NORMALIZAÇÃO TEXTUAL DE CONTEÚDO GERADO POR USUÁRIOS

Thales Bertaglia Orientadora: Maria das Graças Volpe Nunes Universidade de São Paulo/ Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação

Roteiro

- Definição
- Motivação
- Introdução
- Normalização Textual Clássica
- Normalização Textual de CGU
- Projeto
- Considerações Finais
- Referências

Normalização Textual

 Transformação de palavras fora do padrão em um texto para palavras normais (Sproat et al, 2001).

Normalização Textual

- Transformação de palavras fora do padrão em um texto para palavras normais
 - Expansão de abreviações
 - Expansão de números
 - Correção de erros ortográficos
 - •



Perguntas respondidas

Mostre-me outra »

Como poim contato no websaite?

olá gente me ajuda eu tem um websaite da impreza meshfriends ai eu fiss uma pagina de contato como eu poim contato na pagina pq pq eu trabalha emeventos eu tem saite so qui o saite eu fis del serto agora eu fis um websaite como poim contado na pagina homo do websaite cuando o vizitante chegar no websaite ele quer marcar o evento ele va lá no contado escreve o nome telefone imail etc como eu poim essas funcios no websaite meshfriends me ajuda gente meu imail



Perguntas respondidas

Mostre-me outra »

Como poim contato no websaite?

olá gente me ajuda eu tem um websaite da impreza meshfriends ai eu fiss uma pagina de contato como eu poim contato na pagina pq pq eu trabalha emeventos eu tem saite so qui o saite eu fis del serto agora eu fis um websaite como poim contado na pagina homo do websaite cuando o vizitante chegar no websaite ele quer marcar o evento ele va lá no contado escreve o nome telefone imail etc como eu poim essas funcios no websaite meshfriends me ajuda gente meu imail

Erros ortográficos, aglutinação, estrangeirismos



Catarina Marcelino

há 3 horas 🛭 🚱

Hoje havia um comentário num post da minha página que ultrapassava todos os limites. Como sabem eu nao tenho por hábito fazer sensura, mas não tulero insultos, difamações e desrespeito, pelo que apagarei comentários infames e com grande probabilidade bloquiarei no meu facebook o autor/a.

Em 2015, o PIB brasileiro já havia registrado uma retração de 3,8%. Com a previsão de um novo "encolhimento" do PIB neste ano, essa também será a primeira vez que o país registra dois anos seguidos de queda no nível de atividade da economia – a série histórica oficial, do IBGE, tem início em 1948.

Próximas arquiteturas CUDA [editar | editar código-fonte]

A próxima geração de arquiteturas CUDA (codename: "Fermi") que vira por padrão na Geforce serie 400 (GTX 480 estará disponível a partir de 2010) a GPU é desenvolvida para suportar nativamente mais linguagens de programação como C++. É esperado que tenha um desempenho 8 vezes maior na performance de pontos flutuantes se comparada com a geração atual Nvidia Tesla. E terá a introdução de novas características como:

- Mais de 512 núcleos CUDA e 3 bilhoes de transistores
- NVIDIA Parallel DataCache technology
- NVIDIA GigaThread engine
- Suporte a Memoria ECC
- · Suporte nativo ao Visual Studio

- Voltando à definição: Transformação de palavras fora do padrão em um texto para palavras normais
- O que é padrão? E normal? Por que normalizar?

Exemplo de uma review extraída do Buscapé:

```
comprei uma porcaria, como e que a lg bota uma *** dessa a venda.***!

O que gostei: é lindo .Porem

O que não gostei: a bateria e uma ***,nao vale nada,poderia durar pelo menos 3 dias sem carregar ,fazendo apenas o basico.Odiei!
```

· É bom o bastante para ferramentas de PLN?

Teste 1: tradução no Google Tradutor.

```
bought crap like that and LG boot one *** this sale. ***!
What I liked: it's beautiful .Porem
What I did not like: the battery and a ***, not worth anything, could last at least 3 days without charge, making just basico.Odiei!
```

Difícil compreender a tradução

Teste 2: tagging no LX Suite.

```
a (DA) bateria (CN) e (CJ) uma (UM) ** (ADJ) *(CN), (PNT) nao (CN) vale (V) nada (IND), (PNT) poderia (V) durar (V) pelo (PREP+DA) menos (LADV3) 3 (DGT) dias (CN) sem (PREP) carregar (V),(?) fazendo (V) apenas (ADV) o (DA) basico.Odiei (CN)!(PNT)
```

Muitos erros devidos ao ruído

Vamos propor uma normalização:

Comprei uma porcaria, como é que a LG bota uma dessa à venda.

