmonogramu zařadit zejména z důvodu únavy řečníka. Získaná data neobsahují žádný nežádoucí ruch kromě samotného zvuku EL i přesto, že nahrávání neprobíhalo v profesionálním studiu.

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

Tabulka 4.1: Informace o korpusu nahrávek z 1. etapy nahrávání.

Pro pořízení záznamů byla navržena nahrávací sestava složená z miniaturního profesionálního mikrofonu (DPA d:screet 4061-FM), zesilovače (DPA MMA6000), externí zvukové karty a běžného notebooku. Mikrofon byl pomocí bezpolštářkové náplasti

²I pro zdravého člověka je někdy několikahodinové 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.

přilepen co nejblíže (do bezprostřední blízkosti) pravého koutku úst mluvčí tak, aby zaznamenaná řeč měla co možná nejvyšší kvalitu.

Před samotným nahrávánám byly z databáze obsahující stovky tisíc vět pečlivě vybrány, postupem popsaným v [28], konkrétní věty a z nich vytvořeny 2 sady vět, konkrétně:

1. sada obsahující všechny fonémy vyskytující se v češtině - *40 vět*;
2. sada obsahující věty s reálnou četností fonémů - *5000 vět*.

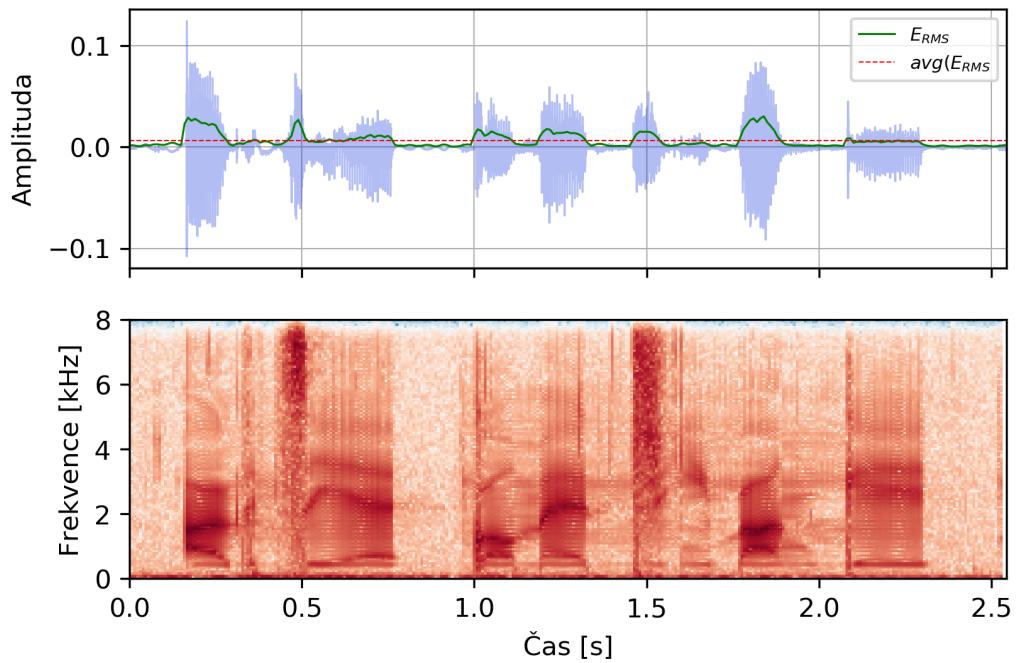
Nahrané soubory vždy obsahují několik vět vzájemně oddělených minimálně 5 sekundovými úsekemy ticha. Nahrávky mohou navíc obsahovat opakování chybně vyslovených vět, přeřeknutí, kýchnutí a další neřečové události. Z tohoto důvodu bylo nezbytné nahrávky anotovat, přestože byly pořízené na základě připravené sady vět.

Celá nahrávka je automaticky rozdělena na mikrosegmenty o konzistentní době trvání. Empiricky byla stanovena vhodná délka trvání v rozsahu 10 - 100 ms. S využitím metody voice activity detection (VAD) byla pro každou nahrávku stanovena hodnota energie dle vztahu

$$E_{RMS}(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x(n)|^2}, \quad (4.1)$$

kde N představuje počet vzorků v nahrávce a $x(n)$ představuje pravoúhlé okénko vzorku n a následně určena průměrná energie nahrávky jako stř. hodnota energií všech mikrosegmentů. Její hodnota slouží pro nalezení úseků ticha, tj. míst, kde začíná a končí věta. 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. Na začátku a konci každého úseku je vhodné mít minimálně 0.5 s ticha, aby byla zajištěna správná funkce ASR systému, viz 3.1. Na obr. 4.1 je zobrazena ukázka charakteru audio signálu a spektrogram promluvy „Akcie Komercní banky“. Zároveň

jsou zde vyneseny vypočtené hodnoty energie a celková průměrná energie. Pokud řečník v průběhu věty z libovolného důvodu udělal pauzu větší než 1 s, tak i tato věta byla v důsledku výše popsáного postupu rozdělena na dvě části. Nejedná se však o významný problém, protože při vytváření ASR systému není podstatné, zda promluva představuje celou větu, ale spíše to, zda je tento úsek správně přepsán. Fakt, že některé věty jsou rozděleny na více částí, je důvodem, proč v tab. 4.1 neodpovídá počet soubourů počtu vět.



Obrázek 4.1: Průběh a spektrogram promluvy a vyznačenou energií EL promluvy.

K anotaci posloužil interní anotační nástroj, podíleli se na ní celkem 3 anotátoři z řad studentů. Přepis každého anotátora byl vždy zkонтrolován jiným anotátorem. Ačkoli bylo potřeba přepsat relativně malé množství dat (cca 10 hodin audio záznamu), tak anotace všech promluv trvala přibližně 2 měsíce. Hlavním důvodem byla relativně dlouhá doba, po kterou se anotátoři adaptovali na specifika 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, je vedlejším produktem nezanebatelný ruch způsobený samotným zařízením, viz část 2.2.1. Z tohoto důvodu byly v průběhu anotace ignorovány v podstatě všechny skupiny neřečových událostí, protože většina nahrávek by dle pravidel anotování obsahovala šum. Výsledný řečový korpus se skládá z 5040 unikátních vět rozdělených do 6385 souborů (viz tab. 4.1), které v průměru obsahují 7 slov o průměrné délce 5 znaků. Tento korpus slouží jako základ pro všechny budoucí experimenty.

4.2 Analýza akustického signálu a jeho parametrizace

Rozpoznávání řeči se věnuje nemalé úsilí již od 50. let 20. století a v současné době nikoho nepřekvapí téměř bezchybně fungující obecný rozpoznávač souvislé řeči v mobilních zařízeních. Pro obecné systémy dokonce existují korpusy s desítkami, stovkami i více hodinami promluv, které je možné využít při vytváření těchto systémů. Tyto korpusy ve většině případů obsahují pouze „standardní“⁴ řeč. Pokud se objeví snaha využít systém za specifických podmínek vytvořit nebo ověřit jeho funkčnost (ať už se jedná o rušné prostředí či speciální typy promluv), tak je nezbytné získat potřebná data pořízená za srovnatelných podmínek.

4.2.1 Analýza získaných dat

Získaný korpus obsahuje přes 10 hodin akustických záznamů promluv a více či méně přesných přepisů⁵. V momentě, kdy jsou k dispozici data, je možné se zaměřit na specifika EL řeči a případně porovnat se zdravým řečníkem.

⁴Slovním spojením „standardní řeč“ je myšlena řeč neobsahující výrazné řečové vady, případně jiné formy produkce a často v nepríliš akusticky náročném prostředí.

⁵I přes nemalou snahu a několikastupňovou kontrolu, je téměř jisté, že by nebylo obtížné najít přepis, který obsahuje chybu například ve formě překlepů.

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

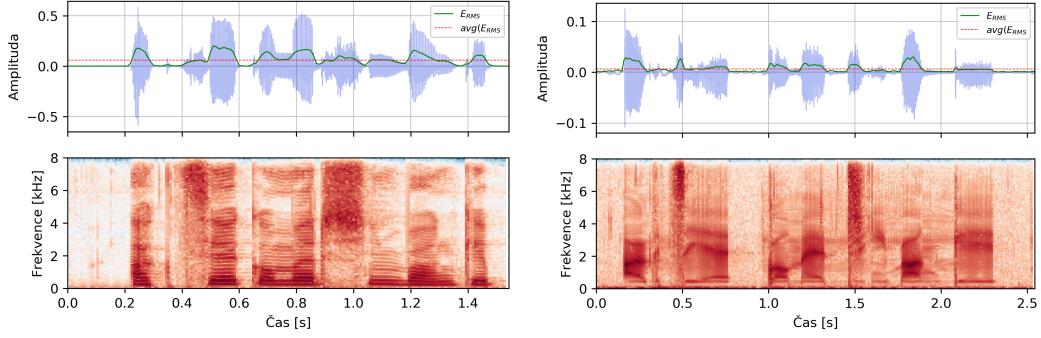
Na obr. 4.2 je zobrazen průběh amplitudy a spektrogram vybrané promluvy pro zdravého řečníka (obr. 4.2a) a EL řečníka (obr. 4.2b). Už na první pohled je možné zaznamenat určité rozdíly i přesto, že obsah obou promluv je identický. Prvním rozdílem je délka promluvy. V případě zdravého řečníka je v průměru⁶ o celou 1 vteřinu kratší než v případě EL řeči. Tempo řeči je samozřejmě velmi individuální, ale z principu je EL řeč pomalejší. Navíc z průběhu signálu na obr. 4.2b je patrné, že EL řečník dělá výraznější pauzy mezi jednotlivými slovy promluvy. To je často způsobené potřebou naplnit jícen vzduchem. Po TL je dýchání realizováno přes tracheu a pokud nebyl voperován shunt (více v 2.2.2), tak je trvale oddělen hrtan a hltan. I přesto je potřeba, pro produkci některých neznělých fonémů 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.

Svou roli může hrát i snaha správně artikulovat. Při používání EL je nezbytné, aby bylo produkované řeči alespoň trochu rozumět. Správná artikulace si žádá svůj čas a není snadné mluvit rychle. Při nahrávání bylo velmi běžné, že v průběhu promluvy řečník udělal pauzu, aby mohl lépe umístit EL, protože jeho umístění má velký vliv na kvalitu produkované řeči. Nicméně je třeba říci, že tempo není pro ASR systémy problém.

Dalším způsobem, jak ukázat rozdíly mezi promluvou zdravého řečníka a řečníka s EL, je porovnat oba signály ve frekvenční oblasti. Pro větší názornost jsou na

⁶Hodnota odvozena na základě 10 náhodně vybraných promluv ze standardně používaného korpusu na Katedře kybernetiky ZČU.

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



(a) Zdravý řečník

(b) EL řečník

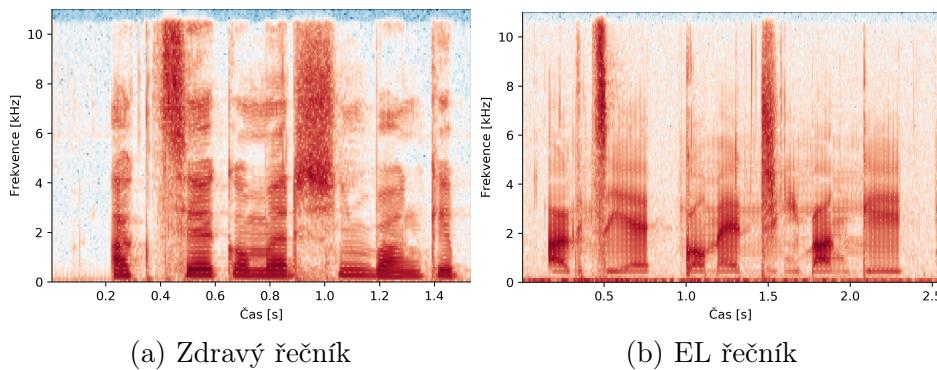
Obrázek 4.2: Průběh a spektrogram promluvy a vyznačenou energií promluvy zdravého a EL řečníka.

obr. 4.3 zobrazena společně spektra ukázkové promluvy zdravého řečníka (4.3a) a toho s EL (4.3b), přičemž obsah obou promluv je identický. Prvním markantním rozdílem je mnohem významnější zastoupení šumu v promluvě řečníka s EL v úsecích „ticha“, viz obr. 4.3b. To je nepochybně způsobeno samotným EL, který řečník mezi jednotlivými slovy nevypíná. Přítomnost šumu se projeví zejména na průběhu energie (viz obr. obr. 4.1), zejména před prvním a druhým slovem promluvy. Zajímavá je přítomnost šumu v celém frekvenčním spektru, přestože EL produkuje konstantní buzení, které je ve spektru (obr. 4.3b) reprezentováno výraznou souvislou linií na nízkých frekvencích. Přítomnost šumu na vyšších frekvencích je způsobena umístěním mikrofonu, který je nalepen přímo na pokožku, a tím pádem snímá namodulované vibrace přenášené měkkou tkání. Tato hypotéza byla potvrzena v dalších etapách nahrávání, kde byl použit studiový mikrofon vzdálený od úst minimálně 15 cm, toto bude podrobněji bude popsáno v části 5.1. Nicméně z pohledu použitelnosti nějakého budoucího systému je nezbytné počítat i se situací, kdy mikrofon zaznamenává i vibrace přenášené tkání.

Dalším významným rozdílem v promluvě EL řečníka je absence vyšších frekvencí u většiny produkovaných fonémů. Absence vyšších frekvencí se dá vysvětlit nejen použitím EL, kde samotný EL má vždy konstantní frekvenci buzení, ale i tím, že

nedochází k modulaci ve všech dutinách vokálního traktu. Výjimku tvoří afrikáty /c/ a /č/, u kterých jsou hlasivky (u zdravého jedince) v klidu, a vznikají uvolněním nahromaděného vzduchu v dutině ústní⁸ [19]. U řečníka po TL není mechanismus produkce těchto fonémů žádným způsobem ovlivněn. Problémem teoreticky může být zdroj vzduchu, jelikož jej z plic není možné dostat do dutiny ústní, ale jak už bylo zmíněno (a spektrogram to potvrzuje), zkušený uživatel EL se dokáže adaptovat.

Nicméně nejdůležitější frekvenční složky, zajišťující srozumitelnost promluvy, se vyskytují ve frekvenčním pásmu od 1 kHz do 3 kHz. Vyšší frekvence se podílejí a priori na zabarvení hlasu.



Obrázek 4.3: Spektrogram promluvy „Akcie Komerční banky“ dvou řečníků.

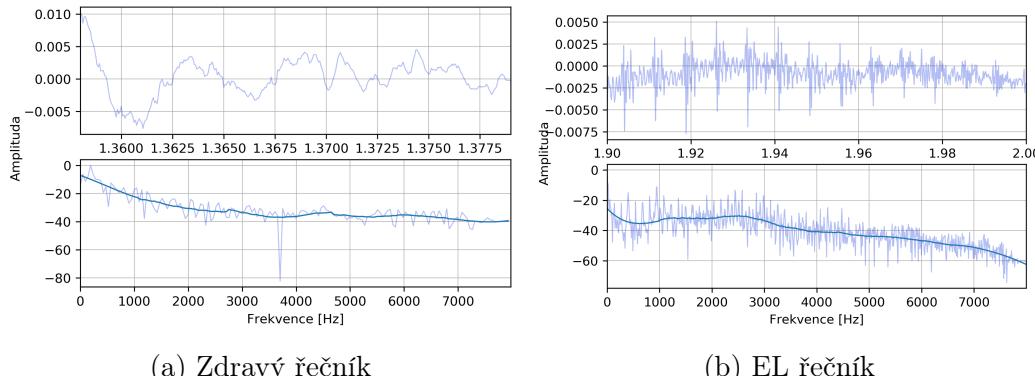
Dalším způsobem, jak porovnat promluvy zdravého řečníka a EL řečníka je na úrovni analýzy jednotlivých fonémů. Na obr. 4.4 - 4.6 jsou zobrazeny průběhy amplitud jednotlivých fonémů v čase⁹ pro fonémy /k/, /g/ a /č/. V případě /k/ a /g/ (obr. 4.4 a 4.5) se jedná o okluzivy, konkrétně /k/ je kategorizováno jako neznělá ploziva a /g/ jako znělá ploziva. Tyto fonémy obecně vznikají v důsledku uzavření vydechovaného proudu vzduchu pomocí artikulačních orgánů, což se projeví jako krátká pauza (tzv. okluze). Po té následuje náhlé jednorázové uvolnění překážky a únik nahromaděného vzduchu, tzv. exploze [19]. Takto popsáno to samozřejmě funguje u zdravého jedince. V případě EL řečníka je pro jejich produkci využíván stejný mechanismus,

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

⁹Hodnoty času odpovídají časům výskytu v původní promluvě.

ale vydechovaný vzduch pochází z hltanu. Dalším rozdílem je samozřejmě absence hlasivek.

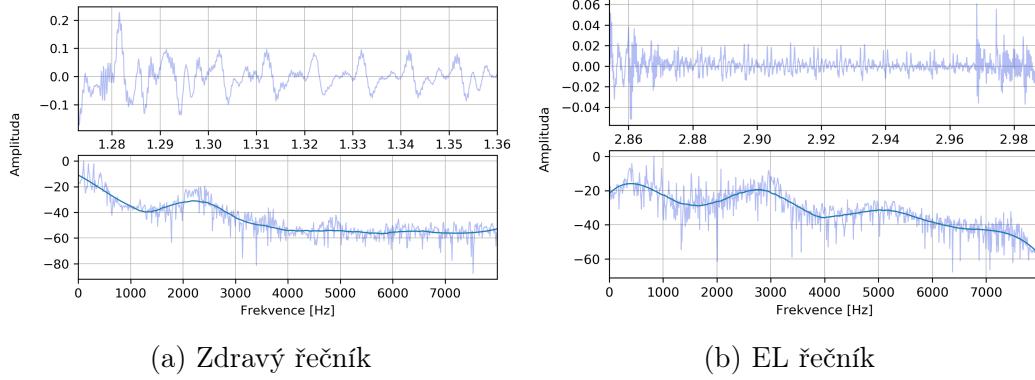
Foném */k/* je tedy zástupcem skupiny neznělých fonémů. Ty se vyznačují tím, že do jejich produkce nevstupují hlasivky, jsou v klidu. Zdrojem buzení je tedy šum, viz část 3. Pokud se podíváme na průběh amplitudy v čase u zdravého řečníka (obr. 4.4a), není zde vidět žádný periodický signál. Hlasivky jsou tedy opravdu v klidu. Oproti tomu u EL řečníka (obr. 4.4b) je jasně patrné, že je zde přítomno aktivní buzení vytvořené EL. Ve frekvenční oblasti je zobrazeno tzv. amplitudové spektrum, které znázorňuje závislost amplitudy signálu na frekvenci. V případě zdravého řečníka odpovídá vývoj předpokladům. Není zde žádná výrazná frekvence a také nedochází k výraznému útlumu. Přestože se v obou případech jedná o stejný foném, je z časového i frekvenčního průběhu amplitudy zřejmé, že parametry signálu se u obou řečníků diametrálně liší.



