

### Listener:

# Um Reconhecedor de Pronúncia para Falantes do Português Brasileiro Aprendizes de Inglês

Prévia de Qualificação (Introdução e Revisão Bibliográfica) apresentada em 3 de outubro de 2013, como trabalho da disciplina Metodologia em IA 2º/2013, no Programa de Pós-Graduação em Ciências de Computação e Matemática Computacional do ICMC/USP.

Gustavo Augusto de Mendonça Almeida (USP)

gustavoauma@gmail.com

Orientadora: Profa. Dra. Sandra Maria Aluisio (USP)

sandra@icmc.usp.br

Co-orientador: Prof. Dr. Aldebaro Klautau Jr. (UFPA)

aldebaro.klautau@gmail.com

#### 0. Overview



### Seção 1: Introdução

Motivação, Objetivo, Gap e Hipótese de Pesquisa, Medidas de Avaliação

Seção 2: Fundamentação Teórica

2.1: Aquisição de Segunda Língua (ASL)

2.2: Reconhecimento de Pronúncia

Seção 3: Trabalhos Relacionados

3.1: Adaptações no Modelo Acústico (MA)

3.2: Adaptações no Modelo de Pronúncia (MP)

3.3: Adaptações no Modelo de Língua (ML)

Seção 4: Considerações Finais

Seção 5: Referências Bibliográficas

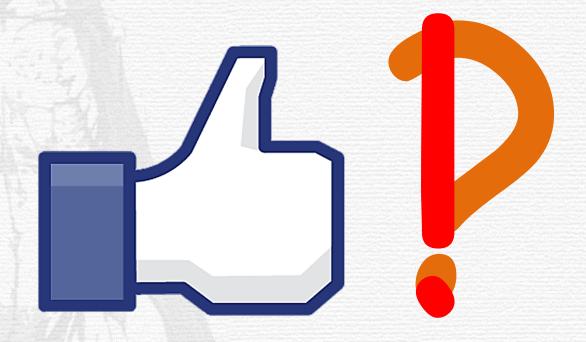


Seção 1: Introdução





QUAL O NÍVEL DE CONHECIMENTO DE INGLÊS DOS BRASILEIROS?







Em uma pesquisa realizada pela *Global English* (2013), envolvendo 137.000 informantes sobre o conhecimento de inglês em empresas, o Brasil ocupou a 71º posição em um ranking de 77 países.



**Figura 1.** Ranking parcial da *Global English* (2013).





O desempenho dos brasileiros correspondeu ao nível *beginner*, que constitui a pior das faixas consideradas pela pesquisa.

Essa faixa delimita indivíduos com conhecimento de inglês iniciante, com capacidades comunicativas bastante limitadas.



#### **BEGINNER**

Can read and communicate using only simple questions and statements, but can't communicate and understand basic business information during phone calls.

#### BASIC

3.27

Can understand business presentations and communication descriptions of problems and solutions, but can only take a minimal role in business discussions and the execution of complex tasks.

#### INTERMEDIATE

Can take an active role in business discussions and perform relatively complex tasks.

#### **ADVANCED**

Can communicate and collaborate much like a native English speaker.



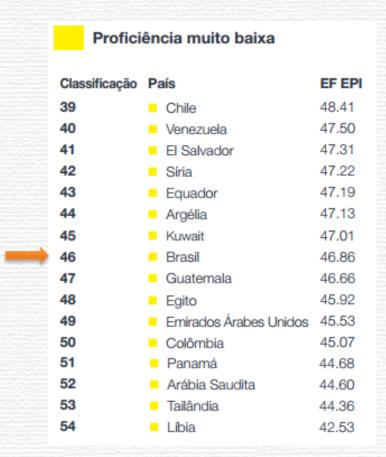
**Figura 2.** Faixas de desempenho consideradas pela *Global English* (2013).

(GLOBAL ENGLISH, 2013)





No Índice de Proficiência em Inglês, estabelecido pela agência Education First (EF), o Brasil, em 2012, foi classificado na 46ª posição de 54 países, sendo agrupado na faixa de países com proficiência muito baixa em inglês.



