

Capítulo 3

Recursos para o processamento de fala

Edresson Casanova

Vinícius G. Santos

Flaviane R. Fernandes Svartman

Marli Quadros Leite

Arnaldo Candido Jr.

Ricardo M. Marcacini

Solange O. Rezende

Sandra Maria Aluísio

Publicado em: 26/09/2023

 <https://brasileiraspln.com/livro-pln/3a-edicao/>

3.1 Introdução

Até a metade de 2020, o português brasileiro (PB) possuía apenas algumas dezenas de horas de dados de fala públicos ou abertos para pesquisas acadêmicas, disponíveis para treinar modelos para os sistemas mais comuns, que são os reconhecedores automáticos de fala (em inglês, *Automatic Speech Recognition* ou ASR) e os sintetizadores de fala (em inglês, *Text-to-Speech Synthesis* ou TTS). Havia um grande contraste com a língua inglesa, cujos recursos eram **maiores tanto em número de horas quanto em número de locutores** e, assim, mais adequados à aplicação de métodos de aprendizado profundo de máquina, chamados de *deep learning*, em inglês.

Para o treinamento de modelos de reconhecimento de fala, havia aproximadamente 60 horas, divididas em quatro pequenos conjuntos de dados de fala lida (em inglês, *read speech*), isto é, uma fala preparada para ser lida, em contraste com a fala espontânea: (1) o Common Voice Corpus versão 5.1 (da Mozilla)¹ (2) o *dataset* Sid, (3) o VoxForge e (4) o LapsBM 1.4². Para o treinamento de modelos de síntese de fala, havia um conjunto de dados de um único locutor com 10 horas e 28 minutos de fala, chamado TTS-Portuguese Corpus³.

A fala espontânea possui fenômenos que tornam o seu reconhecimento mais complexo do que o da fala lida, como as pausas preenchidas e as disfluências de edição. Exemplos de projetos que tratam da fala lida são o Librivox⁴, que distribui os livros de domínio público em formato de áudio. Estes áudios têm sido usados em vários projetos para criação de recursos para processamento de fala em inglês como o LibriSpeech ASR Corpus⁵ e

¹<https://commonvoice.mozilla.org/pt/>

²O *dataset* Sid, o VoxForge e o LapsBM 1.4 estão disponíveis em: <https://igormq.github.io/datasets/>

³<https://github.com/Edresson/TTS-Portuguese-Corpus>

⁴<https://librivox.org/pages/about-librivox/>

⁵<https://www.openslr.org/12>



o LibriTTS⁶, ambos alocados no repositório *Open Speech and Language Resources*. O LibriSpeech é um grande *corpus* de fala lida em inglês, com 1.000 horas, destinado a pesquisas de reconhecimento automático de fala. O LibriTTS é um *corpus* multilocutor derivado do LibriSpeech para pesquisas em síntese de fala, com 585 horas.

Nesse cenário de escassez de dados públicos de fala em PB para treinamento de sistemas de processamento de fala, foi concebido, em agosto de 2020, o projeto TaRSila⁷ do Center for Artificial Intelligence⁸ da Universidade de São Paulo, financiado pela IBM e FAPESP. O projeto TaRSila visa a aumentar os conjuntos de dados de fala em PB tanto para treinamento de sistemas como também para pesquisas linguísticas nas seguintes **tarefas** do processamento de fala:

1. reconhecimento automático de fala espontânea, que transcreve automaticamente a fala espontânea, por exemplo, diálogos, entrevistas e conversas informais;
2. síntese de fala multilocutor expressiva, que gera vozes de diferentes locutores/falantes de maneira próxima a um falante humano, a partir de um texto;
3. clonagem de voz. A clonagem de voz engloba duas grandes tarefas do processamento de fala: a síntese de fala e a conversão de voz. O objetivo da clonagem é copiar a voz de um locutor e gerar novas amostras de áudio utilizando-se de características da voz do locutor. Existem diferentes métodos de clonagem, sendo os mais interessantes os de síntese de fala multilocutor *zero-shot* e os métodos de conversão de voz *zero-shot* que conseguem clonar a voz de um locutor utilizando apenas alguns segundos de fala;
4. modelagem de tópicos a partir das transcrições dos áudios, que é útil para organizar, resumir e visualizar o conteúdo de vídeos em tópicos similares;
5. predição da pontuação de segmentos de fala e predicação da capitalização, isto é, quais palavras devem ser escritas com a primeira letra maiúscula. Essas tarefas são importantes para facilitar o entendimento humano do texto de uma transcrição automática. Também são importantes para o encadeamento de sistemas, quando o ASR é usado antes de um sistema de tradução automática ou de um sistema de reconhecimento de entidades nomeadas (em inglês, *Name Entity Recognition* ou NER). Exemplos de entidades nomeadas são nomes de pessoas, de lugares, e de organizações, entre outras;
6. segmentação prosódica da fala espontânea em unidades prosódicas terminais e não terminais, que transmitem a ideia de conclusão do enunciado e a ideia de não conclusão, respectivamente. Ajuda a analisar o conteúdo de uma sequência falada, dados os vários sentidos possíveis, e facilita a criação de conjuntos de dados para treinamento de ASRs para fala espontânea, por indicar o limite de uma sequência de fala e, conseqüentemente, auxiliar na predição da pontuação (tarefa citada acima);
7. reconhecimento de emoções a partir da fala (em inglês, *Speech Emotion Recognition* ou SER). Reconhece o estado emocional de um locutor a partir de sua fala e é útil para muitas aplicações, como o desenvolvimento de ferramentas de diagnóstico para terapeutas, assistentes de voz e ferramentas para análise de comunicações em call centers.

Além das sete tarefas acima em estudo no TaRSila, o livro sobre Processamento de Fala⁹ (Bäckström et al., 2022) apresenta outras tarefas típicas, como o reconhecimento e

⁶<https://www.openslr.org/60/>

⁷<https://sites.google.com/view/tarsila-c4ai/>

⁸<http://c4ai.inova.usp.br/>

⁹<https://speechprocessingbook.aalto.fi/>.



verificação de locutor, a restauração de fala e a diarização:

- reconhecimento de locutor e verificação de locutor, que se referem, respectivamente, à identificação do locutor (quem está falando?) e à verificação se o locutor é quem afirma ser;
- a restauração (ou aprimoramento) da fala refere-se à melhoria de uma gravação de um sinal de fala para, por exemplo, remover o ruído de fundo ou o efeito da acústica do ambiente;
- a diarização da fala é o processo de segmentar uma conversa de vários falantes em segmentos contínuos de um único falante.

O livro coloca o reconhecimento de emoções em áudios (citada acima) no grupo das tarefas de análise paralinguística, dado que extrai do sinal de áudio informação não linguística (diferente da pontuação, por exemplo) e não relacionada à identidade de um locutor, como fazem as tarefas de reconhecimento e verificação de locutor.

Neste capítulo, apresentamos os recursos de fala criados nos três primeiros anos do projeto TaRSila para ilustrar várias das tarefas da área de processamento de fala, acima elencadas, que são definidas e exemplificadas em cada seção. Nesse percurso, fazemos um contraste com a língua inglesa que possui mais recursos para cada tarefa, citando os recursos disponibilizados na literatura tanto para o inglês como para o português.

Os vários recursos desenvolvidos no TaRSila têm o prefixo CORAA (CORpus de Áudios Anotados), que é um grande *corpus* multipropósito do português brasileiro no qual os arquivos de áudios estão alinhados com transcrições que foram (ou estão sendo) manualmente validadas para cada tarefa estudada no TaRSila.

O alinhamento de um trecho de áudio com a transcrição correspondente indica o tempo de início e o tempo final do trecho (também chamado de minutagem do áudio) (veja a Figura 3.1), formando pares usados no aprendizado supervisionado de um modelo de reconhecimento de fala. O reconhecedor Whisper¹⁰ da OpenAI, por exemplo, foi treinado dessa forma. O uso de pares áudio-transcrição para treinamento de reconhedores de fala não é a única abordagem para a tarefa, que também pode ser feita por aprendizado não supervisionado, como é o caso, por exemplo, do wav2vec-U¹¹. Essa é uma abordagem na qual o aprendizado dispensa a necessidade de transcrições, e ocorre apenas por meio de áudio. Em todo caso, para a avaliação do desempenho de um reconhecedor, é importante que haja os pares áudio-transcrição.

Figura 3.1: Excerto do inquérito SP_D2_255 do NURC-SP com dois trechos (text) e indicação do tempo de início (xmin) e tempo final (xmax) em segundos no formato TextGrid. A anotação “...” refere-se a uma pausa silenciosa.

```
intervals [1]:
  xmin = 0
  xmax = 0.3575589499895925
  text = "..."
intervals [2]:
  xmin = 0.3575589499895925
  xmax = 5.103648343063277
  text = "bem nós gostaríamos de começar esta nossa conversa falando sobre transportes e viagens"
```

Começamos apresentando, na Seção 3.2, o TTS-Portuguese Corpus, *corpus* para treinamento de modelos de síntese de fala, criado e disponibilizado no início de 2020 com a fala de

¹⁰<https://github.com/openai/whisper/>

¹¹<https://github.com/facebookresearch/fairseq/tree/main/examples/wav2vec/unsupervised>



um único locutor. Esse *corpus* permitiu avançar pesquisas sobre síntese de fala, conversão de voz e uma abordagem de aumento de dados para treinar modelos de reconhecedores de fala em cenários de baixos recursos de dados. Na Seção 3.3, apresentamos o *corpus* CORAA NURC-SP, que contém 334 horas de fala espontânea e fala preparada de falantes de São Paulo, capital, divididas em uma parte com áudios e transcrições manuais não alinhadas originalmente (47 inquéritos) e outra parte de áudios somente (328 inquéritos). Na Seção 3.4, apresentamos o *corpus* CORAA ASR versão 1.1, composto por quatro *corpora* disponíveis na literatura, que foram validados para a tarefa de ASR, e uma coleção de TeD Talks, totalizando aproximadamente 290 horas. Na Seção 3.5, apresentamos o CORAA SER versão 1.0, composto por aproximadamente 50 minutos de segmentos de áudio rotulados em três classes: neutro, não neutro feminino e não neutro masculino, sendo que a classe neutra representa segmentos de áudio sem estado emocional bem definido e as classes não neutras representam segmentos associados a um dos estados emocionais primários da fala do locutor. Finalmente, na Seção 3.6, apresentamos o *corpus* do Museu da Pessoa (MuPe), com 300 horas de áudios de histórias de vida e transcrições com pontuação, que foi cedido ao TaRSila em um convênio entre o Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação da Universidade de São Paulo (ICMC-USP), Universidade Federal de Goiás (UFG) e Museu da Pessoa. O futuro *corpus*, após ser anotado e anonimizado para as várias tarefas em estudo, será denominado CORAA MuPe. Na Seção 3.6 apresentamos o *dataset* de teste do CORAA MuPe, com aproximadamente 17 horas, e que foi usado para a avaliação da tarefa de predição de pontuação do ASR Whisper da OpenAI¹². Finalizamos o capítulo com a apresentação dos recursos futuros que serão criados ou expandidos a partir dos já descritos neste capítulo (Seção 3.7).

3.2 Recursos para síntese de fala

Os sistemas de síntese de fala receberam muita atenção a partir de 2017 devido ao grande avanço proporcionado pela aplicação do *deep learning* (Goodfellow et al., 2016) nessa área, que permitiu a popularização e aprimoramento de assistentes virtuais, como Apple Siri (Gruber, 2009), Amazon Alexa (Purinton et al., 2017) e Google Home (Dempsey, 2017).