Obrázek 4.4: Průběh amplitudy */k/* v časové a frekvenční oblasti fonému u zdravého a EL řečníka.

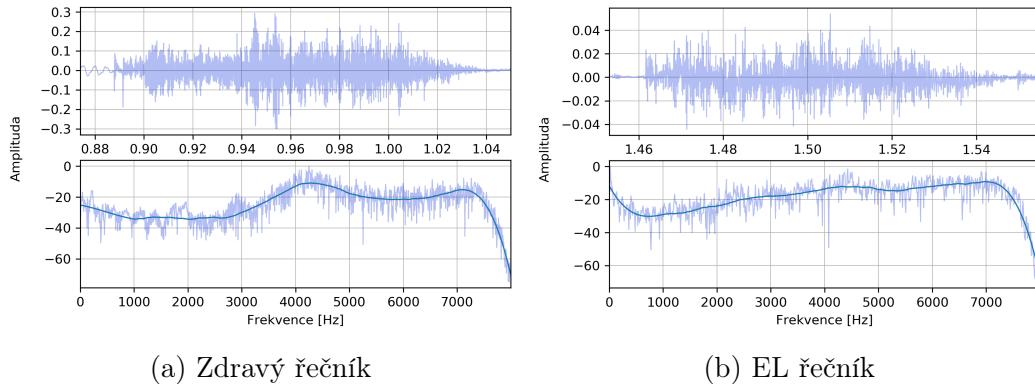
Jako druhý ukázkový foném byl vybrán */g/*. Jedná se o znělou plozivu. Při produkci znělých fonémů hrájí velký vliv hlasivky, protože jsou zdrojem buzení. Z obr. 4.5a je toto buzení zřetelné ve formě periodického průběhu amplitudy. U EL řečníka (obr. 4.5b) je také vidět periodický signál, ale úplně jiného charakteru. Svým způsobem dost podobný tomu, který je zřetelný u fonému */k/*. Rozdíl je zřetelný i ve

frekvenční oblasti, kdy u EL řečníka nedochází k útlumu ve střední oblasti frekvenčního spektra.



Obrázek 4.5: Průběh amplitudy fonému */g/* v časové a frekvenční oblasti fonému u zdravého a EL řečníka.

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 [19]. Do produkce se nezapojují hlasivky a produkovaný zvuk by měl být dostatečně intenzivní, aby nebyl v případě EL řečníka tak silně neovlivněn případným EL. Tím pádem by měl být průběh signálu u obou řečníků podobný a to jak v časové, tak i ve frekvenční oblasti, viz obr. 4.6.



Obrázek 4.6: Průběh amplitudy fonému */č/* v časové a frekvenční oblasti fonému u zdravého a EL řečníka.

Z dosud provedené analýzy plyne, že EL řeč je v mnoha charakteristikách odlišná od té produkované zdravým řečníkem. Zejména ve frekvenční oblasti (obr. 4.4 a 4.5) jsou výše uvedené rozdíly patrné.

4.3 Aplikace obecného systému rozpoznávání a dosažené výsledky

Z provedené analýzy plyne, že získaný EL korpus je odlišný od „standardního“ řečového korpusu, který se běžně používá k trénování obecných akustických modelů. Tyto modely jsou nezávislé na řečníkovi a vyznačují se robustností. Je tedy otázka, zda bude obecný akustický model schopen pracovat s EL daty.

Za účelem ověření hypotézy byl vytvořen TDNN akustický model (popsaný v části 3.2.3), který byl natrénován daty z korpusu čítajícího 1000 hodin promluv od velkého počtu řečníků. Celkový počet HMM stavů je **XXXX**.

Jazykový model je založen na trigramech slov a k jeho natrénování posloužil tex-tový korpus čítající velké množství novinových článků, webových reportáží, filmových titulků a dalších textových záznamů. Slovník jazykového modelu čítá více než 1 milion unikátních slov.

Testovacím vstupem vytvořeného ASR systému jsou data z EL korpusu. Celková slovní přesnost, počítaná podle vzorce (3.63), dosáhla hodnoty 18,49 %¹⁰. Dosažený výsledek zřetelně ilustruje odlišnost EL domény, protože obecný na řečníkovi nezávislý systém s rozsáhlým jazykovým modelem není schopen obstojně rozpoznat EL promluvu.

¹⁰Dosaženo na state-of-the-art ASR systému v době psaní práce. V době vytvoření EL korpusu (kolem roku 2011) převládaly HMM-GMM akustické modely. Tento systém dosáhl přesnosti na slovech 12,59 %.

Pokud jsou k natrénování akustického modelu (taktéž využívajícího TDNN síť) použita pouze data¹¹ z EL korpusu, tak výsledná slovní přesnost dosáhla hodnoty 83,33 %, opět počítáno podle vzorce (3.63). Jazykový model je identický jako v případě obecného systému. Dosažený výsledek demonstруje výhodu vytvoření individuálního modelu z EL nahrávek. Zároveň ukazuje schopnost akustického modelu přizpůsobit se specifikům EL řeči. Přestože je výstup individuálního modelu výrazně přesnější než obecného modelu zpracovávající EL promluvy, tak zdaleka nedosahuje výsledků srovnatelných s nejlepšími ASR systémy, které jsou schopny v ideálních podmírkách dosahovat více než 90 % slovní přesnosti.

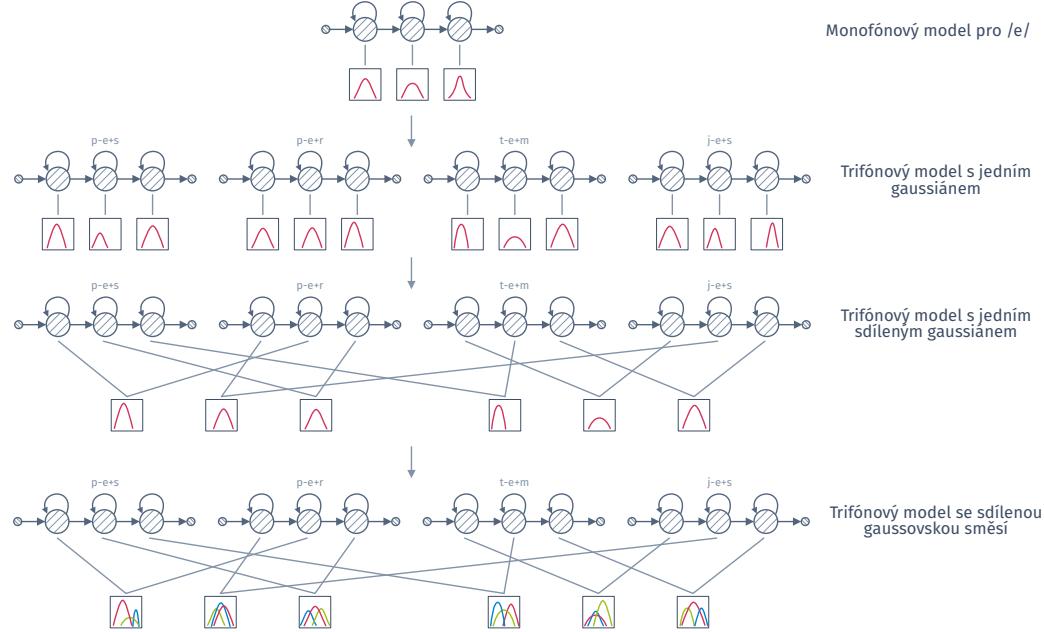
4.3.1 Hledání optimálních parametrů baseline modelu

V rámci ověřování funkčnosti individuálního modelu je vhodné otestovat různé kombinace parametrů modelu za účelem nalezení optimálních hodnot. Hlavními uvažovanými hyperparametry jsou vzorkovací frekvence audio nahrávek a počet HMM stavů. Pořízené nahrávky mají vzorkovací frekvenci rovnu $44,1\text{ kHz}$. Pro úlohu rozpoznávání EL řeči je to však zbytečně vysoká frekvence, protože nejhodnotnější informace je u EL řeči obsažena ve frekvenčním pásmu do 4 kHz . Vyšší frekvence ovlivňuje především zabarvení hlasu a další individuální charakteristiky [19]. Samotná EL řeč má svá specifika, proto se otevírá otázka volby vhodné vzorkovací frekvence.

Jak bylo řečeno výše, počet stavů modelu ovlivňuje množství modelovaných tri-fónů. Čím více akustických jednotek je modelováno, tím více musí mít HMM model unikátních stavů. Od počtu unikátních stavů se odvíjí rozsah množiny trénovacích dat potřebný pro natrénování robustního modelu. Pro účely výběru optimální struktury modelu bylo uvažováno 1024, 2048 a 4096 stavů. Jestliže byly uvažovány dvě hodnoty vzorkovací frekvence 8 kHz a 16 kHz , bylo natrénováno 6 modelů. K vytvoření akustických modelů byl použit nástroj HTK-Toolkitu ve verzi v3.4., který je určen

¹¹Korpus byl náhodně rozdělen na trénovací a testovací sadu v poměru 90 % ($10h41m44s$) trénovací a 10 % ($1h00m58s$) testovací sada. Toto rozdělení je použito ve všech experimentech.

k vytváření HMM modelů. Při trénování byl nejprve vytvořen monofónový akustický model s jedním Gaussiánem pro každý stav. Ten slouží jako základ pro trifónové modely. Výsledný trifónový model využívá směs Gaussiánů v souladu s částí 3.2.2. Celý proces trénování je znázorněn na obr. 4.7.



Obrázek 4.7: Princip trénování HMM-GMM modelu.

Cílem popsané procedury je nalezení vhodných parametrů baseline modelu, zejména pak toho akustického. K tomu je potřeba minimalizovat vliv jazykového modelu. Z tohoto důvodu je použit speciální zerogramový jazykový model. Standarně se předpokládá, že základní jednotkou jazykového modelu je slovo. Pro ně jsou počítány četnosti z trénovacích dat a vytvořen model. Obecně ale není nutné, aby základní jednotkou bylo slovo. V případě experimentů s EL řečí je mnohem výhodnější vytvořit model, jehož základní jednotkou je foném, protože právě foném je výstupem akustického modelu. Výstupem ASR systému tak bude sekvence fonémů, která z praktického pohledu není úplně užitečná, ale pro testování vlastností akustického modelu se hodí dokonale. V rámci této práce je takovýto model označován jako fonémový zerogramový jazykový model. Velikost slovníku tohoto modelu odpovídá

velikosti fonémové sady, a tedy lze pravděpodobnost výskytu libovolného fonému stanovit jako $P(w_n) = 1/N^{12}$, kde $N = 40$. Výsledná přesnost je tedy závislá pouze na akustickém modelu. Akustická data byla parametrizována pomocí MFCC s 26 filtry, 12 kepstrálními koeficienty a energií. Příznakový vektor obsahuje první i druhou derivaci těchto koeficientů. Podrobněji je parametrizace založená na procesu slyšení popsána v části 3.1.2.

V tab. 4.2 jsou uvedeny dosažené výsledky HMM-GMM modelů. Opět se potvrdilo, že individuální ASR systém s EL daty může fungovat. Pokud dosažené výsledky porovnáme s výsledky obecného modelu ($Acc_{word} = 18,49\%$), tak i zde je vidět rapidní nárůst přesnosti (78,63 % u nejhoršího individuálního GMM modelu). Ze získaných výsledků je zřejmé, že volba vzorkovací frekvence má významný dopad na přesnost rozpoznávání. Při použití vyšší vzorkovací frekvence, zde 16 kHz , je vhodnější. Oproti 8 kHz bylo dosaženo zlepšení přesnosti o 1,41 % absolutně, tedy téměř 7 % relativně. Dodatečné experimenty ukázaly, že použití vyšší vzorkovací frekvence než 16 kHz přinese jen zanedbatelné zlepšení.

Dále se ukázalo, že počet stavů nehraje tak zásadní roli při posuzování kvality akustického modelu, jako vzorkovací frekvence. Z testované množiny počtu stavů dosáhl nejlepšího výsledku model, který měl maximálně 4096 stavů, nicméně oproti modelu s 1024 stavami je nárůst přesnosti pouze 0,4 % absolutně v případě vzorkovací frekvence 16 kHz , což není tak významné. Logicky se nabízí otázka, proč nezkusit ještě více stavů. Odpověď 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 chceme dosáhnout menšího počtu stavů než jednotek, dochází k určité formě shlukování (za pomocí fone-

¹²Označení w_n může evokovat použití slov u jazykového modelu. Změna písmena by však mohla vést ke zmotení čtenáře, protože by byla použita nestandardní notace. Z tohoto důvodu je i pro speciální model použito označení fonémů w_n .

tického rozhodovacího stromu) [17]. Pokud je k dispozici dostatek dat k natrénovaní konkrétního shluku, je tento shluk akceptován, pokud jich není dostatečné množství, je tento shluk spojen s jiným, který je svými parametry nejblíže. V případě, že je k dispozici dostatek dat k natrénovaní maximálního počtu stavů má model tento počet stavů. Pokud není dostatek dat, může mít model méně stavů. U modelu s maximálním počtem 4096 stavů je skutečný počet stavů 3257, tzn. i kdyby se trénoval model s 8192 stavů, tak by se tato hodnota změnila jen velmi málo.

	$Acc_p [\%]$	
Počet HMM stavů	8 kHz	16 kHz
1024	78,63	80,80
2048	79,55	81,09
4096 (3527)	79,79	81,20

Tabulka 4.2: Vliv frekvence na kvalitu modelu.

Hledání optimálních parametrů baseline modelu bylo realizováno na přelomu let 2013 a 2014. V tuto dobu byly stále dominantní GMM modely. Z tohoto důvodu byl později tento experiment zopakován s HMM-DNN akustickým modelem. Vstupem modelu byla stejná MFCC parametrisace s 26 filtry, 12 kepstrálními koeficienty plus energie, delta a delta-delta příznaky. Tato parametrisace je provedena na mikrosegmentu t a jeho okolí $t - 5$ a $t + 5$. Každý mikrosegment má délku 10 ms. Samotná síť se skládá z 6 vrstev, každá s 4096 neurony, výstupní vrstva je typu softmax s dimenzí rovnou počtu HMM stavů. Dosažené výsledky jsou v tab. 4.3. Z nich je patrné, že nalezené optimální hyperparametry jsou shodné i při použití DNN. Nicméně je zde i zřejmý důvod následné dominance HMM-DNN modelů. Fungují totiž výrazně lépe. Pouhou náhradou GMM za DNN bylo dosaženo zlepšení. Hodnoty přesnosti baseline modelu jsou tedy pro GMM $Acc_p^{GMM} = 81,20\%$ a pro DNN $Acc_p^{DNN} = 85,23\%$. To

odpovídá zlepšení o 4 % absolutně oproti nejlepšímu GMM výsledku, viz tab. 4.2 a 4.3.

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

Tabulka 4.3: Vliv frekvence na kvalitu modelu využívajícího DNN.

4.3.2 Redukce fonetické sady

Při mluvení je elektrolarynx permanentně zapnutý, a to i v případě neznělých fonémů. Toto má vliv na jejich průběh, podrobněji v části v 4.2. Nabízí se tak předpoklad, že všechny neznělé fonémy mají podobu znělých párových fonémů, a tím pádem je možné redukovat fonetickou sadu. V důsledku redukce fonetické sady by došlo ke snížení perplexity modelu. Rozhodnutí, zda se jedná o variantu slova obsahující znělý nebo neznělý foném, je pak přenecháno jazykovému modelu.

K ověření tohoto předpokladu je potřeba provést experiment. Myšlenka experimentu je jednoduchá. Je potřeba natrénovat několik modelů lišících se pouze tím, jaký fonetický pár (viz tab. 4.4) je 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 $/z/$ ($/ž/$).

- $/t/ + /t'/ \rightarrow /d/ + /d'/$ - foném $/t/$ ($/t'/$) je nahrazen fonémem $/d/$ ($/d'/$).
- *Náhrada všech* - všechny uvažované neznělé fonémy jsou nahrazeny znělým ekvi-valentem.

Neznělé fonémy	Znělé fonémy
$/f/$	$/v/$
$/k/$	$/g/$
$/s/$	$/z/$
$/š/$	$/ž/$
$/t/$	$/d/$
$/t'/$	$/d'/$

Tabulka 4.4: Korespondující páry fonémů.

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 vektor parametrů obsahuje delta a delta-delta příznaky. To dohromady tvoří vektor 39 příznaků pro každých 10 ms nahrávky [29].

V rámci experimentu byly otestovány dva přístupy. V prvním případě se jednalo o monofónový akustický model, v druhém případě byl testován trifónový. U obou přístupů je řečová jednotka reprezentována pětistavovým HMM-GMM modelem se spojitou výstupní pravděpodobnostní funkcí pro každý stav. Pro určení optimálních parametrů modelu pro EL byly využity poznatky uvedené v části 4.3.1. Pro zdravého řečníka je pro každou část experimentu vytvořeno několik modelů lišících se počtem stavů a Gaussovských směsí. Všechny akustické modely jsou natrénovány pomocí

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

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. V rámci tohoto experimentu jsou uvažovány dva jazykové modely

1. *zero gramový jazykový model* - v tomto případě mají všechna slova v modelu stejnou pravděpodobnost výskytu $P_r(w_n|w_1, \dots, w_{n-1}) = \frac{1}{N}$, kde N je počet slov ve slovníku. Konkrétně pro $N = 2885$, odpovídá perplexita modelu hodnotě 2885. Testovací slovník je vytvořen z testovací sady, model tedy neobsahuje OOV¹⁴.
2. *trigramový jazykový model* - u tohoto modelu odpovídá pravděpodobnost výskytu 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 360 tisíc 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.