O que gostei: é lindo . Porém O que não gostei: a bateria é uma , não vale nada, poderia durar pelo menos três dias sem carregar , fazendo apenas o básico. Odiei!

 Correção ortográfica, remoção de caracteres, espaçamento etc.

 Teste 3: tradução normalizada no Google Tradutor.

Bought crap, how the LG boot this one for sale.
What I liked: it's beautiful. however
What I did not like: the battery is not worth anything, it could last at least three days without charge, doing just the basics. I Hated It!

 Ainda possui erros, mas lidou bem com a remoção de *

Teste 4: tagging normalizado no LX Suite.

```
a (DA) bateria (CN) é (SER) uma (UM) , (PNT) não (ADV) vale (V) nada (IND) , (PNT) poderia (V) durar (V) pelo (PREP+DA) menos (LADV3) três (CARD) dias (CN) sem (PREP) carregar (V) , (PNT) fazendo (V) apenas (ADV) o (DA) basico (ADJ) . (PNT) Odiei (V) ! (PNT)
```

 Corrigiu vários erros e deixou de cometer alguns

Introdução

 Definir o que e como normalizar depende do domínio e da aplicação

 A normalização surgiu como uma solução local para tarefas de PLN

Introdução

 A dependência entre o normalizador e sua aplicação dificulta a consolidação de uma área de pesquisa

 Mas um normalizador não precisa efetivamente transformar palavras

Introdução

- Podemos redefinir normalização textual como identificação de palavras fora do padrão em um texto e sugestão de palavras normais para substituição
- Esse conceito permite um estudo mais amplo sobre normalização

Computer Speech and Language (2001) 15, 287-333

doi:10.1006/csla.2001.0169

Available online at http://www.idealibrary.com on IDE L®



Normalization of non-standard words

Richard Sproat,†* Alan W. Black,‡ Stanley Chen,§ Shankar Kumar,¶ Mari Ostendorf|| and Christopher Richards**

†AT&T Labs—Research, Florham Park, NJ, U.S.A., ‡Language Technologies Institute, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA, U.S.A., §IBM T. J. Watson Research Center, Yorktown Heights, NY, U.S.A., ¶Electrical and Computer Engineering Dept., Johns Hopkins University, Baltimore, MD, U.S.A., ∥Electrical Engineering Dept., University of Washington, Seattle, WA, U.S.A., **Department of Computer Science, Princeton University, Princeton, NJ, U.S.A.

 Grande influência para a consolidação da normalização textual como uma área de pesquisa

 Contribuições: uma taxonomia para palavras fora do padrão, córpus anotados, implementação de ferramentas. Tudo disponibilizado publicamente

 Baseado na análise de quatro córpus: The North American News Text Corpus (NANTC), Classifieds, pc110 e RFR.

TABLE II. Size of different corpora and number of detected non-standard word tokens

Corpus	NANTC	classifieds	pc110	RFR
total # tokens	4.3 m	415 k	264 k	209 k
# NSWs	377 k	180 k	72 k	46 k
% NSW	8.8	43.4	27.3	22.0

modera

4	EXPN	abbreviation	adv, N.Y, mph, gov't
alpha	LSEQ	letter sequence	CIA, D.C, CDs
•	ASWD	read as word	CAT, proper names
	MSPL	misspelling	geogaphy
	NUM	number (cardinal)	12, 45, 1/2, 0-6
	NORD	number (ordinal)	May 7, 3rd, Bill Gates III
	NTEL	telephone (or part of)	212 555-4523
	NDIG	number as digits	Room 101
N	NIDE	identifier	747, 386, I5, pc110, 3A
U	NADDR	number as street address	5000 Pennsylvania, 4523 Forbes
M	NZIP	zip code or PO Box	91020
В	NTIME	a (compound) time	3.20, 11:45
E	NDATE	a (compound) date	2/2/99, 14/03/87 (or US) 03/14/87
R	NYER	year(s)	1998, 80s, 1900s, 2003
S	MONEY	money (US or other)	\$3.45, HK\$300, Y20,000, \$200K
	BMONEY	money tr/m/billions	\$3.45 billion
	PRCT	percentage	75%, 3.4%
	SPLT	mixed or "split"	WS99, x220, 2-car
			(see also SLNT and PUNC examples)
	SLNT	not spoken,	word boundary or emphasis character:
M		word boundary	M.bath, KENT*RLTY, _really_
I	PUNC	not spoken,	non-standard punctuation: "***" in
S		phrase boundary	\$99,9K***Whites, "" in DECIDE Year
C	FNSP	funny spelling	slloooooww, sh*t
	URL	url, pathname or email	http://apj.co.uk, /usr/local, phj@tpt.com
	NONE	should be ignored	ascii art, formatting junk