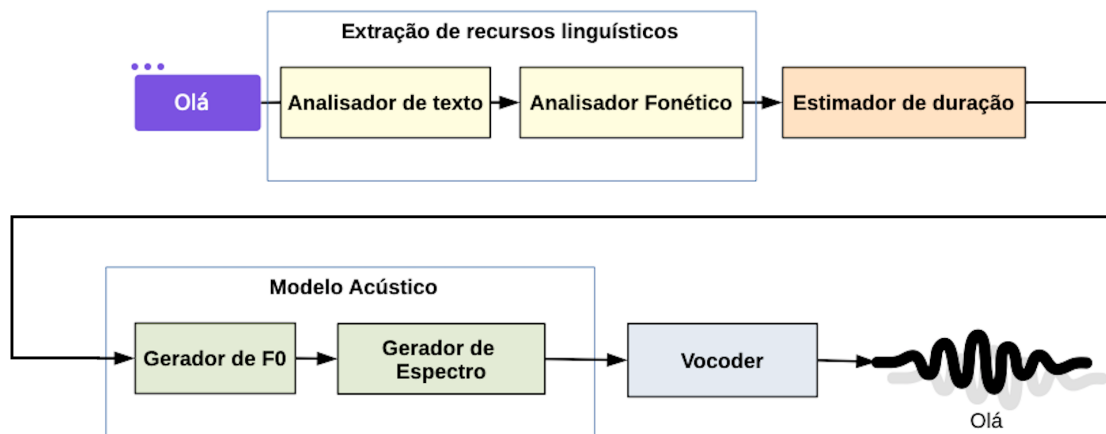
Os sistemas tradicionais de síntese de fala foram muito utilizados até 2010. Entretanto, a partir dessa data, a síntese de fala baseada em redes neurais tornou-se gradualmente o método dominante e alcançou uma qualidade de áudio superior aos sistemas tradicionais (Tan et al., 2021). De acordo com Tachibana et al. (2017), os sistemas tradicionais de síntese de fala não são fáceis de se desenvolver, devido ao fato de serem compostos por muitos módulos específicos, tais como um analisador de texto, um analisador fonético, um estimador de duração, um modelo acústico e um *vocoder*. A Figura 3.2 apresenta um diagrama com os principais componentes de um sistema de síntese de fala tradicional (Casanova et al., 2021). Vários trabalhos na literatura exploraram essa abordagem clássica (Braude et al., 2013; Charpentier; Stella, 1986; Klatt, 1980; Siddhi et al., 2017; Teixeira et al., 2003; Tokuda et al., 2000; Wang; Georgila, 2011; Ze et al., 2013).

O advento do *deep learning* permitiu a integração dos módulos específicos dos sistemas de síntese de fala tradicionais em um único modelo. Apesar dos modelos baseados em *deep learning* serem às vezes criticados devido à dificuldade de interpretá-los, vários sistemas de síntese de fala baseado em *deep learning* (Kim et al., 2020, 2021; Kyle et al., 2017; Ping et al., 2017; Shen et al., 2018a; Tachibana et al., 2017; Valle et al., 2020; Wang et al., 2023a;

¹²<https://openai.com/research/whisper>



Figura 3.2: Os principais componentes de um sistema de síntese de fala tradicional.



Fonte: Adaptado de (Casanova et al., 2021, fig. 14.1, p. 184)

Wang et al., 2017) demonstraram a capacidade de sintetizar fala com uma qualidade muito promissora, superior, inclusive, à dos sistemas tradicionais.

Modelos baseados em *deep learning* requerem uma quantidade maior de dados para treinamento, portanto, idiomas com poucos recursos disponíveis ficam prejudicados. Por esse motivo, a maioria dos modelos de síntese de fala atuais são projetados para o inglês (Kim et al., 2020, 2021; Ping et al., 2017; Shen et al., 2018a; Valle et al., 2020; Wang et al., 2023a), que é um idioma com muitos recursos disponíveis publicamente.

Para o inglês existem vários *corpora* que podem ser utilizados para treinar modelos de síntese de fala baseados em *deep learning*, por exemplo, os *corpora* VCTK (Veaux et al., 2017), LJ Speech (Ito, 2017), LibriTTS (Zen et al., 2019) e LibriTTS-R (Koizumi et al., 2023a).

O *corpus* VCTK (Veaux et al., 2017) é composto por 44 horas de fala de 108 locutores, sendo 61 do sexo feminino e 47 do sexo masculino. Além disso, o *corpus* inclui amostras de 11 variedades linguísticas do inglês, sendo elas: britânico, americano, canadense, neozelandês, sul-africano, australiano, escocês, norte-irlandês, irlandês, indiano e galês. A taxa de amostragem dos áudios presentes nesse *corpus* é de 48 kHz. O *corpus* LJ Speech (Ito, 2017) foi derivado de audiolivros e tem aproximadamente 24 horas de fala de uma locutora profissional em uma taxa amostragem de 24 kHz. LJ Speech é um dos *corpora* abertos mais populares para síntese de fala de um único locutor. O *corpus* LibriTTS (Zen et al., 2019) também foi derivado de audiolivros e possui 585 horas de fala de 2456 locutores, sendo 1185 do sexo feminino e 1271 do sexo masculino. A taxa de amostragem dos áudios presentes nesse *corpus* é de 24 kHz. Por outro lado, o *corpus* LibriTTS-R (Koizumi et al., 2023a) foi criado com a aplicação do modelo de restauração de fala (em inglês, *speech restoration*) Miipher (Koizumi et al., 2023b) no *dataset* LibriTTS. As amostras do LibriTTS-R são idênticas às do LibriTTS, com apenas a qualidade de som melhorada. Os resultados dos experimentos mostraram que os modelos de síntese de fala treinados com o LibriTTS-R apresentaram qualidade significativamente melhor em comparação com os modelos treinados no LibriTTS.

Para a língua portuguesa, até meados em 2019, não havia nenhum *corpus* disponível publicamente com quantidade de horas e qualidade de áudio suficientes para treinar modelos de síntese de fala baseados em *deep learning*. Embora um *corpus* para síntese de fala em

português europeu tenha sido disponibilizado em 2001, pelo fato de ele ter duração de aproximadamente 100 minutos apenas (Teixeira et al., 2001), não é possível utilizá-lo no treinamento de modelos baseados em *deep learning*.

Para suprir essa carência de dados para síntese de fala no português brasileiro, em 2019, a coleta do *corpus* TTS-Portuguese Corpus (Casanova, 2019; Casanova et al., 2022, 2022) foi iniciada (Casanova, 2019). Posteriormente, em 2020, o *corpus* foi tornado público (Casanova et al., 2022) e os detalhes de sua compilação foram publicados em um artigo (Casanova et al., 2022).

Para a construção do TTS-Portuguese Corpus, foram utilizados textos de domínio público. Inicialmente, buscando alcançar um vocabulário amplo, extraíram-se todos os artigos das seções de destaques da Wikipédia (da época em que foi compilado) para todas as áreas do conhecimento. Após essa extração, os artigos foram segmentados em sentenças (considerando-se a pontuação textual). Durante as gravações, o locutor recebeu sentenças desse conjunto, que foram escolhidas de forma aleatória. Além disso, foram utilizados os 20 conjuntos de sentenças foneticamente balanceadas, cada conjunto contendo 10 sentenças, propostas por Seara (1994). Por fim, para aumentar o número de perguntas e introduzir um discurso mais expressivo, foram ainda utilizadas frases do Chatterbot-corpus¹³, um *corpus* criado originalmente para a construção de *chatbots*. Desse modo, o TTS-Portuguese Corpus possui um vocabulário amplo com palavras de diversas áreas. Além disso, também possui uma representação de fala expressiva com o uso de perguntas e respostas de um conjunto de dados de *chatbot*.

A gravação do TTS-Portuguese Corpus foi realizada por um locutor masculino, nativo do português brasileiro, não profissional, em ambiente silencioso, mas sem isolamento acústico devido às dificuldades de acesso a estúdio de gravação. Todos os áudios foram gravados com frequência de amostragem de 48 kHz e resolução de 32 bits. No *corpus*, cada arquivo de áudio possui sua respectiva transcrição textual (a transcrição fonética não foi fornecida). O TTS-Portuguese Corpus consiste em um total de 71358 palavras faladas, 13311 palavras únicas, resultando em 3632 arquivos de áudio e totalizando 10 horas e 28 minutos de fala. Os arquivos de áudio variam em duração de 0.67 a 50.08 segundos (Casanova et al., 2022).

Em paralelo com o TTS-Portuguese Corpus, foram lançados dois conjuntos de dados para reconhecimento automático de fala do português, com boa qualidade. O primeiro, o CETUC (Alencar; Alcaim, 2008), disponibilizado publicamente por Quintanilha et al. (2020), tem aproximadamente 145 horas de fala de 100 locutores. Nesse *corpus*, cada locutor pronunciou mil sentenças foneticamente balanceadas extraídas de textos jornalísticos; em média, 1,45 horas gravadas por locutor. Já o segundo, o *corpus* Multilingual LibriSpeech (MLS) (Pratap et al., 2020b), é derivado dos audiolivros LibriVox e abrange 8 idiomas, incluindo o português. Para o português, os autores disponibilizaram aproximadamente 130 horas de fala provenientes de 54 locutores, uma média de 2.40 horas de fala por locutor. Embora a qualidade de ambos os *corpora* seja boa, os dois foram disponibilizados com uma taxa de amostragem de 16 kHz e não possuem pontuação em seus textos, dificultando a aplicação desses *corpora* para síntese de fala. Além disso, a quantidade de fala de cada locutor nos dois *corpora* é baixa, o que torna difícil criar um conjunto de dados com um vocabulário grande o suficiente para síntese de fala de um único locutor.

Além disso, mais recentemente, o *corpus* CML-TTS (Oliveira et al., 2023) foi proposto. O CML-TTS é baseado no *corpus* Multilingual LibriSpeech (MLS) e foi adaptado para treinamento de modelos de síntese de fala. O CML-TTS é composto por audiolivros em

¹³<https://github.com/gunthercox/chatbot-corpus/>



sete idiomas: holandês, francês, alemão, italiano, português, polonês e espanhol. Os autores recriaram o *corpus* MLS mantendo a pontuação e os áudios com uma taxa de amostragem de 24 kHz. Amostras que não atendiam às especificações descritas anteriormente foram descartadas. Para o português, após a filtragem, os autores obtiveram aproximadamente 69 horas de fala, provenientes de 31 homens e 17 mulheres.

A Tabela 3.1 apresenta as estatísticas dos recursos disponíveis para síntese de fala do inglês e do português.

Tabela 3.1: Estatísticas dos recursos disponíveis para síntese de fala nas línguas inglesa e portuguesa.

<i>Corpora</i>	Idioma	Duração	Falantes	Disponibilizado
VCTK	inglês	44 horas	108	2017
LJ Speech	inglês	24 horas	1	2017
LibriTTS	inglês	585 horas	2456	2019
LibriTTS-R	inglês	585 horas	2456	2023
TTS-Portuguese Corpus	português	10.4 horas	1	2019
CETUC	português	145 horas	100	2020
MLS	português	130 horas	54	2020
CML-TTS	português	69 horas	48	2023

3.3 Recursos para segmentação prosódica

Existem vários estudos na literatura de processamento de fala com foco na detecção de fronteiras prosódicas nas línguas naturais (Ananthakrishnan; Narayanan, 2008; Huang et al., 2008; Jeon; Liu, 2009; e.g. Wightman; Ostendorf, 1991). Para o inglês, entre os recursos frequentemente utilizados em aplicações que consideram fronteiras prosódicas, podemos citar o Santa Barbara Corpus of Spoken American English (Du Bois et al., 2000--2005) e o Boston University Radio Speech Corpus (Ostendorf et al., 1995). O primeiro contém ≈ 20 horas de fala espontânea de gêneros variados, transcritas e segmentadas manualmente em unidades entoacionais final e não final (Du Bois et al., 1992). Já o segundo contém 10 horas de notícias de rádio, das quais 3,5 horas estão prosodicamente anotadas de acordo com o sistema ToBI (Beckman et al., 2005).

Para o português brasileiro, trabalhos desenvolvidos no âmbito do projeto C-ORAL-Brasil avançam os estudos para a detecção automática de fronteiras prosódicas na fala espontânea a partir de parâmetros fonético-acústicos e fronteiras identificadas perceptualmente por anotadores treinados (Raso et al., 2020; Teixeira et al., 2018; Teixeira, 2022; Teixeira; Mittman, 2018). Os estudos utilizam excertos de fala monológica masculina (8–24 minutos de áudio e 1339–3697 palavras), provenientes dos *corpora* anotados C-ORAL-Brasil I e II (Mello et al., no prelo; Raso; Mello, 2012a). No âmbito do projeto TaRSila, o CORAA NURC-SP, que vem sendo preparado tanto para viabilizar estudos linguísticos quanto o processamento computacional, contará com ≈ 334 horas de fala transcrita, das quais pelo menos 40 horas serão prosodicamente anotadas.

O CORAA NURC-SP toma como base dados provenientes do projeto acadêmico NURC-Norma Urbana Linguística Culta, que foi iniciado em 1969 com o objetivo de documentar e estudar a língua portuguesa falada por pessoas com ensino superior completo, denominadas ‘cultas’, de cinco capitais brasileiras: Recife, Salvador, Rio de Janeiro, São Paulo e Porto Alegre. O projeto resultou num grande *corpus* (aprox. 1.570 horas, 2.356 falantes) reunido



ao longo dos anos 1970 e 1980 (Castilho, 1990).

