

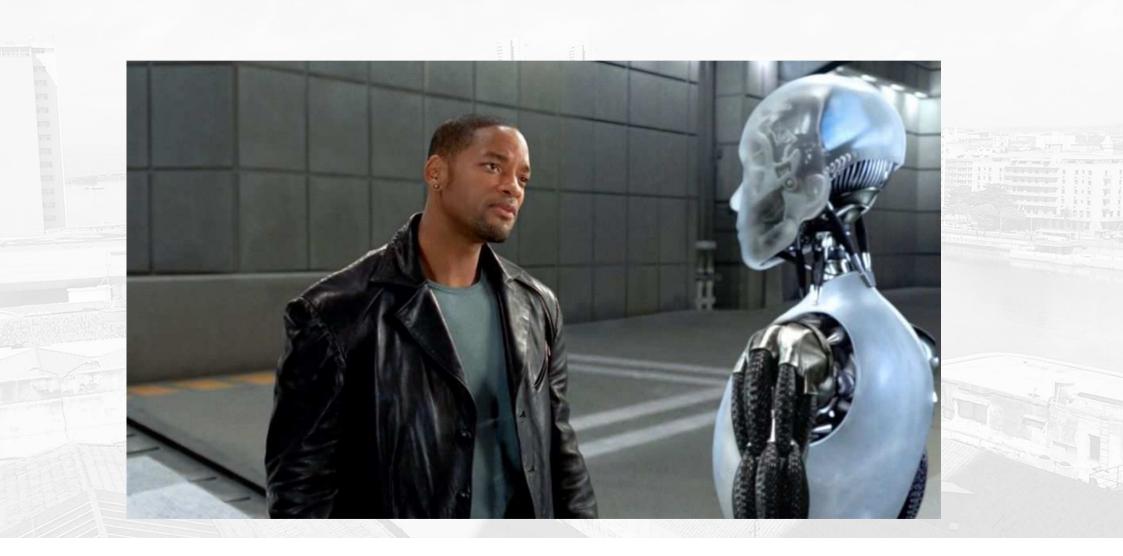
## Análise de sentimentos com Google Colaboratory







## Análise de sentimentos





"Análise de Sentimentos ou Mineração de opiniões refere-se ao uso de PLN com o objetivo de identificar, extrair e quantificar a polaridade expressamente dos dados coletados."



É um campo dentro do <u>Processamento de Linguagem Natural</u> (<u>PLN</u>) que constrói sistemas que identificam e extraem opiniões dentro de textos.

Normalmente, além de identificar a opinião, esses sistemas extraem atributos da expressão, como:

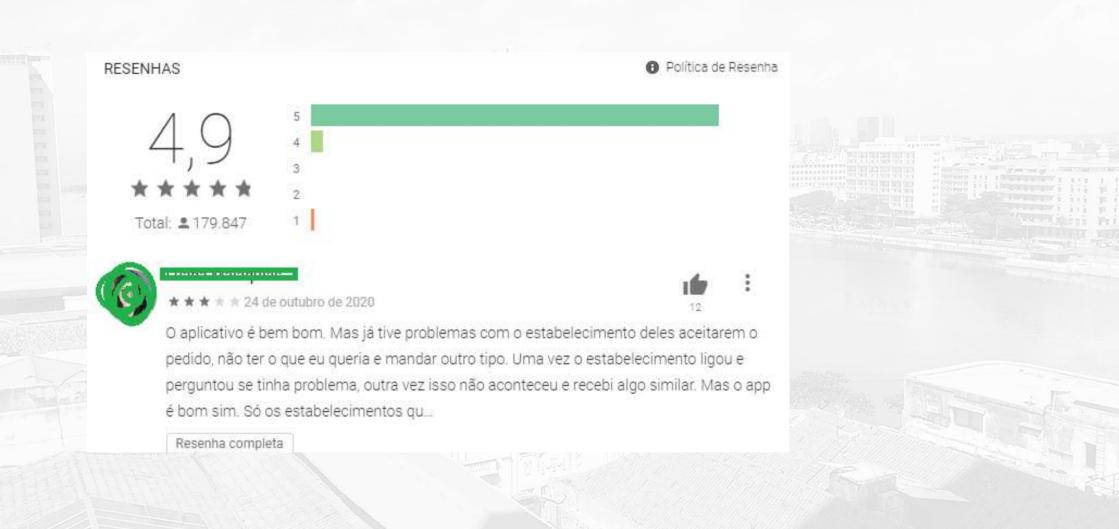
- Assunto: o que está sendo falado;
- Detentor de opinião: quem é a pessoa ou entidade que expressa a opinião;
- Polaridade: se o falante expressou uma opini\u00e3o positiva ou negativa.



