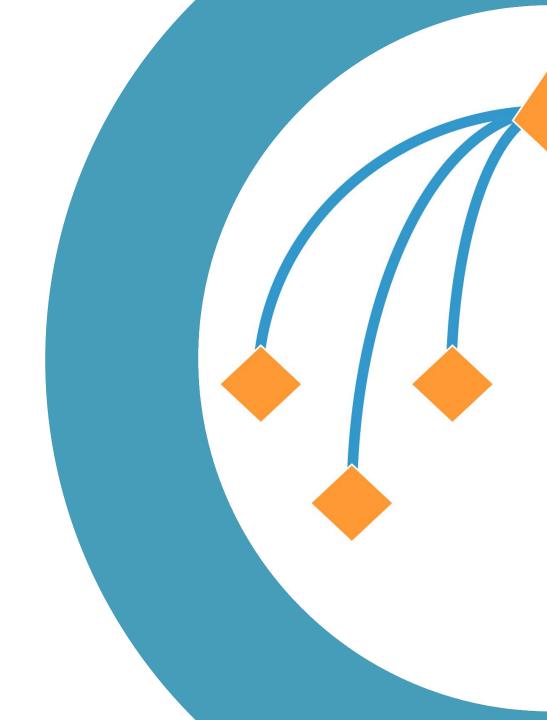




Giovana de Lucca





Como funciona o processo de aprendizado de máquina?







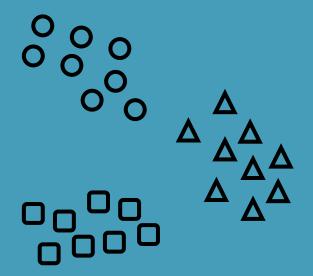










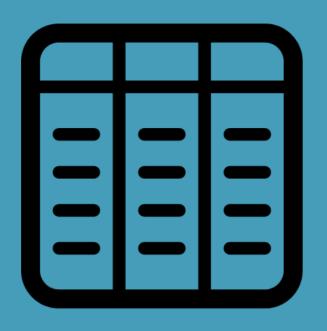


Coletar e organizar os dados









- Coletar e organizar os dados
- Analisar e pré-processar os dados



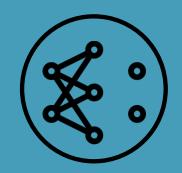










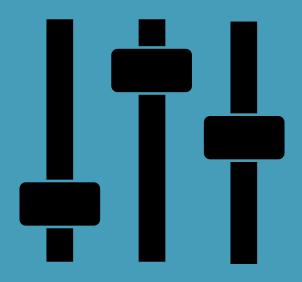


- Coletar e organizar os dados
- Analisar e pré-processar os dados
- Selecionar um modelo







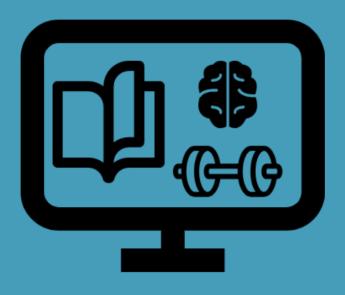


- Coletar e organizar os dados
- Analisar e pré-processar os dados
- Selecionar um modelo
- Selecionar parâmetros do modelo









- Coletar e organizar os dados
- Analisar e pré-processar os dados
- Selecionar um modelo
- Selecionar parâmetros do modelo
- Treinar o modelo











- Coletar e organizar os dados
- Analisar e pré-processar os dados
- Selecionar um modelo
- Selecionar parâmetros do modelo
- Treinar o modelo
- Testar o modelo





Qual o melhor modelo para o seu problema de aprendizado de máquina?





Qual o comportamento dos meus dados?



Qual o comportamento dos meus dados?

Do que se trata meu problema?



Qual o comportamento dos meus dados?

Do que se trata meu problema?

Existem outros problemas similares já resolvidos?



Qual o comportamento dos meus dados?

Do que se trata meu problema?

Existem outros problemas similares já resolvidos?

Eu possuo uma massa grande de dados?



Qual o comportamento dos meus dados?

Do que se trata meu problema?

Existem outros problemas similares já resolvidos?

Eu possuo uma massa grande de dados?

Como os meus dados estão disponíveis?



Qual o comportamento dos meus dados?

Do que se trata meu problema?

Existem outros problemas similares já resolvidos?

Eu possuo uma massa grande de dados?

Como os meus dados estão disponíveis?

Quais recursos de memória e processamento eu possuo?



Qual o comportamento dos meus dados?

Do que se trata meu problema?

Existem outros problemas similares já resolvidos?

Eu possuo uma massa grande de dados?

Como os meus dados estão disponíveis?

Quais recursos de memória e processamento eu possuo?







Considerando um problema prático para entender como responder o questionamento









BRA S



BRA sileira

Sinais



BRA sileira

Sinais



BRA sileira

Sinais

COMPOSIÇÃO DO SINAL

Configurações das mãos



BRA sileira

Sinais

- Configurações das mãos
- Ponto de articulação



LIngua BRAsileira

Sinais

- Configurações das mãos
- Ponto de articulação
- Movimento



LIngua BRA sileira

Sinais

- Configurações das mãos
- Ponto de articulação
- Movimento
- Orientação



LIngua BRAsileira

Sinais

- Configurações das mãos
- Ponto de articulação
- Movimento
- Orientação
- Expressões faciais



LIngua BRA sileira

Sinais

- Configurações das mãos
- Ponto de articulação
- Movimento
- Orientação
- Expressões faciais



LIngua BRAsileira

Sinais

COMPOSIÇÃO DO SINAL

- Configurações das mãos
- Ponto de articulação
- Movimento
- Orientação
- Expressões faciais

- Corporais



Sinais

COMPOSIÇÃO DO SINAL

- Configurações das mãos
- Ponto de articulação
- Movimento
- Orientação
- Expressões faciais

Corporais
Gramaticais



Sinais



COMPOSIÇÃO DO SINAL

- Configurações das mãos
- Ponto de articulação
- Movimento
- Orientação
- Expressões faciais

```
Corporais
Gramaticais
```



EXPRESSÕES FACIAIS GRAMATICAIS

LIngua

BRA sileira

Sinais



LIngua

BRA sileira

Sinais



EXPRESSÕES FACIAIS GRAMATICAIS

Foco



Sinais

- Foco
- Tópico



Sinais

- Foco
- Tópico
- Relativa



Sinais

- Foco
- Tópico
- Relativa
- Negativa



Sinais

- Foco
- Tópico
- Relativa
- Negativa
- Afirmativa



Sinais

- Foco
- Tópico
- Relativa
- Negativa
- Afirmativa
- Condicional



Sinais

- Foco
- Tópico
- Relativa
- Negativa
- Afirmativa
- Condicional
- Interrogativa binária



Sinais

- Foco
- Tópico
- Relativa
- Negativa
- Afirmativa
- Condicional
- Interrogativa binária
- Interrogativa de dúvida