Como em todas as capitais, o NURC-São Paulo (NURC-SP)¹⁴ reúne mais de 300 horas de gravação, apresentando falantes com nível superior; nascidos e criados na cidade; filhos de falantes nativos de português; igualmente divididos em homens e mulheres; e distribuídos em três faixas etárias (25–35, 36–55 e 56 anos em diante). As gravações foram realizadas em três situações, gerando diferentes gêneros discursivos: palestras/aulas em contexto formal proferidas por um locutor (EF); diálogos entre documentadores e um participante (DID); e diálogos entre dois participantes mediados por documentadores (D2).

O *corpus* do projeto NURC tem sido amplamente utilizado para estudar vários aspectos da língua falada, tendo se tornado um dos *corpora* mais influentes da linguística brasileira. A maioria dos estudos deriva de transcrições de pequenos *subcorpora* compartilhados por pesquisadores que trabalham em cada capital (Castilho, 1990, 2021a), aqui referidos como *corpus* mínimo. Assim, a contraparte de áudio era normalmente desconsiderada devido à dificuldade de acesso às fitas magnéticas de rolo nas quais as gravações foram feitas. Recentemente, um protocolo para digitalizar, anotar, armazenar e divulgar o material do acervo do NURC-Recife, o NURC Digital (Oliviera Jr., 2016), foi desenvolvido e completamente implementado. Inspirados nesse protocolo, desenvolvemos, no âmbito do projeto TaRSila, um processo para o alinhamento texto-fala do Corpus Mínimo do NURC-SP.

Embora os procedimentos que orientam o processamento do NURC-SP sejam baseados no protocolo do NURC Digital, eles incorporam sistemas de processamento de fala que incluem, por exemplo, um reconhecedor automático de fala atual (Whisper¹⁵), um alinhador forçado áudio-transcrição baseado em síntese de fala (aeneas¹⁶) e alinhadores fonéticos automáticos (Batista et al., 2022; Kruse; Barbosa, 2021) usados em conjunto com um método para a segmentação automática de fala baseada em prosódia (Biron et al., 2021).

A versão CORAA do NURC-SP é composta por 375 inquéritos (aprox. 334 horas de gravação), dos quais alguns já tinham transcrições — mas, até então, não alinhadas ao áudio — e a grande maioria é composta apenas de áudio. No âmbito do TaRSila, o NURC-SP foi dividido em três *subcorpora* de trabalho:

- o Corpus Mínimo (21 gravações + transcrições), que está sendo utilizado para avaliar atualmente os métodos de processamento de todo o acervo;
- o Corpus de Áudios e Transcrições Não Alinhados (26 gravações + transcrições), que está sendo segmentado automaticamente em unidades prosódicas pelo método de Biron et al. (2021), adaptado ao português brasileiro, e validado manualmente; e
- o Corpus de Áudios (328 gravações sem transcrição), que vem sendo transcrito automaticamente pelo ASR Whisper, modelo treinado em 680 mil horas de dados multilíngues coletados da web. Embora outros modelos de reconhecedores automáticos tenham sido avaliados em uma amostra representativa do NURC-SP Corpus Mínimo (Gris et al., 2022), o modelo Whisper foi escolhido, pois, além de realizar uma transcrição de qualidade, consegue colocar pontuações, facilitando a leitura da transcrição automática. As transcrições estão sendo manualmente validadas para corrigir erros do reconhecedor automático.

Entre esses conjuntos de dados, o Corpus Mínimo é o conjunto que se encontra completamente processado (Santos et al., 2022). Ele está disponível publicamente no repositório do

¹⁴<https://nurc.fflch.usp.br/>

¹⁵<https://github.com/openai/whisper/>

¹⁶<https://www.readbeyond.it/aeneas/>



Portulan Clarin¹⁷ e compreende 21 arquivos de áudio e transcrições multiníveis (≈18 horas, ≈155 mil palavras) alinhadas ao áudio de acordo com unidades prosódicas linguisticamente motivadas abrangendo os três gêneros textuais especificados anteriormente (DID, EF, D2). O conceito de unidade prosódica que utilizamos aqui está fundamentado nos princípios do método de segmentação prosódica do C-ORAL-BRASIL (Raso; Mello, 2012a). Portanto, no fluxo da fala, podemos reconhecer fronteiras de unidades com valores terminais ou não terminais. **Quebras prosódicas terminais** (TB, *terminal break*) marcam sequências terminadas, ou seja, comunicam a conclusão do enunciado, formando a menor unidade pragmaticamente autônoma da fala, enquanto **quebras prosódicas não terminais** (NTB, *non-terminal break*) sinalizam uma unidade prosódica não autônoma e cuja informação não está concluída dentro de um mesmo enunciado. A identificação das quebras prosódicas é baseada principalmente na relevância perceptiva (auditiva) das pistas prosódicas, mas também na inspeção visual da síntese do sinal acústico fornecida pelo Praat (Boersma; Weenink, 2023). As principais pistas para uma quebra prosódica no português brasileiro são a inserção de pausas e mudanças relacionadas à frequência fundamental e à duração (Raso et al., 2020; Serra, 2009).

As transcrições multiníveis consistem nas seguintes camadas de intervalo anotadas no programa de análise de fala Praat. Veja a Figura 3.3 para uma ilustração:

- 2 camadas (TB-, NTB-) nas quais a fala de cada locutor (-L1, -L2) e documentador (-DOC1, -DOC2) é segmentada em unidades prosódicas e transcrita de acordo com normas adaptadas do Projeto NURC.
- 1 camada (LA) para a fala transcrita e segmentada de qualquer locutor aleatório.
- 1 camada para comentários (COM) acerca do áudio e da anotação.
- 1 camada contendo a versão normalizada (-NORMAL) da transcrição de todas as camadas TB e LA.
- 1 camada contendo a pontuação (-PONTO) que finaliza cada TB.

Figura 3.3: Excerto de SP_EF_153 com cinco camadas anotadas no Praat.



O processamento do Corpus Mínimo do NURC-SP envolveu várias etapas. Em primeiro lugar, os anotadores foram treinados no uso do software Praat e na aplicação das diretrizes de anotação. Paralelamente, foram feitos o alinhamento automático entre o áudio e a transcrição original, usando o aeneas, e a preparação dos arquivos de alinhamento para anotação, que inclui uma revisão ortográfica ampla num editor de texto. Em seguida, foram

¹⁷Disponível em <https://hdl.handle.net/21.11129/0000-000F-73CA-C> sob a licença CC BY-NC-ND 4.0.

realizados testes de confiabilidade entre avaliadores para avaliar a segmentação prosódica, com um valor de kappa (Capítulo 13) acima de 0.8 como critério. Na sequência, procedeu-se à anotação, que envolveu: (i) a revisão da transcrição original de acordo com as diretrizes adaptadas do projeto NURC, (ii) a correção do alinhamento automático texto-fala e (iii) a segmentação da fala em unidades prosódicas. Após a conclusão da anotação, os arquivos anotados passaram por uma inspeção realizada por um especialista, em busca de desvios significativos das diretrizes de anotação. Em seguida, a ortografia foi verificada e o texto foi normalizado, a fim de tornar o conjunto de dados adequado para o processamento de linguagem natural. Por fim, foi realizada a anotação da pontuação seguindo as normas ortográficas do português brasileiro.

A relevância de um *corpus* de português brasileiro processado e anotado prosodicamente está no fato de que a delimitação de fronteiras prosódicas melhora o desempenho de sistemas de processamento de línguas naturais (e.g. Chen; Hasegawa-Johnson, 2004; Lin et al., 2016, 2019; Ludusan et al., 2015; Yang et al., 2011b) e é *input* para a predição de pontuações automáticas. Além disso, é possível usar tal *corpus* como um conjunto de referência para o treinamento de sistemas automáticos de reconhecimento de fala espontânea, detecção de sotaques e *parsing* e, assim, alavancar o desenvolvimento de métodos de processamento de fala do português brasileiro e viabilizar novos estudos linguísticos, dada a sua futura disponibilização integral num portal web que permitirá pesquisas específicas.

3.4 Recursos para reconhecimento automático de fala

A seguir são apresentados grandes *corpora* para a criação de sistemas de reconhecimento de fala voltadas para a língua portuguesa¹⁸. Observa-se que muitos recursos são multilíngues, porém a Tabela 3.2 detalha especificamente as estatísticas para a língua portuguesa. Entre os recursos apresentados, existe uma preponderância um pouco maior da variedade brasileira nos recursos existentes. Porém, a variedade europeia também é contemplada.

Tabela 3.2: Estatísticas aproximadas dos principais recursos disponíveis para ASR na língua portuguesa.

<i>Corpora</i>	Horas	Áudios	Falantes	Licença	Lançamento
CORAA ASR 1.1	289	402.000	1.700	CC BY-NC-ND	2022
Mozilla Common Voice 13.0	197	130.000	3.100	CC-0	2023
MultiLingual LibriSpeech	285	40.000	68	CC BY	2020
MultiLingual TeDx Corpus	164	93.000	-	CC BY-NC-ND	2021
Spotify Podcast Dataset	7.600	123.000	-	Proprietária	2022

CORAA ASR¹⁹ (Candido Junior et al., 2022) é um *corpus* para reconhecimento automático de fala que contém também fala espontânea, um tópico pouco pesquisado em projetos similares. Esse *corpus* faz parte do *corpus* multi-tarefa CORAA e está inserido no projeto TaRSila. O CORAA ASR é a junção de cinco projetos independentes: (1) ALIP (Gonçalves, 2019); (2) C-ORAL–Brasil I (Raso; Mello, 2012a); (3) NURC-Recife (Oliviera Jr., 2016); (4) SP-2010 (Mendes; Oushiro, 2012); (5) TeDx Talks. Os quatro primeiros projetos foram originalmente criados para análises linguísticas e adaptados para a tarefa de reconhecimento automático de fala. O último é composto de áudios cedidos

¹⁸Convém observar que alguns valores são estimativas dos respectivos autores. Muitos projetos estão em atividade, e os valores apresentados devem aumentar com passar do tempo.

¹⁹<https://github.com/nile-nlp/CORAA>



pela organização TED (The Electronic Development) para a tarefa de reconhecimento e não deve ser confundido com o *corpus* oficial TeDx Talks Brazil, detalhado a seguir, pois existem diferenças entre os áudios disponibilizados. A fala espontânea é mais difícil de ser reconhecida do que a fala preparada, mais comum nos outros projetos, devido à presença mais frequente de fenômenos como pausas preenchidas, hesitações e revisões.

O *corpus* Common Voice²⁰ (Ardila et al., 2019) é um projeto de uso aberto criado pela Fundação Mozilla, responsável pelo navegador Firefox. O projeto é uma resposta à carência de recursos para várias línguas, incluindo o português. No projeto, os usuários podem ao mesmo tempo contribuir para o crescimento da base e acessar áudios de outras pessoas. A proposta de criação de uma grande base colaborativa segue a mesma linha de outros projetos de sucesso em diferentes áreas de aplicação, tais como a Wikipédia e projetos de código aberto de modo geral. Para colaborar com o projeto, os usuários podem doar áudios em suas próprias vozes e revisar doações de outros usuários. O projeto conta com ferramentas para a coleta, a validação e a internacionalização (adequação a diferentes idiomas). A licença de uso permissiva desse projeto permite a exploração do *corpus* inclusive com fins comerciais. Na versão 13, o *subcorpus* para a língua portuguesa conta com 197 horas de áudios e transcrições, das quais 151 foram validadas.

O *corpus* MultiLingual LibriSpeech²¹ (MLS) (Pratap et al., 2020b) foi pensado pelos seus autores tanto para aplicações em síntese quanto em reconhecimento de fala, devido a isso, sendo descrito aqui e na Seção 3.2. Especificamente para a tarefa de reconhecimento, pode ser combinado com outros recursos, visto que possui relativamente poucos falantes (locutores de audiolivros). Cabe aqui comentar que a aplicação de *corpora* para síntese em reconhecimento não é exclusividade do MLS; outros recursos como o *corpus* CETUC (Alencar; Alcaim, 2008) também são relevantes em ASR. Na prática, todos os recursos mencionados na Seção 3.2 podem ser efetivamente usados na tarefa de reconhecimento. Tais recursos são compostos por áudios mais limpos, geralmente em qualidade de estúdio. Por conta disso, modelos construídos unicamente sobre esse tipo de áudio são apropriados apenas para reconhecimento de fala em cenários com pouco ruído. Para contornar essa característica, o projetista pode injetar ruídos nos áudios ou combiná-los com áudios de outros projetos em diferentes níveis de qualidade.