**Figura 3.** Ranking de países com proficiência muito baixa.

(EDUCATION FIRST, 2012)





### ÍNDICE DE PROFICIÊNCIA EM INGLÊS – EDUCATION FIRST (2012)

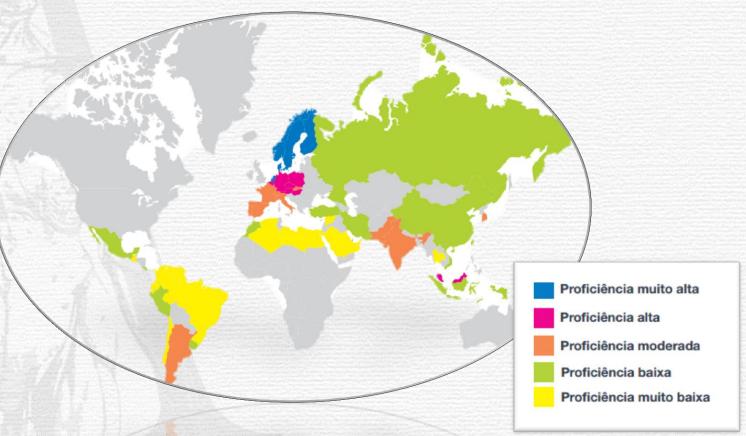


Figura 4. Mapa de Proficiência em Inglês.

(EDUCATION FIRST, 2012)



Este projeto busca trazer contribuições para a melhoria desses índices. O objetivo é desenvolver um reconhecedor de pronúncia para falantes do português brasileiro (PB) aprendizes de inglês, chamado *Listener*, que seja capaz de fornecer ao usuário *feedback*, em tempo real, sobre a qualidade de sua pronúncia.

Recursos semelhantes já foram desenvolvidos para outras línguas, como o japonês (TSUBOTA et al., 2004), o espanhol (REIS & HAZAN, 2011), o holandês (STRIK et al., 2008; NERI et al., 2003) e o francês (GENEVALOGIC, 2006).

No entanto, para o PB, há ainda uma lacuna a ser explorada.



A hipótese de pesquisa é que é possível construir um reconhecedor de fala eficiente para analisar a pronúncia de inglês de falantes nativos do PB, através de:

- (i) uma classificação de erros de pronúncia que leve em conta a transferência de padrões de L1 para L2;
- (ii) um modelo acústico que agregue dados de fala do inglês tanto de nativos, quanto de aprendizes;
- (iii) um dicionário de pronúncia que contenha a transcrição das pronúncias desviantes do aprendiz;
- (iv) um modelo de língua que condiga com a sintaxe do aprendiz.

A eficiência do *Listener* será verificada a partir de medidas tradicionais para avaliação intrínseca de reconhecedores de fala: *Word Error Rate* (WER), *Character Error Rate* (CER) e Matrizes de Confusão para Fones e Palavras.

10/38



A eficiência do reconhecedor de pronúncia será mensurada de modo intrínseco/in vitro, através das medidas:

Word Error Rate (WER)

$$WER = \frac{S + D + I}{N}$$

• Character Error Rate (WER)

$$CER = \frac{C}{N}$$

Matrizes de confusão de fones e palavras

	φ <sub>1</sub>	φ <sub>2</sub>	ф <sub>3</sub>	 $\Phi_{n}$
φ <sub>1</sub>	#rec( $\phi_1$ , $\phi_1$ )	#rec( $\phi_1$ , $\phi_2$ )	#rec(φ <sub>1</sub> , φ <sub>3</sub> )	#rec(φ <sub>1</sub> , φ <sub>n</sub> )
$\varphi_2$	#rec( $\phi_2$ , $\phi_1$ )	$\#rec(\varphi_2, \varphi_2)$	#rec( $\phi_2$ , $\phi_3$ )	#rec(φ <sub>2</sub> , φ <sub>n</sub> )
$\phi_3$	#rec( $\phi_3$ , $\phi_1$ )	#rec( $\phi_3$ , $\phi_2$ )	#rec( $\phi_3$ , $\phi_3$ )	#rec(φ <sub>3</sub> , φ <sub>n</sub> )
$\varphi_{n}$	#rec(φ <sub>n</sub> , φ <sub>1</sub> )	#rec(φ <sub>n</sub> , φ <sub>2</sub> )	#rec(φ <sub>n</sub> , φ <sub>3</sub> )	#rec(φ <sub>n</sub> , φ <sub>n</sub> )

Tais medidas serão analisadas por meio de ten-fold cross validation.



