

# Análise Sentimento

## Trabalho de Avaliação

Denise Rosa Meneghel  
Pós-Graduação em Computação Aplicada  
Interação Humano-Computador  
Professora Isabela Gasparini  
28/07/2020

# ■ Introdução

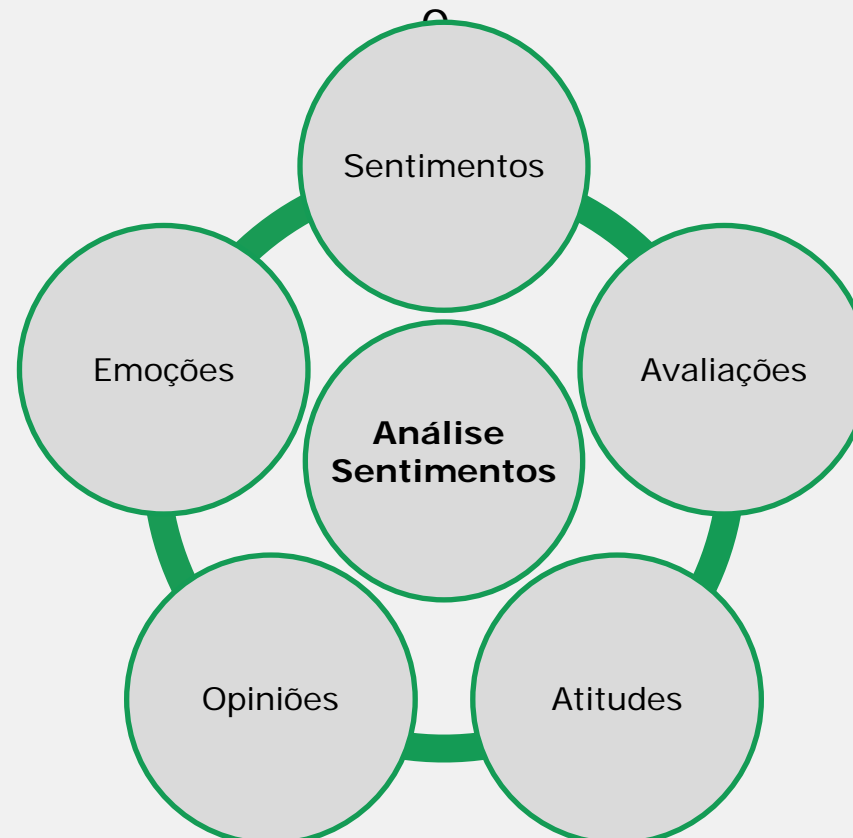
As mídias sociais estão ganhando popularidade à medida que permitem que as pessoas compartilhem e expressem suas opiniões sobre diversos assuntos, discutam com diferentes comunidades ou publiquem mensagens em todo o mundo.

**Análise de Sentimento** pode ser definida como um processo que automatiza a mineração de atitudes, opiniões e emoções a partir de fontes como: texto, fala, tweets e banco de dados através do Processamento de Linguagem Natural (PNL).



# ■ Análise de Sentimento

A análise do sentimento é uma técnica usada para inferir o efeito do que um grupo de pessoas está sentindo ou dizendo. As frases que as pessoas usam ao oferecer suas opiniões são pontuadas como sendo **negativas, positivas ou neutras**.



# ■ Análise de Sentimento

A análise de sentimento associa medidas à emoções como raiva, tristeza e medo (sentimentos negativos) ou felicidade, alegria e entusiasmo (sentimentos positivos).

A análise de sentimentos é usada por:

- Empresas: estratégia, marketing e publicidade;
- Pesquisas para estudar fenômenos de ciências sociais.



# ■ Análise de Sentimento - Modelos

## NAÏVE BAYS CLASSIFIER

Calcula a probabilidade do dado ser positivo ou negativo.

- + Fácil de Interpretar;
- + Processamento eficiente;
- Assume que atributos são independentes

## SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

## MULTILAYER PERCEPTRON

## CLUSTERING

## Naive Bayes

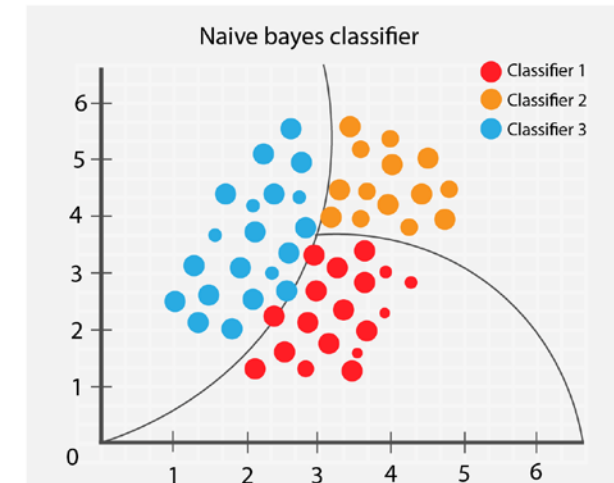


In machine learning, naive Bayes classifiers are a family of simple "probabilistic classifiers" based on applying Bayes' theorem with strong (naive) independence assumptions between the features.