Sinais

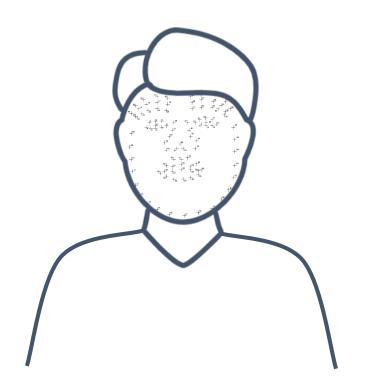
- Foco
- Tópico
- Relativa
- Negativa
- Afirmativa
- Condicional
- Interrogativa binária
- Interrogativa de dúvida
- Interrogativa com pronome

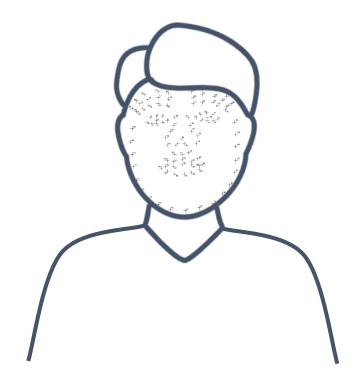


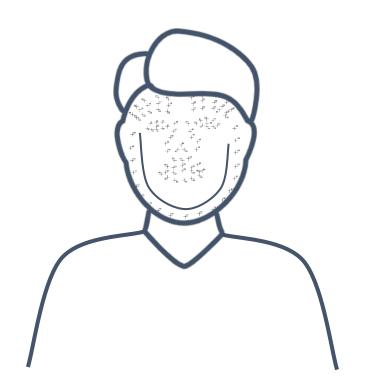


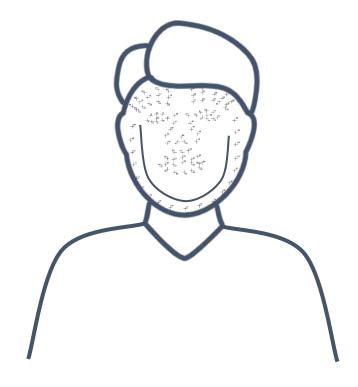


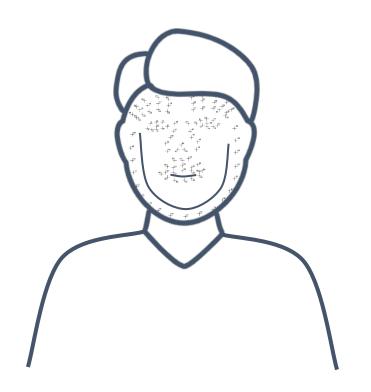


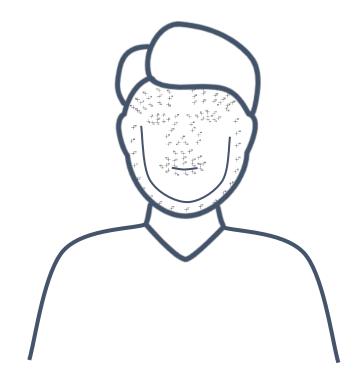


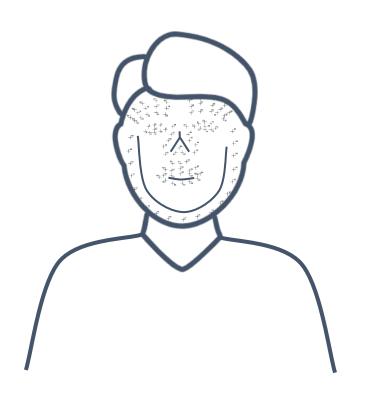


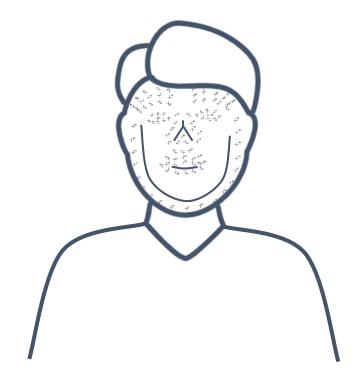


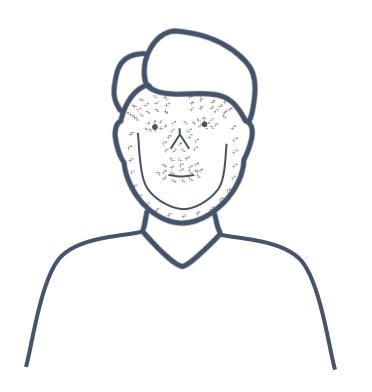


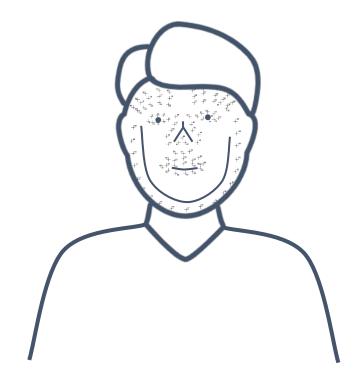


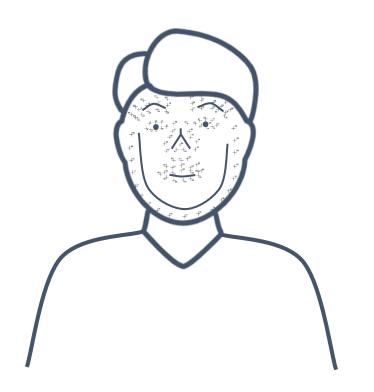


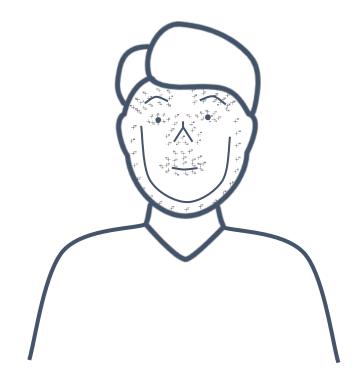


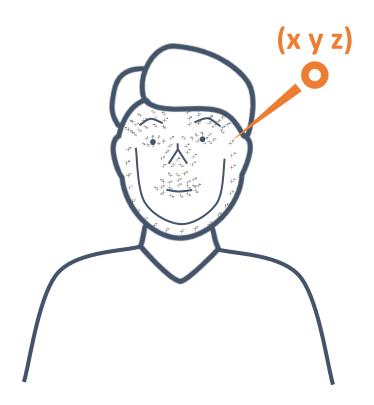


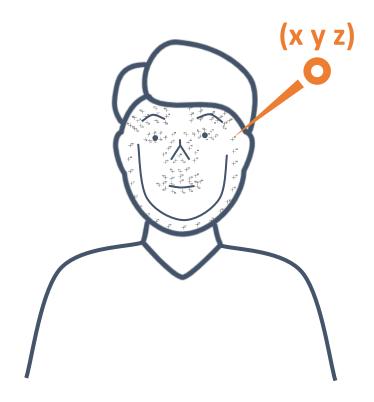






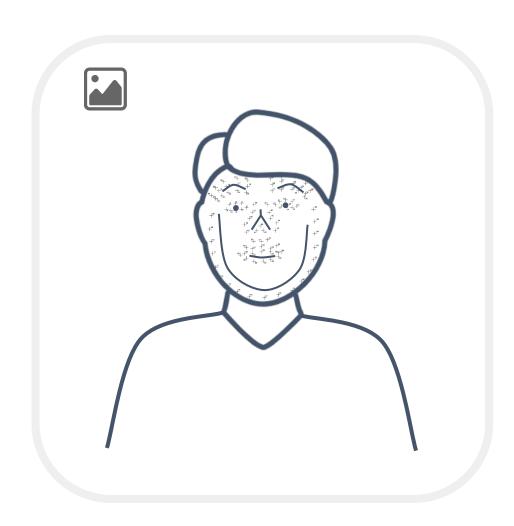






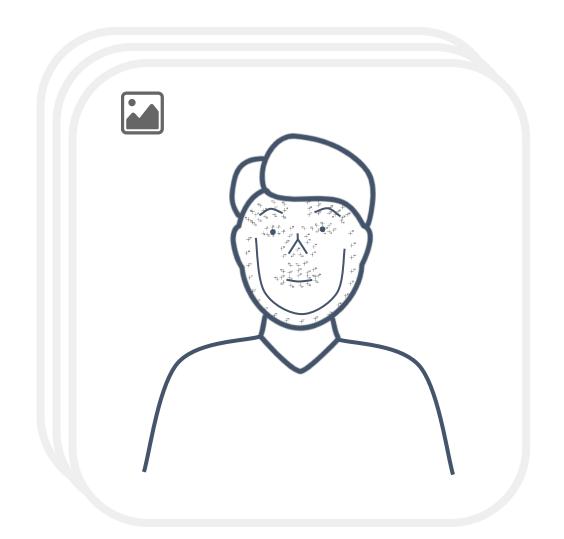






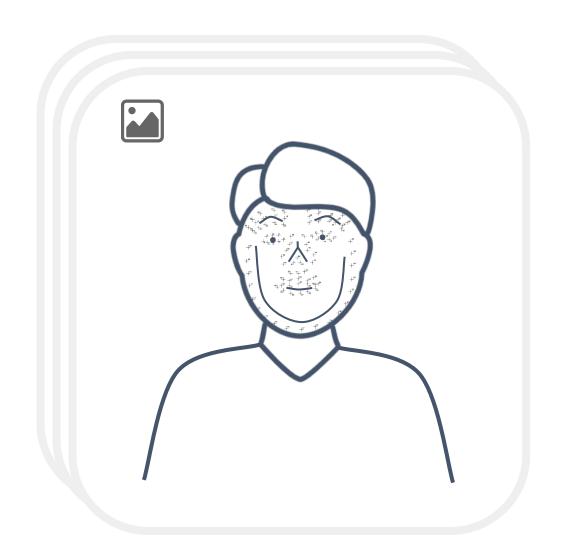










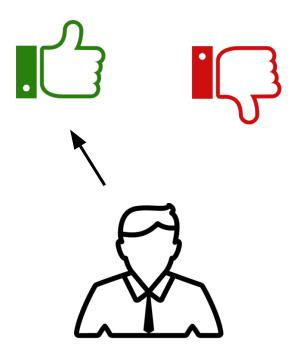


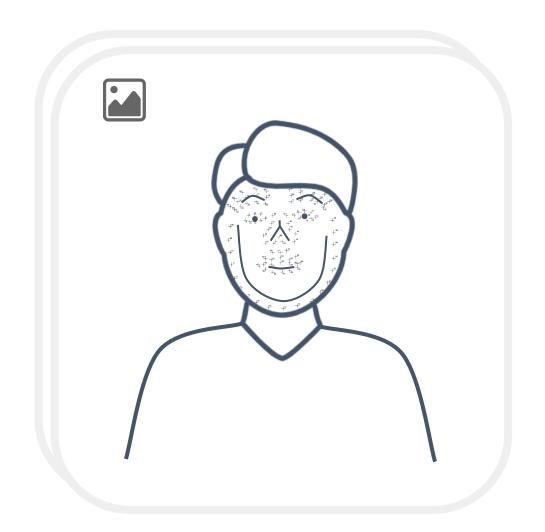