Seção 2: Fundamentação Teórica



# 2. Fundamentação Teórica



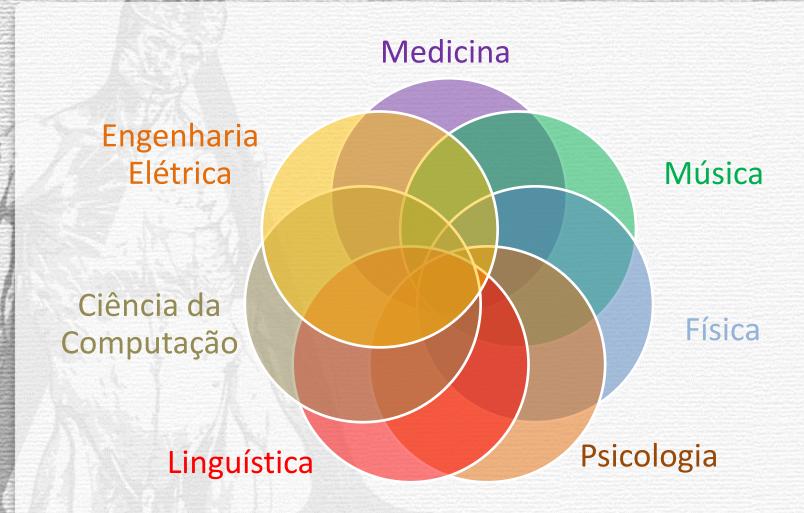


Figura 5. Áreas relacionadas ao Reconhecimento Automático de Fala.



Quando nos deparamos com uma língua estrangeira, a tendência natural é que interpretemos seus sons a partir dos sons de nossa própria língua. Analogamente, quando falamos uma língua estrangeira, tendemos a utilizar os sons e os padrões sonoros de nossa língua nativa na realização. (WELLS, 2000)

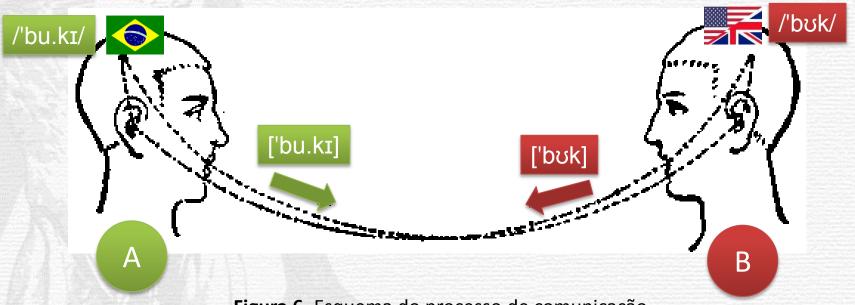
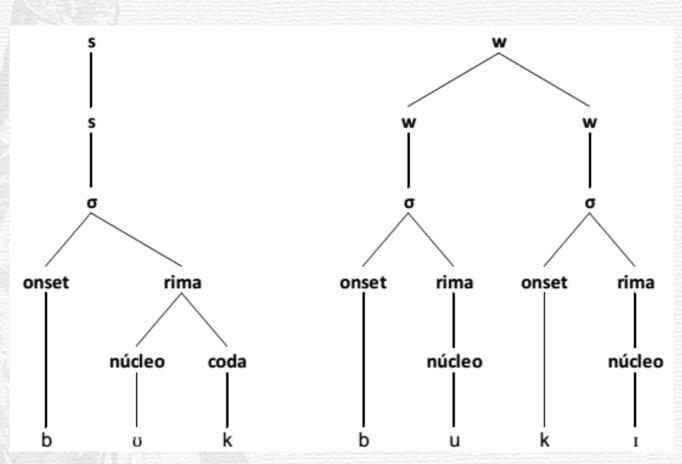


Figura 6. Esquema do processo de comunicação.

(SAUSSURE, 1916; WELLS, 2000)





**Figura 7.** Realização da palavra 'book' na pronúncia padrão do inglês (esq.) e com transferência do PB para o inglês (dir.) – Representação autossegmental segundo Selkirk (1982).