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) P(A)}{P(B)}$$

using Bayesian probability terminology, the above equation can be written as

$$\text{Posterior} = \frac{\text{prior} \times \text{likelihood}}{\text{evidence}}$$



# ■ Análise de Sentimento - Modelos

## NAÏVE BAYS CLASSIFIER

Calcula a probabilidade do dado ser positivo ou negativo.

- + Fácil de Interpretar;
- + Processamento eficiente;
- Assume que atributos são independentes.

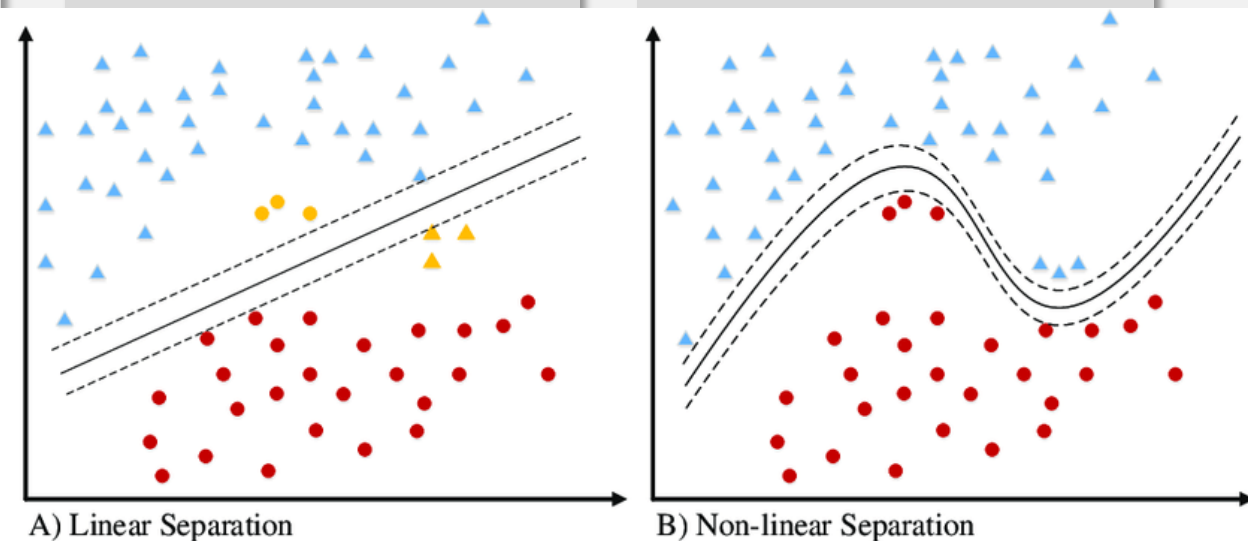
## SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

Analisa dados e identifica padrões de classificação separando os grupos das diferentes classificações.

- + Boa performance;
- + Baixa dependência da dimensão da base de dados;
- Difícil de interpretar.

## MULTILAYER PERCEPTRON

## CLUSTERING



# ■ Análise de Sentimento - Modelos

## NAÏVE BAYS CLASSIFIER

Calcula a

pr  
da  
ne

+  
In  
+  
ef  
- /  
at  
in

## SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

Analisa dados e

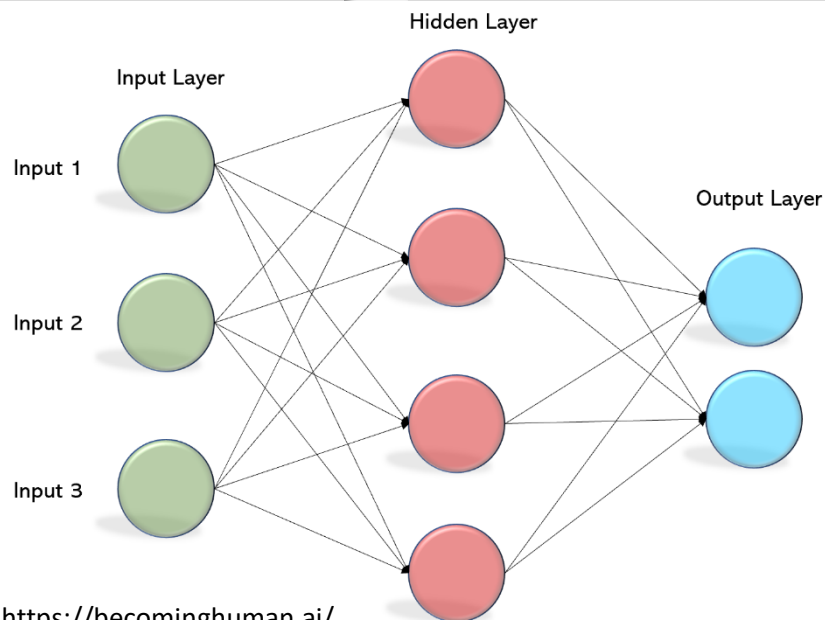
interpretar.