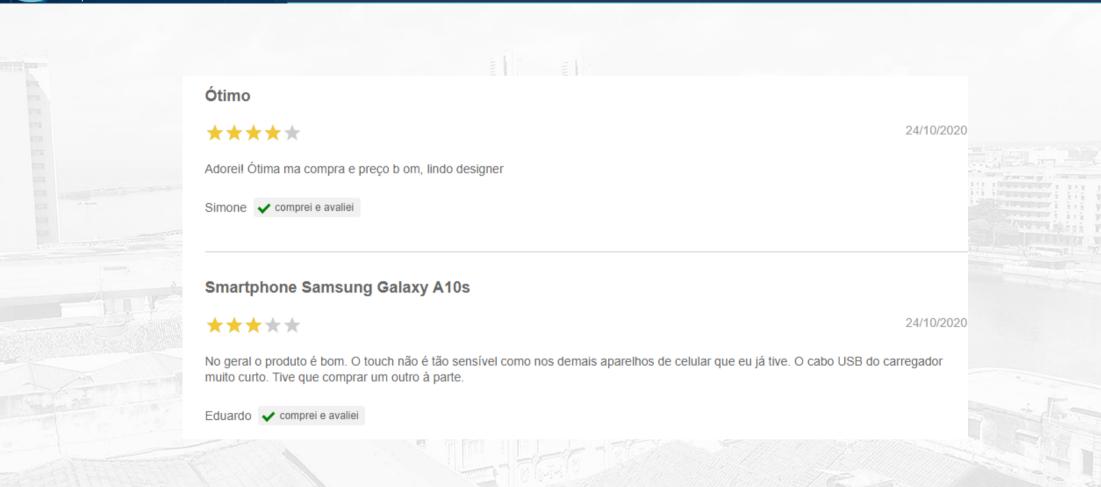
- AS está em grande expansão
- Pode ser a porta de entrada para outras análises;
- Informações públicas e privadas na Internet estão sempre crescendo

Assim, existem cada vez mais textos que expressam opiniões em sites de reviews sobre produtos, fóruns, blogs e mídias sociais.











### Qual a importância análise de sentimentos?

Estima-se que 80% dos dados do mundo estejam desestruturados e desorganizados.

A maior parte deles são provindos de textos, como e-mails, batepapos, mídias sociais, pesquisas, artigos e documentos.

Estes textos geralmente são difíceis, demorados e caros para analisar, entender e classificar.

Os sistemas de Análise de Sentimento permitem que as empresas entendam esse mar de textos não-estruturados.



### Qual a importância análise de sentimentos?

Imagine como seria classificar manualmente milhares de tweets, conversas de suporte ao cliente ou comentários sobre um produto no Facebook?

A análise de sentimentos permite entender estes dados em escala de maneira eficiente e econômica. Isto é apenas um pouco do que a Análise de Sentimento é capaz de fazer.



## Experiência Acadêmica

- Dificuldades da AS:
  - Negações: Uso de negações altera a polaridade de uma sentença ou expressão:
    - Exemplo: "Eu gosto do meu Smartphone."
    - "Eu não gosto do meu Smartphone."
  - Metáforas, tons de Ironias.
  - Mais de um sentimento em uma sentença:
    - Exemplo: "Eu gosto desse smartphone, mas se pudesse compraria um melhor"
    - ??????



## Abordagens da AS

#### Dicionários Léxicos

- Base de dados com palavras associadas a sentimentos;
- Negativo: -1 Neutro: 0 Positivo: +1
- Baseados em áreas de conhecimento:
  - Saúde, Tecnologia, Psicologia, ....
- Vantagem:
  - Não precisa ter dados de treinamento, ou seja, rotular;
- · Desvantagem:
  - Depender do Idioma e manutenção da base;