V tab. 4.5 a 4.6 jsou shrnutý dosažené výsledky pro monofónový akustický model a zero gramový jazykový model, resp. trigramový jazykový model. V obou případech se potvrdilo očekávané chování přesnosti modelu u zdravého řečníka. Redukcí fonetické

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

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

sady je omezena komplexita modelu, a tím pádem dochází ke zhoršení přesnosti. Překvapivé mohou být horší výsledky u zdravého řečníka uvedené v tab. 4.6. 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. 4.5), resp. 1 modelu v případě trigramového modelu (tab. 4.6). Ve většině případů však redukce fonetické sady vedla ke zhoršení přesnosti. Při použití trigramového jazykového modelu došlo obecně ke zlepšení výkonu systému i přesto, že tento model má vyšší perplexitu. To nasvědčuje tomu, že pro tuto úlohu je monofónový akustický model příliš jednoduchý.

Model	Acc_w [%]	
	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 4.5: Vliv redukce fonetické sady na přesnost ASR systému s monofoním akustickým a zerogramovým jazykovým modelem ($N = 2885$) pro zdravého a EL řečníka.

V tab. 4.7 a 4.8 jsou pak uvedeny 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 zhoršení přesnosti modelu. Z uvedených výsledků je patrné, že trifónový akustický model dosahuje výrazně lepších výsledků než monofonní model. Lze se domnívat, že zhoršení kvality rozpoznávání u EL řečníka v tab. 4.7 je s nejvyšší pravděpodobností způsobeno využitím fonetických stromů v AM, protože v trénovací sadě není dostatek

Model	Acc_w [%]	
	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 4.6: Vliv redukce fonetické sady na přesnost ASR systému s monofonním akustickým a trigramovým jazykovým modelem obsahujícím 360 tisíc slov pro zdravého a EL řečníka.

dat pro všechny možné varianty trifónů. Tím pádem model pro určité trifóny vrací špatné sekvence znaků. Zerogramový jazykový model pak nedokáže pomoci, protože všechna slova mají stejnou pravděpodobnost výskytu $P_r(w_n|w_1, \dots, w_{n-1}) = \frac{1}{2885}$. Tím pádem dochází k rozpoznání špatného slova, tedy ke snížení celkové přesnosti rozpoznávání. Tuto domněnku potvrzuje rapidní zlepšení v případě trigramového jazykového modelu (tab. 4.8), kde již jazykový model významně přispívá k přesnosti modelu.

U obou experimentů s trifónovým akustickým modelem došlo ke zlepšení u dvou modelů (tab. 4.7 a 4.8). Naproti tomu redukce fonetické sady vedla ve většině případů stejně jako v případě monofónového modelu ke zhoršení přesnosti rozpoznávání.

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 ukázala jako mylná. Zároveň také není možné říci, že náhrada např. dvojice /s/ a /š/ za každých okolností to povede k lepším výsledkům. Při hlubší analýze se ukázalo, že velmi záleží na kontextu daného fónemu, ten totiž velmi ovlivňuje jeho podobu. Řeč představuje spojitou formu signálu a při vyslovování

Model	Acc_w [%]	
	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 4.7: Vliv redukce fonetické sady na přesnost ASR systému s trifónovým akustickým a zerogramovým jazykovým modelem pro zdravého a EL řečníka.

Model	Acc_w [%]	
	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 4.8: Vliv redukce fonetické sady na přesnost ASR systému s trifónovým akustickým a trigramovým jazykovým modelem s 360 tisíc slov pro zdravého a EL řečníka.

různých slov obsahujících stejný foném s odlišným okolím může dojít k odchylkám například v artikulaci, příkladem může být dvojice slov *hrad* a *had*. Toto pozorování ověřil i dodatečný experiment, ve kterém byl u nahradby */s/* za */z/* vynechán trifón *b-s+t*, který je například ve slově *obstát*. Díky vynechání tohoto jediného trifónu byla výsledná nejlepší přesnost u trifónového akustického modelu 83,39 % (původně 83,28 %) v případě zero-gramového jazykového modelu a 88,44 % (původně 88,31 %) v případě trigramového modelu. Přestože se jedná o marginální zlepšení, tak ho bylo docíleno jedním trifónem. Bohužel určení toho, jaké trifóny vynechat z nahrazování není v žádném případě triviální úloha.

Zajímavý je také rozdíl mezi přesností modelu pro zdravého řečníka a EL řečníka. Přestože se v obou případech jedná o individuální modely šité „na míru“ řečníkovi, tak průměrný rozdíl v přesnosti rozpoznávání činí 6,24 % absolutně, resp. 40,38 % relativně. To značí, že je potřeba se zabývat myšlenkou úpravy akustického modelu za účelem dosažení lepších výsledků. V ideálním případě dokonce srovnatelných s modely pro zdravé řečníky.

Naopak očekávaným výsledkem bylo zhoršení přesnosti rozpoznávání u 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 faktem, že každý foném je v případě trifónového modelu modelován pomocí více HMM stavů, než je tomu u monofónového modelu.

Kapitola 5

Návrh a realizace úprav ASR

Experimenty provedené v části 4.3 jasně ukázaly, že individuální ASR modely relativně obстоjně zvládají rozpoznávat EL řeč. Individuální a obecné modely pro zdravého řečníka však stále dosahují významně lepších výsledků. Z experimentů s redukcí fonetické sady (viz část 4.3.2) vyvstala potřeba rozšířit řečový korpus o příklady promluv obsahující slova mající rozdílný význam, ale lišící se pouze ve znělosti jednoho fonému. Toto rozšíření totiž umožňuje lepší porozumění problematice znělosti EL řeči a lze ho využít pro návrh úprav akustického modelu za účelem maximalizace výsledné přesnosti rozpoznávání.

5.1 Doplnění řečového korpusu o specifická data - vliv nových dat na kvalitu akustického modelu

Před samotným pořízením nahrávek promluv je nezbytné vybrat co možná nejvíce dvojic slov, které se liší významem a znělostí právě jednoho fonému. Příkladem takovýchto slov může být dvojice slov *kosa + koza* nebo *přibít + připít*. Pro tento účel byl vyvinut algoritmus výběru slov, který provede výběr dílčích kroků pomocí

1. načtení dat (slovník a hledané párové fonémy);

2. shluknutí všech slov vedoucích ke stejné fonetické transkripcii;
3. vytvoření všech možných kombinací dvojcí slovních transkripcí;
4. nalezení dvojcí transkripcí, které se liší právě ve znělosti jednoho fonému¹;
5. výběr dvojcí slov na základě vybraných fonetických transkripcí.

Jako slovník byl použit seznam slov s fonetickými přepisy, které pocházejí z jazykového modelu obsahujícího 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 se následně vybrala minimálně jedna věta obsahující toto slovo (ale nikoli druhé slovo z dvojice). Těchto vět je pak 418. Příklad vybraných vět je uveden níže:

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

Do basy nemusí, vlk žere, koza žije.

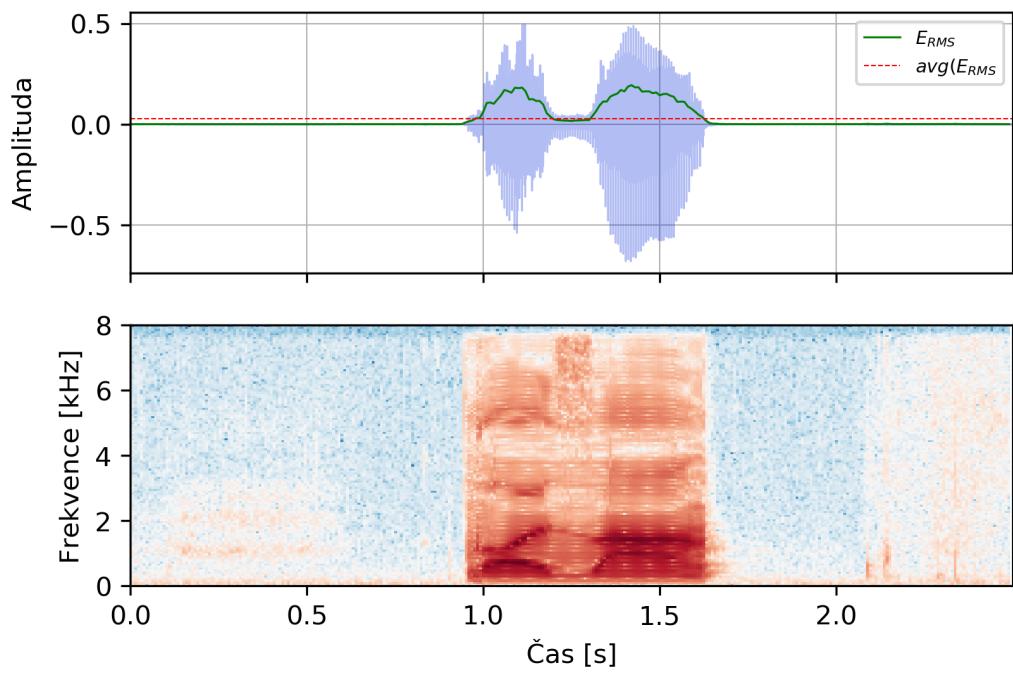
Vybraná slova a věty se staly základem pro 2. etapu nahrávání. Ta se uskutečnila během dvou sezení v červenci roku 2016 se stejným řečníkem jako v 1. etapě. Jde tedy o relativně velký časový odstup od 1. etapy. Jednotlivá nahrávací sezení měla mezi sebou týdenní rozestup. Oproti 1. etapě probíhalo nahrávání v odhlučněné nahrávací komoře za pomocí profesionálního nahrávacího zařízení. Studiový mikrofon byl od úst řečníka vzdálen přibližně 15 cm. K nahrávání byl použit speciální software, který kontroloval, zda každá nahrávka splňuje určité parametry. Každá akceptovaná nahrávka musela mít na svém začátku a konci minimálně 0,5 s ticha a zároveň celá nahrávka nesměla být příliš tichá a zároveň přebuzená (kontrolováno pomocí energie). Pokud nahrávka nesplňovala definované parametry, byla zamítnuta a řečník musel promluvu zopakovat.

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

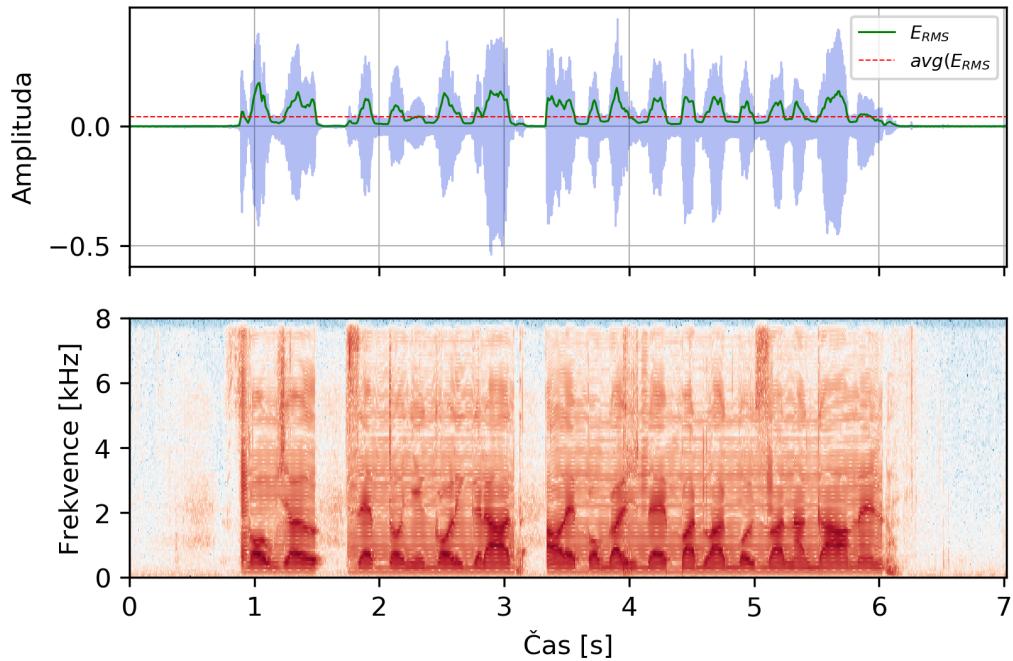
Oproti 1. etapě nahrávání byla eliminována role anotátorů, v důsledku mnohem širších možností nahrávacího softwaru. Nahrávací software řečníkovi vždy ukáže text, který je potřeba vyslovit, a následně jej společně s audio záznamem uloží. K dispozici je tedy nahrávka a její „přepis“. Nicméně samotný řečník často může udělat chybu aniž by si toho všiml (např. záměnou podobných slov apod.). Software ale žádným způsobem nekontroluje co je ve skutečnosti vysloveno, proto je nahrávání přítomen operátor, který poslouchá co bylo řečeno a v případě potřeby zamítne nahrávku. Řečník následně musí promluvu opakovat, dokud nahrávka neodpovídá požadovaným parametry a zároveň není obsahově správně.

Na obr. 5.1 a 5.2 jsou ukázky audio záznamu slova „kosa“ a věty „Zkoušel jsem to několikrát, ale pokaždé padla kosa na kámen.“. Pokud se nahrávky porovnají s nahrávkami získanými v 1. etapě (obr. 4.1), je patrná vyšší kvalita nahrávek, zejména vyšší amplituda. Ze zobrazených spektrogramů je zřejmé, že šum je přítomen v menším množství a intenzitě než v nahrávkách získaných v průběhu 1. etapy. Hlavní vliv na toto má studiový mikrofon, který není přilepen ke tváři řečníka, a tudíž nezaznamenává vibrace přenášené měkkou tkání. Další rozdíl je vidět v oblasti nižších frekvencích spektrogramu, ty jsou výraznější. Přestože se jedná o stejného řečníka, zaznamenaná řeč nemá úplně identické parametry. Jedním z důvodů bude nepochybně změna nahrávací aparatury a procesu nahrávání. Nezanedbatelný vliv má i relativní nestálost parametrů EL řeči. Ty jsou závislé na typu a pozici elektrolarynxu. Ten se v době mezi nahráváními navíc změnil, což v konečném důsledku představuje asi hlavní důvod diferenč parametrů.

Tab. 5.1 přibližuje souhrnné parametry nahrávek pořízených v 2. etapě nahrávání. Celkem se podařilo získat přibližně 2 hodiny řeči (každá nahrávka obsahuje 0,5 s ticha na začátku a konci). Z toho přibližně jen 10 % představují vybraná izolovaná slova. Dohromady s novými daty obsahuje korpus téměř 14 hodin audio záznamů a jim odpovídajících přepisů.



Obrázek 5.1: Průběh a spektrogram slova „kosa“ s společně s vyznačenou energií EL promluvy.



Obrázek 5.2: Průběh a spektrogram promluvy obsahující slovo „kosa“ s vyznačenou energií EL promluvy.

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

Tabulka 5.1: Informace o korpusu nahrávek z 2. etapy nahrávání.

5.1.1 Vliv nových dat na kvalitu modelů

Rozšíření korpusu umožňuje vytvoření nových modelů, pomocí kterých lze ověřit konzistenci a vliv nových dat na přesnost rozpoznávání. Oproti baseline modelu jsou všechny následující modely vytvořeny ve frameworku Kaldi. Ten se po roce 2015 stal standardem pro vytváření akustických modelů, protože je velmi flexibilní a umožňuje snadné přidávání nových typů akustických modelů [32].

Již při vytváření baseline modelu se ukázala lepší funkce DNN modelů. Přestože vývoj výpočetních GPU postupuje závratnou rychlostí, tak natrénování HMM-DNN modelu je časově náročnější než vytvoření HMM-GMM akustického modelu. Navíc, jak bylo popsáno v 3.2.3, k natrénování DNN modelu je potřeba zarovnání získané pomocí HMM-GMM modelu. Proto je vhodné první validaci nových dat provést na jednodušším modelu.

Proces vytvoření akustického modelu vychází z předpřipravených Kaldi trénovačích skriptů pro vytvoření modelu pomocí Wall Street Journal korpusu. Tyto skripty jsou jen drobně upraveny tak, aby výsledný model mohl být natrénován z EL korpusu. Data jsou parametrizována pomocí PLP s 12 kepstrálními, delta a delta-delta koeficienty². Nejprve je vytvořen monofónový model, který slouží jako iniciační model pro trifónové modely, viz obr. 4.7.

V části 4.3 bylo popsáno rozdělení korpusu na trénovací a testovací sadu. Po rozšíření korpusu je rozdělení dat z 1. etapy ponecháno a nová data k jednotlivým

²V rámci úprav Kaldi skriptů se PLP parametrizace ukázala jako vhodnější pro EL řeč. Ověření proběhlo experimentálně. Byly vytvořeny dva identické HMM-GMM modely s 4096 stavů, ale každý byl natrénován na jinak parametrizovaných datech (MFCC a PLP). PLP model dosáhl o 1,31 % absolutně vyšší přesnost rozpoznávání.

sadám přidána. Všechny věty nahrané v 2. etapě jsou přidány do trénovací sady a všechna slova naopak do testovací sady. Toto rozdělení vychází z impulzu pro rozšíření korpusu o specifická slova. Ta tedy a priori mají sloužit k otestování nových modelů, a tedy i lepšímu porozumění problematice znělosti u EL řeči.

Jazykový model je opět fonémový zero-gramový. Na kompletní testovací sadě bylo dosaženo přesnosti rozpoznávání $Acc_p^{GMM} = 54,96\%$ ³. V případě, že testovací sada obsahuje pouze nově nahraná slova, tak dokonce jen $Acc_p^{GMM} = 42,97\%$ ⁴. To je významné zhoršení oproti výsledkům dosažených u baseline modelu ($Acc_p^{GMM} = 81,20\%$). Pro výpočet přesnosti rozpoznávání je opětovně využit vztah (3.63).

Jelikož došlo ke změně ASR frameworku je potřeba ověřit, že nevznikla chyba při vytváření akustického modelu. K ověření je použit křížový test, kdy jsou pomocí stejného procesu natrénovaný modely tvořené původními (1. etapa) a novými (2. etapa) daty a křížově otestovány na kompletní, původní a jen nové části testovací sady. Trénovaný akustický model má stejné parametry jako v předchozím případě. Vstupem jsou PLP data s 12 kepstrálními, delta a delta-delta koeficienty, výsledný model může mít až 4096 stavů. Výsledky testu jsou uvedeny v tab. 5.2. Z té je jasné patrné, že trénovací proces proběhl správně a vině jsou tedy trénovací data.

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

Tabulka 5.2: Křížový test modelů natrénovaných a otestovaných na datech z 1. a 2. etapy.