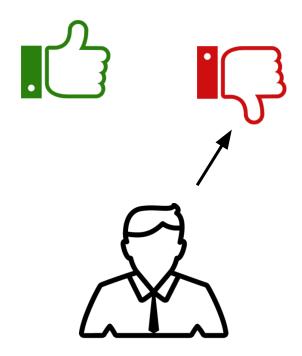


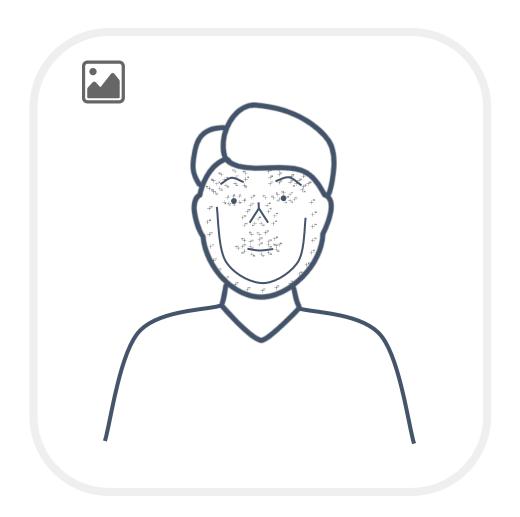


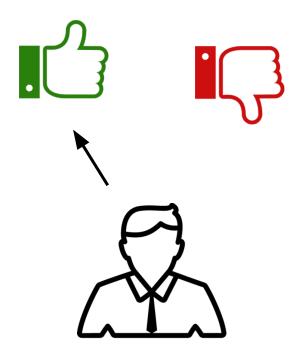












ATRIBUTOS PREDITORES

CLASSES

100 sensores Possul **3 coordenadas**

ATRIBUTOS PREDITORES

CLASSES

100 sensores Possul **3 coordenadas**

ATRIBUTOS PREDITORES

CLASSES

300

100 sensores Possul **3 coordenadas**





ATRIBUTOS PREDITORES

CLASSES

300

100 sensores Possul **3 coordenadas**





ATRIBUTOS PREDITORES

CLASSES

300

100 sensores Possul **3 coordenadas**



ATRIBUTOS PREDITORES

CLASSES

300

1X

1y

1Z

2X

2у

100y 100z

0

100 sensores Possul **3 coordenadas**





ATRIBUTOS PREDITORES

CLASSES

300

1X	1 y	1 Z	2X	2у	 100y	100Z
1X	1 y	1 Z	2X	2y	 100y	100Z

Projetos de Pesquisa



Projetos de Pesquisa





FREITAS, F. de A.; BARBOSA, F. V.; PERES, S. M. Grammatical Facial Expressions Recognition with Machine Learning. In: International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference. Flórida, Estados Unidos: AAAI Publications, 2014. p. 180–185.