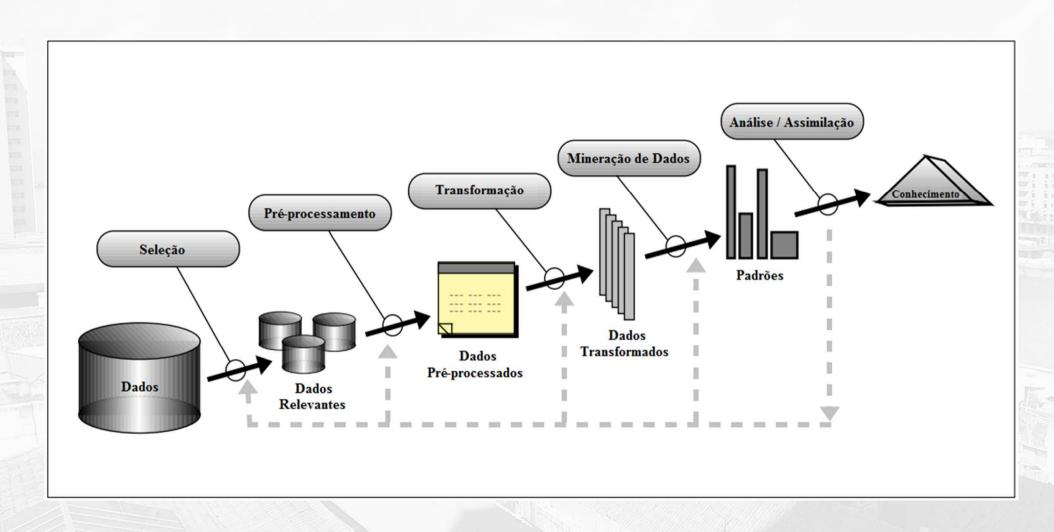
## Abordagens da AS

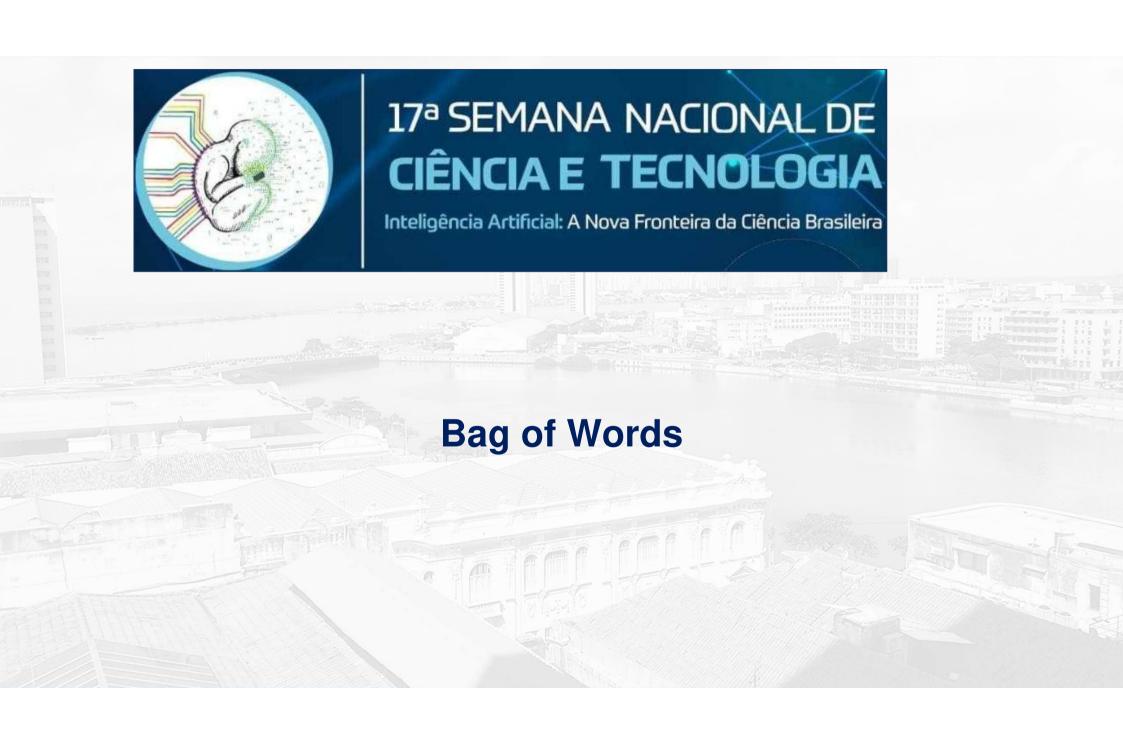
- Machine Learning (Aprendizado de Máquina)
  - Modelar dados de texto na forma de Bag of Words (saco de palavras)
  - Vantagem:
    - Não depende de Idioma, tudo depende do treinamento;
  - Desvantagem:
    - Necessita de dados de treinamento;





## Mineração de Texto







## Bag of words

Segundo Maalej et al. (2016) a técnica de saco de palavras (Bag of words) é uma das técnicas mais utilizadas para extração de recursos em textos. Baseada em uma medida estatística, TF (Term Frequency), que tem o intuito de indicar a importância de um termo de um documento em relação a corpus linguístico por exemplo, de acordo com a frequência de termos.