- Os quatro córpus foram anotados manualmente.
 Cada token identificado como fora do padrão é associado a uma tag de acordo com a taxonomia
- Um token é considerado fora do padrão quando não consta no léxico ou na lista de exceções

```
AAA INVESTMENTS SO SHORE,<W NSW="SPLT"><WS NSW="NUM"> 40</WS>

<WS NSW="EXPN" PRON="plus">+</WS></W> modern

<W NSW="EXPN" PRON="brick"> brk</W><W NSW="EXPN" PRON="apartments">apts</W>
on<W NSW="SPLT"><WS NSW="NUM"> 4</WS><WS NSW="EXPN" PRON="plus">+</WS></W> acres,

<W N SW="EXPN" PRON="individual"> indiv</W><W NSW="EXPN" PRON="heating"> ht.</W>
Income<W NSW= "MONEY"> $400K.</W> Ask<W NSW="MONEY"> $2,975,000</W>
<W NSW="SPLT"><WS NSW="EXPN" PRON="with"> w/</WS><WS NSW="MONEY">$750K</WS></W>
down. ROBERT<W NSW="LSEQ">L.</W> TENNEY REALTY<W NSW="PUNC"> (</W>
<W NSW="NTEL">617</W><W NSW="PUNC"> (</W>
</P>
```

 Além da taxonomia e da anotação de córpus, um sistema de normalização é proposto

Os autores modelam o problema de expansão de palavras fora do padrão como a predição da sequência mais provável de palavras **w** dada uma sequência de tokens **o** que contém ruídos

 Ou seja, a palavra expandida w é a que maximiza P (w | o)

 Na prática, a modelagem corresponde a um noisy channel

 Uma sequência de palavras w é gerada com P(w) por uma fonte.

 w é transmitida por uma canal ruidoso, que a transforma na sequência de tokens o com probabilidades P(t | w) e P(o | t, w)

- O sistema proposto inclui as seguintes tarefas:
 - Tokenização e identificação de palavras fora do padrão
 - Detecção e segmentação de tokens compostos (SPLT)
 - Predição da melhor sequência de tags
 - Expansão dos *tokens* para achar palavras candidatas
 - Busca pela melhor palavra para substituir

 Para avaliação do sistema, dois terços do córpus foi usado para treino e um terço para teste. Os resultados para a tarefa de segmentação constam abaixo:

	NANTC	classifieds	pc110	RFR
Recall	98.89	94.96	87-66	98-88
Precision	74.41	87.32	81.68	89.51
Split correct	92.54	85.99	74.11	89-54
Total correct	98-45	95.19	92.97	98-40

 Em geral, os resultados do sistema superaram o estado da arte na época

Ferramentas disponibilizadas publicamente

A normalização foi resolvida?

 Problemas: córpus bem comportados. Ruído previsível

Fim da década de 90, antes do auge da Internet para todos

 Explosão da Internet: qualquer um produz conteúdo: Web 2.0

Nova língua, novos erros

 Discussão descentralizada, compartilhamento de opiniões livre



Surgimento de linguagem nova e efêmera



• Mudança de conceitos. Que linguagem é considerada normal?



Textos produzidos por escritores de todo nível cultural e social, alguns deles descompromissados com as regras da língua culta, e que refletem fortemente a oralidade, contendo, assim, inúmeros ruídos que devem ser tratados anteriormente ao uso de outras ferramentas (Avanço, 2015).

Retorno à dependência de aplicação

- Muita variação entre domínios, portanto é difícil unificar o processo de normalização
- Para exemplificar, apresentaremos um normalizador de UGC focado em reviews de produtos

A Normalizer for UGC in Brazilian Portuguese

Magali Sanches Duran

NILC - Center for Computational Linguistics São Paulo University (USP) São Carlos-SP, Brazil

magali.duran@uol.com.br

Lucas Avanço

NILC - Center for Computational Linguistics São Paulo University (USP) São Carlos-SP, Brazil

avanco89@gmail.com

M. Graças Volpe Nunes

NILC- Center for Computational Linguistics São Paulo University (USP) São Carlos-SP, Brazil

gracan@icmc.usp.br

DURAN, M. S.; AVANÇO, L.; NUNES, M. G. V. A Normalizer for UGC in Brazilian Portuguese. Workshop on Noisy User/ generated Text. 2015.