FREITAS, F. de A.; BARBOSA, F. V.; PERES, S. M. Grammatical Facial Expressions Recognition with Machine Learning. In: International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference. Flórida, Estados Unidos: AAAI Publications, 2014. p. 180–185.



FREITAS, F. de A.; BARBOSA, F. V.; PERES, S. M. Grammatical Facial Expressions Recognition with Machine Learning. In: International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference. Flórida, Estados Unidos: AAAI Publications, 2014. p. 180–185.

CONSIDERAÇÕES

Construiu a base de dados GFE



FREITAS, F. de A.; BARBOSA, F. V.; PERES, S. M. Grammatical Facial Expressions Recognition with Machine Learning. In: International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference. Flórida, Estados Unidos: AAAI Publications, 2014. p. 180–185.

- Construiu a base de dados GFE
- Utilizou apenas 17 sensores



FREITAS, F. de A.; BARBOSA, F. V.; PERES, S. M. Grammatical Facial Expressions Recognition with Machine Learning. In: International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference. Flórida, Estados Unidos: AAAI Publications, 2014. p. 180–185.

- Construiu a base de dados GFE
- Utilizou apenas 17 sensores
- Utilizou todas as coordenadas dos sensores



FREITAS, F. de A.; BARBOSA, F. V.; PERES, S. M. Grammatical Facial Expressions Recognition with Machine Learning. In: International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference. Flórida, Estados Unidos: AAAI Publications, 2014. p. 180–185.

- Construiu a base de dados GFE
- Utilizou apenas 17 sensores
- Utilizou todas as coordenadas dos sensores
- Utilizou Redes Neurais para treinamento



FREITAS, F. de A.; BARBOSA, F. V.; PERES, S. M. Grammatical Facial Expressions Recognition with Machine Learning. In: International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference. Flórida, Estados Unidos: AAAI Publications, 2014. p. 180–185.

- Construiu a base de dados GFE
- Utilizou apenas 17 sensores
- Utilizou todas as coordenadas dos sensores
- Utilizou Redes Neurais para treinamento
- Utilizou a métrica F-score





SILVA, A. G. et al. Classificação de Expressões Faciais Negativas na Língua Brasileira de Sinais. In: *Anais do IV Encontro Regional de Informática da Região Norte I.* Manaus, Amazonas: ERIN, 2017. 2017. p. 80-88.



SILVA, A. G. et al. Classificação de Expressões Faciais Negativas na Língua Brasileira de Sinais. In: *Anais do IV Encontro Regional de Informática da Região Norte I.* Manaus, Amazonas: ERIN, 2017. 2017. p. 80-88.



SILVA, A. G. et al. Classificação de Expressões Faciais Negativas na Língua Brasileira de Sinais. In: *Anais do IV Encontro Regional de Informática da Região Norte I.* Manaus, Amazonas: ERIN, 2017. 2017. p. 80-88.

CONSIDERAÇÕES

Utilizou base de dados GFE do projeto 1



SILVA, A. G. et al. Classificação de Expressões Faciais Negativas na Língua Brasileira de Sinais. In: *Anais do IV Encontro Regional de Informática da Região Norte I.* Manaus, Amazonas: ERIN, 2017. 2017. p. 80-88.

- Utilizou base de dados GFE do projeto 1
- Utilizou apenas 17 sensores



SILVA, A. G. et al. Classificação de Expressões Faciais Negativas na Língua Brasileira de Sinais. In: *Anais do IV Encontro Regional de Informática da Região Norte I.* Manaus, Amazonas: ERIN, 2017. 2017. p. 80-88.

- Utilizou base de dados GFE do projeto 1
- Utilizou apenas 17 sensores
- Utilizou apenas duas coordenadas dos sensores



SILVA, A. G. et al. Classificação de Expressões Faciais Negativas na Língua Brasileira de Sinais. In: *Anais do IV Encontro Regional de Informática da Região Norte I*. Manaus, Amazonas: ERIN, 2017. 2017. p. 80-88.

- Utilizou base de dados GFE do projeto 1
- Utilizou apenas 17 sensores
- Utilizou apenas duas coordenadas dos sensores
- Utilizou Redes Neurais para treinamento

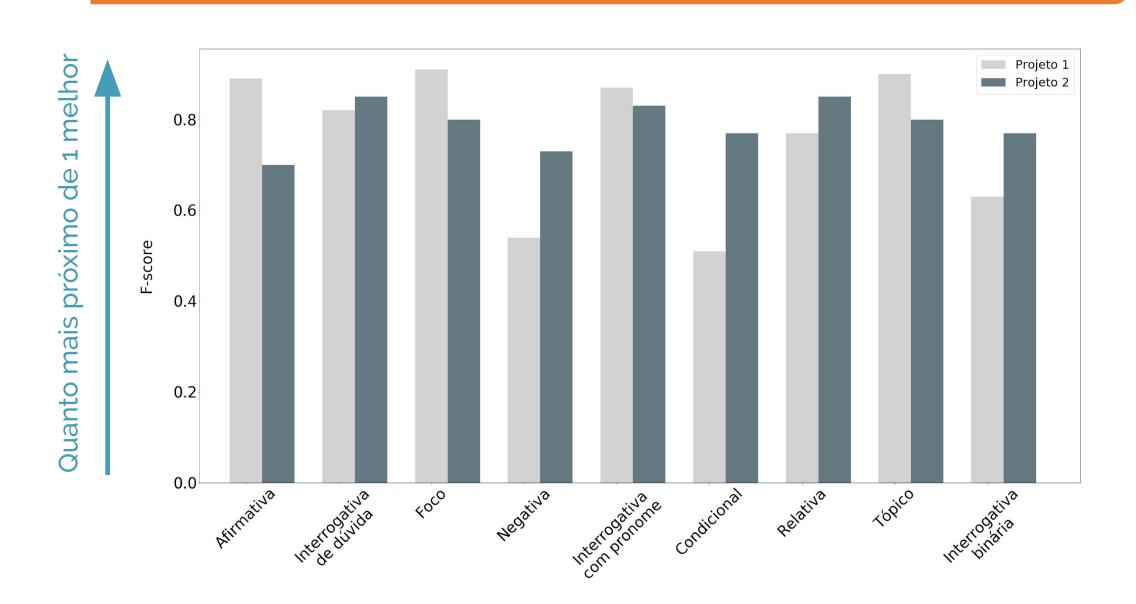


SILVA, A. G. et al. Classificação de Expressões Faciais Negativas na Língua Brasileira de Sinais. In: *Anais do IV Encontro Regional de Informática da Região Norte I.* Manaus, Amazonas: ERIN, 2017. 2017. p. 80-88.