## MULTILAYER PERCEPTRON

Várias camadas com entidades não lineares que podem aprender os relacionamentos entre grupo de dados

- + Não faz suposições;
- + Não impõe restrições;
- Mais tempo de execução;
- "Caixa preta" complexa.

## CLUSTERING



Fonte: <https://becominghuman.ai/>

# ■ Análise de Sentimento - Modelos

## NAÏVE BAYS CLASSIFIER

Calcula a probabilidade do dado ser positivo ou negativo.

- + Fácil de Interpretar;
- + Processamento eficiente;
- Assume que atributos são independentes

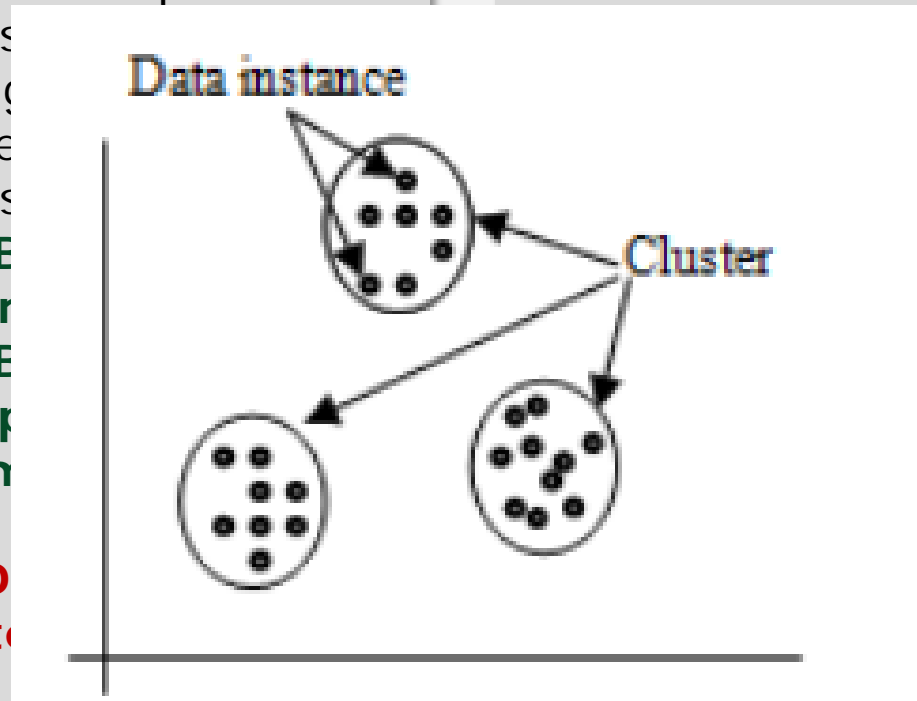
## SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

Analisa dados e identifica padrões de

classes  
os q  
dife  
clas  
+ E  
per  
+ E  
dep  
din  
de  
- D  
int

## MULTILAYER PERCEPTRON

Várias camadas com entidades não



## CLUSTERING

Processo de organizar objetos e instâncias em classes onde os membros são parecidos de algum modo.

- + Boa precisão;
- Algoritmo sem *dataset* de treino;
- N° de grupos desconhecido;



# ■ Análise de Sentimento - Exemplos

Existem ferramentas como o *MonkeyLearn* que analisam as expressões, retornando a classificação do sentimento (entre positivo e negativo) com um grau de confiança através do aprendizado de máquina.

The image displays two examples of sentiment analysis results from the MonkeyLearn platform. Each example consists of a text input field and a corresponding results table.