 Focada na normalização de reviews do córpus do Buscapé (Hartmann et al, 2014) e do Mercado Livre

 O córpus é caracterizado por textos não muito longos, cada um deles variando bastante quanto ao nível de qualidade referente às normas da língua

muita tequinologia é demais depois de adiqirir vc não vai querer outro
 0 que gostei: exelente
 0 que não gostei: nada declarar

 Quando decidi que era este o produto, eu já estava satisfeita com as suas funcionalidades e passei a comparar preço nas lojas. Quando recebi em casa, o produto me encantou ainda mais. É mais compacto do que eu imaginava, seus botões e imagens são realmente intuitivos e o manual é tão completo que é preciso conter a vontade de partir logo para a utilização.

O que gostei: Barato e fácil de usar.

O que não gostei: Nada.

 As palavras fora do padrão contidas no córpus foram identificadas por meio de um léxico e categorizadas de acordo com o tipo de ruído

As categorias definidas são: X (erros ortográficos), SI (siglas), NP (nomes próprios), AB (abreviações), IN (internetês), ES (estrangeirismo), UM (unidades de medida) e SC (sem categoria)

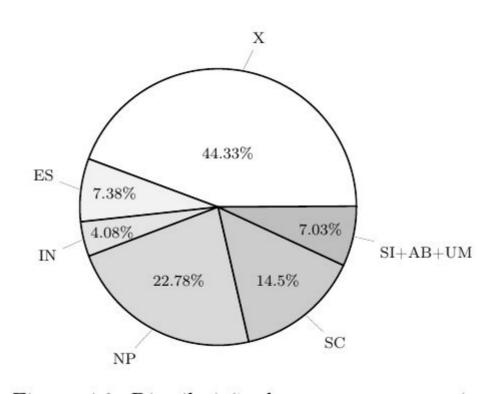
 O exemplo abaixo, extraído de (Hartmann et al, 2014), ilustra a categorização:

ela e [X: é] muito escura quando vc [AB: você] esta [X: está] deitado se vc [AB: você] tiver [IN: estiver] sentado ela e [X: é] boa mas deitada nao [X: não] e [X: é] muito nao [X: não]. A Samsung inova o mercado de tv's [AB: televisões] com uma grande obra de arte que se adequa [X: adéqua] à qualquer ambiente. Esta tv [AB: televisão] possui excelente imagem quando ligada a uma fonte de dvd [SI: DVD] com hdmi [SI: HDMI] e na tv [AB: televisão] a cabo (Digital). O som é perfeito quando é personalizado pelo usuário. Ou seja, MENU, SOUD [ES: SOUND], EQUALIZAR E ENTER [ES].

Gostei dimais [X: demais] dessa câmera, comprei outra!Além de uma excelente e reconhecida marca, essa câmera tem um design [ES] super inovador e mtu [IN: muito] atraente...uma resolução mtu [IN: muito] boa e [X: é] td [AB: tudo] o que uma boa câmera SONY tem que ter!! Até hj [AB: hoje] nunca me deixou na mão... recomendo!!!

muto [X: muito] bom para manuziar [X:manusear] quando vc [AB: você] ta [AB: está] trabalhano [X: trabalhando] com este produto ,nao [X: não] tenho que recramar [X: reclamar] gostei mesmo parabéns. RECOMENDO O PRODUTO, FÁCIL DE USAR, ADOREI!

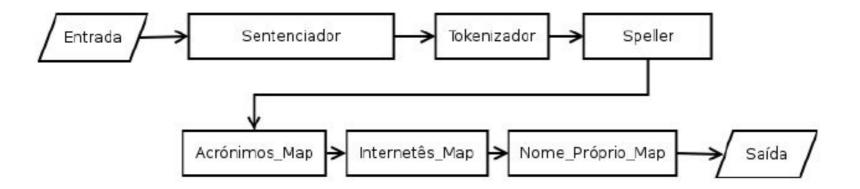
 A distribuição de erros por categorias pode ser vista abaixo (Avanço, 2015):



 Erros ortográficos são os mais comuns, seguido por erros de nomes próprios

 Os usuários não têm muita preocupação em utilizar a primeira letra maiúscula para se referir a entidades

 O sistema proposto, denominado UGCNormal, segue o seguinte fluxo (Avanço, 2015):