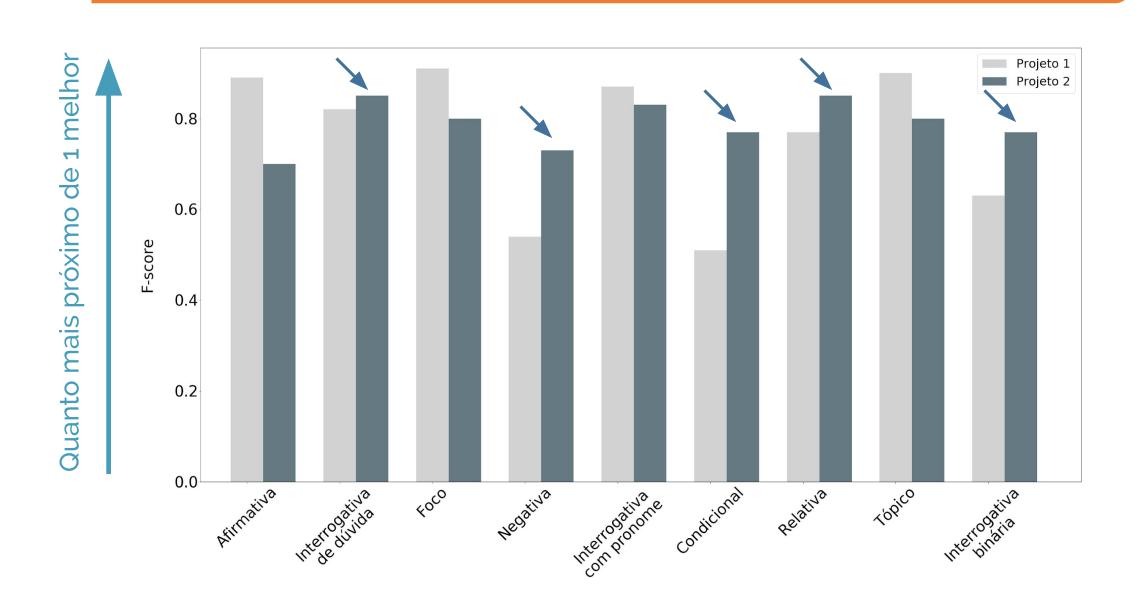
- Utilizou base de dados GFE do projeto 1
- Utilizou apenas 17 sensores
- Utilizou apenas duas coordenadas dos sensores
- Utilizou Redes Neurais para treinamento
- Utilizou a métrica F-score



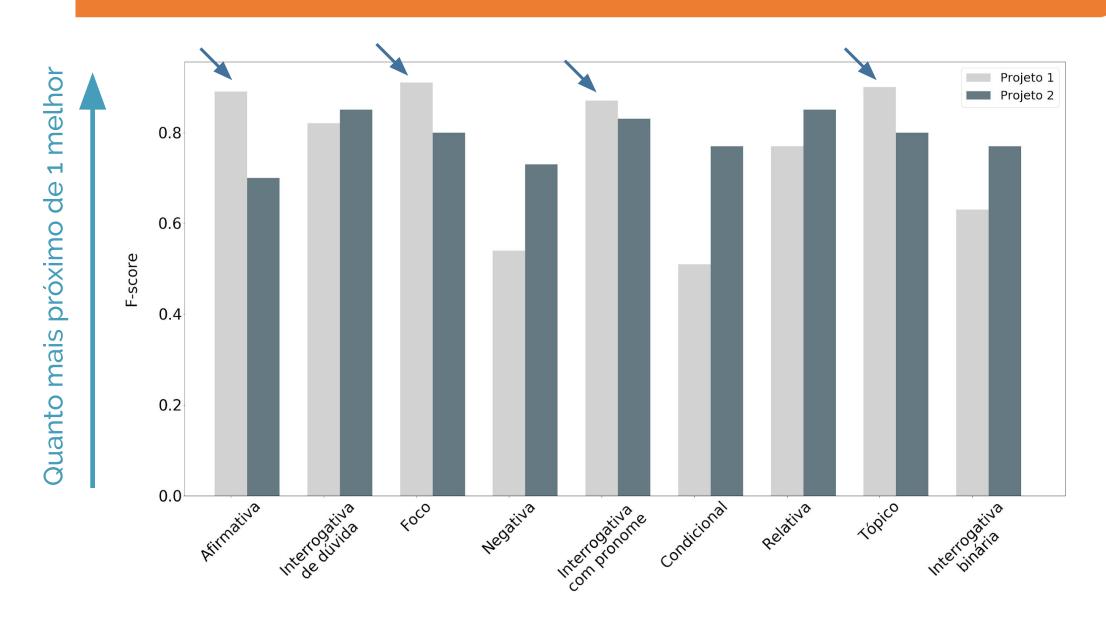
Alguns Resultados



Alguns Resultados



Alguns Resultados





DE LUCCA, G. O.; GUEDES, E. B.; Reconhecimento de Expressões Faciais Gramaticais da Língua Brasileira de Sinais com Aprendizado de Máquina. Trabalho de Conclusão de Curso em Engenharia da Computação da Universidade do Estado do Amazonas. Manaus, Amazonas: ERIN, 2018. 51p.



DE LUCCA, G. O.; GUEDES, E. B.; Reconhecimento de Expressões Faciais Gramaticais da Língua Brasileira de Sinais com Aprendizado de Máquina. Trabalho de Conclusão de Curso em Engenharia da Computação da Universidade do Estado do Amazonas. Manaus, Amazonas: ERIN, 2018, 51p.



DE LUCCA, G. O.; GUEDES, E. B.; Reconhecimento de Expressões Faciais Gramaticais da Língua Brasileira de Sinais com Aprendizado de Máquina. Trabalho de Conclusão de Curso em Engenharia da Computação da Universidade do Estado do Amazonas. Manaus, Amazonas: ERIN, 2018, 51p.

CONSIDERAÇÕES

Utilizou base de dados GFE do projeto 1



DE LUCCA, G. O.; GUEDES, E. B.; Reconhecimento de Expressões Faciais Gramaticais da Língua Brasileira de Sinais com Aprendizado de Máquina. Trabalho de Conclusão de Curso em Engenharia da Computação da Universidade do Estado do Amazonas. Manaus, Amazonas: ERIN, 2018, 51p.

- Utilizou base de dados GFE do projeto 1
- Utilizou apenas 17 sensores



DE LUCCA, G. O.; GUEDES, E. B.; Reconhecimento de Expressões Faciais Gramaticais da Língua Brasileira de Sinais com Aprendizado de Máquina. Trabalho de Conclusão de Curso em Engenharia da Computação da Universidade do Estado do Amazonas. Manaus, Amazonas: ERIN, 2018, 51p.

- Utilizou base de dados GFE do projeto 1
- Utilizou apenas 17 sensores
- Utilizou apenas duas coordenadas dos sensores



DE LUCCA, G. O.; GUEDES, E. B.; Reconhecimento de Expressões Faciais Gramaticais da Língua Brasileira de Sinais com Aprendizado de Máquina. Trabalho de Conclusão de Curso em Engenharia da Computação da Universidade do Estado do Amazonas. Manaus, Amazonas: ERIN, 2018, 51p.