### Bag of words

#### Sejam dadas duas frases

- Por favor remova os anúncios do aplicativo. O aplicativo é bom, mas com tanto anúncio fica irritante.
- Ter comida postado em anúncios no aplicativo perda de peso não é útil.

anúncios, aplicativo, bom, <u>com, comida</u>, de, do, em, favor, fica, irritante, mas, no, não, os, perda, peso, por, postado, remova, tantos, ter, útil

por: 17, favor: 8, remova: 19, os: 14, anúncios: 0, do: 6, aplicativo: 1, bom: 2, mas: 11, com: 3, tantos: 20, fica: 9, irritante: 10, ter: 21, comida: 4, postado: 18, em: 7, no: 12, perda: 15, de: 5, peso: 16, não: 13, útil: 22

## Bag of words

### Vetor de frequência de cada frase

```
Por favor remova os anúncios do aplicativo. O aplicativo é bom, mas com tantos anúncios fica irritante.
```

Ter comida postado em anúncios no aplicativo perda de peso não é útil

```
(1, 0) 1

(1, 1) 1

(1, 21) 1

(1, 4) 1

(1, 18) 1

(1, 7) 1

(1, 12) 1

(1, 15) 1

(1, 5) 1

(1, 16) 1

(1, 13) 1

(1, 22) 1
```





## Classificador Naives Bayes

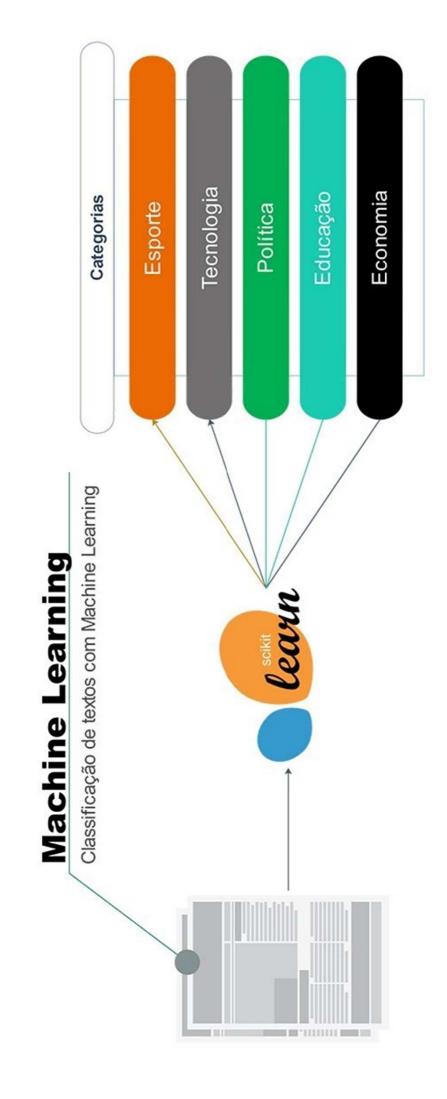
Uma das técnicas de mineração de dados amplamente utilizada é a classificação de dados. A classificação consiste no processo de encontrar, através de aprendizado de máquina, um modelo ou função que descreva diferentes classes de dados [Han e Kamber 2006].





O objetivo da classificação é rotular, automaticamente, novas instâncias da base de dados com uma determinada classe aplicando o modelo ou função "aprendidos". Este modelo é baseado no valor dos atributos das instâncias de treinamento.







#### EM QUAL CLASSIFICAÇÃO CADA NOTÍCIA MELHOR REPRESENTA?

"Após reunião nesta quarta (8), no Recife, reitores anunciaram ações de conscientização sobre importância do trabalho acadêmico para a população."

"O Supremo Tribunal Federal (STF) decidiu que não é preciso o aval do Legislativo para privatizar subsidiárias de estatais e controladas."

"Colombiano marca duas vezes, Galo vira no Pacaembu e elimina o Santos da Copa do Brasil"

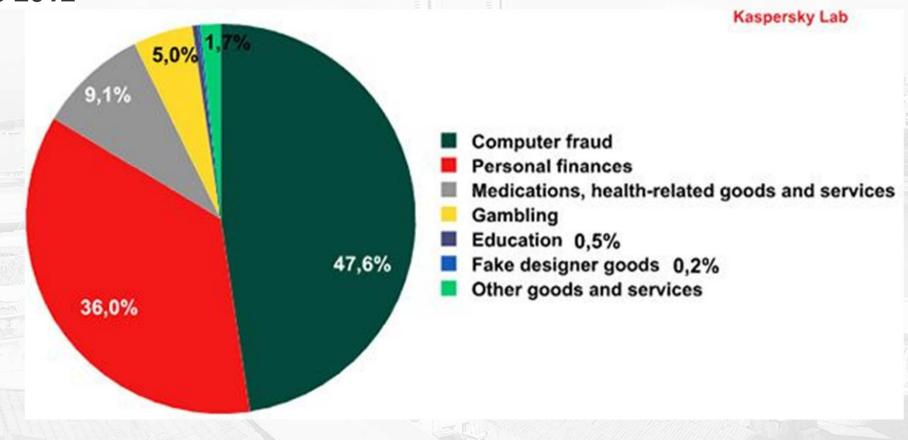
"O presidente Jair Bolsonaro avançou dois sinais, ultrapassou pelo acostamento e passou a mais de 100 por um pardal para chegar mais rápido ao Congresso e levar sua proposta de mudanças no Código de Trânsito Brasileiro."