**Example 1 (Left):**

- Test with your own text:** "Excellent products. Delivered on schedule and good experience shopping."
- Results:**

TAG	CONFIDENCE
Positive	97.8%

**Example 2 (Right):**

- Test with your own text:** "Worst experience ever! The product arrived broke and I am not able to contact the store to return the product."
- Results:**

TAG	CONFIDENCE
Negative	99.2%

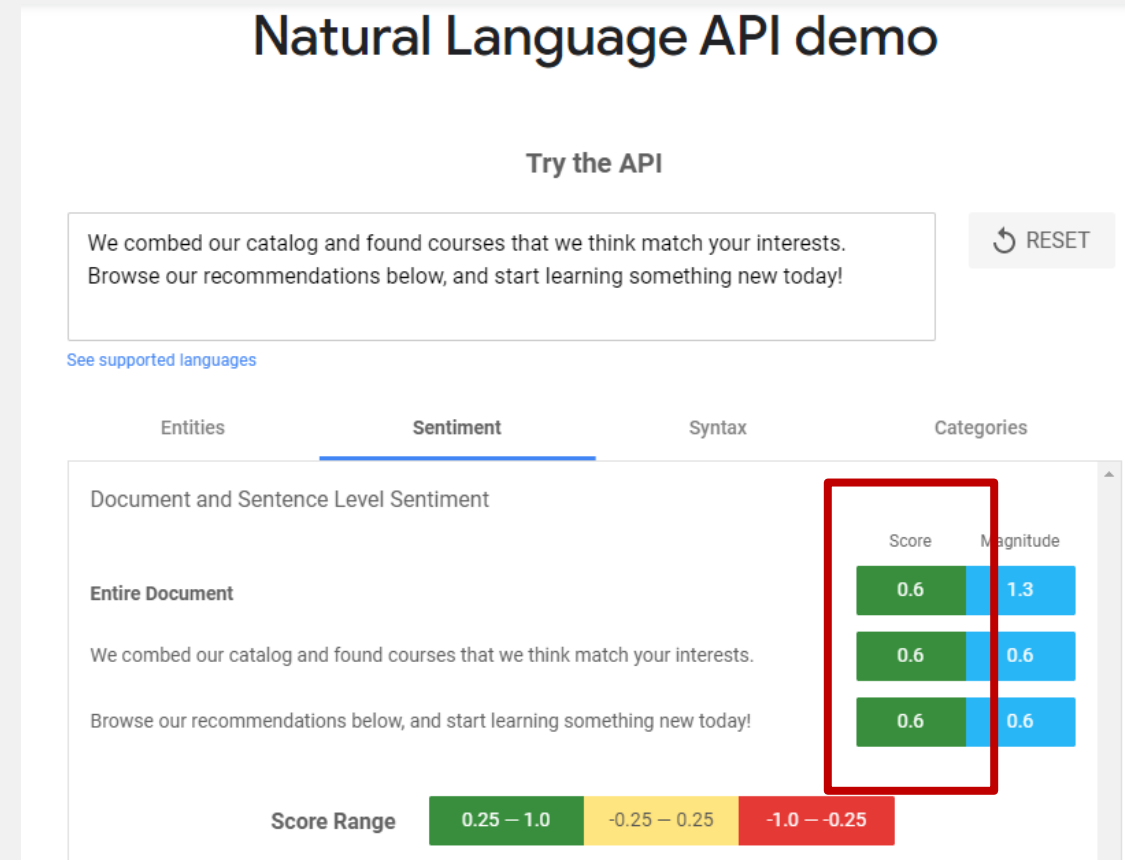
Fonte: <https://monkeylearn.com/sentiment-analysis/>

# ■ Análise de Sentimento - Exemplos

Outras ferramentas também estão disponíveis para analisar os sentimentos das expressões. Elas possuem integrações com outras ferramentas para facilitar seu uso.

1. MonkeyLearn
2. Google Cloud NLP
3. IBM Watson
4. Amazon Comprehend
5. Lexalytics
6. Aylien
7. MeaningCloud
8. Rosette

**Google Cloud NLP**



# ■ Análise de Sentimento - Exemplos

Outras ferramentas também estão disponíveis para analisar os sentimentos das expressões. Elas possuem integrações com outras ferramentas para facilitar seu uso.

- MonkeyLearn
- Google Cloud NLP
- IBM Watson
- Amazon Comprehend
- Lexalytics
- Aylien
- MeaningCloud
- Rosette

**Google Cloud NLP**



## Natural Language API demo

Try the API

We combed our catalog and found courses that we think match your interests. Browse our recommendations below, and start learning something new today!

[See supported languages](#)

EntitiesSentimentSyntaxCategories

/Jobs & Education/Education  
Confidence: 0.85

[See a complete list of content categories.](#)

# ■ Análise de Sentimento - Exemplos

Outras ferramentas também estão disponíveis para analisar os sentimentos das expressões. Elas possuem integrações com outras ferramentas para facilitar seu uso.