(SELKIRK, 1982)



No que diz respeito à pronúncia de uma língua estrangeira, há, principalmente, a transferência de padrões do sistema fonológico da L1 para a L2 e, também, a transferência de padrões de correspondência entre letra e som da L1 para a L2.

Quadro 1. Exemplo de influência de padrões de escrita na fala do aprendiz.

Forma Ortográfica	Forma Fonética AmE	Forma Fonética PB>>AmE	
time	['tʰaɪm]	[ˈtaɪ.mɪ]	
him	['hɪm]	[ˈhĩ]	*['hĩ.mɪ]
nice	['naɪs]	['naɪ.sɪ]	
mass	['mæs]	['mɛs]	*['mɛ.sɪ]



Quadro 2. Articulação da consoante nasal velar [ŋ].

FORMA ORTOGRÁFICA	FORMA FONÉTICA <i>AmE</i>	FORMA FONÉTICA  PB>>AmE
king	[ˈkɪŋ]	[ˈkĩ.gɪ]
reading	[ˈriː.dɪŋ]	[ˈri.dĩ]
writing	[ˈraɪ.ţɪŋ]	[ˈraɪ.tৣʃ̃ɪ]
singer	[ˈsɪŋ.ə <sup>-</sup> ]	[ˈsĩ.gəː]
finger	[ˈfɪŋ.gə٠]	[ˈfĩ.gəː]

**Quadro 3.** Articulação das consoantes fricativas dentais  $[\theta]$  e  $[\tilde{\theta}]$ .

FORMA ORTOGRÁFICA	FORMA FONÉTICA <i>AmE</i>	FORMA FONÉTICA  PB>>AmE
thank	[ˈθæŋk]	[ˈfẽ.kɪ]
thought	[ˈθɑːt]	[ˈtɔ.tʃɪ]
fought	[ˈfɑːt]	[ˈfɔ.tʃɪ]
then	[ˈðen]	[ˈdẽ]
this	[ˈðɪs]	['dis]

(GODOY et al., 2006; ZIMMER et al., 2009; CRISTÓFARO-SILVA, 2012)



#### Quadro 4. Inventário fonético consonantal do PB e do AmE.

		FONES CONSONANTAIS DO PORTUGUÊS BRASILEIRO												
	Bilabial		Labio	dental	Dental	Alve	olar	olar Alveopalatal		Palatal	Velar		Glotal	
Oclusiva	р	b				t	d				k	g		
Africada						tſ	$d_3$							
Nasal		m					n			л				
Vibrante														
Тере							ľ							
Fricativa			f	٧		s	z	ſ	3		х	¥	h	ĥ
Aproximante										j		w		
Lateral							I			λ				

		FONES CONSONANTAIS DO INGLÊS												
	Bila	bial	Labio	dental	Dei	ntal	Alve	olar	Alveop	alatal	Palatal	Ve	lar	Glotal
Oclusiva	р	b					t	d				k	g	
Africada							tſ	$d_3$						
Nasal		m						n					ŋ	
Vibrante														
Тере														
Fricativa			f	V	θ	ð	s	z	ſ	3				h
Aproximante								r			j		w	
Lateral								I						



#### Quadro 5. Inventário fonético vocálico do PB e o AmE.

		VOGAIS DO PORTUGUÊS BRASILEIRO									
	Ante	rior	Cer	ntral	Post	erior					
	Não-arr.	Arr.	Não-arr.	Arr.	Não-arr.	Arr.					
Alta	iιĩ					uυũ					
Média-alta	e ẽ					οõ					
Média-baixa	3					Э					
Baixa			аəã								

		VOGAIS DO INGLÊS AMERICANO										
	Ante	rior	Cer	ntral	Posterior							
	Não-arr.	Arr.	Não-arr.	Arr.	Não-arr.	Arr.						
Alta	i: ɪ					u; o						
Média-alta												
Média			ə									
Média-baixa	3		3:		Λ	э:						
Baixa	æ		a:									



A Linguística de Corpus é um método de investigação linguística, de base empirista, que propõe o estudo da língua a partir de exemplos reais de uso.