- Utilizou base de dados GFE do projeto 1
- Utilizou apenas 17 sensores
- Utilizou apenas duas coordenadas dos sensores
- Utilizou 8 diferentes modelos para treinamento



DE LUCCA, G. O.; GUEDES, E. B.; Reconhecimento de Expressões Faciais Gramaticais da Língua Brasileira de Sinais com Aprendizado de Máquina. Trabalho de Conclusão de Curso em Engenharia da Computação da Universidade do Estado do Amazonas. Manaus, Amazonas: ERIN, 2018, 51p.

- Utilizou base de dados GFE do projeto 1
- Utilizou apenas 17 sensores
- Utilizou apenas duas coordenadas dos sensores
- Utilizou 8 diferentes modelos para treinamento
- Utilizou a métrica F-score



DE LUCCA, G. O.; GUEDES, E. B.; Reconhecimento de Expressões Faciais Gramaticais da Língua Brasileira de Sinais com Aprendizado de Máquina. Trabalho de Conclusão de Curso em Engenharia da Computação da Universidade do Estado do Amazonas. Manaus, Amazonas: ERIN, 2018, 51p.

- Utilizou base de dados GFE do projeto 1
- Utilizou apenas 17 sensores
- Utilizou apenas duas coordenadas dos sensores
- Utilizou 8 diferentes modelos para treinamento
- Utilizou a métrica F-score
- Utilizou diferentes abordagens para testar