- MonkeyLearn
- Google Cloud NLP
- IBM Watson
- Amazon Comprehend
- Lexalytics
- Aylien
- MeaningCloud
- Rosette

MonkeyLearn

The screenshot shows the MonkeyLearn sentiment analysis interface. On the left, under the heading 'Test with your own text', there is a text input area containing the sentence: 'We combed our catalog and found courses that we think match your interests. Browse our recommendations below, and start learning something new today!'. Below the input area is a blue button labeled 'Classify Text'. On the right, under the heading 'Results', there is a table with two columns: 'TAG' and 'CONFIDENCE'. The table contains one row with the tag 'Positive' and a confidence of '64.2%'.

TAG	CONFIDENCE
Positive	64.2%

# ■ Análise de Sentimento - Trabalhos

## Analyzing Sentiments Expressed on Twitter by UK Energy Company Consumers

- 60.000 tweets relacionados com 9 empresas de energia (gás e eletricidade) do Reino Unido;
- 6 grandes empresas, 3 novas empresas;



Fig. 3: Sentiment analysis results on the tweets of customers of the new entrant energy companies



Fig. 2: Sentiment analysis results on the tweets of customers of the Big Six

# ■ Análise de Sentimento - Trabalhos

Analyzing Sentiments Expressed on Twitter by UK Energy Company Consumers

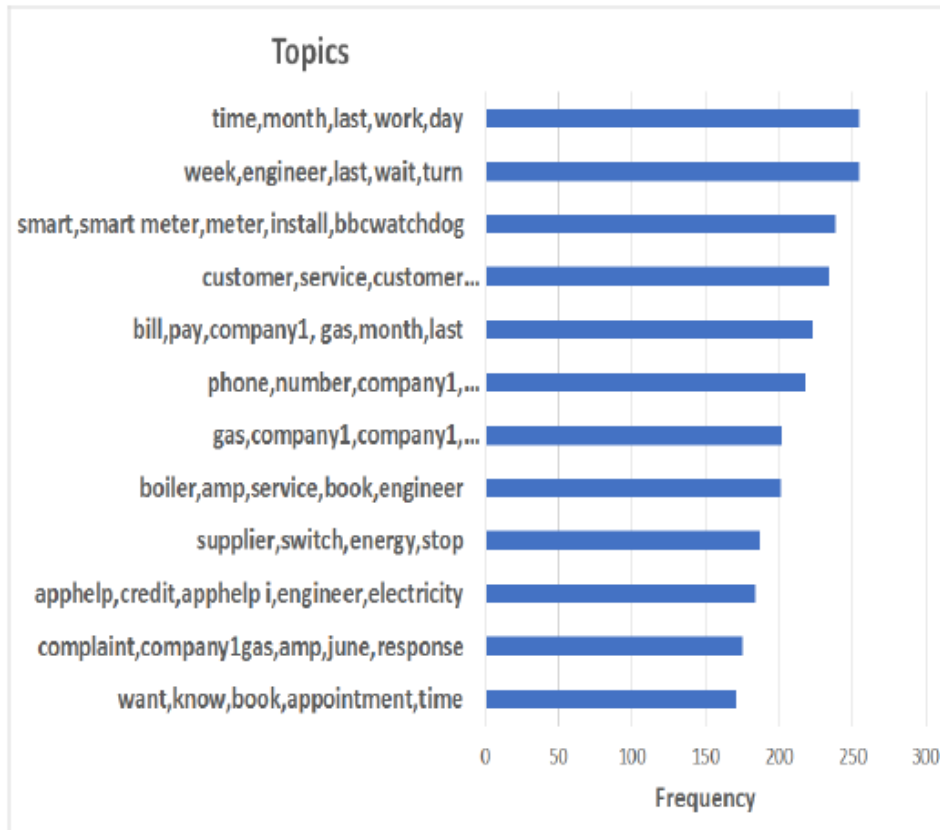


Fig. 4: Twelve most frequently discussed topics detected from tweets of customers of one of the Big Six energy companies.