Na linguística, um *corpus* é uma coleção de textos (um "corpo" da língua) armazenado em um banco de dados eletrônico. Comumente, *corpora* são grandes coleções de textos legíveis, em formato legível por computadores, os quais contêm milhares ou milhões de palavras. (BAKER et al. 2006)

#### Tipos de *corpora* (KENNEDY, 1998):

- gerais/de referência vs. especializados;
- históricos vs. da língua atual;
- regionais vs. multidialetais;
- de aprendizes vs. de nativos;
- multilíngues vs. monolíngues;
- falado vs. escrito vs. transcrito.

(BAKER et al., 2006; KENNEDY, 1998)



Um reconhecedor de pronúncia nada mais é do que um reconhecedor de fala voltado a uma tarefa específica, qual seja: compreender e analisar a pronúncia de um aprendiz.

O propósito de um reconhecedor automático de fala (RAF) é transformar, de forma eficiente e precisa, o sinal acústico da fala em sua contraparte textual. (RABINER & SCHAFER, 2007)

RAF AVIAÇÃO

AUDIÇÃO VÔO DOS PÁSSAROS



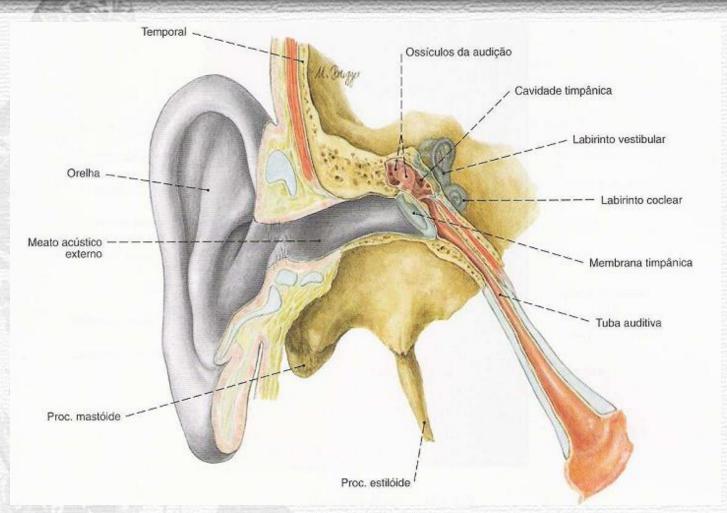


Figura 8. Visão geral do sistema auditivo humano.

(PUTZ & PABST, 2000)



O paradigma majoritário em sistemas de RAF é estocástico, destacandose, especialmente, a utilização de Modelos Ocultos de Markov, ou Hidden Markov Models (HMM).

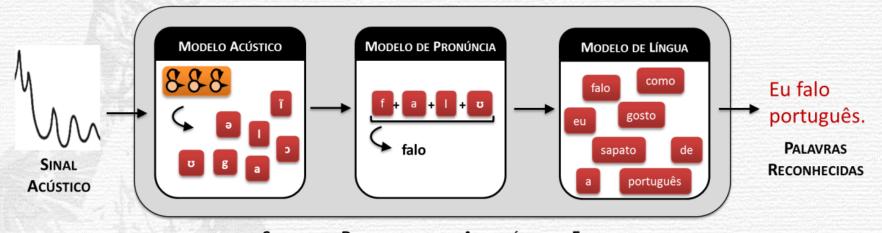
Em tais modelos, a tarefa de reconhecimento é considerada a partir da metáfora do canal ruidoso, ou *noisy-channel*, em que se busca estimar, considerando-se uma língua  $\mathcal{L}$ , para uma sequência de palavras W, qual a sequência  $\hat{W}$  mais provável, dado conjunto de estados acústicos observáveis O:

$$\hat{W} = \underset{W \in \mathcal{L}}{argmax} P(W|O)$$

Aplicando-se Bayes e eliminando-se o fator de normalização, obtém-se:

$$\hat{W} = \underset{W \in \mathcal{L}}{argmax} P(O|W) P(W)$$





SISTEMA DE RECONHECIMENTO AUTOMÁTICO DE FALA

Figura 9. Arquitetura básica de um reconhecedor.