 O primeiro módulo consiste em aplicar o sentenciador proposto por (Condori e Pardo, 2015) para inserir pontos e, consequentemente, deixar iniciais maiúsculas

 O tokenizador é necessário para lidar com a linguagem própria da internet e é capaz de identificar emoticons, unidades de medida e URLs

 O módulo Speller é um spellchecker baseado em fonética para o português brasileiro

 No córpus analisado, se nota que a maioria dos erros gramaticais ocorre pela influência da língua falada

 Nesse contexto, o corretor proposto foi focado em corrigir erros motivados pela similaridade fonética

 O método obtém uma lista de candidatos à correção buscando palavras do léxico que estejam a uma distância de edição igual a 1 ou 2 da palavra errada

 Também são consideradas informações de similaridade fonética na geração de candidatos

 Vinte e uma regras fonéticas para português brasileiros são utilizadas no spellchecker

- Os demais módulos utilizam dicionários para realizar a substituição de palavras, sendo que os dicionários construídos possuem:
 - 21.699 nomes próprios
 - 432 formas de internetês
 - 248 palavras estrangeiras
 - 18 siglas para unidades de medida
 - 156 tipos de acrônimos genéricos

 Para exemplificar o funcionamento do normalizador, considere a sentença:

eleh eh mtt daora para vc mecher entao eu recomendu conprarem ese sangsung eleh otimo alem de ser barato eh dahora

Saída após sentenciador:

Eleh eh mtt daora para vc mecher entao eu recomendu conprarem ese sangsung eleh otimo alem de ser barato eh dahora.

Após tokenizador:

Eleh eh mtt daora para vc mecher entao eu recomendu conprarem ese sangsung eleh otimo alem de ser barato eh dahora .

Após Speller:

Ele eh mtt daora para vc mexer então eu recomendo comprarem esse samsung ele ótimo além de ser barato eh dahora.

Após Acrônimos_Map:

Ele eh mtt daora para vc mexer então eu recomendo comprarem esse samsung ele ótimo além de ser barato eh dahora.

Após Internetês_Map:

Ele é muito da hora para você mexer então eu recomendo comprarem esse samsung ele ótimo além de ser barato é da hora.

Após Nome_Próprio_Map:

Ele é muito da hora para você mexer então eu recomendo comprarem esse Samsung ele ótimo além de ser barato é da hora.

Avaliação do sistema:

Tipo de erro/ruído	Buscapé	Mercado Livre
Ortográfico Não-contextual	50 / 56 = 0.89	87 / 108 = 0.80
Ortográfico Contextual	15 / 39 = 0.38	$24 \ / \ 76 = 0.31$
Internetês	4 / 6 = 0.67	$15 \ / \ 25 = 0,60$
Caixa (Nomes próprios)	11 / 12 = 0.92	$13 \ / \ 19 = 0.68$
Caixa (início de sentença)	14 / 14 = 1,00	7 / 12 = 0.58
Palavras aglutinadas	0 / 2 = 0	$2 \ / \ 6 = 0{,}33$
Pontuação	44 / 47 = 0.94	$58 \ / \ 79 = 0.73$

Funciona bem no domínio no qual foi delimitado

Tem dificuldades para lidar com contexto (real word errors)

O uso de dicionários limita demais a aplicação.
 Não escalável

- Como projetar um normalizador mais genérico?
- Quais erros são mais frequentes e mais importantes?
- Corrigir é necessário ?
- Quais técnicas para lidar com contexto?

Deep learning pode ser utilizado

Poucos trabalhos na área de normalização

Necessidade de grande quantia de dados

 Uma ideia inicial: explorar as propriedades semânticas/contextuais de word embeddings

Incorporação de representação vetorial distribuída de palavras e parágrafos na classificação de SMS SPAM

Raul Freire Aguiar*, Ronaldo Cristiano Prati*
Centro de Matemática, Computação e Cognição(CMCC)
Universidade Federal do ABC (UFABC)
Santo André, SP, Brasil
{f.raul,ronaldo.prati}@ufabc.edu.br

AGUIAR, R. F; PRATI, R. C. Incorporação de representação vetorial distribuída de palavras e parágrafos na classificação de SMS SPAM. Il Encontro Nacional de Inteligência Artificial e Computacional (ENIAC). 2015.