³Celková délka nahrávek v testovací sadě složené z vět a slov činila 1h16m42s.

⁴Celková délka nahrávek v testovací sadě složené pouze slov činila 15m44s.

5.1.2 Eliminace vlivu kanálu

Z prezentovaných výsledků plyne, že nová data jsou příliš odlišná od původních a v parametrickém prostoru jsou od nich příliš vzdálena. Zároveň je těchto dat relativně malé množství na to, aby se mohly modely plně adaptovat. Na zmíněný rozdíl v datech je možné nahlížet jako na změnu kanálu. Řečník je totiž stejný. V předchozí části bylo zmíněno, že v rámci 2. etapy došlo ke změně nahrávací procedury a elektrolarynxu. Tím byl pozměněn kanál a řeč zaznamenaná v 2. etapě má jiné parametry než ta původní z 1. etapy. Mezi další vlivy, které mohou způsobit změnu kanálu, je např. prostředí, ve kterém je řeč produkována, nebo přítomnost šumu na pozadí.

K tomu, aby bylo možné použít všechna dostupná data, je tedy potřeba eliminovat vliv kanálu. Standardně se k tomuto účelu používá Cepstral Mean Normalisation (CMN). Principem této metody je odstranění vlivu kanálu na základě střední hodnoty kepstrálních koeficientů.

Předpokládejme, že zaznamenaný signál $y[n]$ je možné popsat jako konvoluci promluvy a vlivu kanálu, tedy

$$y[n] = x[n] \otimes h[n], \quad (5.1)$$

kde $x[n]$ představuje vstupní signál, tedy řeč, a $h[n]$ odezvu kanálu na jednotkový impulz. Ve frekvenční oblasti lze pak rovnici (5.1) zapsat ve tvaru

$$Y[f] = X[f] \cdot H[f]. \quad (5.2)$$

Pro přechod do frekvenční oblasti byla využita FFT. Dalším krokem je převedení hodnot do kepstrální oblasti. Pomocí logaritmu spektra, stejně jako v případě MFCC parametrizace, viz 3.1.2. V kepstrální oblasti má vzorec (5.1), resp. (5.2) následující podobu

$$Y[q] = \log(Y[f]) = \log(X[f] \cdot H[f]) = X[q] + H[q], \quad (5.3)$$

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. K dispozici je pouze výsledný ovlivněný signál. Předpokládejme však, že vliv kanálu je stacionární⁵. Pak je možné každý frame nahrávky i popsat pomocí vztahu

$$Y_i[q] = H[q] + X_i[q], \quad (5.4)$$

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

$$\frac{1}{N} \sum_i Y_i[q] = H[q] + \frac{1}{N} \sum_i X_i[q]. \quad (5.5)$$

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

$$\begin{aligned} R_i[q] &= Y_i[q] - \frac{1}{N} \sum_j Y_j[q] \\ &= H[q] + X_i[q] - \left(H[q] + \frac{1}{N} \sum_j X_j[q] \right) \\ &= X_i[q] - \frac{1}{N} \sum_j X_j[q] \end{aligned} \quad (5.6)$$

S pomocí rovnice (5.6) je možné odfiltrovat vliv kanálu a teoreticky tak získat nezkreslený signál. Otázkou je, přes jaký úsek počítat střední hodnotu. Je možné ji

⁵Jedná se sice o silný, ale logický předpoklad. Pokud se vztáhne na pořízený řečový korpus, tak v rámci jedné etapy nahrávání je proces nahrávání neměnný, tzn. že je použita stejná aparatura a k nahrávání dochází vždy ve stejné místnosti.

počítat přes posuvné okénko fixní délky, přes jednotlivé věty/nahrávky, nebo dokonce přes všechny nahrávky konkrétní etapy. Optimální úsek pro výpočet stř. hodnoty byl stanoven na základě provedených experimentů.

Určení délky úseku pro výpočet CMN

Ke stanovení vhodné délky úseku pro výpočet střední hodnoty kepstra q zaznamenaného signálu byla využita stejná trénovací procedura, tj. byl trénován HMM-GMM model s maximálně 4096 stavy, vstupní data byla parametrizována pomocí PLP. Celkem jsou uvažovány dva experimenty, a to

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

V tab. 5.3 jsou uvedeny výsledky experimentu s CMN počítaném přes jednotlivé nahrávky. Z dosažených výsledků je patrné, že oproti výsledkům zaznamenaným v tab. 5.2 je dosaženo určitého zlepšení, zvláště pro případy, kdy je model natrénován na datech z 1. etapy a otestován na datech z 2. etapy. Výsledky však nejsou zdaleka tak dobré, jako v případě trénování a testování modelu na datech ze stejné sady. Významnou roli tu hráje fakt, že zejména nahrávky izolovaných slov jsou relativně krátké a vypočtené střední hodnoty, tak nabývají odlišných hodnot.

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

Tabulka 5.3: Křížový test modelů natrénovaných a otestovaných na datech z 1. a 2. etapy s CMN přes jednotlivé věty.

Další experiment byl proveden pro případ výpočtu CMN ze všech nahrávek konkrétní etapy. V tab. 5.4 je vidět markantní zlepšení výsledků. Pokud byl model na-

trénován na datech z 1. etapy a otestován na datech z libovolné etapy, byly dosažené výsledky velmi podobné. Nejhoršího výsledku bylo dosaženo pro případ, kdy byl model natrénován na datech z 2. etapy a otestován na těch z 1. V tomto případě se projevil velký vliv relativně malého množství dat (pouhé 2 hodiny). Pokud bylo CMN počítáno přes všechny nahrávky v dané etapě, bylo dosaženo významného zlepšení a vliv kanálu byl v podstatě eliminován. Pro doplnění je nutno zmínit, že pokud byl model natrénován na celé množině všech trénovacích dat (1. a 2. etapa) a otestován pomocí kompletnej testovací sady, tak byla dosažena přesnost rozpoznávání fonémovým zero gramovým jazykovým modelem rovna $Acc_p = 77,69\%$.

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

Tabulka 5.4: Křížový test modelů natrénovaných a otestovaných na datech z 1. a 2. etapy s CMN přes všechny nahrávky v etapě.

Z výsledků v tab. 5.3 plyne, že pokud by se CMN počítalo přes posuvné okénko fixní délky, tak by dosažené výsledky nebylo možné považovat za dobré. To se i experimentálně potvrdilo, protože výsledná přesnost rozpoznávání dosáhla hodnoty $Acc_p = 56,51\%$ na kompletnej trénovací i testovací sadě. Samotný framework Kaldi umožňuje aplikování CMVN, což je Cepstral mean and variance normalization. Jedná se o upravenou rovnici (5.6), kde je kromě střední hodnoty počítána i variance. Kaldi CMVN je počítáno přes okénko fixní délky a výsledná přesnost rozpoznávání HMM-GMM modelu s CMVN dosáhla hodnoty $Acc_p = 76,15\%$ na kompletnej trénovací a testovací sadě. Tento výsledek je srovnatelný s modelem využívajícím výpočet CMN přes všechny nahrávky v dané etapě.

Výsledky modelů po eliminaci vlivu kanálu

Aplikací CMN dosáhl HMM-GMM model srovnatelných výsledků s výsledky dosaženými v části 4.3.1. Dalším krokem bylo natrénování HMM-DNN modelu. Trénovaná neuronová FF síť měla 5 skrytých vrstev, výstupní vrstva byla typu softmax s dimenzí rovnou počtu HMM stavů. Postupně byla natrénována síť s 1024, 2048 a 4096 neurony v každé skryté vrstvě. Vstupní data byla parametrizována pomocí PLP s 12 kepstrálními, delta a delta-delta koeficienty a CMN počítané ze všech nahrávek dané etapy. Byl využit fonémový zerogramový model, který minimalizoval vliv jazykového modelu na přesnost rozpoznávání. Jazykový model je fonémový zerogramový tak, aby byl co nejvíce amplifikován vliv akustického modelu. V tab. 5.5 jsou zapsány dosažené výsledky všech natrénovaných variant. Nejvyšší přesnosti dosáhl model s 4096 neurony v každé vrstvě, ale rozdíl od ostatních variant s menším počtem neuronů v každé vrstvě nebyl významný. Nejlepší HMM-DNN model dosáhl $Acc_p = 84,66\%$. To je zlepšení o 6,97 % absolutně oproti HMM-GMM na kompletní testovací sadě.

Počet neuronů	$Acc_p [\%]$
1024	84,26
2048	84,51
4096	84,66

Tabulka 5.5: Dosažená přesnost neuronové sítě s monofónovým zerogramovým jazykovým modelem.

5.2 Poslechový test a porovnání výsledků člověka a stroje

V předchozím textu byly prezentovány vybrané dosažené výsledky, ale ty zatím nedokázaly odpovědět na zásadní otázku: „Dokáže se stroj⁶ vyrovnat človéku?“. Přestože je EL řeč na první poslech obtížně srozumitelná, tak již po krátké době je člověk schopen obstojně rozumět. S přibývajícím časem se do určité míry porozumění 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 posluchači za úkol vybrat z předem definovaných možností, co je obsahem promluv. Otestování schopností stroje pak probíhá pomocí experimentu. Vstupem ASR systému jsou stejné promluvy, které jsou součástí poslechového testu. Výstupem je přepis. Metrika experimentu je počítána na základě správně/špatně určeného obsahu promluv v přepisu⁷. Prostým porovnáním počtu správných odpovědí člověka a stroje je možné odpovědět na první z výše uvedených otázek.

Při přípravě experimentu vykristalizovaly tyto varianty poslechového testu:

- test na izolovaných slovech,
- test na slovních bigramech (dvojicích slov).

Tím, že promluvy obsahují pouze izolovaná slova, resp. dvojici slov je do značné míry eliminován vliv kontextu. Ten v mnoha případech pomáhá se správným určením významu i přesto, že nebylo dobře rozumět. Pokud se bude experiment skládat z množiny promluv, které obsahují pouze slova popsaná v části 5.1, tak bude možné určit,

⁶Stroj je reprezentován systémem automatického rozpoznávání řeči.

⁷Výstup ASR systému je považován za správný i v případě, že se liší např. i/y. Z akustického pohledu jsou totiž oba fonémy identické.

do jaké míry dokáže člověk, resp. stroj správně určit význam těchto slov a případně je od sebe odlišit.

5.2.1 Izolovaná slova

Rozpoznání slova, které bylo vysloveno v klidném prostředí se jeví jako velice jednoduchý úkol. Pokud jej ale vyslovil řečník používající EL, tak už to tak snadné být nemusí. Zvlášť pokud se jedná o slova popsaná v 5.1. Účastníci poslechového testu na izolovaných slovech mají 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 pocházejí z 2. etapy nahrávání. Poslechového testu se účastnilo 19 subjektů z řad kolegů.

Výstupy poslechového testu byly vyhodnoceny a zapsány do tabulky s procentuálním zastoupením jednotlivých odpovědí pro každou nahrávku. V tab. 5.6 je ukázán výňatek získaných výsledků. Správné odpovědi jsou zvýrazněny tučně. Výsledky slov *borce* a *porce* reprezentují situaci, kdy účastník nebyl jednoznačně schopen určit význam slova. Druhý příklad (*kosa + koza*) ukazuje 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 byla většina účastníků schopna určit správný význam slova. Celková přesnost rozpoznávání byla vypočtena podle vzorce

$$Acc_w^{human} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_i * 100, \quad (5.7)$$

kde $N = 320$ a f_i se rovná relativní četnosti správných odpovědí na otázku i v poslechovém testu s izolovanými slovy. Dosáhla hodnoty $Acc_w^{human} = 70,47\%$.

Slovo	Relativní četnost odpovědí [%]		
	<i>a)</i>	<i>b)</i>	<i>Nevím</i>
borce (<i>a</i>)	57,90	36,84	5,26
porce (<i>b</i>)	21,05	52,63	26,32
kosa (<i>a</i>)	0,00	100,00	0,00
koza (<i>b</i>)	0,00	100,00	0,00
přibít (<i>a</i>)	94,74	5,26	0,00
připít (<i>b</i>)	10,52	89,48	0,00

Tabulka 5.6: Ukázka výsledku poslechového testu na izolovaných slovech.

5.2.2 Slovní bigramy

V druhém poslechovém testu mají posluchači za úkol vyslechnout 333 nahrávek slovních bigramů⁸ a vybrat jednu z předem definovaných odpovědí. Ty mají vždy tento 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*).

⁸Nahrávky obsahují dvě po sobě vyslovená slova.

Je zřejmé, že to představuje všechny kombinace, které lze z dvojice slov vytvořit. Rozšířený řečový korpus, tak jak je popsáný v části 5.1, ale neobsahuje tento typ nahrávek. Tím pádem je potřeba je vytvořit „uměle“. Což není velký problém, každá nahrávka izolovaného slova obsahuje minimálně 0,5 s ticha na svém začátku a konci. Pokud jsou tyto nahrávky spojeny⁹, 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 slovem¹⁰. Ve snaze zkrátit, už tak docela náročný 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 výstup testu zpracován do tabulky obsahující procentuální zastoupení jednotlivých odpovědí na každou otázku. Tab. 5.7 obsahuje ukázku těchto výsledků. Stejně jako v předchozím případě jsou správné odpovědi 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. 5.6). V prvním případě (*borci + porci*) nebyli účastníci schopni jednoznačně určit význam slov v nahrávce. 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 u opačného pořadí slov již nikdo správnou odpověď nevybral. Je dobré zmínit, že účastníci v žádném z provedených poslechových testů nebyli omezeni počtem opětovného přehrání promluvy. Tím pádem je velmi pravděpodobné, že tento konkrétní participant opakovaně poslouchal danou nahrávku a hledal rozdíl až nějaký drobný zaznamenal.

⁹Ke spojení je možné použít nástroj *ffmpeg* nebo *sox*.

¹⁰Ve 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*.

Poslední prezentovaný příklad zastupuje množinu odpovědí, kdy účastníci na-
prosto správně určili význam slov. Průměrná dosažená přesnost rozpoznávání člověka,
počítána pomocí rovnice (5.7), dosáhla hodnoty $Acc_w^{human} = 66,24\%$.

Slavní bigram	Relativní četnost odpovědí [%]			
	<i>a)</i> A + A	<i>b)</i> A + B	<i>c)</i> B + A	<i>d)</i> B + B
borce + porce (<i>b</i>)	16,67	50,00	0,00	33,33
porce + borce (<i>c</i>)	8,33	0,00	66,67	25,00
kosa + koza (<i>b</i>)	0,00	8,33	0,00	91,67
koza + kosa (<i>c</i>)	0,00	0,00	0,00	100,00
přibít + připít (<i>b</i>)	0,00	100,00	0,00	0,00
připít + přibít (<i>c</i>)	0,00	0,00	100,00	0,00

Tabulka 5.7: Ukázka výsledku poslechového testu na dvojicích slov.

5.2.3 Výsledky porovnání

Výsledky poslechového testu ukázaly přesnost rozpoznání člověka. Nyní je potřeba zjistit, jak je na tom stroj zastoupený ASR systémem. Byl využit model HMM-DNN, konkrétně se jednalo o DNN síť s 6 vrstvami (5 skrytých vrstev, každá s 4096 neurony), přičemž výstupní vrstva byla typu softmax s dimenzí rovnou počtu HMM stavů. Parametrizace byla provedena pomocí PLP (12 kepstrálních koeficientů + delta + delta-delta parametry) a pro eliminaci vlivu kanálu CMN počítané přes všechny nahrávky v rámci etapy. Výsledný příznakový vektor má dimenzi 36. Vstupem neuronové sítě je parametrisované okénko mající kontext přes 11 mikrosegmentů, tedy $t - 5$ a $t + 5$. Vstupní dimenze neuronové sítě je tedy 396. Oproti dosavadním experimentům je v tomto případě použit vlastní real-time dekodér (více o dekódování v části 3.4). Tento LVCSR systém je optimalizován pro co nejnižší latenci a je schopný pra-

covat s velmi velkými slovníky čítající i miliony položek. Tento dekodér byl vyvinut na Katedře kybernetiky Fakulty aplikovaných věd.

Provedené poslechové testy poskytly dva typy výsledků. První reprezentuje schopnost určit význam izolovaného slova, druhý schopnost rozeznat dvě velmi podobná slova. Pro potřeby porovnání přesnosti rozpoznávání člověka s výsledky dosaženými ASR systémem, byly navrženy celkem 3 experimenty využívající výše popsaný akustický model.

První experiment odpovídá poslechovému testu s izolovanými slovy. Jeho základem je zerogramový LM obsahující více než 1 milion slov. Většina předchozích experimentů využívala fonémový zerogramový model, aby bylo možné eliminovat vliv LM na výslednou přesnost rozpoznávání. U těchto experimentů je tento LM nevhovující, protože cílem je správně určit 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. Slovník potřebný pro tento LM je sestaven z textů pocházejících z novinových článků, webových zpravodajských serverů, filmových titulků a přepisů televizních pořadů. Využití takto velkého LM vychází z představy, že i člověk má obsáhlou slovní zásobu a dopředu nezná obsah konkrétní promluvy v rámci testu. Tento test je pojmenován jako „one-mil“.

Ve skutečnosti však účastníci znají seznam slov zahrnutých do poslechového testu a mají tak určitou výhodu oproti „one-mil“ nastavení. Za účelem kompenzace tohoto vlivu, je vytvořen druhý experiment, který pracuje s redukovaným LM. Obsahuje pouze slova, která se opravdu vyskytla v rámci poslechového testu ($N = 320$). Tento experiment je nazván jako „reduced“. Výsledky obou těchto experimentů byly porovnány s poslechovým testem na izolovaných slovech. Další možností by mohlo být vytvoření speciálních LM pro každou promluvu. Ten by obsahoval pouze komplemen-tární slova. Problémem tohoto postupu je třetí možnost, kterou obsahuje poslechový

test (tzv. „nemohu rozhodnout“). V případě, že by LM obsahoval pouze dvě slova, tak by ASR experiment, svými parametry, neodpovídal poslechovému testu.