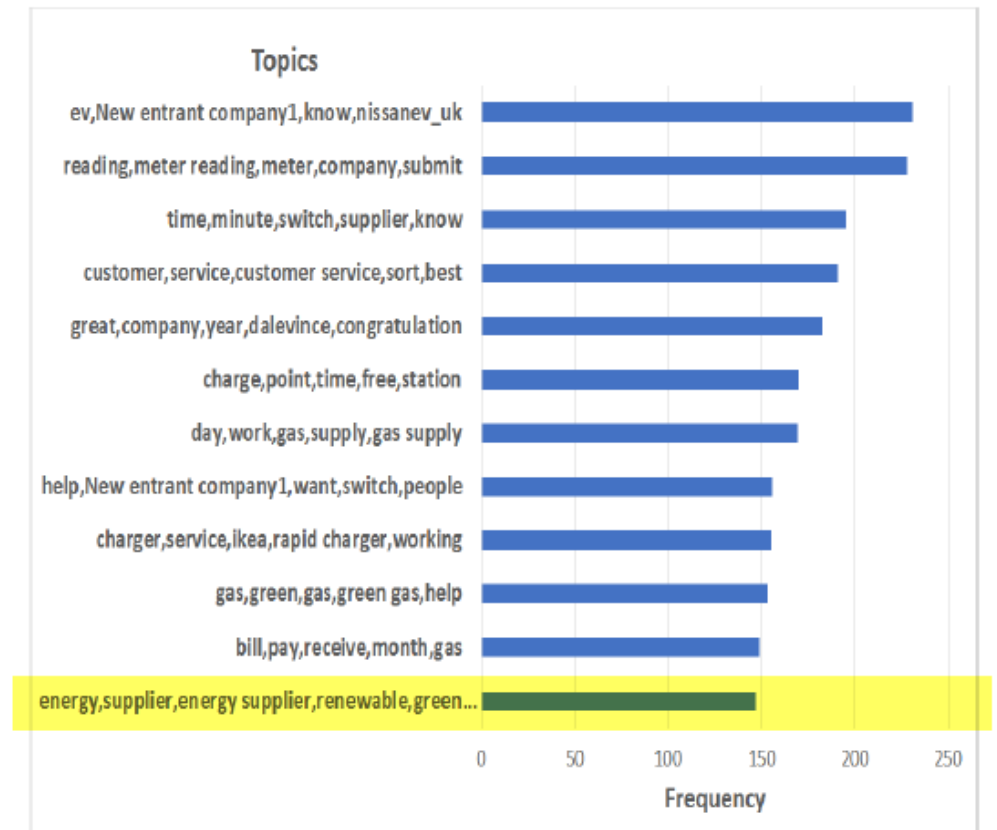
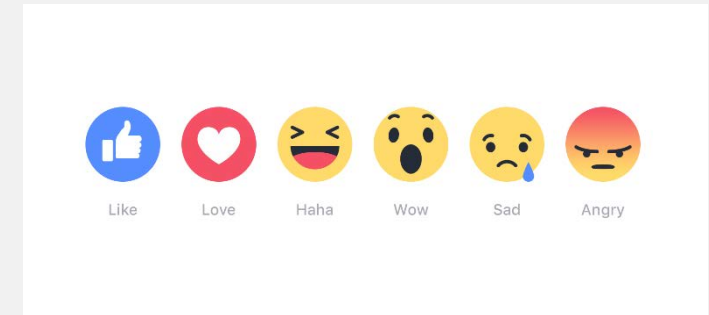


Fig. 5: Twelve most frequently discussed topics detected from tweets from customers of one of the new entrant energy companies.

# ■ Análise de Sentimento - Trabalhos

## Facebook Impact and Sentiment Analysis on Political Campaigns

- Eleições Locais no Estado do México em 2017;
- 4.128 posts de Facebook dos 4 principais partidos políticos.



**Table 1: Facebook reactions description**

Reaction	Description	Impression
Likes	Facebook' user shows pleasure towards the post	Positive
Love	The Facebook user is completely in agreement, in addition to sympathy towards the post	Positive
Haha	Facebook user shows sarcasm, liking, laughter, but the feeling is neutral	Neutral
Wow	Facebook user shows surprise, however, it is not clear whether the feeling is positive or negative.	No defined
Sad	Facebook is disappointed by the post	Negative
Angry	Facebook user is completely at odds with the post.	Negative

# ■ Análise de Sentimento - Trabalhos

## Facebook Impact and Sentiment Analysis on Political Campaigns

Table 4: Sentiment Index vs Elections' Result

Impact	Sentiment Index	Election's Result
PRI	1.19	33.72%
MORENA	1.78	30.81%
PRD	2.27	17.79%
PAN	1.35	11.28%

Table 2: Facebook posts and reactions

Party	MORENA	PAN	PRD	PRI	Total
Posts	113	1059	602	2354	4,128.00
Likes	1,301,998	1,398,091	657,873	1,332,664	4,690,626.00
Comments	120,838	280,139	92,734	292,882	786,593.00
Shares	568,387	269,558	202,916	382,552	1,423,413.00
Love	147,661	80,281	110,479	185,698	524,119.00
Haha	57,909	406,523	20,539	205,428	690,399.00
Wow	11,978	12,744	8,104	17,722	50,548.00
Sad	1,924	4,312	901	3,876	11,013.00
Angry	22,984	67,796	3,241	186,667	280,688.00
Favorite	118,137	20,861	22,618	221,133	382,749.00