 Utiliza embeddings como feature para identificar spam em SMSs

Embeddings substituem léxicos

Necessário verificar se é aplicável

• Algumas arquiteturas de deep learning:

Neural Language Correction with Character-Based Attention

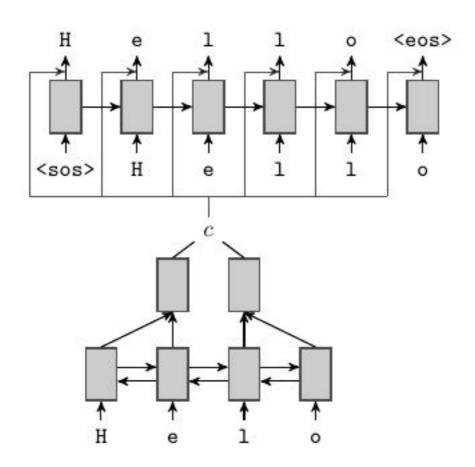
Ziang Xie, Anand Avati, Naveen Arivazhagan, Dan Jurafsky, Andrew Y. Ng
Computer Science Department, Stanford University
[zxie, avati, naveen 67, ang]@cs.stanford.edu, jurafsky@stanford.edu

XIE, Z. et al. Neural Language Correction with Character/ Based Attention. 2016.

Estado da arte em normalização

 Propõe uma arquitetura encoder e decoder que opera a nível de caractere

Treinada em córpus totalizando mais de 550,000 sentenças



 Arquiteturas propostas para o 'desafio' de normalização lexical de tweets em inglês (https://noisy-text.github.io/norm-shared-task.html)

> NCSU_SAS_WOOKHEE: A Deep Contextual Long-Short Term Memory Model for Text Normalization

> > Wookhee Min Bradford W. Mott Center for Educational Informatics North Carolina State University Raleigh, NC, USA {wmin, bwmott}@ncsu.edu

MIN, W.; MOTT, B.W. NCSU_SAS_WOOKHEE: A Deep Contextual Long/ Short Term Memory Model for Text Normalization. Workshop on Noisy User/ generated Text. 2015.

 Arquiteturas propostas para o 'desafio' de normalização lexical de tweets em inglês (https://noisy-text.github.io/norm-shared-task.html)

> NCSU_SAS_SAM: Deep Encoding and Reconstruction for Normalization of Noisy Text

> > Samuel P. Leeman-Munk James C. Lester
> > Center for Educational Informatics
> > North Carolina State University
> > Raleigh, NC, USA
> >
> > {spleeman, lester}@ncsu.edu

James A. Cox
Text Analytics R&D
SAS Institute Inc.
Cary, NC, USA
james.cox@sas.com

LEEMAN MUNK, S.P.; LESTER, J.C. NCSU_SAS_SAM: Deep Encoding and Reconstruction for Normalization of Noisy Text. Workshop on Noisy User/ generated Text. 2015.

Considerações Finais

 Muitos trabalhos desenvolvidos para tarefas bem específicas

Foco em redes sociais (principalmente Twitter)

 Ausência de unificação e técnicas consolidadas na área

Referências

- SPROAT, R. et al. Normalization of nonstandard words. Journal of Computer Speech & Language. 2001.
- AVANÇO, L. Sobre normalização e classificação de polaridade de textos opinativos na web. Universidade de São Paulo. Dissertação de Mestrado. 2015.
- DURAN, M. S.; AVANÇO, L.; NUNES, M. G. V. A Normalizer for UGC in Brazilian Portuguese. Workshop on Noisy User/generated Text. 2015.
- HARTMANN, N. et al. A Large Corpus of Product Reviews in Portuguese: Tackling Out Of Vocabulary Words. International Conference on Language Resources and Evaluation. 2014.
- CONDORI, R. E. L.; PARDO, T. A. S. Experiments on Sentence Boundary Detection in User Generated Web Content. 16th International Conference on Intelligent Text Processing and Computational Linguistics. 2015.

Referências

- AGUIAR, R. F; PRATI, R. C. Incorporação de representação vetorial distribuída de palavras e parágrafos na classificação de SMS SPAM. II Encontro Nacional de Inteligência Artificial e Computacional (ENIAC). 2015.
- XIE, Z. et al. Neural Language Correction with Character/ Based Attention. 2016.
- LEEMAN MUNK, S.P.; LESTER, J.C. NCSU_SAS_SAM: Deep Encoding and Reconstruction for Normalization of Noisy Text. Workshop on Noisy User/ generated Text. 2015.
- MIN, W.; MOTT, B.W. NCSU_SAS_WOOKHEE: A Deep Contextual Long/ Short Term Memory Model for Text Normalization.
 Workshop on Noisy User/ generated Text. 2015.