A classificação pode ser especializada na categorização textual, que consiste na organização de documentos em tópicos pré estabelecidos. Esta categorização tem diversas aplicações na área de Recuperação de Informação, tais como detecção de SPAM, organização automática de e-mails, identificação de páginas com conteúdo adulto e detecção de expressões multipalavras [Manning et al. 2008].

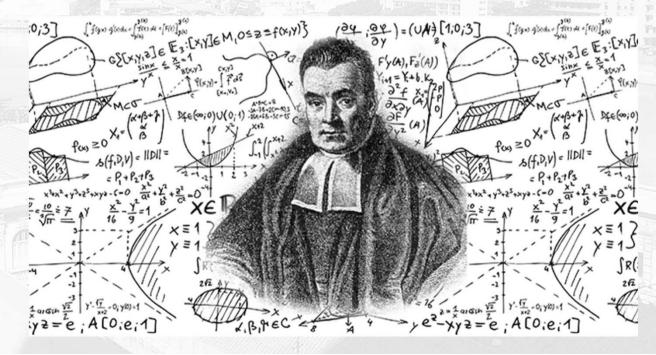


## Classificação do spam em Setembro de 2012





O algoritmo "Naive Bayes" é um classificador probabilístico baseado no "Teorema de Bayes", o qual foi criado por Thomas Bayes (1701 - 1761).





A principal característica do algoritmo, e também o motivo de receber "naive" (ingênuo) no nome, é que ele desconsidera completamente a correlação entre as variáveis (features). Ou seja, se determinada fruta é considerada uma "Maçã" se ela for "Vermelha", "Redonda" e possui "aproximadamente 10cm de diâmetro", o algoritmo não vai levar em consideração a correlação entre esses fatores, tratando cada um de forma independente.

Silva (2016) afirma que o Teorema de Bayes é uma ferramenta da estatística, esse teorema é uma fórmula matemática utilizada para cálculos de probabilidades condicionais, descrevendo a probabilidade de um evento com base no conhecimento prévio das condições que podem estar relacionadas com o evento:

$$P(c \mid x) = \frac{P(X \mid c) P(c)}{P(x)}$$

$$P(c \mid X) = P(x_1 \mid c) \times P(x_2 \mid c) \times \dots \times P(x_n \mid c) \times P(c)$$

$$P(c \mid x) = \frac{P(X \mid c) P(c)}{P(x)}$$

$$P(c \mid X) = P(x_1 \mid c) \times P(x_2 \mid c) \times \dots \times P(x_n \mid c) \times P(c)$$

Onde:  $P(c \mid x)$  é a probabilidade posterior da classe alvo, P(c) é a probabilidade original da classe,  $P(X \mid c)$  é a possibilidade de que a probabilidade da classe preditora seja dada, P(x) é a probabilidade original do preditor.



#### Probabilidade

A probabilidade condicional trata da probabilidade de ocorrer um evento A, tendo ocorrido um evento B, ambos do espaço amostral S, ou seja, ela é calculada sobre o evento B e não em função o espaço amostral S.

A probabilidade de ocorrência de um evento A em relação a um evento ocorrido B é expressa como:

P(A|B)

Ex: P(cárie|dor de dente) = 0.5



Naïve Bayes computa a probabilidade P(c|x) de um documento pertencer a uma determinada classe a partir da probabilidade a priori P(c) de um documento ser desta classe e das probabilidades condicionais P(x|c) de cada termo xi ocorrer em um documento da mesma classe.

$$P(c \mid x) = \frac{P(X \mid c) P(c)}{P(x)}$$

$$P(c \mid X) = P(x_1 \mid c) \times P(x_2 \mid c) \times \dots \times P(x_n \mid c) \times P(c)$$



#### APRENDIZADO DE MÁQUINA

classe	d	Termos contidos na revisão do usuário			
	1	A tela não possui opção de inserir foto.			
Desing	2	A cor da tela não é boa, irrita a visão.			
	3	O layout da tela é desorganizado, não sei buscar informação.			
Usabilidada	4	Não consigo salvar meus exercicios.			
Usabilidade	5	Gostaria de compartilhar minhas atividades na rede social.			
Deguisites Euroioneis	6	O botão salvar so aparece na barra de menu.			
Requisitos Funcionais	7	gostaria de uma opção de monitor cardíaco			



#### APRENDIZADO DE MÁQUINA

	TERMOS PRÉ PROCESSADOS								
	classe d		Termos contidos na revisão do usuário	Termos por classes	conjunto treinamento				
С	Desing	1	tela não possui opção inserir foto						
		2	cor tela não boa irrita visão						
		3	layout tela desorganizado não sei buscar informação	19					
	Usabilidade	4	Não consigo salvar meus exercicios		38				
		5	Gostaria compartilhar minhas atividades redes sociais	11					
	Requisitos Funcionais	6	botão salvar so aparece barra menu						
	Requisitos Funcionais	7	gostaria opção monitor cardíaco	10					
	? 8 falta tela cores identificar menus								



#### PROBABILIDADE À PRIORI

CALCULA A RAZÃO DO NÚMERO DE CLASSES DE ACORDO COM SUA CLASSIFICAÇÃO.

$$P(c) = \frac{C}{C(t)}$$

$$X$$

$$P(c) = \frac{P(c)}{P(x|c)} = \frac{P(c)}{P(c|x)} = \frac{P(c)}{P(c|x)}$$



#### PROBABILIDADE CONDICIONAL

CALCULA A PROBABILIDADE DO TERMO PERTENCER Á CLASSIFICAÇÃO.