O MultiLingual TeDx Corpus²² (Salesky et al., 2021) foi proposto para permitir pesquisas nas áreas de reconhecimento automático da fala e tradução da fala para texto²³. O recurso é composto por palestras sobre os mais variados assuntos, sendo gerenciado no escopo do projeto TEDx, vinculado ao grupo TED (Technology, Entertainment and Design). No caso da língua portuguesa, também existem traduções das transcrições para as línguas inglesa e espanhola. Além disso, áudios em espanhol e francês também contam com traduções para o português.

O *corpus* Spotify²⁴ (Clifton et al., 2020) foi lançado primeiramente para a língua inglesa. Em 2022, a empresa lançou uma nova versão incorporando o português (Tanaka et al., 2022), oferecendo diversos áudios para a língua portuguesa provenientes principalmente de podcasts disponíveis na plataforma. Ao todo, 76 mil horas de áudios foram disponibilizadas a partir de 123 mil episódios de shows da plataforma. As transcrições foram geradas automaticamente e estão sujeitas a erros de transcrição. Apesar da licença livre para uso

²⁰<https://commonvoice.mozilla.org/pt>

²¹<http://www.openslr.org/94/>

²²<http://www.openslr.org/100>

²³Na tradução de fala para texto, o idioma entre o áudio original e a transcrição são diferentes.

²⁴<https://podcastsdataset.byspotify.com/>



acadêmico, até o momento de escrita deste texto, o *corpus* ainda não estava totalmente disponível para uso. Pesquisadores interessados em acessar os áudios devem entrar com um pedido de acesso na página web dos organizadores.

Existem outras bases para tarefa de ASR que também valem a pena ser citadas. Entre elas, o Multilingual Spoken Corpus²⁵ (Mazumder et al., 2021) é uma base de palavras faladas em 50 idiomas e contém um recorte de cerca de 1 segundo dos áudios do Common Voice, totalizando 58 horas de áudio em português. Diferentemente das outras bases discutidas até o momento, os áudios desse *corpus* são compostos de palavras soltas, em vez de enunciados completos. Esse tipo de *corpus* se destina ao treinamento de sistemas de reconhecimento em domínios específicos (por exemplo, teleatendimento bancário). Entre as bases menores, pode-se destacar os *corpora* LapsBM, Sidney, VoxForge, três *corpora* que totalizam, aproximadamente, 4, 1 e 1 horas, respectivamente, levantados por Quintanilha et al. (2020) e disponíveis para download na página do pesquisador²⁶.

Por fim, algumas das bases não são voltadas a ASR, mas a tarefas relacionadas, como tradução de fala para texto. O *corpus* CoVoST (Wang et al., 2020a, 2020b) é um recorte da base Common Voice, mas com foco em tradução de fala para texto. Na versão 2, cerca de 17 horas são disponibilizadas para o português com as respectivas traduções para o inglês. O *dataset* Vox Populi²⁷ (Wang et al., 2021a) é uma iniciativa da empresa Meta com foco principal no treinamento semi-supervisionado e não-supervisionado de modelos de aprendizado de máquina. A base contém transcrições para algumas línguas, mas o português não é contemplado. Ao todo, 17.500 horas de áudio foram disponibilizadas para o idioma.

3.5 Recursos para Reconhecimento de Emoções

O reconhecimento de emoções a partir da fala é uma área de estudo promissora que visa compreender as emoções expressas vocalmente pelos indivíduos (Akçay; Oğuz, 2020; El Ayadi et al., 2011; Singh; Goel, 2022). Uma das teorias mais clássicas nesse campo é a Teoria das Emoções Básicas de Ekman (Ekman, 1992), que descreve a existência de seis emoções primárias: alegria, tristeza, raiva, medo, surpresa e aversão.

Recentemente, outras teorias e modelos têm sido propostos, obtendo-se um espectro mais detalhado de emoções. Nesse sentido, o Modelo Circumplexo de Russel (Posner et al., 2005) oferece uma perspectiva complementar, ao representar as emoções em um espaço bidimensional, com eixos de valência (positivo/negativo) e intensidade (ativa/passiva), conforme apresentado de forma simplificada na Figura 3.4. Reconhecer emoções na fala tem muitas aplicações práticas, como a análise de atendimento ao cliente, apoio na avaliação do estado emocional de indivíduos durante terapias, e o desenvolvimento de assistentes virtuais mais empáticos, o que ajuda a desenvolver técnicas mais eficientes para interação humano-computador (Wani et al., 2021).

Há três grandes desafios em tarefas de reconhecimento de emoções a partir da fala. O primeiro desafio consiste em representar a fala de forma computacionalmente viável, transformando o sinal acústico em representações que contenham características relevantes para identificar as emoções contidas no sinal. Nesse contexto, uma estratégia tradicional é processar o sinal de áudio para identificar características prosódicas (Rao et al., 2013),

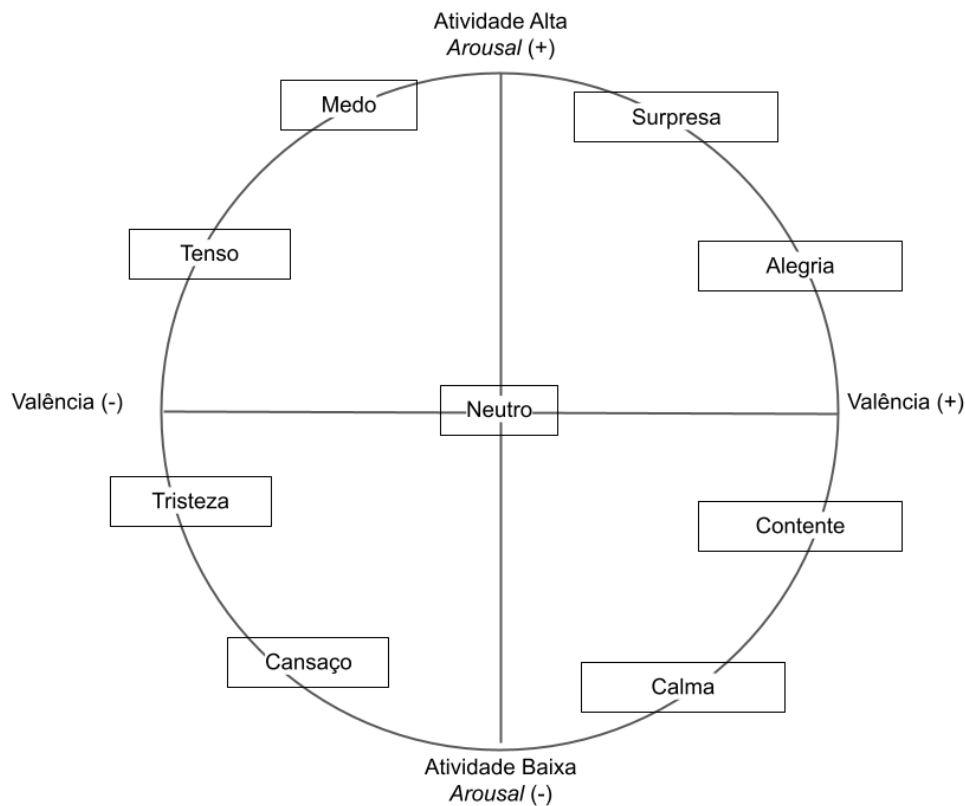
²⁵<https://mlcommons.org/en/multilingual-spoken-words/>

²⁶<https://igormq.github.io/datasets/>

²⁷<https://github.com/facebookresearch/voxpathuli>



Figura 3.4: Modelo Circumplexo de Russell (simplificado) para representar as emoções em um espaço bidimensional, com eixos de valência (positivo/negativo) e intensidade (ativa/passiva).

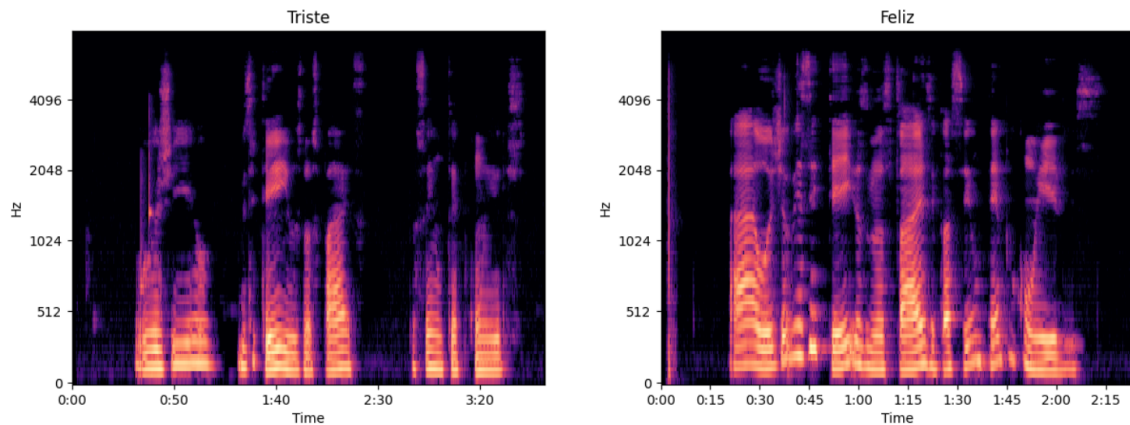


como duração e intensidade da fala. Por exemplo, nota-se maior intensidade vocal na emoção “alegria”, enquanto a “tristeza” costuma ter intensidade vocal reduzida. Outra estratégia é o reconhecimento de emoções por meio de espectrogramas (Özseven, 2018), uma representação visual do espectro de frequência de um sinal de áudio ao longo do tempo, obtidas por meio da aplicação da transformada de *Fourier* em janelas de áudio. Na Figura 3.5, há a ilustração de dois espectrogramas que representam o sinal acústico do texto “hoje eu visitei os meus pais e passei um tempo com eles”, falado por uma mesma pessoa. No lado esquerdo, o trecho foi falado com a emoção “triste”. No lado direito, a mesma sentença foi falada com a emoção “alegre”. Os modelos de aprendizado de máquina exploram as características extraídas dos espectrogramas para aprender a diferenciar as categorias de emoção.

O segundo desafio está relacionado à disponibilidade de *corpora* anotados para a tarefa de reconhecimento de emoções. Esses *corpora* são fundamentais para o treinamento de métodos de aprendizado de máquina. Por fim, o terceiro desafio envolve escolha e parametrização do método de aprendizado de máquina visando a geração de modelos eficientes para reconhecimento de emoções.

No âmbito do projeto TaRSila, há uma frente de trabalho denominada SER (*Speech Emotion Recognition*) que visa enfrentar os desafios mencionados anteriormente, com foco específico no reconhecimento de emoções na fala em português. Um diferencial importante

Figura 3.5: Exemplo de espectrogramas para o trecho “hoje eu visitei os meus pais e passei um tempo com eles”. (Esquerdo) Espectrograma da fala triste. (Direito) Espectrograma do mesmo trecho, mas com a emoção de alegria.



deste projeto é o desenvolvimento de abordagens que lidam com fala espontânea, que apresenta desafios adicionais em comparação com a fala preparada. Enquanto a fala preparada envolve cenários planejados ou ensaiados, na qual o indivíduo tem tempo para estruturar suas ideias e escolher suas palavras antes de expressá-las, a fala espontânea ocorre de forma mais imediata, como conversas informais e discussões em grupo, contendo hesitações, pausas, repetições, ruídos e interrupções. Vale ressaltar que a fala espontânea pode expressar emoções de forma mais autêntica, sem ensaios ou autocontrole geralmente presentes na fala preparada.

Uma das etapas cruciais desse projeto foi a preparação do *corpus* CORAA-SER, que consiste em aproximadamente 1 hora de áudio de fala espontânea, anotado com presença ou ausência de emoção, envolvendo homens e mulheres. O *corpus* foi obtido a partir de anotações paralinguísticas de outro *corpus* denominado C-ORAL-BRASIL I, um *corpus* de referência do português brasileiro falado informal (Raso; Mello, 2012b). A primeira versão do CORAA-SER está disponível publicamente²⁸. Com o CORAA-SER, já foi possível explorar diferentes técnicas de representação e métodos de aprendizado de máquina para identificar padrões emocionais na fala espontânea em português. Uma visão geral com os resultados de diferentes trabalhos e grupos de pesquisa foram sumarizados por Marcacini et al. (2022).