Poslední navržený experiment spočívá v tom, že je ke každé nahrávce se slovním bigramem vygenerován speciální (zerogramový) LM. Ten obsahuje vždy pouze všechny 4 kombinace slov. Tím pádem odpovídá dostupným možnostem v rámci poslechového testu. Tento experiment je nazván jako „bigrams“. 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 ohodnoceny 1, pokud bylo výstupem správné slovo, a v opačném případě 0. Následně byl z tohoto ohodnocení vypočten průměr. Pro upřesnění je nutné zmínit, že i/y na výsledném ohodnocení nehraje roli. Dosažené výsledky jsou pak shrnutý v tab. 5.8. Ty ukazují, že řešení takového úkolu je výzvou nejen pro člověka, ale i pro stroj. V případě experimentu „one-mil“ je úspěšnost rozpoznávání ASR systému významně nižší než úspěšnost rozpoznání člověka. To je způsobeno především enormní perplexitou jazykového modelu. Ta je rovna velikosti slovníku. Po zmenšení slovníku se podařilo získat výsledky srovnatelné s člověkem. Je ale potřeba zdůraznit, že i v případě „reduced“ experimentu vykazuje člověk vyšší úspěšnost rozpoznání, protože čelí pouze perplexitě 3 (kdykoli může podívat na nabízené možnosti). Tento faktor by bylo možno eliminovat tak, že by účastník testu přepsal obsah promluvy a tento přepis by byl následně porovnán se skutečným obsahem. To by ale významně zvýšilo časovou náročnost poslechového testu a bylo by velmi komplikané získat kompletní výsledky od relevantního množství účastníků. Už jen podíl odpadlíků mezi prvním a druhým poslechovým testem dosáhl 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. Slova

jsou si ale 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.

	Acc [%]		
	one-mil	reduced	bigrams
člověk	70,47	70,47	66,24
stroj	61,24	69,91	54,82

Tabulka 5.8: Porovnání dosažených výsledků člověka a stroje.

Na základě dosažených výsledků lze tvrdit, že stroj prozatím nedosahuje schopnosti člověka. Pokud uvážíme, že byl člověk oproti stroji vždy v malé výhodě, tak dosažené výsledky jsou relativně optimistické. Minimálně v jednom případě se stroj téměř vyrovnal člověku. Samotnou kapitolou je vliv slovního kontextu. Ještě před samotnými experimenty byl ověřen výkon ASR systému na „kontinuální“ řeči, zde reprezentované pomocí vět z testovací sady. Jazykovým modelem je v tomto případě trigramový slovní model obsahující 1,2 milionu unikátních slov. Přesnost rozpoznávání na slovech (počítaná pomocí rovnice (3.63)) dosáhla hodnoty 86,10 %. Při porovnání této hodnoty s výsledky uvedenými v tab. 5.8 lze konstatovat, že pokud je k dispozici dostatečný kontext, tak je ASR schopen správně určit variantu slova. Přeci jen slovo „kosa“ se většinou vyskytuje v trochu jiném slovním kontextu, než slovo „koza“, a toto platí u většiny dvojic.

5.3 Augmentace dat

Poslechový test jasně ukázal, že správné rozpoznání pronesené EL promluvy není lehký úkol ani pro člověka. Naprosto markantní význam hraje kontext. Ten pomáhá v případě, že některé části promluvy nebylo dobře rozumět. Navíc, ze zkušeností získaných při pořizování řečového korpusu (části 4.1 a 5.1) plyně, že EL řečník má tendenci mluvit ve spíše kratších dávkách slov, mezi kterými dělá drobné pauzy. 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 i při využití metod rehabilitace hlasu uvedených v části 2.2, se v důsledku ztráty hlasivek část informace z produkované řeči ztrácí. V poslední době bylo prezentováno několik přístupů jak ztracenou informaci obnovit. Souhrn těch nejperspektivnějších je v [33]. Ve valné většině případů se využívá obohacení akustického modelu o artikulační data, nebo dokonce využití jen těchto artikulačních dat [34] . Problém ale spočívá v tom, že ne všechny akustické nuance mezi podobnými fonémy jsou artikulací ovlivněny. Pořízení záznamu artikulačních dat často vyžaduje používaní dalšího zařízení (kamery, ultrazvuku, atp. [35]- [36]), nebo dokonce nutnost podstoupení dalšího operačního zákroku (magnety [37]). Samozřejmě je nutno říct, že většina těchto vyvíjených systémů si klade za cíl kompletně nahradit současné metody rehabilitace hlasu. Na druhou stranu faktem je, že ani po dlouholetém vývoji se většina těchto systémů nedostala z rané vývojové fáze. Nepochybně hraje roli i skutečnost, že tato problematika není v ohnisku zájmu řečařské komunity.

Pokud tedy není úplně reálné získat ztracenou informaci pomocí kompletní změny paradigmatu fungování systémů rozpoznávání řeči, tak zbývá jen pracovat s informací, která je k dispozici, a adaptovat současný model. Určitou možností je nahrazení ztracené informace konkrétní cílenou změnou 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.

Jako nejjednodušší možnost augmentace se jeví protažení určitých fonémů. Člověk je naprosto bez problémů schopen měnit tempo promluvy. Dokonce se tato změna velmi často děje mimoděk, protože tempo řeči velmi významně závisí na emočním a fyzickém stavu jedince. Pokud by se řečník naučil automaticky protahovat určité fonemy, teoreticky by to mohlo pomoci při rozpoznávání. U HMM modelů se délka fonému modeluje pomocí přechodu ze stavu s_x do stejného stavu s_x , viz kapitola 3.2.1. Z výsledků poskytnutých „bigrams“ experimentem (část 5.2.2) se dá usuzovat, že modely fonémových párů lišících se znělostí jsou si velmi podobné. Protažení jednoho fonému z inkriminovaného páru může vést k lepšímu odlišení těchto modelů, a tím pádem i k vyšší přesnosti rozpoznávání.

K ověření jsou potřeba data. Bohužel získání reálných dat je časově náročný proces (viz 4.1 a 5.1). Navíc není zřejmé, jestli se vůbec vyplatí taková data pořizovat, protože se jedná o hypotézu. Mnohem snadněji se jeví pro účely testování možnost uměle data protáhnout v místech výskytu zájmových fonémů. Toto protažení je teoreticky možné realizovat dvěma způsoby:

1. protažením na příznacích;
2. protažením na zvuku.

V obou případech je nezbytné získat co možná nejpřesnější fonetické zarovnání. Pokud bude obsahovat chyby, tak mohou být protahovány úplně jiné úseky řeči. K naštěnování HMM-DNN modelu na protažených datech je zapotřebí zarovnání získané HMM-GMM nebo HMM-DNN modelem, viz 3.2.3. U obou variant protažení je postup stejný:

1. natrénování akustického modelu na originálních datech;

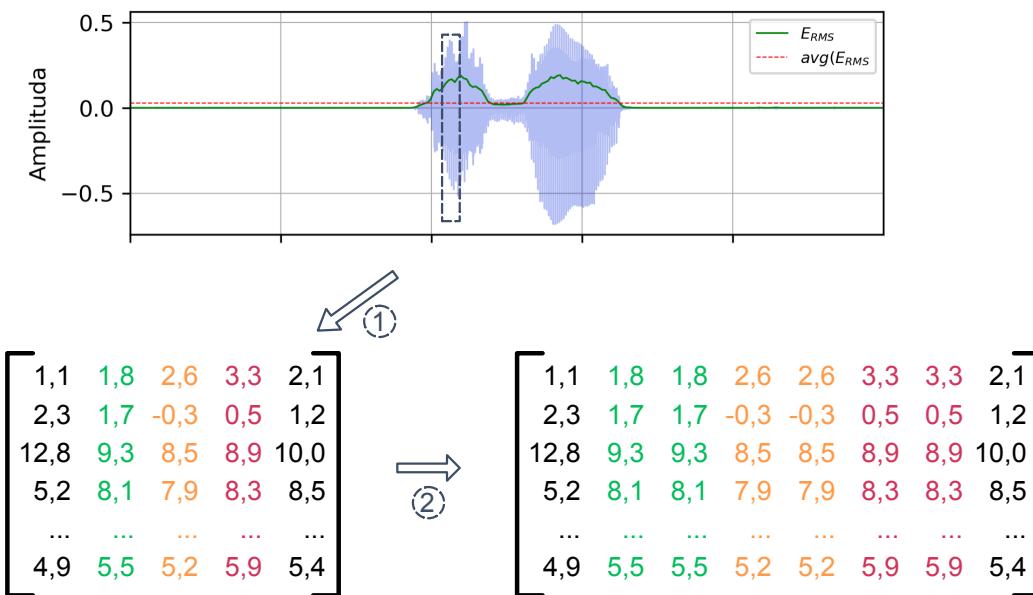
2. získání zarovnání;
3. protažení zájmových fonémů podle zarovnání;
4. natrénování nového akustického modelu na protažených datech.

Nový model může být otestován a získané výsledky mohou být porovnány s těmi dosavadními. Tyto experimenty navíc pomohou určit vhodné hodnoty parametrů pro případné skutečné protažení dat.

5.3.1 Protažení na příznacích

Protažení na příznacích je založeno na skutečnosti, že při protažení (např. fonému) a následné parametrizaci, budou v inkriminovaných mikrosegmentech po sobě následovat velmi podobné příznakové vektory. Teoreticky by v krajním případě mohlo dojít i k situaci, kdy část těchto příznakových vektorů bude identických. Pokud bude cílem zjistit, zda protažení může pomoci při rozpoznávání EL řeči, tak je možné (teoreticky) docílit protažení zkopirováním určitých příznakových vektorů. Tato myšlenka je přiblížena na obr. 5.3. V prvním kroku je nahrávka standardně parametrizována. Barevně jsou vyznačeny případné vektory odpovídající zájmovému úseku (tedy fonému). Konkrétní hranice jsou získány ze zarovnání. Tyto vektory jsou následně zduplicovány a představují dvojnásobné protažení. V reálné situaci by řečník mluvil jako doposud a k protažení by docházelo až při zpracování, což je velmi netriviální úkol. Teoreticky by musel algoritmus parametrizace být doplněn o mechanismus, který by určité příznakové vektory definovaným způsobem duplikoval. Problém je, že by ke kopirování docházelo v momentě předzpracování, kdy jsou o daných příznakových vektorech k dispozici minimální informace. Prosté zkopirování navíc narušuje dynamický charakter řeči. V rámci jednoho zpracovávaného mikrosegmentu 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 např. pomocí 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 prvotní experimenty je to pak relativně vhodné zjednodušení úlohy.



Obrázek 5.3: Princip protažení na příznacích.

Dosažené výsledky

Prvním bodem výše zmíněného algoritmu bylo získat standardní model, který by bylo vhodné použít k zarovnání dat. Jako vhodné se jevilo použít již natrénovaný model z experimentů popsaných v části 5.1.2. Tento model dosáhl s fonémovým zero-gravimovým LM přesnosti rozpoznávání 84,66 %. S jeho pomocí bylo získáno zarovnání trénovací i testovací sady.

Pro prvotní ověřovací experiment bylo zvoleno 2x protažení fonému /s/, tedy všechny vektory odpovídající /s/ byly zduplicovány. Následně byl standardním způsobem natrénován HMM-DNN model. Otestován bylo jako v předchozích případech

realizováno na testovací sadě s fonémovým zerogramovým jazykovým modelem, aby byl minimalizován vliv LM. Tento nový model dosáhl přesnosti rozpoznávání 85,11 %, což lze označit jako malé zlepšení oproti baseline HMM-DNN modelu.

Další experiment byl realizován na protažených fonémech /k/, /p/, /s/, /t/ a /v/, které reprezentují většinu neznělých zájmových fonémů. Zarovnání bylo identické jako u předchozího experimentu, stejně tak bylo uvažováno jejich 2x protažení, tzn. že všechny vektory inkriminovaných fonémů byly zduplikovány. Znovu byl natrénován HMM-DNN model se stejnými parametry a následně byl otestován s fonémovým zerogramovým jazykovým modelem. Přesnost rozpoznávání na testovací sadě dosáhla hodnoty 87,50 %, což lze považovat za významné zlepšení.

V další fázi bylo potřeba ověřit, zda jiné hodnoty násobku protažení nemohou poskytnout lepší výsledek. Experiment byl zopakován pro 3x, 4x a 5x jejich původní délky. Protaženy byly fonémy /k/, /p/, /s/, /t/ a /v/. Proces natrénování a otestování modelu korespondoval s předchozími experimenty. Dosažené výsledky byly zaznameňeny do tab. 5.9. Pro úplnost byla tabulka doplněna o baseline model neobsahující protažení a model s 2x protažením. Z uvedených výsledků je patrný jasný trend, větší než 2x protažení vede ke zhoršení přesnosti rozpoznávání. Optimální hodnota protažení tak teoreticky leží někde mezi jednonásobkem a trojnásobkem původní délky. Bohužel uvedeným postupem nelze přesně určit hodnotu míry protažení.

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

Tabulka 5.9: Vliv míry protažení na přesnost modelu.

Zhoršení přesnosti u vyšších hodnot míry protažení dozajista souvisí s faktem, že výsledná augmentovaná data neodpovídají realitě. Čím vícekrát je vektor zkopirován,

tím více je vnášena chyba způsobená ignorováním dynamické povahy signálu. Nicméně jako proof-of-concept myšlenky posloužil tento experiment velmi dobře.

5.3.2 Protažení na zvuku

Protažení na příznacích vedlo sice k významnému zlepšení přesnosti rozpoznávání, ale tento přístup není bohužel reálně použitelný. Vhodnou alternativou může být model pracující s fonémy protaženými přímo v audiu signálu. Taková data budou teoreticky více odpovídat 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. S ohledem na stanovené hranice je možné určitý úsek protáhnout například pomocí

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

Asi nejednodušší metodou je převzorkování dat pro jehož realizaci, stačí načíst všechny vzorky odpovídající vybranému fonému a změnit jejich vzorkovací frekvenci. Pokud je cílem tento úsek protáhnout, je nová vzorkovací frekvence menší než originální. Hlavním problémem této metody je tonální posun¹¹. Přestože protahovaný úsek tvoří jen malou část z celkové délky nahrávky, cílem je vygenerovat takové protažení nahrávky, které co nejvíce odpovídá realitě. Proto není protažení pomocí převzorkování nevhodnější metodou.

Zbylé dva uvažované přístupy využívají sofistikovanější úpravy signálu v časové oblasti. Obě metody využívají *analýzu* signálu, pro jeho následné *zpracování*, které je zakončené *syntézou*. Metody z rodiny PSOLA pracují s hlasivkovými pulsy, které

¹¹Mění se fundamentální frekvence F_0 . Pokud dojde ke zrychlení, frekvence se zvýší. Při zpomalení naopak sníží.

jsou nejprve v analytické části nalezeny¹², 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 (hlasivkových pulsů), podrobněji v [19].

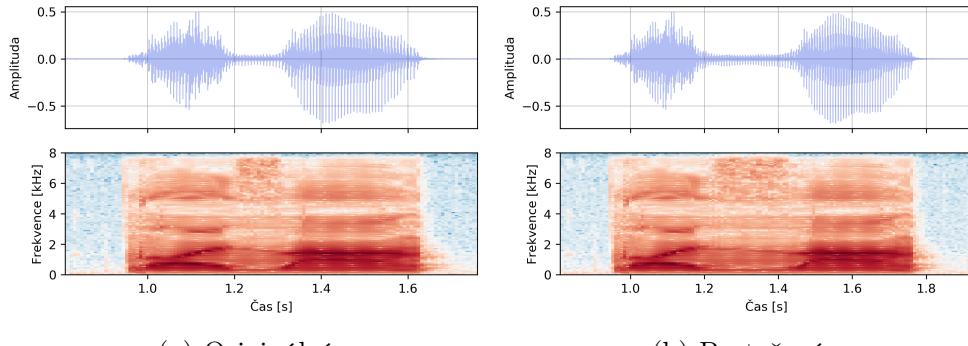
Fázový vokodér pracuje na podobném principu, s tím rozdílem, že v analytické části dochází k převodu signálu do frekvenční oblasti. Ve fázi zpracování je signál upraven tak, aby mohl být ve fázi syntézy opět převeden do časové oblasti.

Pomocí těchto dvou zmíněných metod je možné upravit nejen délku, ale i fundamentální frekvenci F_0 signálu. Negativně se může úprava projevit např. vznikem artefaktů, které u TD-PSOLA vznikají v důsledku nespojitosti mezi sousedními úsekky řeči; u fázového vokodéru mohou vznikat artefakty např. vlivem fázového posunu. Obě metody však poskytují velmi dobré výsledky protažení na jednotlivých fonémech. Dosažené protažení je téměř identické. Přestože interně vyvinutý nástroj umožňuje k ovlivnění délky řeči (a priori používaný pro účely řešení úlohy syntézy řeči) využít obě výše zmíněné metody, tak pro účely této práce byli protažení modelováno metodou TD-PSOLA. Ukázka původního a protaženého slova „kosa“ je na obr. 5.4. Protahován byl foném /s/, který je v signálu reprezentovaný šumem mezi dvěma výraznými částmi signálu. Inkriminovaný foném byl protažen na dvojnásobek. Na obr. 5.4b je pak zřetelně vidět protažení úseku odpovídající /s/. V signálu a ve spektru není vidět žádný významný artefakt.

Dosažené výsledky s DNN

K ověření schopností modelu pracovat s uměle protaženými daty byl použit stejný HMM-DNN model jako v předchozích případech. 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 fonémový

¹²Výsledkem analýzy jsou periodicky se opakující značky, angl. pitch marks. Úpravou jejich parametrů dochází ke změnám parametrů řeči.



Obrázek 5.4: Amplituda a spektrogram původního (protaženého) slova „kosa“.

zero gramový. Dosažené výsledky jsou shrnutý v tab. 5.10. Nejlepšího výsledku dosáhl *baseline* model s hodnotou 84,66 %. S libovolným protažením dochází k poklesu přesnosti.