P(c)	PROB. A PRIORE				
P(x c)	PROB. CONDICIONAL				
P(c x)	PROB. POSTERIORI				

	2º - P(x C) probabilidades condicionais			С					
			Deisng	Usabilidade	Requisitos	_ , ,	$n_{2}$	x+1	
		x1	falta	0,018	0,020	0,021	P(x c)	$I = \longrightarrow$	
		x2	tela	0,070	0,020	0,021		fx(c)	+fx(t)
	X	х3	cores	0,035	0,020	0,021			
		x4	identificar	0,018	0,020	0,021			
		х5	menus	0,018	0,020	0,042			

#### PROBABILIDADE CONDICIONAL

CALCULA A PROBABILIDADE DO TERMO PERTENCER Á CLASSIFICAÇÃO.

. ( - /					
P(x c)	PROB. CONDICIONAL				
P(c x)	PROB. POSTERIORI				

2º	2º - P(x C) probabilidades condicionais				С				
				Deisng	Usabilidade	Requisitos	_ , .	. n	x+1
		x1	falta	0,018	0,020	0,021	P(x c)	)= —	_
		<b>x2</b>	tela	0,070	0,020	0,021		$\int x(c)$	)+fx(t)
X		х3	cores	0,035	0,020	0,021			
		х4	identificar	0,018	0,020	0,021			
		х5	menus	0,018	0,020	0,042			

$$P(falta | Desing) = \frac{0*1+1}{19+38} = 0,018$$

$$P(menus | requisitos) = \frac{1*1+1}{10+38} = 0.042$$

$$P(tela|Desing) = \frac{3*1+1}{19+38} = 0,070$$



# **Naives Bayes**

#### PROBABILIDADE À POSTERIORI

P(c)	PROB. A PRIORE
P(x c)	PROB. CONDICIONAL
P(c x)	PROB. POSTERIORI

	11.54							
3º P(c X) Probabilidade a posteriori	log P(c)	log P(x1 c)	log P(x2 c)	log P(x3 c)	log P(x4 c)	log P(x5 c)		
P(Desing d8)	-0,37	-1,76	-1,15	-1,45	-1,76	-1,76	-8,24	
P(Usabilidade   d8)	-0,54	-1,69	-1,69	-1,69	-1,69	-1,69	-9,00	
P(Requisitos   d8)	-0,54	-1,68	-1,68	-1,68	-1,68	-1,38	-8,65	
$P(c x) = \log P(x c)$	$(1) + \log $	gP(x1 c)	$+ \log P(z)$	(2 c) + 1	$\log P(x c)$	) + …		



# **Naives Bayes**

P(x c)	PROB. CONDICIONAL
P(c x)	PROB. POSTERIORI

PROB <i>A</i>	ABILID	ADE	A PC	STE	RIORI

3º P(c X) Probabilidade a posteriori	log P(c)	log P(x1 c)	log P(x2 c)	log P(x3 c)	log P(x4 c)	log P(x5 c)		
P(Desing   d8)	/ -0,37	/ <b>-1,76</b>	-1,15	-1,45	-1,76	-1,76	-8,24	
P(Usabilidade   d8)	-0,54	-1,69	-1,69	-1,69	-1,69	-1,69	-9,00	
P(Requisitos   d8)	-0,54	-1,68	-1,68	-1,68	-1,68	-1,38	-8,65	
$P(c x) = \log P(x c)$	) + log	P(x1 c)	$+ \log P(z)$	(2 c) + 1	$\log P(x c)$	) + …		
SA MANONA MISSA ONNO SENCAMBINE MEMPININA MANAMANA	,		,		1,626	1		

$$\log \frac{3}{7} = -0.37$$

$$\log 0.018 = -1.76$$
  $\log 0.070 = -1.15$   $\log 0.035 = -1.45$ 

$$\log 0.035 = -1.45$$

\* Para evitar o underflow de ponto flutuante, o produto das probabilidades é substituído pela soma dos logaritmos das probabilidades