Outra abordagem

Outra abordagem



1x 1y 1z 2x 2y ... 100y 100z

Outra abordagem

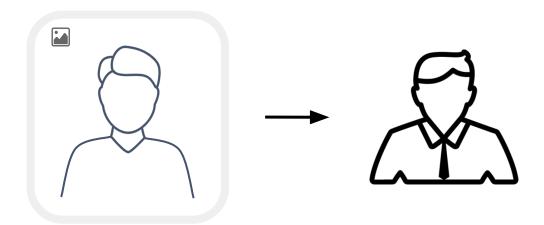
Expressão Negativa



1X 1y 1Z 2X 2y ... 100y 100Z

Outra abordagem

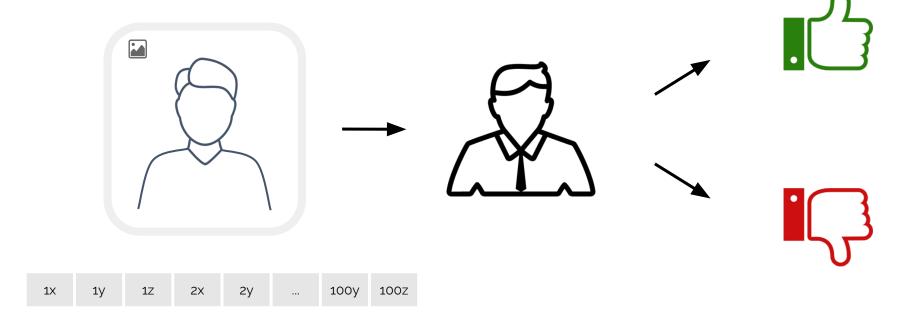
Expressão Negativa



1X 1y 1Z 2X 2y ... 100y 100Z

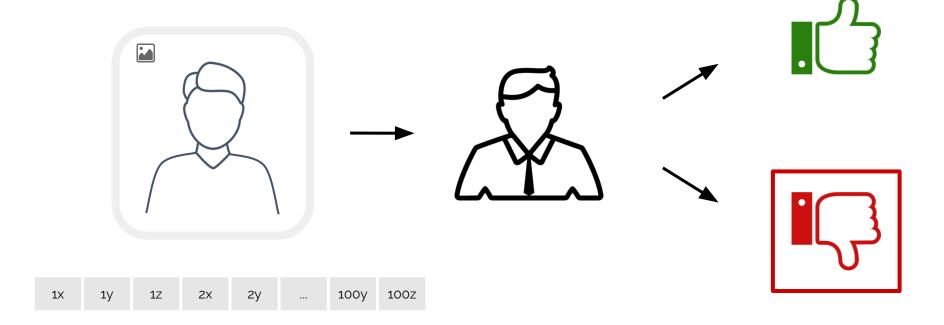
Outra abordagem

Expressão Negativa



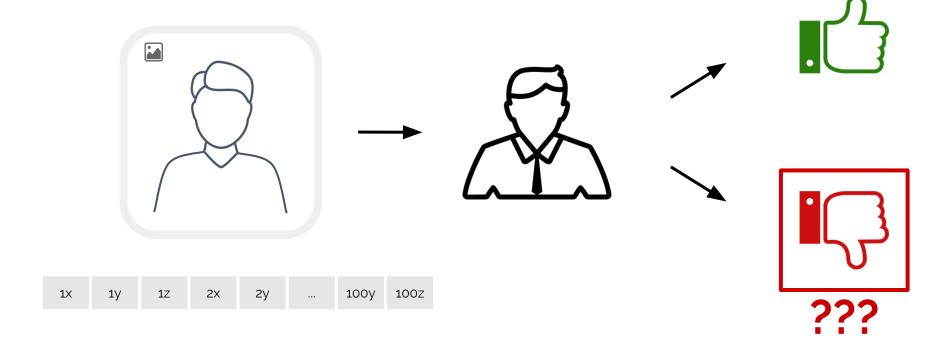
Outra abordagem

Expressão Negativa



Outra abordagem

Expressão Negativa



Outra abordagem

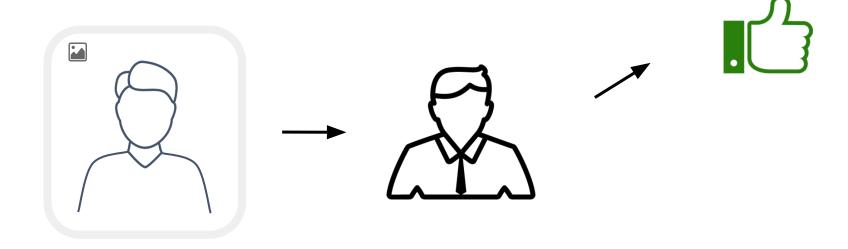
Expressão Negativa

1Z

2X

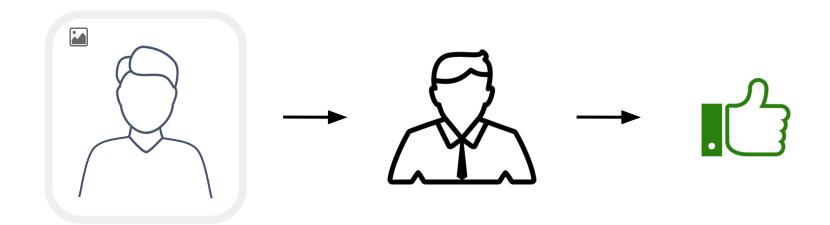
2y

100y 100z



Outra abordagem

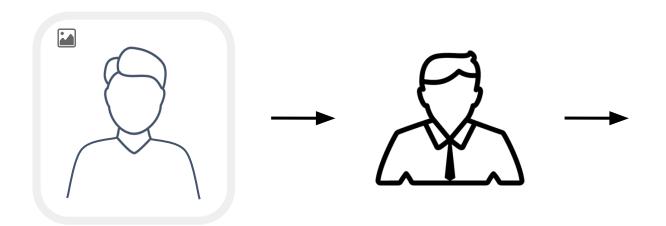
Expressão Negativa



1X 1y 1Z 2X 2y ... 100y 100Z

Outra abordagem

Expressão Negativa



1x 1y 1z 2x 2y ... 100y 100z

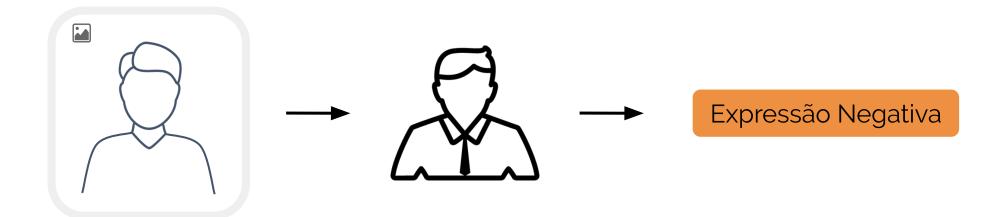
Outra abordagem

1Z

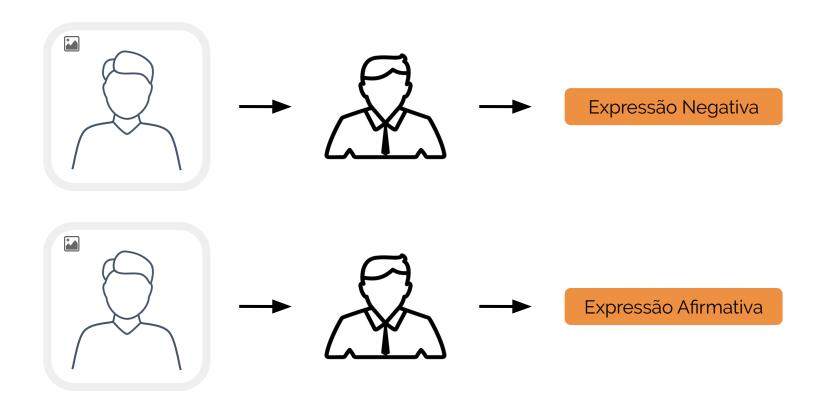
2X

2y

100y 100z



Outra abordagem



Conjunto de Dados Outra abordagem

	ATRIBUTO ALVO							
1X	1 y	2X	2y	3×		17X	17 y	AFIRMATIVA
4	4	20.1	21.1	201		47	477	F000
1X	1 y	2X	2y	3x	***	17X	17 y	FOCO
1X	1 y	2X	2y	3x		17X	17y	NEGATIVA
1X	1 y	2X	2y	3x		17X	17 y	RELATIVA
1X	1 y	2X	2y	3x	***	17×	17 y	CONDICIONAL

Modelo de AM

Florestas Aleatórias

Bagging

Vizinhos mais Próximos

Máquinas Vetores de Suporte

Árvores de Decisão

Boosting

AdaBoosting

Redes Neurais

Modelo de AM								
Florestas Aleatórias								
Bagging								
Vizinhos mais Próximos								
Máquinas Vetores de Suporte								
Árvores de Decisão								
Boosting								
AdaBoosting								
Redes Neurais								

Melhor F-score
0,90
0,89
0,88
0,87
0,84
0.73
0,44
0,33

Quanto mais próximo de 1 melhor

Modelo de AM
Florestas Aleatórias
Bagging
Vizinhos mais Próximos
Máquinas Vetores de Suporte
Árvores de Decisão
Boosting
AdaBoosting
Redes Neurais

Melhor F-score
0,90
0,89
0,88
0,87
0,84
0.73
0,44
0,33

Quanto mais próximo de 1 melhor

Modelo de AM
Florestas Aleatórias
Bagging
Vizinhos mais Próximos
Máquinas Vetores de Suporte
Árvores de Decisão
Boosting
AdaBoosting
Redes Neurais

Melhor F-score
0,90
0,89
0,88
0,87
0,84
0.73
0,44
0,33

Quanto mais próximo de 1 melhor

Modelo de AM
Florestas Aleatórias
Bagging
Vizinhos mais Próximos
Máquinas Vetores de Suporte
Árvores de Decisão
Boosting
AdaBoosting
Redes Neurais