O CORAA-SER possui segmentos de áudio rotulados em três categorias: neutro (491 áudios), não-neutro-feminino (89 áudios) e não-neutro-masculino (45 áudios). Também são disponibilizadas duas versões pré-processadas dos áudios:

- Características prosódicas: foram disponibilizadas características físicas da fala, como entonação, ritmos, tom, tempo, intensidade etc. Esse tipo de pré-processamento é tradicionalmente utilizado em métodos tradicionais de reconhecimento de emoções. No total, 56 características prosódicas foram disponibilizadas.
- Características do Wav2Vec: foi utilizado um modelo Wav2Vec (Baevski et al., 2020) pré-treinado para extração de características do áudio. Essas características podem ser usadas para treinar um classificador de reconhecimento de emoções na fala.

²⁸CORAA-SER v1: <https://github.com/rmarcacini/ser-coraa-pt-br>

Entre os resultados mais recentes, incluindo os resultados obtidos no CORAA-SER, vale destacar o desempenho promissor de modelos estado da arte para reconhecimento de emoções na fala, especialmente baseados em técnicas de *deep learning* e *transfer learning* (Chen; Rudnicky, 2023; Gauy; Finger, 2022; Lope; Graña, 2023; Wagner et al., 2023). No contexto do *deep learning*, arquiteturas como redes neurais convolucionais (CNNs), redes neurais recorrentes (RNNs) e Transformers têm sido amplamente aplicadas, devido à sua capacidade de aprender representações intermediárias a partir dos segmentos de áudios para a tarefa de reconhecimento de emoções. Já *transfer learning* é uma abordagem geralmente usada em conjunto com *deep learning* para o reconhecimento de emoções, permitindo utilizar modelos pré-treinados em grandes *corpora* de áudio. Esses modelos pré-treinados são geralmente usados em tarefas de reconhecimento de fala. A ideia é explorar conhecimento prévio adquirido por esses modelos e especializá-lo para uma nova tarefa, como o reconhecimento de emoções. Essa etapa é denominada de ajuste fino e, em geral, depende de um *corpus* anotado, o que aumenta a importância de projetos como o CORAA-SER do TaRSila.

Para finalizar, vale destacar que a tarefa de reconhecimento de emoções a partir da fala ainda possui muitos desafios relacionados à representação computacional da fala, disponibilidade de *corpora* anotados e escolha de métodos de aprendizado de máquina adequados para esta tarefa. No âmbito do projeto TaRSila, a frente de trabalho SER tem buscado superar esses desafios, com ênfase na fala espontânea em português. A criação do *corpus* CORAA-SER foi um passo relevante nesse processo, pois já permitiu a exploração de algumas técnicas pela comunidade (Marcacini et al., 2022). As direções futuras e oportunidades de pesquisa neste tema são promissoras. Muitos pesquisadores estão investigando métodos de *transfer learning* para reconhecimento de emoções, baseado em conhecimento prévio de modelos pré-treinados para fala como o Wav2Vec (Baevski et al., 2020) e HuBERT (Hsu et al., 2021). Essas abordagens têm demonstrado um potencial promissor para melhorar a precisão e a eficiência do reconhecimento de emoções em áudio. Também devemos destacar a importância dos trabalhos que ainda exploram características prosódicas, uma vez que relacionar características de duração, intensidade, *pitch* e entonação com diferentes categorias de emoção fornecem maior interpretabilidade no reconhecimento de emoções a partir da fala.

3.6 Recursos para predição de pontuação no cenário de ASR

A saída de sistemas ASR convencionais é uma das principais fontes de dados que requerem capitalização e pontuação, pois é feita de uma sequência de palavras somente. Exemplos de ASR convencionais comerciais são o Google Cloud Speech-to-Text, Microsoft Azure Speech Services, IBM Watson Speech to Text, e SpeechMatics. Quando a saída é um texto escrito para ser lido em voz alta, isto é, um discurso, a tarefa é chamada de restauração da pontuação original, e para a fala conversacional/espontânea a tarefa é chamada de predição da pontuação (Päi; Tufiş, 2022).

Apresentamos nesta seção, o *dataset* de teste do Corpus CORAA MuPe, balanceado por sexo, com histórias de vida de homens e mulheres, que foi criado para avaliar a tarefa de predição de pontuação no contexto de reconhecedores automáticos de fala, usando como reconhecedor o Whisper da OpenAi (Radford et al., 2022).

Também trazemos um resumo dos trabalhos em predição da pontuação em fala preparada e espontânea, descrevendo suas abordagens e *datasets*. Vamos contrastar primeiramente a diferença entre a saída de ASRs convencionais e de ASRs que além de transcreverem



automaticamente um segmento de fala espontânea, conseguem fazer a predição da pontuação e capitalização como é o caso do Whisper.

3.6.1 Ilustrando o uso do ASR Whisper na predição da pontuação em português

O trecho do Quadro 3.1 é de uma história de vida do MuPe²⁹ que apresenta seis turnos de uma entrevista (P = pergunta, R = resposta) em que os sinais de pontuação foram removidos da transcrição e as primeiras palavras de cada oração são apresentadas em letras minúsculas. Esse trecho ilustra a saída de um ASR convencional que, embora não tenha erros na transcrição de palavras, ajuda a enfatizar o quanto a ausência de pontuação pode dificultar a compreensão do texto quando se torna longo.

Quadro 3.1: Trecho de uma história de vida do MuPe para ilustrar o formato de saída de um ASR convencional

P – tá e sua mãe ela fazia o que
 R – a minha mãe ela trabalhou mais de 30 anos numa tecelagem aqui em são paulo chamada guilherme jorge que fica lá na vila formosa ela é auxiliar de tecelagem a vida inteira trabalhou nisso e cuidava da casa
 P – mas ela veio de onde onde ela nasceu
 R – a minha mãe nasceu na cidade de no sertão de pernambuco chama lá a cidade chama bodocó pernambuco
 P – e quando que ela veio para são paulo
 R – ela veio para são paulo no final dos anos 40 porque a situação em pernambuco estava no campo estava muito difícil havia seca então ela e três duas irmãs e um irmão vieram pra são paulo início para trabalhar na casa de uma tia dela no bairro da penha que tinha uma pensão aí depois cada um foi como a maioria dos nordestinos chega fica na casa dos familiares e depois vai arrumando emprego aí vai arrumando sua vida ou seja minha mãe e meu pai também vieram pra são paulo porque lá em minas não havia trabalho e ele como tinha essa vontade de trabalhar acredito eu ele antes de completar 18 anos ele fugiu de casa veio para são paulo e ele era o caçula do primeiro casamento da minha vó

A saída do Quadro 3.2 foi gerada pelo ASR Whisper para o mesmo trecho de áudio relacionado a mesma história de vida do MuPe mostrada no Quadro 3.1. As entidades nomeadas aparecem em negrito, para facilitar a análise. Whisper não é um ASR convencional. Ele foi treinado pela empresa de pesquisa em Inteligência Artificial OpenAI usando um grande conjunto de dados multilíngues coletados da web. Ele tem uma nova arquitetura multitarefas, isto é, ele é treinado para prever diversas tarefas de processamento de fala ao mesmo tempo: (i) detecção de atividade de voz, que instrui o modelo a funcionar apenas quando há uma linguagem humana específica e ser robusto ao lidar com ruído/música de fundo; (ii) tradução da fala para o inglês e (iii) reconhecimento de fala multilíngue com pontuação. Das várias pontuações inseridas na transcrição, Whisper não é capaz de gerar ponto e vírgula e dois pontos.

Quadro 3.2: História de vida do MuPe gerada pelo ASR Whisper

P – E sua mãe, ela fazia o quê?
 R – A minha mãe trabalhou mais de 30 anos numa tecelagem aqui em **São Paulo**, chamada **Guilherme Jorge**, que fica lá na **Vila Formosa**. Era auxiliar de tecelagem e a vida inteira

²⁹https://museudapessoa.org/historia-detalle/?id=7136&download_integra_text_pdf/



trabalhou nisso e cuidava da casa.

P – mas ela veio de onde, de onde ela nasceu.

R – A minha mãe nasceu na cidade de um sertão de **Pernambuco**, lá a cidade chama-se **Bodocó**, em **Pernambuco**.

P – E quando ela veio para **São Paulo**...

R – Ela veio para **São Paulo** no final dos anos 40, porque a situação em **Pernambuco** estava no campo, estava muito difícil, havia seca, então ela e as duas irmãs e o irmão vieram para **São Paulo**, início para trabalhar na casa de uma tia dela, no bairro da **Penha**, que tinha uma pensão. Aí depois cada um foi, como a maioria dos nordestinos, chega, fica na casa dos familiares, depois vai arrumando emprego, aí vai arrumando sua vida. Ou seja, minha mãe e meu pai também vieram para **São Paulo**, porque lá em **Minas** não havia trabalho. E ele, como tinha essa vontade de trabalhar, acredito eu, antes de completar 18 anos ele fugiu de casa, veio para **São Paulo**. Ele era o caçula do primeiro casamento da minha avó.

Quando a saída do ASR Whisper é comparada com a transcrição manual pontuada e capitalizada (mostrada no Quadro 3.3; entidades nomeadas em negrito), notamos que o Whisper gera orações mais curtas e, portanto, mais sentenças (11) do que a transcrição manual (6). No entanto, a capitalização utilizada é muito semelhante à manual (ver Tabela 3.3). Quanto à capitalização, ela é usada principalmente para entidades nomeadas relacionadas (EN) a cidades, estados e regiões.

Quadro 3.3: História de vida do MuPe gerada por transcrição manual

P – Tá, e sua mãe, ela fazia o que?

R – A minha mãe, ela trabalhou mais de 30 anos numa tecelagem aqui em **São Paulo**, chamada **Guilherme Jorge**, que fica lá na **Vila Formosa**, ela é auxiliar de tecelagem, a vida inteira trabalhou nisso e cuidava da casa.

P – Mas ela veio de onde? Onde ela nasceu?

R – A minha mãe nasceu na cidade de no **Sertão de Pernambuco**, chama lá, a cidade chama **Bodocó**, **Pernambuco**.

P – E quando que ela veio para **São Paulo**?

R – Ela veio para **São Paulo** no final dos anos 40, porque a situação em **Pernambuco** estava no campo, estava muito difícil, havia seca, então, ela e três, duas irmãs e um irmão vieram pra **São Paulo**, início para trabalhar na casa de uma tia dela, no bairro da **Penha**, que tinha uma pensão, aí, depois cada um foi como a maioria dos Nordestinos, chega, fica na casa dos familiares e depois vai arrumando emprego, aí vai arrumando sua vida, ou seja, minha mãe e meu pai também vieram pra **São Paulo**, porque lá em **Minas** não havia trabalho, e ele como tinha essa vontade de trabalhar acredito eu, ele antes de completar 18 anos, ele fugiu de casa, veio para **São Paulo** e ele era o caçula do primeiro casamento da minha vó.



Tabela 3.3: Comparação da pontuação e capitalização da saída do Whisper com uma transcrição manual de um trecho de uma história de vida do MuPe.

	Saída do Whisper	Transcrição Manual
Vírgula	24	31
Reticências	1	0
Ponto Final	9	3
Ponto de Interrogação	1	4
Capitalização no início de sentenças	10	7
Capitalização de EN de Lugares	14	14
Outras Capitalizações	0	1

3.6.2 Descrição do Corpus MuPe e seu *dataset* de teste

O Corpus CORAA MuPe está atualmente em fase de processamento. Ele é um conjunto de 300 horas de histórias de vida que foi cedido ao projeto TaRSila em um convênio de colaboração iniciado em dezembro de 2022 entre o MuPe, o ICMC-USP e a UFG. O objetivo inicial do convênio é o estudo e desenvolvimento de modelos de ASR, de métodos de segmentação automática de transcrição e modelagem de tópicos baseada nas transcrições de vídeos.

O MuPe é um museu virtual que visa contar e preservar as histórias de vida das pessoas e incentiva a participação de pessoas de diferentes idades, sexos, raças e profissões. Fundado em 1991, o MuPe contém atualmente um rico e extenso acervo digital de narrativas de fala espontânea em português, chamadas de histórias de vida que são contadas pelas próprias pessoas ou por terceiros.