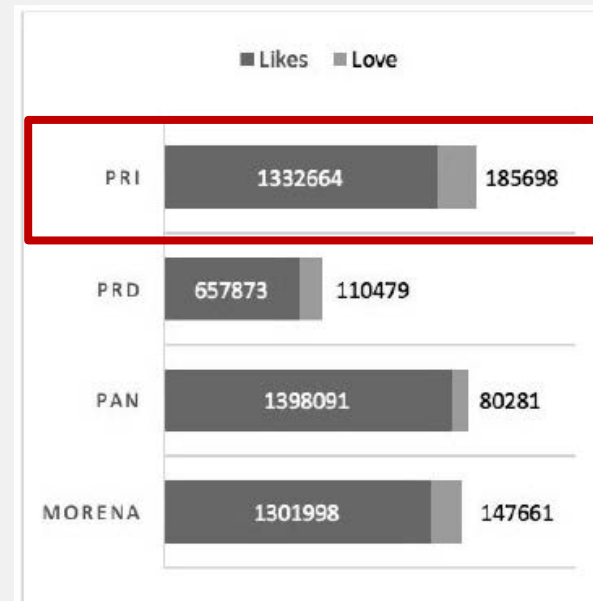


Figure 3: Total positive sentiment of Facebook posts

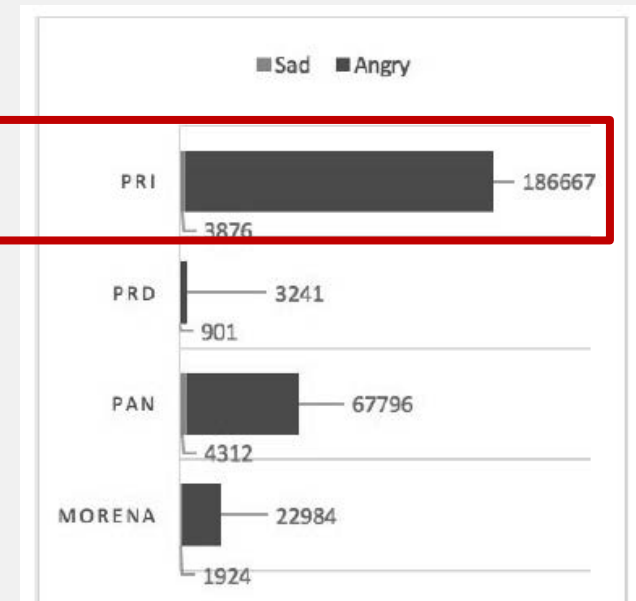


Figure 4: Total negative sentiment of Facebook posts



# ■ Análise de Sentimento - Trabalhos

## Facebook Impact and Sentiment Analysis on Political Campaigns

Table 4: Sentiment Index vs Elections' Result

Impact	Sentiment Index	Election's Result
PRI	1.19	33.72%
MORENA	1.78	30.81%
PRD	2.27	17.79%
PAN	1.35	11.28%

- Não foi possível determinar o vencedor das eleições através dos sentimentos expressos no Facebook.

Table 2: Facebook posts and reactions

Party	MORENA	PAN	PRD	PRI	Total
Posts	113	1059	602	2354	4,128.00
Likes	1,301,998	1,398,091	657,873	1,332,664	4,690,626.00
Comments	120,838	280,139	92,734	292,882	786,593.00
Shares	568,387	269,558	202,916	382,552	1,423,413.00
Love	147,661	80,281	110,479	185,698	524,119.00
Haha	57,909	406,523	20,539	205,428	690,399.00
Wow	11,978	12,744	8,104	17,722	50,548.00
Sad	1,924	4,312	901	3,876	11,013.00
Angry	22,984	67,796	3,241	186,667	280,688.00
Favorite	118,137	20,861	22,618	221,133	382,749.00