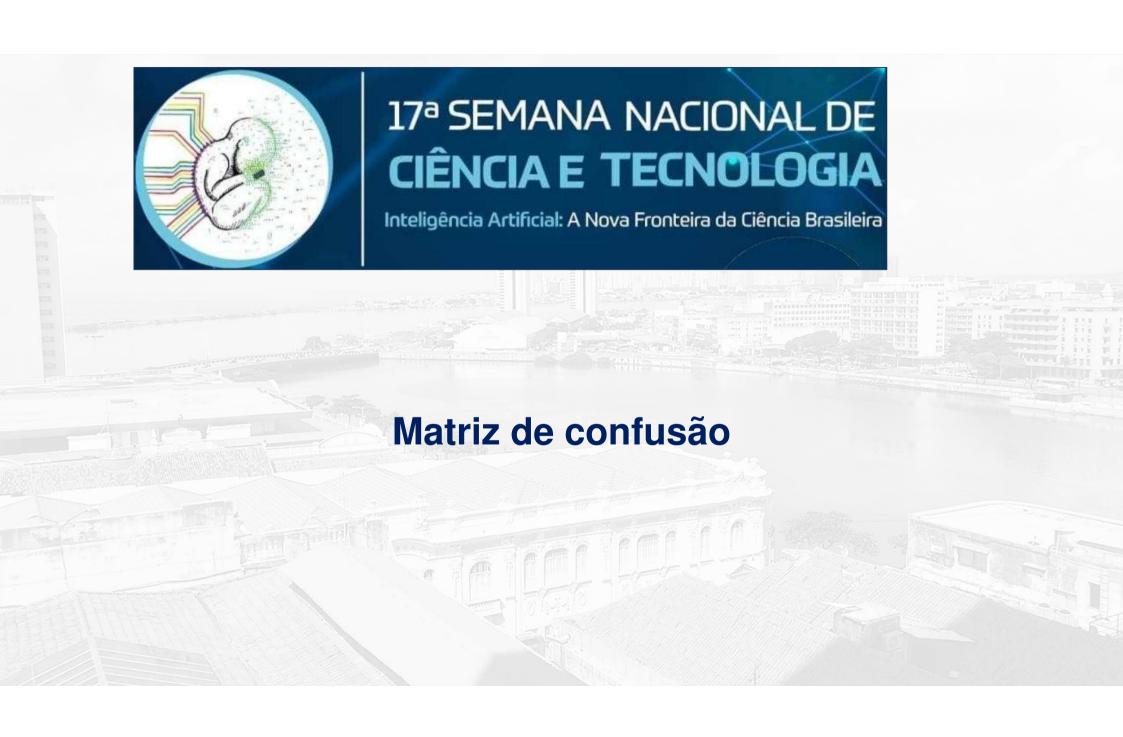


# **Naives Bayes**

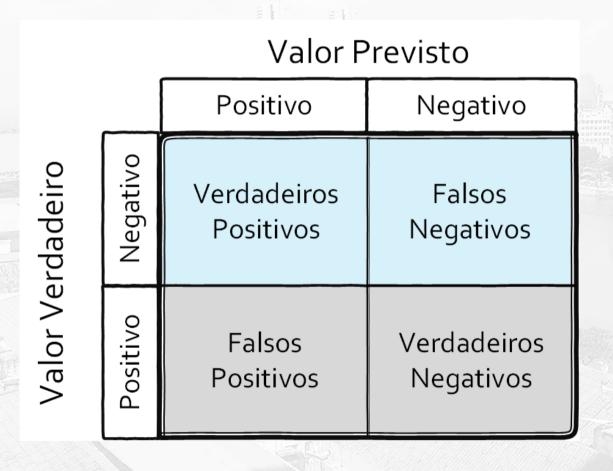


#### Algumas utilidades práticas:

- Previsões em tempo real: Por possuir uma velocidade relativamente alta e precisar apenas de poucos dados para realizar a classificação, o Naive Bayes pode ser utilizado para previsões em tempo real.
- Classificação de textos/Filtragem de spam/Análise de sentimento: Muito utilizado para filtragem de SPAM, Análise de Sentimento nas redes sociais(identificar se o usuário está feliz ou triste ao publicar determinado texto).









Em um conjunto de dados de 100 animais utilizados para prever se estes são ou não gatos.

		Valor	Predito
		Sim	Não
	Sim	Verdadeiro Positivo	Falso Negativo
Real	Sim	(TP)	(FN)
2	Não	Falso Positivo	Verdadeiro Negativo
	Nao	(FP)	(TN)

		Classe e	esperada
		Gato	Não é gato
prevista	Gato	25 Verdadeiro Positivo	10 Falso Positivo
Classe p	Não é gato	25 Falso Negativo	40 Verdadeiro Negativo

Veridicamente 35 são gatos e 65 não são.