As narrativas são gravadas de três formas: (i) na sede do Museu, em estúdio – gravadas em vídeo e coletadas por entrevistadores especializados na metodologia de história de vida, (ii) enviadas via internet pelo Programa Conte sua História ou (iii) via Museu que Anda, programa em que as narrativas de pessoas fora da sede são gravadas em cabines itinerantes. Cada entrevista constitui uma unidade do acervo que é formada pela gravação em áudio ou vídeo da entrevista, a transcrição e edição de cada narrativa, acompanhada de fotos e documentos enviados pelas pessoas que contam suas narrativas de vida.

Depois de gravadas, as histórias de vida coletadas pelo MuPe são transcritas e revisadas. As transcrições possuem anotações de risos, palmas, assobios, fala emocionada, pausas, entre outros, utilizando parênteses. Além disso, as expansões de acrônimos são anotadas usando colchetes. A transcrição é segmentada em enunciados, com pontuação, usando sete sinais de pontuação (ver Tabela 3.5). Os turnos são indicados pelos rótulos P/1 (e P/2) e R seguidos da transcrição do turno, onde P/i (i = 1 ou 2) indica o entrevistador (1 ou 2 entrevistadores) e R o entrevistado. No entanto, como as pausas preenchidas e disfluências de edição (por exemplo, revisões e repetições) comuns na fala espontânea não são anotadas, a transcrição do MuPe pode ser chamada de transcrição textual adaptada.

O *dataset* de teste é composto por 10 narrativas de vida retiradas do projeto Ponto de Cultura da plataforma MuPe. O Corpus MuPe contém 280 narrativas de vida, sendo a maioria delas com conteúdo transcrito completo; algumas poucas apresentam somente um resumo. A Tabela 3.4 mostra as estatísticas do *dataset* de teste, dividido em duas amostras: narrativas masculinas e femininas. O *dataset* de teste do MuPe é composto por 1.349 turnos e totaliza aproximadamente 17 horas. Ele está disponibilizado publicamente³⁰,

³⁰<https://github.com/nilc-nlp/asr-punctuation-evaluation>



com os links dos áudios e as transcrições manuais anonimizadas, cujos nomes completos dos entrevistados (ou dos familiares) masculinos foram trocados por “João” e os femininos por “Maria”, para não haver grande perda de material original e ainda atender ao requisito do convênio para disponibilização pública. O nome da família foi trocado por “nome da família”.

Tabela 3.4: Estatísticas do *dataset* de teste do MuPe. O tamanho médio do turno e o tamanho médio da sentença são calculados em palavras, sem contar a pontuação. Consideramos como sentença os segmentos terminados em ponto de interrogação, ponto de exclamação e ponto final. O número de *tokens* inclui pontuação.

	Amostra Masculina	Amostra Feminina	Total
Duração do Áudio	8:06:21 h	8:42:13	16:48:34 h
# Turnos	834	515	1.349
Tamanho Médio do Turno	85.26 $\pm$ 169.44	138.80 $\pm$ 325.46	105.11 $\pm$ 240.72
# Sentenças	4.100	4.640	8.740
Tamanho Médio da Sentença	17.16 $\pm$ 27.47	14.57 $\pm$ 14.64	15.79 $\pm$ 21.67
# <i>Tokens</i>	83.953	79.377	163.330

Tabela 3.5: Distribuição das classes de pontuação nas amostras do MuPe.

	Amostra Masculina (#)	Amostra Feminina (#)	Total # (%)
Reticências	257	110	367 (1,56%)
Ponto de Exclamação	45	172	217 (0,92%)
Ponto Final	3.247	4.002	7.249 (30,8%)
Ponto de Interrogação	808	466	1.274 (5,41%)
Vírgula	8.383	6.571	14.954 (63,5%)
Ponto e Vírgula	62	21	83 (0,35%)
Dois Pontos	293	358	651 (2,76%)
Total			23.521

3.6.3 Corpora usados nos trabalhos de Predição da Pontuação para ASRs

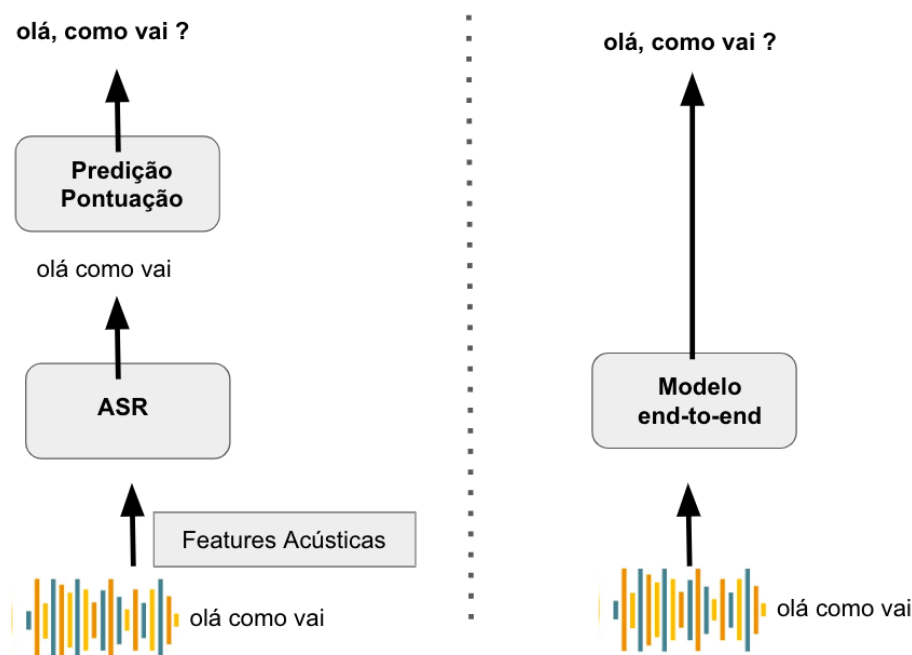
A abordagem dominante na literatura, conhecida como abordagem em cascata, é treinar um modelo de reconhecimento de fala (ou usar um pronto) e um modelo de predição de pontuação separadamente, e, em seguida, colocá-los em cascata, ou seja, inserir marcas de pontuação na transcrição gerada pelo ASR como uma etapa de pós-processamento. Para cada *token* na saída do ASR, as *features* acústicas do áudio são obtidas e são usadas como entrada para o módulo de predição de pontuação (Figura 3.6, esquerda).

Em relação aos recursos, os três tipos de recursos usados para predição e restauração de sinais de pontuação são lexicais, prosódicos e a combinação de recursos prosódicos e lexicais.

Abordagens lexicais recentes na literatura para restauração de pontuação usam redes neurais profundas. As abordagens variam desde o uso de word embeddings pré-treinados, mecanismo de atenção, abordagens baseadas em Transformers treinadas em grandes *corpora* de texto, seja usando apenas o modelo BERT pré-treinado (Devlin et al., 2019) ou realizando uma comparação de modelos diferentes baseados em Transformers. Quanto às *features*



Figura 3.6: Abordagem de um sistema em cascata (esquerda) e abordagem de sistemas *end-to-end* (direita).



Fonte: Adaptado de (Nozaki et al., 2022, fig. 1, p. 1812)

prosódicas elas são baseadas nas durações das pausas, início e duração das palavras que são seguidas por uma pontuação, F0 (pitch) e duração de fonemas, além de *features* mais complexas baseadas no modelo wav2vec³¹.

Os métodos usam as métricas precisão (P), revocação (R) e F1-score (F1) para avaliar o desempenho dos quatro rótulos (Vírgula, Ponto Final, Ponto de Interrogação e O – sem sinal de pontuação), propostos no IWSLT 2011 (*International Workshop on Spoken Language Translation* 2011).

No artigo de Gris et al. (2023), foram revisados cinco trabalhos da literatura para uma comparação com o uso do Whisper no *dataset* de teste do MuPe³². A Tabela 3.6 mostra um resumo dos trabalhos avaliados, com indicação do *corpus* usado na avaliação e seu tamanho em número de enunciados/duração em horas; os conjuntos de teste do IWSLT 2011 são apresentados em número de palavras para transcrições manuais (Referência) e transcrições automáticas (realizadas por um ASR), nesta ordem (Che et al., 2016).

Tabela 3.6: Resumo dos trabalhos apresentados por Gris et al. (2023).

Trabalhos	Língua(s)	Test Set	Duração/Tam.
Alam et al. (2020)	inglês, bengali	IWSLT 2011 Corpus	12.626/12.822 pal.
Yi; Tao (2019)	inglês	IWSLT 2011 Corpus	12.626/12.822 pal.
Zelasko et al. (2018)	inglês	Fisher Corpus	1.100 enunciados
Sunkara et al. (2020)	inglês	Fisher Corpus	42 h
Nozaki et al. (2022)	inglês, japonês	MuST-C Corpus	2.641 enunciados

³¹<https://github.com/pytorch/fairseq/blob/master/examples/wav2vec>

³²<https://github.com/nile-nlp/asr-punctuation-evaluation>



Trabalhos	Língua(s)	Test Set	Duração/Tam.
Gris et al. (2023)	português	Corpus CORAA MuPe	16:48:34 h

Alam et al. (2020) avaliaram vários modelos de língua para o inglês (BERT, RoBERTa, ALBERT, DistilBERT) e modelos multilíngues para o bengali (mBERT, XLM-RoBERTa) disponíveis no repositório Hugging Face³³. Avaliaram o desempenho dos quatro rótulos: Vírgula, Ponto, Pergunta e O (sem sinal de pontuação seguido), nos dois conjuntos de teste do IWSLT 2011.

Yi; Tao (2019) propuseram um modelo baseado em auto-atenção usando embeddings de palavra e de fala, respectivamente Glove (Pennington et al., 2014) e Speech2Vec (Chung; Glass, 2018), resolvendo o problema de dependência dos dados de fala alinhados com sua transcrição, pois para muitas línguas há carência destes recursos. Como Alam et al. (2020), os autores também avaliaram seu modelo no conjunto de dados do IWSLT 2011, mas os resultados de Alam et al. (2020) ainda são melhores do que os de Yi; Tao (2019) (exceto para ponto de interrogação), provavelmente devido ao fato de Alam et al. (2020) usar uma técnica de aumento de dados, que melhora o desempenho em dados com ruídos, e um modelo baseado em Transformers.

Zelasko et al. (2018) e Sunkara et al. (2020) avaliaram a previsão de pontuação na fala espontânea. Zelasko et al. (2018) reforçam que o problema da tarefa de previsão de pontuação para fala espontânea é a falta de conjuntos de dados de referência. Eles avaliaram dois modelos de redes neurais profundas: um baseado em *Convolutional Neural Nets* (CNN) e outro baseado em redes *Long Short-Term Memory* Bidirecionais (Bi-LSTM). Os modelos são treinados no Fisher Corpus (Cieri et al., 2004), que inclui anotação de pontuação e capitalização. O conjunto de dados de treinamento consiste em 348 horas de conversação e os conjuntos de desenvolvimento e teste cada um contém cerca de 42 horas.

Sunkara et al. (2020) propõem uma nova estrutura de fusão multimodal de embeddings lexicais e acústicos para previsão de pontuação em fala espontânea chamada arquitetura de aprendizagem semissupervisionada multimodal (MuSe). Embora os resultados de Sunkara et al. (2020) não sejam diretamente comparáveis com os de Zelasko et al. (2018) no Fisher Corpus, pois as divisões dos conjuntos de dados são diferentes, Sunkara et al. (2020) obtiveram melhor desempenho em todas as classes de pontuação.

Nozaki et al. (2022) propuseram um modelo *end-to-end* para reconhecimento de fala com pontuação (Figura 3.6, direita). Eles usaram dois conjuntos de dados de idiomas diferentes: o MuST-C, um *corpus* multilíngue³⁴ (Di Gangi et al., 2019) que foi usado como o conjunto de dados em inglês e o JCALL, um conjunto de dados fechado que consiste de gravações de áudio de conversas, foi usado como o conjunto de dados em japonês.

A OpenAI lançou, em setembro de 2022, o Whisper ASR. Embora também seja um modelo de ASR *end-to-end* semelhante à abordagem de Nozaki et al. (2022), ele tem duas diferenças importantes: é de código aberto e foi treinado em um *dataset* grande e multilíngue. Whisper é um ASR capaz de incluir pontuação e capitalização nas transcrições (Radford et al., 2022), embora seja somente capaz de gerar 5 tipos de pontuações: reticências, ponto final, vírgulas, ponto de interrogação e ponto de exclamação. O conjunto de dados de teste do MuPe possui duas pontuações a mais (ponto e vírgula e dois pontos).