#### ESTIMADA PELO MODELO ACÚSTICO (MA)

$$\hat{W} = \underset{W \in \mathcal{L}}{argmax} P(O|W) P(W)$$

ESTIMADA PELO MODELO DE LÍNGUA(ML)



O PROBLEMA: Se o estado da arte em reconhecimento de fala já apresenta nível razoável de confusão para dados de fala de nativos, como reconhecer (e processar) a fala de não-nativos?





Há diversas formas de se possibilitar um eficiente reconhecimento automático de fala de não-nativos, por exemplo, através do tratamento da variação nos vários do reconhecedor: no modelo acústico, no modelo de língua ou no modelo de pronúncia.

#### MODELO ACÚSTICO (MA)

- adaptação ao falante;
- modelos de interlíngua, ou combinados;
- modelos bilíngues.

#### Modelo de Pronúncia (MP)

dicionários multipronúncia.

#### Modelo de Língua (ML)

- interpolação de modelos;
- especificação de restrições;
- utilização da informação de tópico;
- conhecimento semântico;
- modelos híbridos.



Seção 3: Trabalhos Relacionados



# 3.1. Adaptações no Modelo Acústico (MA) MILO



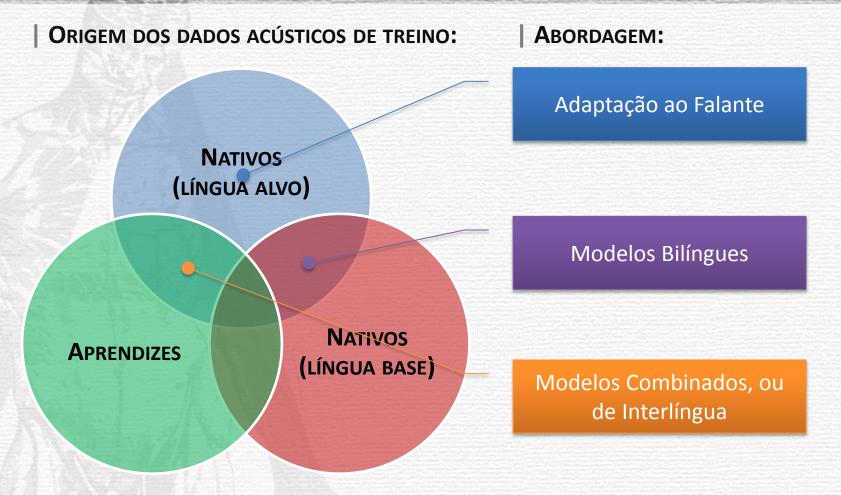
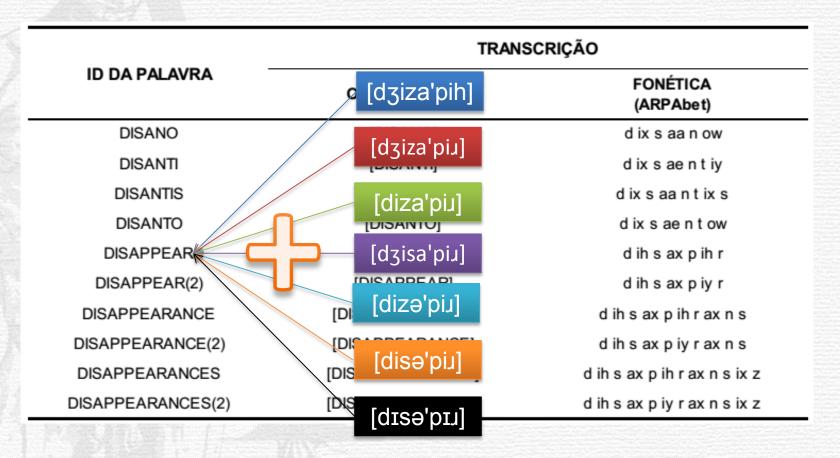


Figura 10. Abordagens para se adaptar o Modelo Acústico (MA) do reconhecedor a dados de não-nativos.

(WANG et al., 2003)

# 3.2. Adaptações no Modelo de Pronúncia (ML) MILC

**Quadro 6.** Exemplo de entradas no dicionário de pronúncia do *VoxForge Speech Corpus,* com adição de pronúncias dos aprendizes.