#### Acurácia

 É definida como sendo a fração de premissas corretas, representando a quantidade de acertos do classificador, verdadeiros positivos e verdadeiros negativos, em relação ao total calculado.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

		Valor	Predito
		Sim	Não
	Sim	Verdadeiro Positivo	Falso Negativo
Real	эшп	(TP)	(FN)
<del>Z</del>	ME	Falso Positivo	Verdadeiro Negativo
	Não	(FP)	(TN)

#### **Precisão**

Precisão ou valor preditivo positivo representa o quão precisa são as predições positivas de um modelo. Perfaz o número de casos verdadeiros positivos pelo total de instâncias positivas preditas.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP}$$

		Valor Predito				
		Sim	Não			
	Sim	Verdadeiro Positivo	Falso Negativo			
Real	эшп	(TP)	(FN)			
%	Não	Falso Positivo	Verdadeiro Negativo			
		(FP)	(TN)			



## Métricas de Desempenho



A acurácia é a proximidade de um resultado com o seu valor de referência real. Dessa forma, quanto maior a acurácia, mais próximo da referência ou valor real é o resultado encontrado.

A precisão é o grau de variação resultante de um conjunto de medições realizadas. Dessa forma, quanto mais preciso um processo, menor é a variabilidade entre os valores encontrados.

#### Recall

O Recall ou sensibilidade é considerado uma medida de completude da anterior. Verifica apenas qual a fração de positivos foram identificados pelo modelo, em relação ao total de instâncias positivos do conjunto original

$$Recall = \frac{TP}{FN+TP}$$

		Valor Predito			
		Sim	Não		
<u></u>	Sim	Verdadeiro Positivo (TP)	Falso Negativo		
Real	Não	Falso Positivo (FP)	Verdadeiro Negativo (TN)		

#### Média F1

A média F1 ou média harmônica combina os valores de precisão e sensibilidade em uma única fórmula.

$$F-Meansure = \frac{2 \times Recall \times Precision}{Recall + Precision}$$

		Valor	Predito
		Sim	Não
	Sim	Verdadeiro Positivo	Falso Negativo
Real	Sim	(TP)	(FN)
≊	NIE-	Falso Positivo	Verdadeiro Negativo
	Não	(FP)	(TN)

Em um conjunto de dados de 100 animais utilizados para prever se estes são ou não gatos.

		Classe e	esperada
		Gato	Não é gato
revista	Gato	25 Verdadeiro Positivo	10 Falso Positivo
Classe prevista	Não é gato	25 Falso Negativo	40 Verdadeiro Negativo

Veridicamente 35 são gatos e 65 não são.

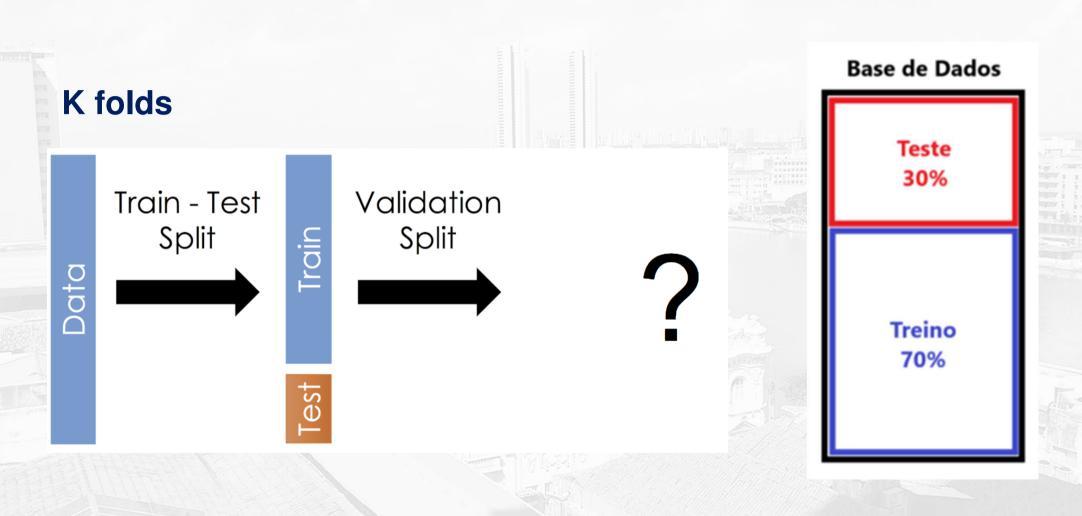
$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$
  $Recall = \frac{TP}{FN + TP}$ 

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \qquad F-Meansure = \frac{2 \text{ x Recall x Precision}}{Recall+Precision}$$





## Dados de teste e treinamento







# Validação cruzada





#### Trabalhando com o GOOGLE COLAB

https://colab.research.google.com





#### **Michel Ferreira Batista**

Professor EBTT de Informática IFBA

michelfbatista@gmail.com

https://sites.google.com/view/michelfbatista/