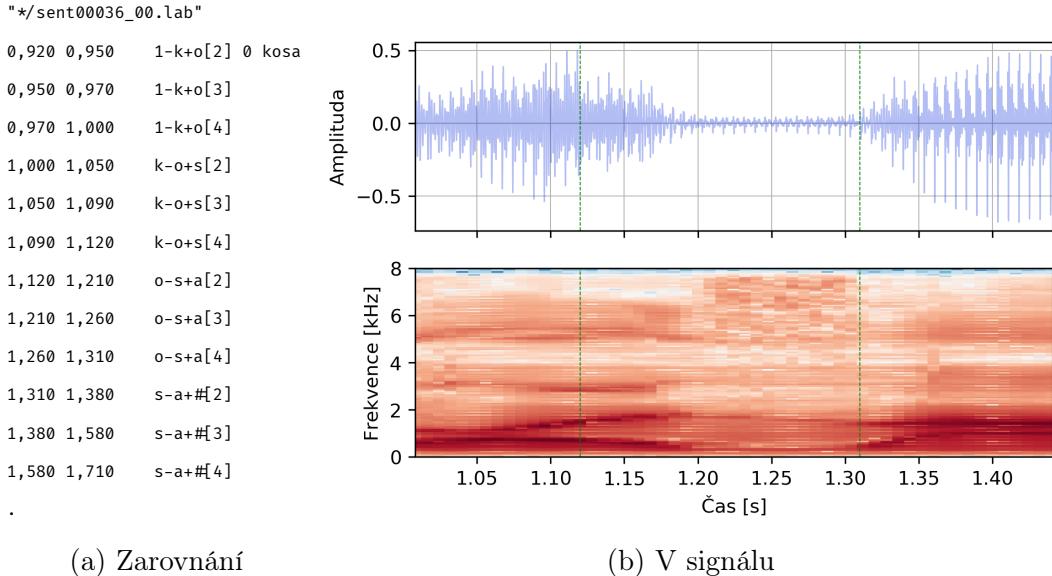
Míra protažení					
1,00x	1,25x	1,50x	1,75x	2,00x	
Acc_p [%]	84,66	84,48	84,15	83,12	82,55

Tabulka 5.10: 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 nejpřesnější a to zvláště u inkriminovaných neznělých fonémů. Na obr. 5.5 je ukázáno získané zarovnání slova „kosa“ společně s vyznačenými hranicemi v audiu signálu a spektru. Z obr. 5.5b je zřejmé, že počáteční hranice fonému /s/ zasahuje do předchozího fonému /o/. Tím pádem dochází k protažení nevhodné části signálu a model se tak učí na špatných datech. Pokud by všechny fonémy /s/ následovaly po fonému /o/, tak by se nejednalo o závažný problém, ale toto samozřejmě neplatí.

V době, kdy byly prováděny experimenty s protažením konkrétních fonémů, se začaly stále více prosazovat time-delay neural networks (TDNN). Přestože patří do rodiny



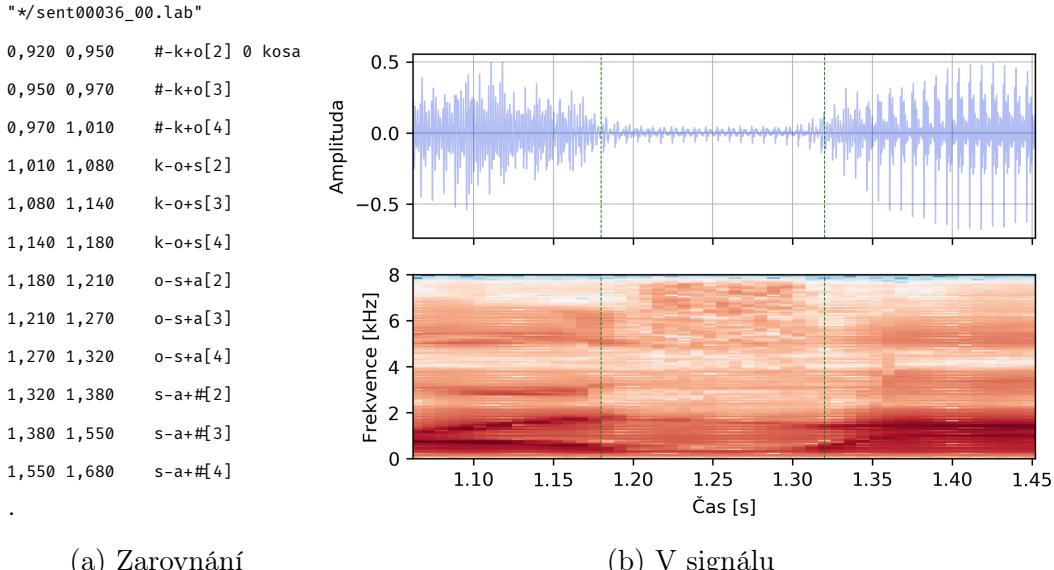
Obrázek 5.5: Špatně zarovnaný foném /s/ ve slově „kosa“.

feed-forward sítí jako DNN, tak se oproti nim snaží vzít v potaz i dynamickou složku řeči, podrobněji v části 3.2.3.

Stejně jako u DNN modelu je na počátku trénování nutné mít k dispozici zarovnání. To ale nemusí být naprostě přesné, protože je vstupní vektor zpracováván jiným způsobem než u DNN. Díky FIR filtraci a více množinám vah je brán v potaz i dynamický charakter řeči [27]. Model založený na TDNN by tak měl generovat přesnější zarovnání, tedy zlepšit výsledky modelu pracujícího 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. Každá vrstva má 650 neuronů. První vrstva pracuje s kontextem $t - 2$ a $t + 2$, druhá vrstva s $t - 1$ a $t + 2$, třetí vrstva s $t - 3$ a $t + 4$ a čtvrtá s $t - 7$ a $t + 2$. Výpočet výstupu pak bere v potaz kontext $t - 13$ a $t + 9$ mikrosegmentů, viz [27].

Na obr. 5.6 je zobrazeno získané zarovnání slova „kosa“ TDNN modelem. Z vyznačených hranic fonému /s/ (obr. 5.6b) je patrné v podstatě přesné zarovnání. Přesnost TDNN modelu s fonémovým zerogramovým jazykovým modelem dosáhla hodnoty $Acc_p = 85,41\%$.



(a) Zarovnání

(b) V signálu

Obrázek 5.6: Správně zarovnaný foném /s/ ve slově „kosa“.

S relativně přesným zarovnáním je možné přistoupit k protažení fonémů /k/, /p/, /s/, /t/, /v/ a vytvoření nového modelu pracujícího s těmito daty. Jako další model je tedy použita TDNN síť. K otestování modelu je využit standardní fonémový zeroogramový jazykový model. Uvažováno je protažení od 1,25x do 3,00x s krokem 0,25. Výsledky experimentu jsou uvedeny v tab. 5.11. Oproti hodnotám rozpoznávání přesnosti v tab. 5.10 je vidět výrazné zlepšení přesnosti oproti baselinu modelu ($Acc_p = 85,41\%$). 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 blízkých hodnot přesnosti rozpoznávání. To poskytuje relativně široký pracovní interval pro případné skutečné protažení dat řečníkem.

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

Tabulka 5.11: Vliv míry protažení fonému na přesnost TDNN modelu.

Podstatnou otázkou je robustnost duration modelu. S ohledem na hodnoty přesnosti rozpoznávání uvedené v tab. 5.12 se dá říci, že duration model je v rámci možností robustní v poměrně širokém rozsahu protažení. Očekávaným výsledkem je nejnižší hodnota přesnosti rozpoznávání pro neprotažená data (konkrétně 78,61 %). Většina chyb v rozpoznávání nastala v důsledku neznalosti inkriminovaných neprotažených fonémů. Tento výsledek je předpokladem pro funkci trenažéra prezentovaného v části 5.5.

	Míra protažení									
	1,00x	1,25x	1,50x	1,75x	2,00x	2,25x	2,50x	2,75x	3,00x	
Acc_p [%]	78,61	80,72	82,56	84,98	86,47	87,53	87,90	87,26	86,24	

Tabulka 5.12: Robustnost nejlepšího TDNN modelu (2,5x) na míru protažení.

Experimenty s uměle protaženými daty potvrdily správnost uvažované hypotézy. Protažením jednoho z párových fonémů dojde k dostatečnému odlišení velmi podobných zvukových reprezentací. Tím dojde k natrénování odlišných modelů fonémů v HMM. Model pracující s fonémy protaženými přímo ve zvuku nakonec dosáhl lepších výsledků než model s uměle protaženými daty na příznacích. Svůj podíl na tom má i použití TDNN modelu. Model pracující s duplikovanými příznaky naznačoval, že optimální hodnota protažení bude v intervalu jedno až trojnásobku, což druhý typ modelu potvrdil.

5.3.3 Aktualizace výsledků porovnání

V části 5.2 byla prezentováno srovnání schopností člověka a stroje. Posloužily k tomu dva poslechové testy a celkem 3 ASR experimenty „one-mil“, „reduced“ a „bigrams“. S využitím nového modelu je možné aktualizovat hypotetické výsledky stroje. Hypotetické z toho důvodu, že použitá data jsou uměle protažena. Nicméně to nebrání provedení tohoto experimentu. Získané hodnoty mohou být brány jako jakási teoretická

maxima ASR systému. Uměle upravená data budou relativně přesně a konzistentně protažena, u reálných dat toto nelze a priori očekávat.

K aktualizaci výsledků byl použit nejlepší model z části 5.3.2, tedy ten s 2,5x protaženými daty. Parametry experimentů byly totožné s těmi v části 5.2. V případě experimentu „one-mil“ byl použit zerogramový jazykový model s 1 milionem slov, experiment „reduced“ pak pouze zerogramový LM se slovy obsaženými v poslechovém testu ($N = 320$). Speciální LM, obsahující 4 kombinace slov, byl vygenerován pro každou položku „bigrams“ experimentu.

Dosažené výsledky byly zaznamenány do tab. 5.13. Ve všech třech případech došlo k významnému zlepšení. U experimentu „one-mil“ to je o 23 % absolutně, u „reduced“ experimentu pak o 24 %. K nejmarkantnějšímu zlepšení došlo u experimentu „bigrams“, dokonce o 44 %. Výsledky člověka se nezměnily, protože realizace poslechového testu je zdlouhavý proces a je obtížné získat dostatečný počet respondentů. Nicméně se dá očekávat, že i člověk by dosáhl zlepšení. Pokud by měl informaci o fonémech, které jsou protaženy. V opačném případě by ke zlepšení nutně nemuselo dojít, protože kromě protažení nebyl zvuk nijak pozměněn.

Velmi zajímavé je porovnání zvýšení přesnosti rozpoznávání TDNN modelu s fonémovým zerogramovým LM (2,49 % absolutně mezi baseline a 2,5x modelem, viz tab. 5.11) a dosaženými výsledky prezentovanými v tab. 5.13. Oproti nim je zlepšení o 2,49 % absolutně poměrně zanedbatelné, přesto velmi významné zlepšení. Jasně to ukazuje ideu experimentů s fonémovým zerogramovým jazykovým modelem. I drobné zlepšení u akustického modelu může vést k rapidnímu zlepšení sofistikovanějšího systému.

5.3.4 Reálně protažená data

Získané výsledky s uměle protaženými daty potvrzdily hypotézu, že model pracující s těmito daty může dosahovat lepších výsledků. Dalším krokem bylo získání reálně

	Acc_p [%]		
	one-mil	reduced	bigrams
<i>člověk</i>	70,47	70,47	66,24
<i>stroj</i> (<i>baseline</i>)	61,24	69,91	54,82
stroj (augmented)	84,95	94,36	98,80

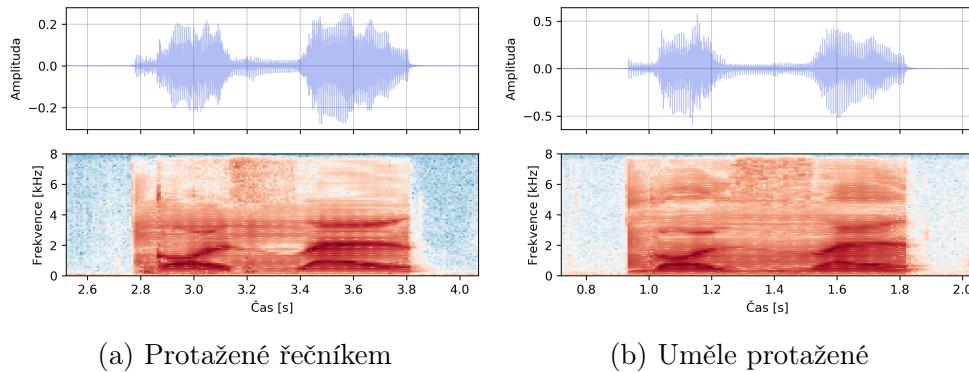
Tabulka 5.13: Aktualizované porovnání dosažených výsledků člověka a stroje.

protažených dat. Nahrávání je relativně zdlouhavý proces, proto je nezbytné dobře vybrat správné promluvy. Problémem je navíc samotné protažení. Pokud by bylo cílem získat protažené celé slovo, lze řečníka instruovat, aby 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, která mají představovat protažený foném, např. „kossa“. Řečník je obeznámen s tím, 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 v případě normálního zápisu.

Nahrávání se zhodil 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 zdvojená písmena (např. „kossa“), adekvátně prodloužil. Nahrávání bylo realizováno za stejných podmínek jako v 2. etapě nahrávání (viz 5.1). Nahrávání byl vždy přítomen operátor, který kontroloval, zda se řečník nevědomky nedopustil chyby či přeřeknutí. Stejně jako v předchozí etapě obsahuje každá nahrávka minimálně 0,5 s pauzu na začátku a konci. Celkem se takto v rámci 3. etapy nahrávání podařilo získat dohromady 998 promluv obsahující věty a slova (protažená

i neprotažená), kterých je 267. Celkový čas promluv v 3. etapě dosáhl 2 hodin a 28 minut.

Na obr. 5.7 je zobrazena amplituda a spektrogram slova „kose“ protaženého řečníkem (5.7a) a 2x uměle (5.7b). Hlavním viditelným rozdílem je slabší zastoupení frekvencí kolem 2 kHz ve spektrogramu mezi časem 3,2 s a 3,4 s. Ač to tak na první pohled nevypadá, tak obě protažení mají téměř identickou délku 0,258 s (reálné) vs. 0,261 s (umělé). Vizuální rozdíl je způsoben vyšší celkovou délkou reálně protaženého slova. Foném /s/ je zástupcem neznělých fonémů, zdrojem zvuku je tedy a priori šum a nikoli periodický signál produkovaný hlasivkami, tím pádem je velikost amplitudy taktéž velmi podobná. Další viditelný rozdíl v místě protažení fonému /s/ je způsoben vyšší maximální amplitudou u uměle protažené nahrávky (5.7b), která byla pořízena v průběhu 2. etapy nahrávání.



Obrázek 5.7: Amplituda a spektrogram slova „kose“ protažené řečníkem/uměle.

Hlubší analýza pořízených slov ve 3. etapě nahrávání ukázala, že proces umělého protažení produkuje svými charakteristikami velmi podobné nahrávky těm reálným. Pro vytvoření modelu pouze z reálně protažených dat se však nepodařilo získat dostatečné množství dat. Pokud jsou reálně protažená data opravdu velmi podobná uměle protaženým datům, tak by mělo být možné dosáhnout dobrých výsledků s modelem, který je natrénovaný na uměle protažených datech, ale otestovaný těmi reálně protaženými.

Porovnáním neprotažených nahrávek z 2. etapy a protažných nahrávek z 3. etapy se jako ideální jeví použití 2x protaženého modelu z části 5.3.2 (viz tab. 5.11). Jedná se tedy o TDNN model, který je natrénován na datech obsahujících 2x protažené fonémy /k/, /p/, /s/, /t/ a /v/. Na testovací sadě dosáhl přesnosti $Acc_p = 87,71\%$. K otestování výkonu na reálně protažených datech jsou použity všechny věty a slova obsahující protažení zmíněných fonémů¹³. S touto testovací sadou dosáhl zmíněný model s fonémovým zerogramovým jazykovým modelem $Acc_p = 84,51\%$.

Dosažená přesnost je sice horší něž původní přesnost na uměle protažených datech, ale nedošlo k dramatickému propadu jako v případě křížového testu mezi 1. a 2. etapou (viz tab. 5.4¹⁴). Dosažený výsledek tak potvrzuje podobnost uměle a reálně protažených dat.

V případě, že se k trénovací sadě přidaly věty z 3. etapy, které neobsahují protažené fonémy, výsledná přesnost TDNN modelu s fonémovým zerogramovým jazykovým modelem dosáhla hodnoty $Acc_p = 85,88\%$. To je lepší hodnota než v případě baseline TDNN model ($Acc_p = 85,41\%$, viz tab. 5.11). Tyto experimenty podporují ideu trenážeru prezentovaného v části 5.5.

5.4 Model akcentující protažení dat

Augmentace dat (viz část 5.3) ukázala, že ztracenou informaci EL řeči je částečné možné nahradit protažením inkriminovaných fonémů. Experimenty s reálně protaženými daty (viz část 5.3.4) navíc prokázaly schopnost člověla toto protažení realizovat. Dalším krokem je tedy úprava modelu tak, aby tuto změnu co možná nejvíce reflektoval.

¹³Stejně jako u 1. a 2. etapy bylo i zde aplikováno CMN napočítané přes všechny nahrávky v rámci etapy.

¹⁴V tabulce jsou prezentovány hodnoty odpovídající GMM modelu. Srovnání na první pohled není úplně korektní, nicméně validní, protože GMM model trénovaný na uměle protažených datech a otestovaný na reálně protažených datech dosáhl $Acc_p = 81,29\%$, což je srovnatelná hodnota s ostatními GMM modely.

S ohledem na princip fungování HMM a jeho topologie je délka fonému modelovaná pomocí přechodových pravděpodobností, které vedou na funkce geometrické distribuce pravděpodobnosti [38]. Bohužel skutečná podoba těchto distribucí odpovídá spíše gamma nebo logaritmicko-normálnímu rozdělení [39]. Správné modelování délky může být realizováno úpravou přechodových hustotních funkcí v HMM nebo změnou topologie modelu. Další možností je vytvoření speciálního modelu pracujícího s délkou jednotlivých fonémů (duration model) a reskórováním výstupních N-best hypotéz či celé rozpoznávací mřížky [39] [40] [41].

Přestože se první uvažovaný způsob jeví jako vhodnější, tak všechny dosavadní publikované výsledky ukazují významné zvýšení výpočetní náročnosti dekódování a komplexity modelu [38] [42] [43]. Tento přístup je však často používán u HMM syntézy řeči, viz [44].