# 3.2. Adaptações no Modelo de Pronúncia (ML) MILC

# ABORDAGEM DATA-DRIVEN

- Utilização da saída do Modelo Acústico (MA) do reconhecedor;
- Utilização de um vocabulário canônico para gerar variantes.



- Barata;
- Independente de língua;
- Facilmente replicável.



- Dependente da anotação do corpus;
- Pode aumentar muito a confusão do reconhecedor.

# ABORDAGEM KNOWLEDGE-BASED

- Consulta a especialistas do domínio (linguistas);
- Consulta a base de dados já compiladas (dicionários ou tratados de pronúncia);



- Fiável;
- Específica para o propósito.



- Custosa;
- Demorada;
- Dependente de língua.

(KIM et al., 2008; WESTER, 2003)

# 3.3. Adaptações no Modelo de Língua (ML) MILO

66

Modelos de língua podem ser vistos como um conjunto de restrições que é imposto às sequências de palavras de uma dada língua. (BELLEGARDA, 2003)

Modelos de língua estatísticos, baseados em *n-grama*, tendem a ser extremamente dependentes do domínio a partir do qual foram gerados.



Um modelo de língua para conversas via telefone é mais eficiente se gerado a partir de 2 mi de palavras desse gênero, do que a partir de 140 mi de palavras do gênero apresentações de jornal via TV ou rádio.

# 3.3. Adaptações no Modelo de Língua (ML) MILO

#### TÉCNICAS DE ADAPTAÇÃO DE UM MODELO DE LÍNGUA (ML)

- interpolação de modelos;
- especificação de restrições;
- utilização da informação de tópico;
- conhecimento semântico;
- modelos híbridos.

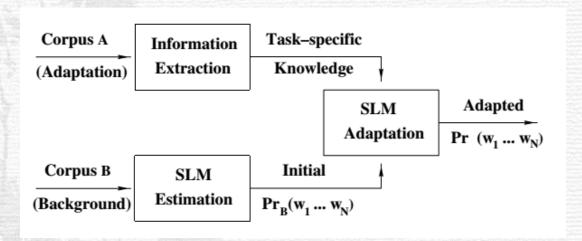


Figura 10. Esquema geral de adaptação de um Modelo de Língua Estatístico (SLM).

(BELLEGARDA, 2003)



Seção 4: Considerações Finais



# 4. Considerações Finais



Os problemas verificados com a revisão bibliográfica...

# 4. Considerações Finais



#### A DIFICULDADE DE AVALIAR OS MÉTODOS:

- As taxas de WER e CER reportadas não são, imediatamente, comparáveis, dado a diferença de corpora e língua empregados;
- A precisão de um reconhecedor de fala está atrelada à função para o qual ele foi concebido, de modo que reconhecedores destinados a propósitos distintos não podem ser avaliados com base um mesmo critério;
- As métricas existentes talvez não sejam tão boas;
- Não há um benchmark.

#### A DIFICULDADE DE SE OBTER DADOS DE FALA:

- Há poucos corpora de fala disponíveis;
- Os corpora de fala são caros e, em muitas vezes, sua qualidade e robustez não são ótimas;
- Compilá-los demanda MUITO trabalho.

# 4. Considerações Finais



#### A DIFICULDADE DE LIDAR COM A VARIAÇÃO LINGUÍSTICA:

- As línguas naturais são dinâmicas e modificam sua estrutura a todo o tempo, lidar com toda essa variação no reconhecimento de fala é problemático;
- Levantamentos linguísticos, raramente, são feitos de forma computacionalmente aplicável, sendo necessárias adaptações.





# **Obrigado!**

Gustavo Augusto de Mendonça Almeida (USP)

gustavoauma@gmail.com

Orientadora: Profa. Dra. Sandra Maria Aluisio (USP)

sandra@icmc.usp.br

Co-orientador: Prof. Dr. Aldebaro Klautau Jr. (UFPA)

aldebaro.klautau@gmail.com



### cenas de um próximo capítulo...



Gustavo Augusto de Mendonça Almeida (USP)

gustavoauma@gmail.com

Orientadora: Profa. Dra. Sandra Maria Aluisio (USP)

sandra@icmc.usp.br

Co-orientador: Prof. Dr. Aldebaro Klautau Jr. (UFPA)

aldebaro.klautau@gmail.com