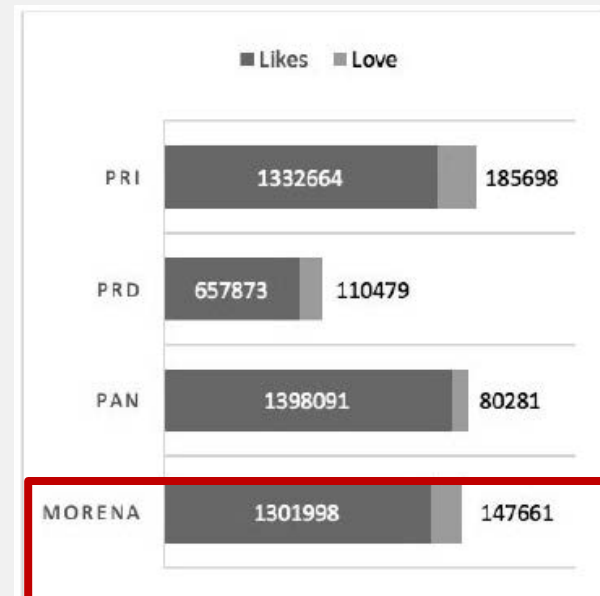


Figure 3: Total positive sentiment of Facebook posts

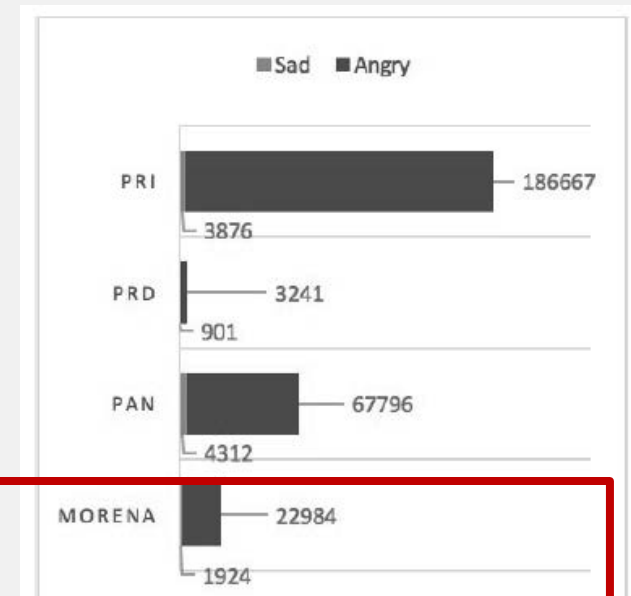
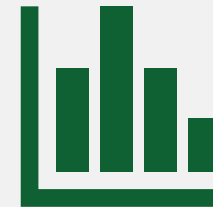
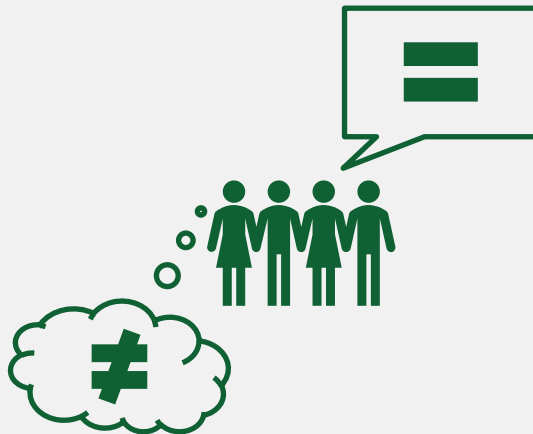


Figure 4: Total negative sentiment of Facebook posts

# ■ Conclusão

- Grandes volumes de dados (e-mails, chamados de suporte, chats, conversas em mídias sociais, pesquisas, artigos, documentos, etc.), são criados diariamente, mas não são simples de analisar e interpretar. Além disso, podem trazer grande esforço até alcançarem resultados.
- A análise de sentimento é uma técnica e não é uma ciência exata, precisa ser vista mais como uma heurística do que como um método de avaliação objetivo.
- Fatores como: idioma, subjetividade, interpretação de contexto, ironia, sarcasmo e uso de *emojis* precisam ser considerados nas análises qualitativas.



# Referências

- Blythe, Mark. (2009). **Critical methods and user generated content: The iPhone on YouTube**. Proc. CHI '09. 1467-1476. 10.1145/1518701.1518923.
- Husain, Mohd Shahid & Singh, Pravesh kumar. (2014). **Methodological Study Of Opinion Mining And Sentiment Analysis Techniques**. International Journal of Soft Computing (IJSC). 5. 11-21. 10.5121/ijsc.2014.5102.
- Kharde, Vishal & Sonawane, Sheetal. (2016). **Sentiment Analysis of Twitter Data: A Survey of Techniques**. International Journal of Computer Applications. 139. 5-15. 10.5120/ijca2016908625.
- Sharp, Helen, Yvonne Rogers, and Jenny Preece. **Interaction Design: Beyond Human-Computer Interaction**, 2019.
- Ikoro, Victoria & Sharmina, Maria & Malik, Khaleel & Batista-Navarro, Riza. (2018). **Analyzing Sentiments Expressed on Twitter by UK Energy Company Consumers**. 95-98. 10.1109/SNAMS.2018.8554619.
- Sandoval Almazan, Rodrigo & Valle-Cruz, David. (2018). **Facebook impact and sentiment analysis on political campaigns**. 1-7. 10.1145/3209281.3209328.
- Google Cloud Natural Language API demo. <https://cloud.google.com/natural-language>
- MonkeyLearn Sentiment Analyzer. <https://monkeylearn.com/sentiment-analysis-online/>



# Obrigada

Denise Rosa Meneghel  
Pós-Graduação em Computação Aplicada  
Professora Isabela Gasparini  
28/07/2020

**UDESC – Universidade do Estado de Santa Catarina**  
[www.udesc.br](http://www.udesc.br)