5.4.1 Princip explicitních duration modelů

Další možností je vytvoření explicitního modelu pracujícího s délkou fonémů. Aby bylo možno takový model využít, je často potřeba problém rozpoznávání přeformulovat na úlohu nalezení nejlepší sekvence slov W^* a jim odpovídajících délek D^* [39]. Za předpokladu, že je dána sekvence slov W a vektory pozorování \mathbf{O} lze považovat za nezávislé na délkách D , je možné rovnici 3.1 upravit jako

$$\begin{aligned} W^*, D^* &= \operatorname{argmax}_{W,D} P(W, D | \mathbf{O}) \\ &= \operatorname{argmax}_{W,D} P(\mathbf{O}, D | W) P(W) \\ &= \operatorname{argmax}_{W,D} P(\mathbf{O} | W) P(D | W) P(W). \end{aligned} \tag{5.8}$$

Úkolem duration modelu je tedy odhadnout pravděpodobnosti $P(D|W)$, přičemž délku D je možné dekomponovat na m délek jednotlivých fonémů d_i

$$P(D|W) = P(d_1, \dots, d_m|W). \quad (5.9)$$

Tuto pravděpodobnost je dále možné upravit pomocí tzv. chain pravidla do tvaru

$$\begin{aligned} P(d_1, \dots, d_m|W) &= \prod_{i=1}^m P(d_i|d_1, \dots, d_{i-1}, W) \\ &\approx \prod_{i=1}^m P(d_i|d_{i-n+1}, \dots, d_{i-1}, W). \end{aligned} \quad (5.10)$$

Model tedy odhaduje pravděpodobnost $P(D|W)$ na základě délek n předchozích fonémů a předpokládaného slova W . Některé duration modely navíc pracují i s temtem řeči [42], tento efekt je však u modelu využívajícího vztah 5.10 zohledněn prostřednictvím délek n předchozích fonémů. Ve skutečnosti je vhodné vytvořit model, který bere v potaz nejen délky předchozích fonémů, ale i příznakové vektory těchto fonémů [39]. Zohlednění délek předchozích fonémů v závislosti je provedeno prostřednictvím pravděpodobnosti $P(d_i|x_i)$, kde x_i představuje příznakový vektor obsahující délky n předchozích fonémů, jejich vektory pozorování a případně další hodnoty. K odhadu této pravděpodobnosti se jako vhodné ukázaly neuronové sítě [39], [45].

Na odhad $P(d_i|x_i)$ je možné nahlížet ze dvou pohledů. V prvním případě je cílem odhadnout parametry pravděpodobnostní distribuce pomocí conditional density estimation network (CDEN) [39]. V tomto případě se předpokládá, že délky fonémů odpovídají určitému pravděpodobnostnímu rozdělení, nejčastěji logaritmicko-normálnímu. Konkrétní hodnota pravděpodobnosti je pak stanovena s využitím příslušného vztahu pro výpočet hustoty pravděpodobnosti.

Druhou možností je stejně jako v případě HMM-DNN akustického modelu odhad pseudo-pravděpodobnosti za pomocí NN mající jako poslední vrstvu tzv. softmax vrstvu. Tento přístup nevnáší do modelu žádné předpoklady o podobě pravděpodobnostního rozdělení. Experimenty v [45] ukazují, že tento přístup je vhodnější¹⁵.

5.4.2 Duration model se softmax vrstvou

Neuronová síť mající na svém výstupu softmax vrstvu (viz rovnice 3.53) určuje diskrétní pseudo-pravděpodobnosti m tříd. V případě duration modelu, se jako vhodné jeví reprezentovat jednotlivé třídy jako počet mikrosegmentů ($d = 1, 2, 3, \dots$), které odpovídají danému fonému. Čistě teoreticky může být těchto mikrosegmentů nekonečné množství, síť však na svém výstupu potřebuje konečný počet tříd (počet neuronů ve výstupní vrstvě). Jako vhodné řešení tohoto problému se ukázalo zvolit maximální délky fonému D . Pro všechny s délkou $d \geq D$ platí, že $p(d) = p(D)$. [45] Volba D závisí na konkrétní doméně a je vhodné ji určit experimentem.

Úlohou modelu je predikovat sekvenci délek na základě sekvence fonémů. To implikuje možnost použití levého L i pravého R kontextu fonému i . Do vstupního vektoru sítě ale mohou přijít pouze délky fonémů L kontextu nebo R kontextu. Pokud by totiž byly použity oba kontexty, tak by délka fonému i závisela na délce fonému $i + 1$. Zároveň by ale délka fonému $i + 1$ závisela na délce fonému i . Tím pádem by došlo ke kruhové závislosti, kterou není možné vyřešit. Standardně se volí L kontext pro délky. Příznakový vektor tedy obsahuje následující položky:

- Pro každý foném kontextu $-L \leq i \leq R$ je použito kódování 1 z n (1 pro správný foném, 0 pro ostatní, angl. one-hot encoding). Celková dimenze kontextu je tak $N_p \times (L + R + 1)$, kde N_p je počet fonémů ve slovníku.

¹⁵Při vytváření duration modelu byly otestovány oba přístupy a i naše experimenty ukazují, že NN se softmax vrstvou poskytuje lepší výsledky, protože u EL řeči CDEN model přinesl zanedbatelné zlepšení a v některých případech dokonce reskórování způsobilo zhoršení výsledků.

- Druhou množinu příznaků reprezentují otázky použité u fonetických rozhodovacích stromů (viz část 4.3.2). U těchto otázek je opět použito one-hot encoding. Dimenze těchto příznaků je $N_q \times (L + R + 1)$, kde N_q odpovídá celkovému počtu otázek.
- Poslední skupinu příznaků představují délky fonémů L kontextu na pozicích $-L \leq i < 0$. Celková dimenze je L . Neuronová síť nejlépe pracuje s hodnotami v intervalu $(0, 1)$. Jako vhodné se ukázalo normalizovat hodnotu délky $d = 1, 2, \dots, D$ pomocí sigmoid funkce

$$d' = \frac{2}{1 + e^{-0,01d}} - 1, \quad (5.11)$$

která transformuje hodnoty do požadovaného intervalu $(0, 1)$ [39]. Pokud není kontext k dispozici (krajní případy), tak $d = 0$.

Celková dimenze výsledného příznakového vektoru je pak $I = (L + R + 1) * (N_p + N_q) + L$.

Samotné reskórování výstupní mřížky je realizováno přidáním $\log p(d_i|x_i)$, kde x_i je vstupní příznakový vektor duration modelu, k hodnotám získaným z akustického a jazykového modelu. Mřížka je mezivýsledek, ze kterého je následně vydekódován výstup ASR systému. Samotné duration skóre je navíc přenásobeno konstantou získanou z development sady v průběhu trénování modelu tak, aby jeho řád odpovídal hodnotám z ostatních modelů. [45] Stejně jako v případě jazykového modelu je i zde tzv. váha duration modelu, která umožňuje měnit vliv tohoto modelu.

5.4.3 Dosažené výsledky

Stejně jako v případě augmentace dat (viz 5.3.2) je potřeba k natrénování duration modelu kvalitní zarovnání. Jedním z hlavních částí příznakového vektoru modelu je

totíž délka L kontextu modelu. K získání co možná nejpřesnějšího zarovnání je použit nejlepší TDNN model natrénovaný na uměle protažených datech¹⁶, viz tab. 5.11.

Samotný duration model (popsaný v předchozí části 5.4.2) je typu feedforward. Počet skrytých vrstev sítě se odvíjí od konkrétní řešené domény, ale standardně se uvažují 2 případně 3, viz [45]. Velikost těchto skrytých vrstev je volena jako násobek dimenze příznakového vektoru, v tomto případě byl zvolena hodnota $3I$. Aktivační funkce je typu RELU. Velikost výstupní vrstvy odpovídá maximálnímu počtu mikrosegmentů D , v [45] bylo dosaženo nejlepších výsledků s $D = 50$. K vytvoření duration modelu posloužil framework Kaldi. Ten představuje obecný framework pro vytváření HMM a DNN řečových modelů.

Ověření funkčnosti duration modelu je provedeno na $2x$ uměle protažených datech¹⁷. Kontextuální okénko má hodnotu $(L, R) = (3, 3)$, $N_p = 42$ a $N_q = 6$. Velikost vstupního vektoru $I = 339$. Model má 2 skryté vrstvy o velikosti 1017 neuronů. Výstupní vrstva typu softmax má dimenzi $D = 50$. Model je trénován a otestován pomocí stejné trénovací a testovací sady jako modely v části 5.3.2. Jazykový model je fonémový zerogramový. Tento model dosáhl $Acc_p = 88,54\%$, což představuje zlepšení o $0,83\%$ absolutně a $7,24\%$ relativně oproti TDNN $2x$ modelu ($Acc_p = 87,71\%$). Duration model tedy relativně významně zlepšuje přesnost modelu. Na reálně protažených datech pak tento model dosáhl přesnosti $Acc_p = 85,68\%$ (původní TDNN $2x$ model dosáhl $Acc_p = 84,51\%$). Pokud vstupem duration modelu byla nepartažená data, tak přesnost modelu byla pouze $Acc_p = 80,73\%$. Z analýzy chyb pak plyne, že v takovém případě významně přibylo chyb u vybraných neznělých fonémů. Tento výsledek, ale přesně kopíruje očekávání, protože je model natrénován na protaženou podobu.

¹⁶Natrénování TDNN modelu pomocí reálně protažených dat nebylo vhodné, protože nebylo k dispozici dostatečné množství reálně protažených dat.

¹⁷Hodnota $2x$ je zvolena, protože se nejvíce blíží reálně protaženým datům.

Mezi hyperparametry modelu patří zejména velikost L a R kontextu, počet vrstev sítě a maximální délka D . Zejména hodnota maximální délka D teoreticky poskytuje největší možnost pro zlepšení výsledků modelu, protože hodnota $D = 50$ byla zvolena na základě experimentů provedených v [45], kde se však pracovalo se standardní neprotaženou řečí. Tab. 5.14 ukazuje vliv maximální délky na přesnost modelu. Speciální je hodnota $D = 189$, která je určena automaticky na základě zarovnání před samotným trénováním. Model s $D = 189$ zároveň dosáhl nejvyšší přesnosti $Acc_p = 88,58\%$, což představuje drobné zlepšení oproti původnímu modelu s $D = 50$.

	D				
	50	100	150	189	200
$Acc_p [\%]$	88,54	88,57	88,53	88,58	88,57

Tabulka 5.14: Vliv maximální délky na přesnost modelu.

Dalším hyperparametrem, který může ovlivnit kvalitu modelu, je počet vrstev neuronové sítě. V tab. 5.15 jsou vypsány výsledky jednotlivých modelů. Varianta $1H$ představuje model s 1 skrytou vrstvou, $2H$ model s 2 skrytými vrstvami a $3H$ s 3 skrytými vrstvami. Speciálním případem jsou modely obsahující bottleneck vrstvu ($2H$ (*bottleneck*) a $3H$ (*bottleneck*)). Ty místo poslední skryté vrstvy o velikosti $3I$ obsahují vrstvu s pouze 10 neurony. Tato vrstva by měla pomoci v zobecňování [45]. Z dosažených výsledků je patrné, že velikost sítě není úplně zásadním parametrem. Rozdíl mezi přesností sítě s 2 a 3 vrstvami je minimální. Přínos bottleneck vrstvy, oproti výsledkům prezentovaným v [45], je také spíše minimální. Nicméně obecně se dá říci, že tato vrstva má pozitivní dopad na přesnost.

Posledním hyperparametrem, který může mít vliv na přesnost modelu, je velikost L a R kontextu. Z tab. 5.16 a tab. 5.17 vyplývá, že nejlepších výsledků dosahuje modely, který má délku kontextu $L + R = 6$. Úplně nejlepšího výsledku pak dosáhl

¹⁸V průběhu určování nejlepších kombinací hyperparametrů byly otestovány všechny kombinace velikosti sítě a maximální délky D . Nejlepších výsledků dosahovaly modely s $D = 189$.

	Model				
	1H	2H	3H	2H (bottleneck)	3H (bottleneck)
Acc_p [%]	88,42	88,58	88,56		88,60

Tabulka 5.15: Vliv počtu skrytých vrstev na přesnosti modelu ($D = 189^{18}$).

model mající symetrický kontext, ale oproti modelům s asymetrickým kontextem je rozdíl spíše zanedbatelný.

	Kontext (L, R)				
	(0, 0)	(1, 1)	(2, 2)	(3, 3)	(4, 4)
Acc_p [%]	87,36	87,98	88,47	88,60	88,58

Tabulka 5.16: Porovnání vlivu velikosti symetrického kontextu.

	Kontext (L, R)				
	(5, 1)	(4, 2)	(3, 3)	(2, 4)	(1, 5)
Acc_p [%]	88,57	88,58	88,60	88,57	88,58

Tabulka 5.17: Vliv levého a pravého kontextu v případě, že celková délka $L + R = 6$.

Nejlepšího výsledku tedy dosahuje model mající $D = 189$, 2 skryté vrstvy, kde poslední skrytá vrstva má pouze 10 neuronů a $L + R = 6$. Výsledky však ukazují, že duration model není významně citlivý na změnu parametrů. V případě rozpoznávání reálně protažených dat, dosáhl model přesnosti $Acc_p = 85,93\%$. Pokud se trénovací sada modelu rozšířila o část reálně protažených dat (10 % a 25 % vět) a natrénoval a otestoval se nový model (pomocí zbytku reálně protažených dat), tak výsledná přesnost dosáhla hodnoty $Acc_p = 87,02\%$. Hodnoty přesnosti však nejsou úplně porovnatelné, protože testovací sada není identická, nicméně lze vyvzakovat závěr, že pokud by byl model natrénován z dostatečného množství reálně protažených dat, tak by se jeho výsledky blížily výsledkům modelu na uměle protažených datech.

5.4.4 Aktualizace výsledků porovnání

V části 5.2 a 5.3.3 jsou prezentovány výsledky srovnání schopností člověka a stroje.

V případě člověka jsou zdrojem dva poslechové testy, které prověřily schopnost posluchače nejprve určit význam izolovaných slov, a následně od sebe rozeznat dvě akusticky velmi podobná slova. V případě stroje jsou použity celkem 3 ASR experimenty „one-mil“, „reduced“ a „bigrams“. V tab. 5.18 jsou pak předchozí výsledky doplněny o hodnoty dosažené duration modelem jehož parametry odpovídají nejlepšímu modelu z předchozí části 5.4.2.

Stejně jako v předchozích experimentech je u „one-mil“ experimentu použit zero-gramový jazykový model s 1 milionem slov, „reduced“ obsahuje pouze slova obsažená v poslechovém testu. V případě „bigrams“ je pro každou položku generován speciální LM obsahující 4 kombinace slov. Použití duration modelu nepřineslo významné zlepšení výsledků *augmented* modelu. Tento výsledek, ale není překvapivý, protože *augmented* model dosahuje teoreticky maximálních možných hodnot. Největšího zlepšení dosáhl duration model v případě „one-mil“ experimentu. Zde došlo ke zlepšení o 1,42 % absolutně, což je o 10,42 % relativně. Rozhodně se jedná o významné zlepšení.

	$Acc_p [\%]$		
	one-mil	reduced	bigrams
<i>člověk</i>	70,47	70,47	66,24
<i>stroj (baseline)</i>	61,24	69,91	54,82
<i>stroj (augmented)</i>	84,95	94,36	98,80
stroj (duration model)	86,37	94,42	98,81

Tabulka 5.18: Aktualizované porovnání dosažených výsledků člověka a stroje.

Použití reskóringu pomocí duration modelu ještě zlepšuje výsledky TDNN modelu natrénovaného na protažených datech. Oba modely navíc dokáží pracovat i s řečníkem reálně protaženými daty, což umožňuje i reálné použití těchto modelů. Hlavním nedo-

statkem aktuální implementace reskóringu pomocí duration modelu spočívá v tom, že se jedná o offline přístup. Promluvy jsou nejprve zpracovány pomocí TDNN modelu a až následně jsou kompletní výstupy modelu reskórovány pomocí duration modelu. Změna modelu a principu reskórování tak, aby byl schopen pracovat i v online režimu, je otázkou budoucího výzkumu, ale principiálně tomu nic nebrání.

5.5 Trenažér

V předchozích částech (5.3 a 5.4) byla rozvíjena a ověřována myšlenka doplnění chybějící informace, ke které došlo v důsledku ztráty hlasivek, pomocí protahování určitých vybraných fonémů, zejména pak /k/, /p/, /s/, /š/, /t/, /t'/ a /v/ reprezentující neznělé fonemy. Prezentované výsledky (viz tab. 5.11 a 5.14) prokazují, že daný přístup poskytuje výrazné zlepšení přesnosti ASR systému, zejména u promluv s minimálním kontextem.

Hlavním problém tohoto přístupu spočívá v protažení samotným řečníkem. Prezentovaný přístup totiž nepočítá s protažením celého slova, ale pouze nezbytně nutné části, fonému. Nicméně s trochou pomoci je řečník schopen protáhnout požadovanou část slova. Výsledky prezentované v části 5.4.2 demonstrují, že model natrénovaný na uměle protažených datech je schopen lépe rozpoznávat i reálně protažené fonemy. V případě rozpoznávání neprotažených dat pak přesnost modelu významně klesá. Tento výsledek je fundamentálním předpokladem pro myšlenku trenažéra. Jeho hlavní funkcí je pomoci řečníkovi naučit se automaticky protahovat inkriminované fonemy tak, aby přesnost rozpoznávání byla maximální. Zároveň je možné pomocí trenažéra postupně adaptovat akustický model na základě reálných dat. Postupem času by tak měly být eliminovány všechny chyby v datech způsobené umělým protažením.

Samotný trenažér si lze představit jako počítačový program, který řečníkovi zobrazuje jednotlivá slova/věty a ten je musí vyslovit. Primární funkcí trenažéra je pomoc

řečníkovi s učením automatického protahování. Z tohoto důvodu je jeho součástí ASR systém s individuálním modelem, který slouží k rozpoznávání vyřčených promluv. O výsledku rozpoznávání (správně/špatně) je uživatel srozuměn. V případě úspěšného pokusu je promluva uložena a řečník může pokračovat v další promluvě, pokud se ji nerozhodne přeskočit. U protahovaných fonémů je použito zdvojeného zápisu (např. „*kossa*“, viz 5.3.4). Ten se ukázal jako velmi názorný a podvědomě nutící řečníka vyslovit daný foném „jinak“.

Sekundární funkcí trenažéra je adaptace akustického modelu na základě reálně protažených dat. Originální duration model je vytvořen pomocí uměle protažených dat. Tím jak řečník postupně více a více úspěšně reprodukuje požadované promluvy, je model postupně adaptován reálnými daty. Tím se všechny případné nedostatky, způsobené uměle protaženými daty, postupně odstraňují. Kompletní proces vytvoření adaptovaného duration modelu s pomocí trenažéra je následující:

1. Získání co možná největšího množství řečových dat (v rádech hodin).
2. Vytvoření ASR systému k získání co možná nejpřesnějšího zarovnání.
3. Umělé protažení dat na základě zarovnání.
4. Vytvoření akustického duration modelu, který je použit v trenažéru.
5. Adaptace řečníka a modelu na základě úspěšně rozpoznaných promluv.
6. Použití adaptovaného modelu¹⁹.