³³<https://huggingface.co/docs/transformers/index>

³⁴MuST-C inclui gravações de áudio de TED Talks em inglês alinhadas no nível da frase com suas transcrições e traduções manuais.



3.7 Considerações finais

Apresentamos neste capítulo os recursos de processamento de fala que foram criados nos três anos iniciais do projeto TaRSila. Dois grandes *corpora* estão ainda em fase de processamento para serem lançados em 2024: (i) o Corpus CORAA NURC-SP e o Corpus CORAA MuPe. Além dos estudos previstos no convênio com o MuPe, uma tarefa futura será a compilação de um *dataset* para modelagem e teste de sistemas TTS, nos moldes do LibriTTS, citado na Seção 3.2, já que as histórias de vida cedidas foram gravadas em estúdio. A diferença entre o LibriTTS e o *corpus* a ser criado a partir do Corpus MuPe está no gênero dos textos: as histórias de vida do MuPe são exemplos da fala espontânea, guiada por entrevista, e o LibriTTS contém fala lida.

Agradecimentos

Em primeiro lugar agradecemos aos bolsistas do projeto TaRSila que foram incansáveis nas revisões das transcrições automáticas, no treinamento e teste dos modelos para vários sistemas de processamento de fala. Este trabalho faz parte de um Acordo de Transferência de Tecnologia entre Museu da Pessoa (MuPe), Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação da Universidade de São Paulo (ICMC/USP) e Universidade Federal de Goiás. Este trabalho foi realizado no Centro de Inteligência Artificial (C4AI-USP), com apoio da Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (bolsa FAPESP nº 2019/07665-4) e da IBM Corporation. Agradecemos também o apoio do Centro de Excelência em Inteligência Artificial (CEIA) financiado pela Fundação do Estado de Goiás (bolsa FAPEG nº 201910267000527), à Fundação de Apoio à Universidade de São Paulo (FUSP) e ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (bolsa PQ CNPq, processo 304961/2021-3). Este projeto também foi apoiado pelo Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação, com recursos da Lei nº 8.248, de 23 de outubro de 1991, no âmbito do PPI-SOFTEX, coordenado pela Softex e publicado Residência no TIC 13, DOU 01245.010222/2022-44.

Referências

AKÇAY, M. B.; OĞUZ, K. Speech emotion recognition: Emotional models, databases, features, preprocessing methods, supporting modalities, and classifiers. **Speech Communication**, v. 116, p. 56–76, 2020.

ALAM, T.; KHAN, A.; ALAM, F. **Punctuation Restoration using Transformer Models for High-and Low-Resource Languages**. Proceedings of the Sixth Workshop on Noisy User-generated Text (W-NUT 2020). **Anais...Online: Association for Computational Linguistics**, nov. 2020. Disponível em: <<https://aclanthology.org/2020.wnut-1.18>>

ALENCAR, V.; ALCAIM, A. **LSF and LPC-derived features for large vocabulary distributed continuous speech recognition in Brazilian Portuguese**. 2008 42nd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. **Anais...IEEE**, 2008.

ANANTHAKRISHNAN, S.; NARAYANAN, S. S. Automatic Prosodic Event Detection Using Acoustic, Lexical, and Syntactic Evidence. **IEEE Transactions on Audio**,



Speech, and Language Processing, v. 16, n. 1, p. 216–228, 2008.

ARDILA, R. et al. Common voice: A massively-multilingual speech corpus. **arXiv preprint arXiv:1912.06670**, 2019.

BÄCKSTRÖM, T. et al. **Introduction to Speech Processing**. 2. ed. [s.l: s.n.].

BAEVSKI, A. et al. **wav2vec 2.0: A Framework for Self-Supervised Learning of Speech Representations.**, 2020. Disponível em: <<https://arxiv.org/abs/2006.11477>>

BATISTA, C.; DIAS, A. L.; NETO, N. Free resources for forced phonetic alignment in Brazilian Portuguese based on Kaldi toolkit. **EURASIP Journal on Advances in Signal Processing**, v. 2022, n. 1, p. 11, 19 fev. 2022.

BECKMAN, M. E.; HIRSCHBERG, J.; SHATTUCK-HUFNAGEL, S. The original ToBI system and the evolution of the ToBI framework. Em: JUN, S.-A. (Ed.). **Prosodic typology: the phonology of intonation and phrasing**. Oxford: Oxford University Press, 2005. p. 9–54.

BIRON, T. et al. Automatic detection of prosodic boundaries in spontaneous speech. **PLoS ONE**, v. 16, n. 5, p. 1–21, maio 2021.

BOERSMA, P.; WEENINK, D. **Praat: doing phonetics by computer [Computer program]. Version 6.3.10.**, 2023. Disponível em: <<http://www.praat.org/>>

BRAUDE, D. A.; SHIMODAIRA, H.; YOUSSEF, A. B. **Template-warping based speech driven head motion synthesis**. Interspeech. **Anais...**2013.

CANDIDO JUNIOR, A. et al. CORAA ASR: a large corpus of spontaneous and prepared speech manually validated for speech recognition in Brazilian Portuguese. **Language Resources & Evaluation**, 2022.

CASANOVA, E. **Síntese de voz aplicada ao português brasileiro usando aprendizado profundo**. {B.S.} thesis—[s.l.] Universidade Tecnológica Federal do Paraná, 2019.

CASANOVA, E. et al. TTS-Portuguese Corpus: a corpus for speech synthesis in Brazilian Portuguese. **Language Resources and Evaluation**, v. 56, n. 3, p. 1043–1055, 2022.

CASANOVA, E.; SHULBY, C. D.; ALUÍSIO, S. M. Deep learning approaches for speech synthesis and speaker verification. **Acoustic communication: an interdisciplinary approach**, 2021.

CASTILHO, A. T. DE. O português culto falado no Brasil: história do Projeto NURC. Em: PRETI, D.; URBANO, H. (Eds.). **A linguagem falada culta na cidade de São Paulo**. São Paulo, SP: TAQ/Fapesp, 1990. v. 4 – Estudosp. 141–292.

CASTILHO, A. T. DE. Gramática do Português Brasileiro: fundamentos, perspectivas.



Cadernos de Linguística, v. 2, n. 1, p. e252, abr. 2021.

CHARPENTIER, F.; STELLA, M. **Diphone synthesis using an overlap-add technique for speech waveforms concatenation**. ICASSP'86. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. **Anais...IEEE**, 1986.

CHE, X. et al. **Punctuation Prediction for Unsegmented Transcript Based on Word Vector**. Proceedings of the Tenth International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'16). **Anais...Portorož, Slovenia: European Language Resources Association (ELRA)**, 2016. Disponível em: <<https://aclanthology.org/L16-1103>>

CHEN, K.; HASEGAWA-JOHNSON, M. A. **How prosody improves word recognition**. Speech Prosody 2004. **Anais...2004**.

CHEN, L.-W.; RUDNICKY, A. **Exploring Wav2vec 2.0 Fine Tuning for Improved Speech Emotion Recognition**. ICASSP 2023-2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). **Anais...IEEE**, 2023.

CHUNG, Y.-A.; GLASS, J. **Speech2Vec: A Sequence-to-Sequence Framework for Learning Word Embeddings from Speech**. Proc. Interspeech 2018. **Anais...2018**.

CIERI, C.; MILLER, D.; WALKER, K. **The Fisher Corpus: a Resource for the Next Generations of Speech-to-Text**. Proceedings of the Fourth International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'04). **Anais...Lisbon, Portugal: European Language Resources Association (ELRA)**, 2004. Disponível em: <<http://www.lrec-conf.org/proceedings/lrec2004/pdf/767.pdf>>

CLIFTON, A. et al. **100,000 podcasts: A spoken English document corpus**. Proceedings of the 28th International Conference on Computational Linguistics. **Anais...2020**.

DEMPSEY, P. The teardown: Google Home personal assistant. **Engineering & Technology**, v. 12, n. 3, p. 80–81, 2017.

DEVLIN, J. et al. **BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding**. (J. Burstein, C. Doran, T. Solorio, Eds.) Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, NAACL-HLT 2019. **Anais...Minneapolis, MN, USA: Association for Computational Linguistics**, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.18653/v1/n19-1423>>

DI GANGI, M. A. et al. **MuST-C: a Multilingual Speech Translation Corpus**. Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1 (Long and Short Papers). **Anais...Minneapolis, Minnesota: Association for Computational Linguistics**, jun. 2019. Disponível em: <<https://aclanthology.org/N19-1202>>

DU BOIS, J. W. et al. **Santa Barbara corpus of spoken American English. Parts 1–4**. Philadelphia: Linguistic Data Consortium, 2000–2005.



DU BOIS, J. W. et al. **Discourse transcription**. Santa Barbara: Department of Linguistics, University of California, 1992. v. 4

EKMAN, P. An argument for basic emotions. **Cognition and Emotion**, v. 6, n. 3-4, p. 169–200, 1992.

EL AYADI, M.; KAMEL, M. S.; KARRAY, F. Survey on speech emotion recognition: Features, classification schemes, and databases. **Pattern recognition**, v. 44, n. 3, p. 572–587, 2011.

GAUY, M. M.; FINGER, M. **Pretrained audio neural networks for Speech emotion recognition in Portuguese**. Proceedings of the Workshop on Automatic Speech Recognition for Spontaneous and Prepared Speech & Speech Emotion Recognition in Portuguese co-located with 15th edition of the International Conference on the Computational Processing of Portuguese (PROPOR 2022). **Anais...**2022.

GONÇALVES, S. C. L. Projeto ALIP (Amostra Linguística do Interior Paulista) e banco de dados Iboruna: 10 anos de contribuição com a descrição do português brasileiro. **Estudos Linguísticos (São Paulo. 1978)**, v. 48, n. 1, p. 276–297, 2019.

GOODFELLOW, I.; BENGIO, Y.; COURVILLE, A. **Deep Learning**. [s.l.] MIT Press, 2016. v. 1

GRIS, L. R. S. et al. **Bringing NURC/SP to digital life: the role of open-source automatic speech recognition models**. Anais do XIX Encontro Nacional de Inteligência Artificial e Computacional. **Anais...**Porto Alegre, RS, Brasil: SBC, 2022. Disponível em: <<https://sol.sbc.org.br/index.php/eniac/article/view/22793>>

GRIS, L. R. S. et al. **Evaluating OpenAI's Whisper ASR for Punctuation Prediction and Topic Modeling of life histories of the Museum of the Person.**, 2023. Disponível em: <<https://arxiv.org/abs/2305.14580>>

GRUBER, T. R. **Siri, A Virtual Personal Assistant-Bringing Intelligence to the Interface**. Semantic Technologies Conference. **Anais...**2009.

HSU, W.-N. et al. Hubert: Self-supervised speech representation learning by masked prediction of hidden units. **IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing**, v. 29, p. 3451–3460, 2021.

HUANG, J.-T.; HASEGAWA-JOHNSON, M.; SHIH, C. **Unsupervised prosodic break detection in Mandarin speech**. Proc. Speech Prosody 2008. **Anais...**2008.

ITO, K. **The LJ speech dataset**. <https://keithito.com/LJ-Speech-Dataset/>, 2017.

JEON, J. H.; LIU, Y. **Semi-supervised Learning for Automatic Prosodic Event Detection Using Co-training Algorithm**. Proceedings of the Joint Conference of the 47th Annual Meeting of the ACL and the 4th International Joint Conference on Natural Language Processing of the AFNLP. **Anais...**Suntec, Singapore: Association for



Computational Linguistics, ago. 2009. Disponível em: <<https://aclanthology.org/P09-1061>>

KIM, J. et al. Glow-TTS: A Generative Flow for Text-to-Speech via Monotonic Alignment Search. **arXiv preprint arXiv:2005.11129**, 2020.

KIM, J.; KONG, J.; SON, J. **Conditional variational autoencoder with adversarial learning for end-to-end text-to-speech**. International Conference on Machine Learning. **Anais...PMLR**, 2021.

KLATT, D. H. Software for a cascade/parallel formant synthesizer. **the Journal of the Acoustical Society of America**, v. 67, n. 3, p. 971–995, 1980.