Adaptovaný model je pak možné použít, ve spojení s TTS a původním hlasem řečníka, např. při telefonování. Což v počátečních fázích života po TL může rapidně zvýšit kvalitu života i psychický stav pacienta. [46]

¹⁹V případě dostatečného množství reálně protažených dat, pak natrénování nového modelu na reálných datech.

Jednou z prerekvizit trenažéru je možnost individuálního použití doma. Zejména proto, že odpadá nutnost použití specializovaného HW či zvukové komory. Nezane-dbatelným benefitem je pak flexibilita, kterou řečník má. Může trenažér používat v pro něj, ideální době a prostředí. Pilotní projekt pro získávání dat řečníků (pro účely TTS) pořízených v domácím prostředí na vlastním HW je prezentován v [47], [48].

Při vytváření trenažéru je nepochybně ještě potřeba zodpovědět mnoho otázek, např. jak často adaptovat akustické modely, z jakého množství dat či zda to prová-dět na serveru či lokálně. A priori se však jedná spíše o implementační detailey, než nezbytné konceptuální otázky. I přesto, že v současném stavu jsou duration modely vhodné pouze k offline zpracování, tak je de facto možné započít práce na vytváření trenažéru. Principiálně totiž není problém, pokud odpověď na otázku, zda je pro-mluva správně/špatně, bude dostupná až po nezbytně nutné krátké době po skončení promluvy nebo ještě v průběhu.

Fundamentálním předpokladem funkčnosti trenažéru je schopnost určit správnost protažení, jinými slovy správně rozpoznat protažené slovo a neprotažené naopak ozna-čit jako špatné. Tento předpoklad podporují výsledky v tab. 5.12, kde je jasně vidět významný pokles přesnosti u neprotažených dat. Z analýz výsledků plyne, že většina chyb (oproti optimální situaci) je právě v protažených fonémech. Vytvořený trenažér by tak měl být schopen ve většině případů určit zda bylo slovo správně protaženo či nikoliv.

Samotný trenažér je samozřejmě jen prostředek k tomu, aby bylo dosaženo ASR systému, který bude schopen co možná nejlépe pracovat s TL řečí, a tím pádem zlepšit kvalitu života řečníků postižených ztrátou hlasivek.

Závěr

Předložená disertační práce se zabývá problematikou rozpoznávání řeči pacientů po totální laryngektomii, kteří komunikují pomocí elektrolarynxu. Motivací pro zpracování tohoto tématu bylo obohatit stávající postupy využívané pro rehabilitaci hlasu o možnosti, které přináší využití moderních technologií, konkrétně možností automatického rozpoznávání řeči. V kapitole 1 byly vytyčeny cíle práce, jejichž naplnění bude v následujících odstavcích zhodnoceno.

V kapitole 2 jsou přiblíženy nejčastější příčiny ztráty hlasu a metody užívané k jeho rehabilitaci. Pomocí klasických rehabilitačních technik lze pacientům navrátit možnost mluvit, ale kvalita produkované řeči nutně nemusí splňovat očekávání pacientů a požadavky kladené na mluvčího okolím. Například použití elektrolarynxu sice neklade na uživatele vysoké nároky co se týče učení, ale kvalita řeči není vůbec přirozená. Oproti tomu pomocí jícnového hlasu je produkován relativně kvalitní hlas, ale k edukaci je potřeba vynaložit opravdu nemalé úsilí. Jako ideální se může jevit použití tracheoezofageální píštěle, která umožňuje proudění vzduchu z plic do dutiny ústní. Produkovaný hlas se v tomto případě vyznačuje vysokou kvalitou, dobrou srozumitelností, individuálním zabarvením a relativně dlouhou fonační dobou. Za nedostatek se dá považovat nutnost pravidelně čistit a měnit píštěle. Existují i další metody, popsané v části 2.2, ale ty jsou zatím používány spíše autorskými týmy a o masovém použití se rozhodně nedá hovořit. Bohužel žádná z technik nepředstavuje univerzální řešení, a proto se je lékaři stále snaží zdokonalovat, a tím zkvalitňovat život pacientů.

U všech aktuálně používaných metod rehabilitace hlasu je patrný významný negativní dopad na psychiku pacienta, který se musí vyrovnat nejen se ztrátou vlastního hlasu, ale i s ostychem, který provází opětovné snahy mluvit.

Pomoc s rehabilitací hlasu mohou poskytnout řečové technologie zpracovávající přirozenou řeč. V současnosti využívané obecné systémy automatického rozpoznávání řeči (ASR systémy) ale poskytují spolehlivé výsledky v případě rozpoznávání promluv zdravého řečníka. V případě, že se charakteristiky rozpoznávané řeči příliš líší (např. řeč obsahuje vyšší množství šumu), může se u běžně užívaných ASR systémů projevit jejich nedostačná robustnost. Proto bylo pro potřeby návrhu ASR systému, který bude sloužit pro rozpoznávání řeči pacientů po totální laryngektomii, nutno pořídit řecová data odpovídající kvality. V takovýchto promluvách se ukazuje jako problematická zejména přílišná odlišnost produkovaných neznělých fonémů. Proto byla navázana spolupráce s mluvčí, která prodělala TL a komunikuje pomocí elektrolarynxu. V průběhu pěti let byly pořízeny 3 sady nahrávek, což odpovídá necelým 15 hodinám řečových dat. První sada je složená z vět, které jsou součástí interně využívaného řečového korpusu, 2. sada rozšiřuje řečový korpus o další sadu vět a problematických izolovaných slov. Ve 3. sadě jsou obsaženy další věty a slova respektující protažení problematických fonémů. S ohledem na toto lze i cíl č. 2 uvedený v 1 považovat za naplněný.

Pro otestování robustnosti obecného ASR systému byla využita data poskytnutá řečníkem po totální laryngektomii. Testovaný systém vykázal pro trigramový jazykový model obsahující 1 milion unikátních slov úspěšnost rozpoznávání slov pouze 18,49 %. Takto nízká přesnost rozpoznávání indikovala nutnost navrhnout individuální akustický model, který bude reflektovat specifika řeči produkované s využitím EL. Při využití dat z EL korpusu doosáhl systém přesnosti rozpoznávání slov 83,33%.

Následně byl minimalizován vliv jazykového modelu, viz 4.3, a byly hledány optimální parametry akustického modelu. Byl ověřen vliv maximálního počtu unikátních

stavů HMM modelu a velikosti vzorkovací frekvence na kvalitu rozpoznávání. Nejlepších výsledků bylo dosaženo pro model pracující s maximálně 4096 unikátními stavami a vzorkovací frekvencí 16kHz. Pro HMM-GMM bylo dosaženo přesnosti rozpoznávání 81,20%, pro HMM-DNN pak 85,23%. Po provedení analýzy získaných výsledků se jako problematické ukázalo rozpoznávání neznělých fonémů, proto bylo přistoupeno k redukci fonetické sady prostřednictvím různých kombinací nahrad neznělých fonémů za znělé, čož ve většině případů nemělo pozitivní dopad. Proto byly navrženy další úpravy ASR systému, konkrétně protaženy neznělé fonemy a následně byl ASR systém rozšířen o tzv. duration model akcentující právě délku fonémů. Na základě provedených experimentů se jako vhodné ukázalo prodloužit neznělé fonemy na dvojnásobek jejich původní délky. Úspěšnost rozšířeného modelu dosahovala 88,54%.

S ohledem na získané výsledky vyvstala potřeba porovnat schopnosti rozpoznávání člověka a stroje. Za tímto účelem byl navržen tzv. poslechový test, jehož princip byl přiblížen v části 5.2. Pro model s výše navrženými optimálními parametry (max. 4096 unikatní stavů a vzorkovací frekvencí 16 kHz) stroj dosál přesnosti rozpoznávání 69,91% pro případ izolovaných slov a 54,82% pro případ bigramů. U člověka bylo dosaženo přesnosti 74,47%, resp. 66,24%. Při zohlednění umělého protažení akustických dat dosáhl stroj přesnosti 94,36% pro izolovaná slova, resp. 98,80% pro bigramy. Po následném rozšíření systému rozpoznávání o duration model dosáhl stroj úspěšnosti 94,42%, resp. 98,81%. S ohledem na výsledky poskytnuté ASR systémem byla pořízena sada řečových dat respektující protažení neznělých fonémů. Na takto rozšířené testovací sadě bylo dosaženo přesnosti rozpoznávání 87,02% na úrovni fonémů. Tím bylo ověřeno, že model natrénovaný na uměle protažených datech je schopen rozpoznávat i data reálná, a lze ho tedy využít jako základ pro vývoj trenážeru, který bude výukovým nástrojem pro osvojení schopnosti řečníka protahovat neznělé fonemy.

S ohledem na výše uvedené výsledky a z nich vyvozené závěry lze říci, že vytyčené cíle dysertační práce byly naplněny a s ohledem na aktuálnost řešené problematiky lze získané poznatky využít jako základ další práce.

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] 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.
- [5] Seeman, M. „Speech and voice without larynx“. In: *Cas Lek Cas* 41 (1922), s. 369–72.
- [6] 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).
- [7] Hradecká, Zuzana. „Fyziologie lidského hlasového ústrojí“. Diplomová práce. Masarykova univerzita, Lékařská fakulta, 2007, s. 1–105.

- [8] Kikuchi, Yoshinobu a Kasuya, Hideki. „Development and evaluation of pitch adjustable electrolarynx“. In: *Speech Prosody 2004, International ...* (2004), s. 761–764.
- [9] 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).
- [10] 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).
- [11] 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).
- [12] 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.
- [13] 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).
- [14] 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).

- [15] Narula, Tony et al. *Laryngeal transplantation: working party final report*. London: The Royal College of Surgeons of England, 2011, s. 15.
- [16] 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).
- [17] Holmes, Wendy. *Speech synthesis and recognition*. CRC press, 2001.
- [18] Benesty, Jacob, Sondhi, M Mohan a Huang, Yiteng. *Springer handbook of speech processing*. Springer, 2007.
- [19] Psutka, Josef et al. *Mluvíme s počítačem česky*. Prague: Academia, 2006, s. 752. ISBN: 80-200-1309-1.
- [20] 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.
- [21] 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.
- [22] Hinton, Geoffrey et al. „Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition“. In: *IEEE Signal processing magazine* 29 (2012).
- [23] Veselý, Karel et al. „Sequence-discriminative training of deep neural networks.“ In: *Interspeech*. Sv. 2013. 2013, s. 2345–2349.
- [24] 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).

- [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, Šmídl, 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] 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).
- [34] 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).
- [35] 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).
- [36] Jorgensen, Charles a Dusan, Sorin. „Speech interfaces based upon surface electromyography“. In: *Speech Communication* 52.4 (dub. 2010), s. 354–366. ISSN: 0167-6393. DOI: [10.1016/j.specom.2009.11.003](https://doi.org/10.1016/j.specom.2009.11.003).
- [37] Hofe, Robin et al. „Speech Synthesis Parameter Generation for the Assistive Silent Speech Interface MVOCA.“ In: *INTERSPEECH*. August. 2011, s. 3009–3012.
- [38] Rabiner, Lawrence R. „A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition“. In: *Proceedings of the IEEE* 77.2 (1989), s. 257–286.
- [39] Alumäe, Tanel. „Neural network phone duration model for speech recognition“. In: *Interspeech 2014*. Singapore, 2014.
- [40] Anastasakos, Anastasios, Schwartz, Richard a Shu, Han. „Duration modeling in large vocabulary speech recognition“. In: *1995 International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. Sv. 1. IEEE. 1995, s. 628–631.
- [41] Gadde, VR Rao. „Modeling word duration for better speech recognition“. In: *Proceedings of NIST Speech Transcription Workshop*. 2000.

- [42] Pylkkonen, Janne a Kurimo, Mikko. „Duration modeling techniques for continuous speech recognition“. In: *Eighth International Conference on Spoken Language Processing*. 2004.
- [43] Russell, Martin a Moore, Roger. „Explicit modelling of state occupancy in hidden Markov models for automatic speech recognition“. In: *ICASSP'85. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. Sv. 10. IEEE. 1985, s. 5–8.
- [44] Yoshimura, Takayoshi et al. „Duration modeling for HMM-based speech synthesis“. In: *Fifth International Conference on Spoken Language Processing*. 1998.
- [45] Hadian, Hossein et al. „Phone Duration Modeling for LVCSR Using Neural Networks.“ In: *INTERSPEECH*. 2017, s. 518–522.
- [46] Mertl, Jiří, Žáčková, Eva a Řepová, Barbora. „Quality of life of patients after total laryngectomy: the struggle against stigmatization and social exclusion using speech synthesis“. In: *Disability and Rehabilitation: Assistive Technology* 13.4 (2018). PMID: 28447495, s. 342–352. DOI: [10.1080/17483107.2017.1319428](https://doi.org/10.1080/17483107.2017.1319428). eprint: <https://doi.org/10.1080/17483107.2017.1319428>.
- [47] Jůzová, Markéta, Romportl, Jan a Tihelka, Daniel. „Speech Corpus Preparation for Voice Banking of Laryngectomised Patients“. In: *Text, Speech, and Dialogue*. Ed. Král, Pavel a Matoušek, Václav. Cham: Springer International Publishing, 2015, s. 282–290. ISBN: 978-3-319-24033-6.
- [48] Jůzová, Markéta et al. „Voice Conservation and TTS System for People Facing Total Laryngectomy“. In: *Proc. Interspeech 2017*. 2017, s. 3425–3426.

Seznam tabulek

2.1	Přehled dostupných metod rehabilitace hlasu.	26
4.1	Informace o korpusu nahrávek z 1. etapy nahrávání.	63
4.2	Vliv frekvence na kvalitu modelu.	76
4.3	Vliv frekvence na kvalitu modelu využívajícího DNN.	77
4.4	Korespondující páry fonémů.	78
4.5	Vliv redukce na přesnost ASR s mono. AM. a zero gram LM.	80
4.6	Vliv redukce na přesnost ASR s mono. AM. a 3-gram LM (N=360k).	81
4.7	Vliv redukce na přesnost ASR s trif. AM. a zero gram. LM.	82
4.8	Vliv redukce na přesnost ASR s trif. AM. a 3-gram LM (N=360k).	82
5.1	Informace o korpusu nahrávek z 2. etapy nahrávání.	88
5.2	Křížový test s CMN.	89
5.3	Křížový test s CMN přes jednotlivé věty.	92
5.4	Křížový test s CMN přes všechny nahrávky	93
5.5	Přesnost neuronové sítě s monofónovým zero gramovým LM.	94
5.6	Ukázka výsledku poslechového testu na izolovaných slovech.	97
5.7	Ukázka výsledku poslechového testu na dvojicích slov.	99
5.8	Porovnání dosažených výsledků člověka a stroje.	102
5.9	Vliv míry protažení na přesnost modelu.	107
5.10	Vliv míry protažení fonému na přesnost DNN modelu.	110

5.11	Vliv míry protažení fonému na přesnost TDNN modelu.	112
5.12	Robustnost nejlepšího TDNN modelu ($2,5x$) na míru protažení.	113
5.13	Aktualizované porovnání dosažených výsledků člověka a stroje.	115
5.14	Vliv maximální délky na přesnosti modelu.	123
5.15	Vliv spočtu krytých vrstev na přesnost.	124
5.16	Porovnání vlivu velikosti symetrického kontextu.	124
5.17	Vliv levého a pravého kontextu v případě, že celková délka $L + R = 6$.	124
5.18	Aktualizované porovnání dosažených výsledků člověka a stroje.	125

Seznam obrázků

2.1	Schéma dýchacích cest zdravého člověka a pacienta po TL.	12
2.2	Tracheostomie.	13
2.3	Princip produkce jícnového hlasu.	16
2.4	Princip rehabilitace hlasu pomocí elektrolarynxu.	18
2.5	Průchod vzduchu tracheozofageální protézou.	21
2.6	Ilustrace používaných TE protéz.	21
2.7	Schéma „řečového sifónu“ a laryngoplastiky.	23
3.1	Schéma ASR systému pracující se statistickou.	28
3.2	Blokové schéma modelu produkce řeči.	31
3.3	Blokové schéma upraveného modelu produkce řeči.	31
3.4	Blokové schéma principu výpočtu kepstra.	33
3.5	Charakteristické oblasti vnímání akustického signálu.	36
3.6	Křívky stejné hlasitosti.	37
3.7	Rozložení banky trojúhelníkových filtrů v melovské frekvenční škále. .	38
3.8	Rozložení banky trojúhelníkových filtrů ve frekvenční škále.	38
3.9	Ukázka filtru umístěného na Barkově frekvenční ose.	41
3.10	Rozmístění filtrů na Barkově frekvenční ose.	41
3.11	Příklad levo-pravého Markovova modelu trifónu.	46
3.12	Ukázka neuronové buňky.	49
3.13	Schéma perceptronu.	50

3.14 Schéma a princip učení neuronové sítě.	51
3.15 Příklady používaných aktivačních funkcí.	51
3.16 Principiální rozdíl ve funkci GMM a DNN systému.	55
3.17 Princip předtrénování pomocí RBM.	56
3.18 Neuron TDNN sítě a její zjednodušené blokové schéma.	57
4.1 Průběh a spektrogram EL promluvy.	65
4.2 Průběh a spektrogram promluvy zdravého a EL řečníka.	68
4.3 Spektrogram promluvy „Akcie Komerční banky“ dvou řečníků.	69
4.4 Průběh amplitudy fonému /k/ zdravého a EL řečníka.	70
4.5 Průběh amplitudy fonému /g/ zdravého a EL řečníka.	71
4.6 Průběh amplitudy fonému /č/ zdravého a EL řečníka.	71
4.7 Princip trénování HMM-GMM modelu.	74
5.1 Průběh a spektrogram slova „kosa“.	87
5.2 Průběh a spektrogram promluvy obsahující slovo „kosa“.	87
5.3 Princip protažení na příznacích.	106
5.4 Amplituda a spektrogram původního (protaženého) slova „kosa“.	110
5.5 Špatně zarovnaný foném /s/ ve slově „kosa“.	111
5.6 Správně zarovnaný foném /s/ ve slově „kosa“.	112
5.7 Amplituda a spektrogram slova „kose“ protažené řečníkem/uměle.	116