KOIZUMI, Y. et al. Miipher: A Robust Speech Restoration Model Integrating Self-Supervised Speech and Text Representations. **arXiv preprint arXiv:2303.01664**, b2023.

KOIZUMI, Y. et al. LibriTTS-R: A Restored Multi-Speaker Text-to-Speech Corpus. **arXiv preprint arXiv:2305.18802**, a2023.

KRUSE, J. S.; BARBOSA, P. A. Alinha-PB: a phonetic aligner for Brazilian Portuguese. **Journal of Communication and Information Systems**, v. 36, n. 1, p. 192–199, dez. 2021.

KYLE, K. K. J. F. S.; JOSE, K. A. C. Y. B.; SOTELO, S. M. **Char2wav: End-to-end speech synthesis**. International Conference on Learning Representations, workshop. **Anais...2017**.

LIN, C.-H. et al. **Rich prosodic information exploration on spontaneous Mandarin speech**. 2016 10th International Symposium on Chinese Spoken Language Processing (ISCSLP). **Anais...Tianjin**: 2016.

LIN, C.-H. et al. Hierarchical prosody modeling for Mandarin spontaneous speech. **The Journal of the Acoustical Society of America**, v. 145, n. 4, p. 2576–2596, 2019.

LOPE, J.; GRAÑA, M. An ongoing review of speech emotion recognition. **Neurocomputing**, 2023.

LUDUSAN, B.; SYNNAEVE, G.; DUPOUX, E. **Prosodic boundary information helps unsupervised word segmentation**. Proceedings of the 2015 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. **Anais...2015**.

MARCACINI, R. M.; CANDIDO JUNIOR, A.; CASANOVA, E. **Overview of the Automatic Speech Recognition for Spontaneous and Prepared Speech & Speech Emotion Recognition in Portuguese (SE&R) Shared-tasks at PROPOR 2022**. Proceedings of the Workshop on Automatic Speech Recognition for Spontaneous and Prepared Speech & Speech Emotion Recognition in Portuguese co-located with 15th edition



of the International Conference on the Computational Processing of Portuguese (PROPOR 2022). **Anais...2022**.

MAZUMDER, M. et al. **Multilingual spoken words corpus**. Thirty-fifth Conference on Neural Information Processing Systems Datasets and Benchmarks Track (Round 2). **Anais...2021**.

MELLO, H.; RASO, T.; ALMEIDA FERRARI, L. DE. **C-ORAL–Brasil II: Corpus de referência do português brasileiro falado informal**, no prelo no prelo.

MENDES, R. B.; OUSHIRO, L. **Mapping Paulistano Portuguese: the SP2010 Project**. Proceedings of the VIIth GSCP International Conference: Speech and Corpora. **Anais...Firenze, Italy: Firenze University Press, 2012**.

NOZAKI, J. et al. **End-to-end Speech-to-Punctuated-Text Recognition**. Proc. Interspeech 2022. **Anais...2022**.

OLIVEIRA, F. S. et al. **CML-TTS: A Multilingual Dataset for Speech Synthesis in Low-Resource Languages**. International Conference on Text, Speech, and Dialogue. **Anais...Springer, 2023**.

OLIVIERA JR., M. NURC Digital: um protocolo para a digitalização, anotação, arquivamento e disseminação do material do Projeto da Norma Urbana Linguística Culta (NURC). **CHIMERA: Revista de Corpus de Linguas Romances y Estudios Lingüísticos**, v. 3, n. 2, p. 149–174, set. 2016.

OSTENDORF, M.; PRICE, P.; SHATTUCK-HUFNAGEL, S. **The Boston University Radio news corpus**, 1995. Disponível em: <<https://doi.org/10.35111/Z7XK-Z229>>

ÖZSEVEN, T. Investigation of the effect of spectrogram images and different texture analysis methods on speech emotion recognition. **Applied Acoustics**, v. 142, p. 70–77, 2018.

PĂIȘ, V.; TUFÎȘ, D. Capitalization and punctuation restoration: a survey. **Artificial Intelligence Review**, v. 55, p. 1681–1722, 2022.

PENNINGTON, J.; SOCHER, R.; MANNING, C. **GloVe: Global Vectors for Word Representation**. Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP). **Anais...Doha, Qatar: Association for Computational Linguistics, out. 2014**. Disponível em: <<https://aclanthology.org/D14-1162>>

PING, W. et al. Deep voice 3: 2000-speaker neural text-to-speech. **arXiv preprint arXiv:1710.07654**, 2017.

POSNER, J.; RUSSELL, J. A.; PETERSON, B. S. The circumplex model of affect: An integrative approach to affective neuroscience, cognitive development, and psychopathology. **Development and psychopathology**, v. 17, n. 3, p. 715–734, 2005.



PRATAP, V. et al. MLS: A Large-Scale Multilingual Dataset for Speech Research. **Proc. Interspeech 2020**, p. 2757–2761, 2020.

PURINGTON, A. et al. ” **Alexa is my new BFF**” **Social Roles, User Satisfaction, and Personification of the Amazon Echo**. Proceedings of the 2017 CHI Conference Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems. **Anais...**2017.

QUINTANILHA, I. M.; NETTO, S. L.; BISCAINHO, L. W. P. An open-source end-to-end ASR system for Brazilian Portuguese using DNNs built from newly assembled corpora. **Journal of Communication and Information Systems**, v. 35, n. 1, p. 230–242, 2020.

RADFORD, A. et al. Robust speech recognition via large-scale weak supervision. **arXiv preprint arXiv:2212.04356**, 2022.

RAO, K. S.; KOOLAGUDI, S. G.; VEMPADA, R. R. Emotion recognition from speech using global and local prosodic features. **International journal of speech technology**, v. 16, p. 143–160, 2013.

RASO, T.; MELLO, H. **C-ORAL–BRASIL I: corpus de referência do português brasileiro falado informal**. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2012a.

RASO, T.; MELLO, H. C-ORAL–BRASIL I: corpus de referência do português brasileiro falado informal. A general presentation. **Speech and Corpora**, p. 16, b2012.

RASO, T.; TEIXEIRA, B.; BARBOSA, P. Modelling automatic detection of prosodic boundaries for Brazilian Portuguese spontaneous speech. **Journal of Speech Sciences**, v. 9, p. 105–128, set. 2020.

SALESKY, E. et al. The multilingual tedx corpus for speech recognition and translation. **arXiv preprint arXiv:2102.01757**, 2021.

SANTOS, V. G. et al. **CORAA NURC-SP Minimal Corpus: a manually annotated corpus of Brazilian Portuguese spontaneous speech**. Proc. IberSPEECH 2022. **Anais...**2022.

SEARA, I. **Estudo Estatístico dos Fonemas do Português Brasileiro Falado na Capital de Santa Catarina para Elaboração de Frases Foneticamente Balanceadas**. tese de doutorado—[s.l.] Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Santa Catarina ..., 1994.

SERRA, C. R. **Realização e percepção de fronteiras prosódicas no português do Brasil: fala espontânea e leitura**. tese de doutorado—Rio de Janeiro: Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2009.

SHEN, J. et al. **Natural tts synthesis by conditioning wavenet on mel spectrogram predictions**. 2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). **Anais...IEEE**, 2018.



- SIDDHI, D.; VERGHESE, J. M.; BHAVIK, D. Survey on various methods of text to speech synthesis. **International Journal of Computer Applications**, v. 165, n. 6, 2017.
- SINGH, Y. B.; GOEL, S. A systematic literature review of speech emotion recognition approaches. **Neurocomputing**, 2022.
- SUNKARA, M. et al. **Multimodal Semi-Supervised Learning Framework for Punctuation Prediction in Conversational Speech**. Proc. Interspeech 2020. **Anais...2020**.
- TACHIBANA, H.; UENOYAMA, K.; AIHARA, S. Efficiently Trainable Text-to-Speech System Based on Deep Convolutional Networks with Guided Attention. **arXiv preprint arXiv:1710.08969**, 2017.
- TAN, X. et al. A survey on neural speech synthesis. **arXiv preprint arXiv:2106.15561**, 2021.
- TANAKA, E. et al. Cem Mil Podcasts: A Spoken Portuguese Document Corpus. **arXiv preprint arXiv:2209.11871**, 2022.
- TEIXEIRA, B. H. F. **Detecção automática de fronteiras prosódicas na fala espontânea**. tese de doutorado—Belo Horizonte: Universidade Federal de Minas Gerais, 2022.
- TEIXEIRA, B. H. F.; MITTMAN, M. M. Acoustic Models for the Automatic Identification of Prosodic Boundaries in Spontaneous Speech. **Revista de Estudos da Linguagem**, v. 26, n. 4, p. 1455–1488, 2018.
- TEIXEIRA, B.; BARBOSA, P.; RASO, T. **Automatic Detection of Prosodic Boundaries in Brazilian Portuguese Spontaneous Speech**. (A. Villavicencio et al., Eds.) Computational Processing of the Portuguese Language. **Anais...Cham**: Springer International Publishing, 2018.
- TEIXEIRA, J. P. et al. **Phonetic Events from the Labeling the European Portuguese DataBase for Speech Synthesis, FEUP/IPBDB**. Seventh European Conference on Speech Communication and Technology. **Anais...2001**.
- TEIXEIRA, J. P.; FREITAS, D.; FUJISAKI, H. **Prediction of Fujisaki model's phrase commands**. Eighth European Conference on Speech Communication and Technology. **Anais...2003**.
- TOKUDA, K. et al. **Speech parameter generation algorithms for HMM-based speech synthesis**. 2000 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Proceedings (Cat. No. 00CH37100). **Anais...IEEE**, 2000.
- VALLE, R. et al. Flowtron: an Autoregressive Flow-based Generative Network for Text-to-Speech Synthesis. **arXiv preprint arXiv:2005.05957**, 2020.
- VEAUX, C. et al. CSTR VCTK corpus: English multi-speaker corpus for CSTR voice



cloning toolkit. **University of Edinburgh. The Centre for Speech Technology Research (CSTR)**, 2017.

WAGNER, J. et al. Dawn of the transformer era in speech emotion recognition: closing the valence gap. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, 2023.

WANG, C. et al. Covost: A diverse multilingual speech-to-text translation corpus. **arXiv preprint arXiv:2002.01320**, a2020.

WANG, C. et al. Voxpopuli: A large-scale multilingual speech corpus for representation learning, semi-supervised learning and interpretation. **arXiv preprint arXiv:2101.00390**, 2021.

WANG, C. et al. Neural Codec Language Models are Zero-Shot Text to Speech Synthesizers. **arXiv preprint arXiv:2301.02111**, 2023.

WANG, C.; WU, A.; PINO, J. Covost 2 and massively multilingual speech-to-text translation. **arXiv preprint arXiv:2007.10310**, b2020.

WANG, W. Y.; GEORGILA, K. **Automatic detection of unnatural word-level segments in unit-selection speech synthesis**. 2011 IEEE Workshop on Automatic Speech Recognition & Understanding. **Anais...IEEE**, 2011.

WANG, Y. et al. Tacotron: A fully end-to-end text-to-speech synthesis model. **arXiv preprint arXiv:1703.10135**, 2017.

WANI, T. M. et al. A comprehensive review of speech emotion recognition systems. **IEEE Access**, v. 9, p. 47795–47814, 2021.

WIGHTMAN, C. W.; OSTENDORF, M. Automatic recognition of prosodic phrases. [Proceedings] **ICASSP 91: 1991 International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing**, v. 1, p. 321–324, 1991.

YANG, J.-H. et al. **Enriching Mandarin speech recognition by incorporating a hierarchical prosody model**. 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). **Anais...2011**. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/ICASSP.2011.5947492>>

YI, J.; TAO, J. Self-attention Based Model for Punctuation Prediction Using Word and Speech Embeddings. **ICASSP 2019 - 2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)**, p. 7270–7274, 2019.

ZE, H.; SENIOR, A.; SCHUSTER, M. **Statistical parametric speech synthesis using deep neural networks**. 2013 IEEE international conference on acoustics, speech and signal processing. **Anais...IEEE**, 2013.

ZELASKO, P. et al. **Punctuation Prediction Model for Conversational Speech**. (B.



Yegnanarayana, Ed.)Interspeech 2018, 19th Annual Conference of the International Speech Communication Association, Hyderabad, India, 2-6 September 2018. **Anais...ISCA**, 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.21437/Interspeech.2018-1096>>

ZEN, H. et al. LibriTTS: A Corpus Derived from LibriSpeech for Text-to-Speech. **Proc. Interspeech 2019**, p. 1526–1530, 2019.