Melhor F-score
0,90
0,89
0,88
0,87
0,84
0,73
0,44
0,33

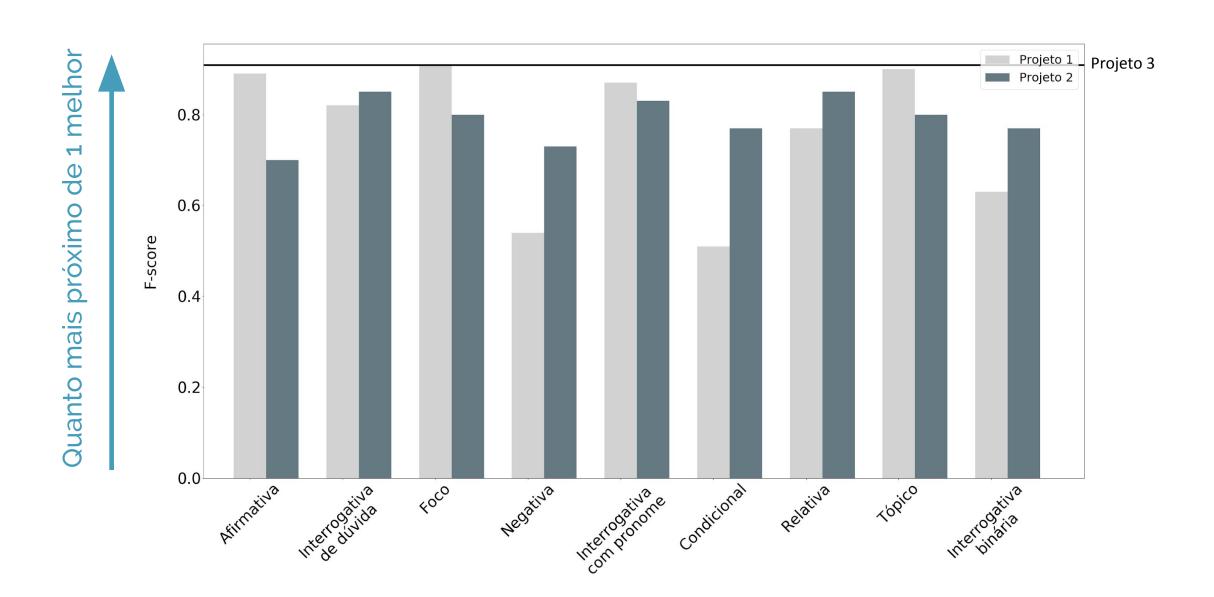
Quanto mais próximo de 1 melhor

Modelo de AM

Florestas Aleatórias

Melhor F-score

0,90



Um-Contra-Todos

Um-Contra-Todos

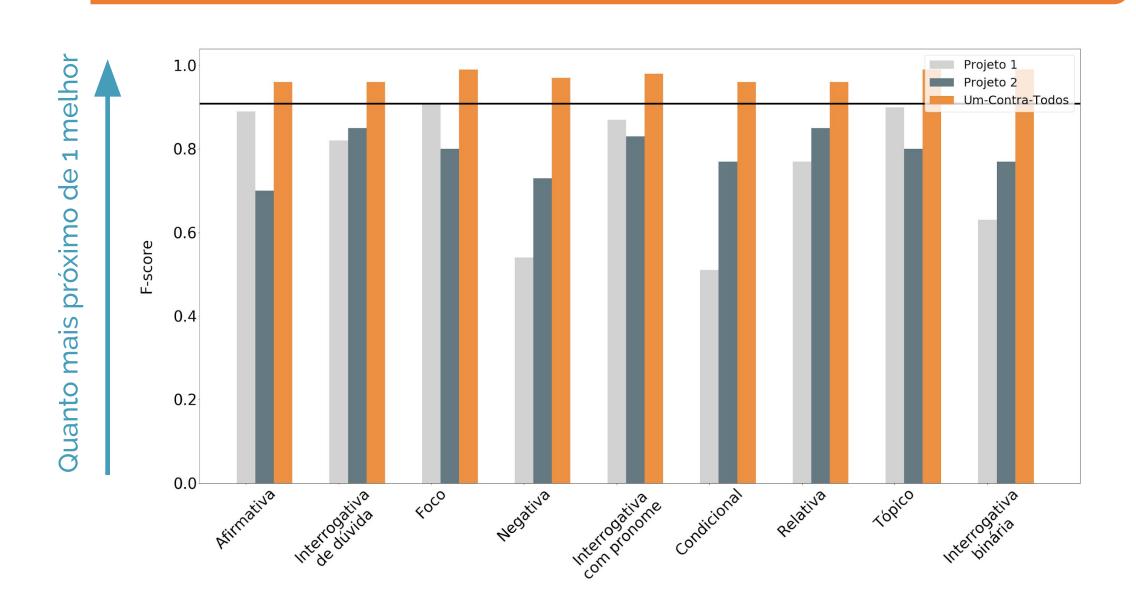
	ATRIBUTOS PREDITORES ATRIBUTO ALVO										
1X	1y	2X	2у	3×		17X	17 y	AFIRMATIVA			
								5000			
1X	1 y	2X	2y	3x	***	17X	17 y	FOCO			
1X	1 y	2X	2y	3×		17X	17 y	NEGATIVA			
1X	1 y	2X	2y	3x		17×	17 y	RELATIVA			
1X	1 y	2X	2y	3x		17×	17 y	CONDICIONAL			

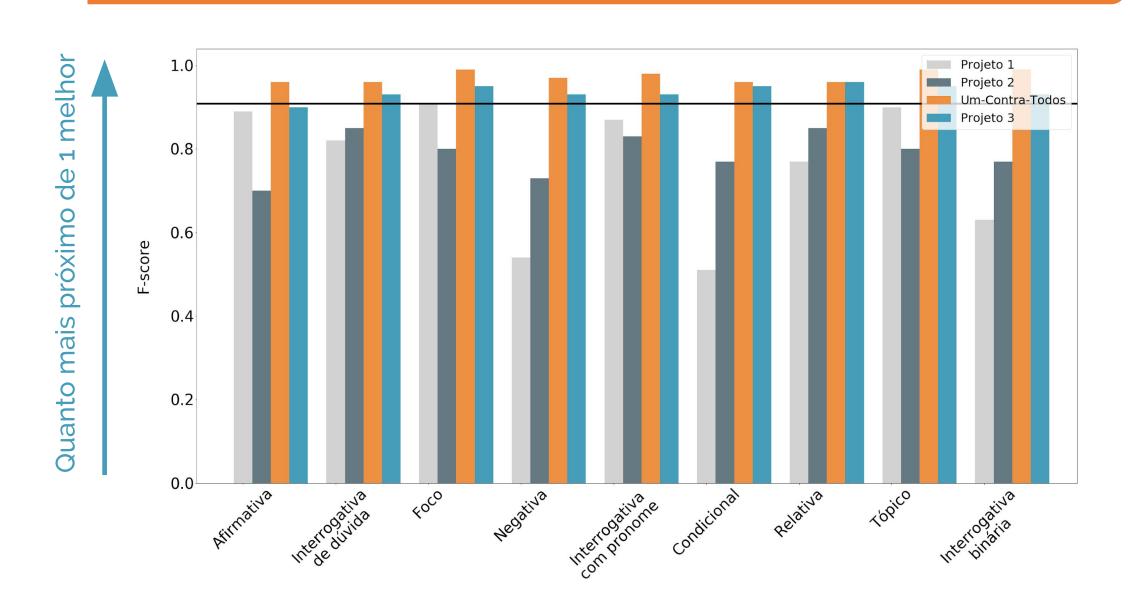
Conjunto de Dados Um-Contra-Todos

		ATRI	ATRIBUTO ALVO				
1X	1 y	2X	2y	3x	 17X	17 y	AFIRMATIVA
1X	1 y	2X	2y	3x	 17X	17 y	Ο
1X	1 y	2X	2y	3x	 17X	17 y	AFIRMATIVA
1X	1 y	2X	2y	3x	 17X	17 y	Ο
1X	1 y	2X	2y	3x	 17X	17 y	0

Conjunto de Dados Um-Contra-Todos

		ATRI	ATRIBUTO ALVO					
1X	1 y	2X	2y	3x	***	17×	17 y	1
11/	11/	21/	2)./	21/		17\/	17)/	Ο
1X	1 y	2X	2y	3x	***	17X	17 y	O
1X	1 y	2X	2y	3x		17×	17 y	1
4)./	4) /	2)/	2)./	0)/		47)	47)	
1X	1 y	2X	2y	3x	****	17X	17 y	О
1X	1 y	2X	2y	3x	***	17X	17 y	О







Qual o melhor modelo para o seu problema de aprendizado de máquina?





Considerações Finais





CongiNALISE

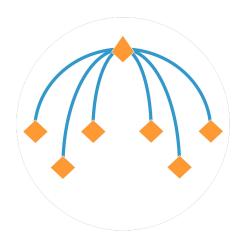




Giovana de Lucca

manaus.pyladies.com
twitter.com/pyladiesmanaus
linkedin.com/in/giovanadelucca
giovanadelucca.engcomp@gmail.com

Muito Obrigada!



Alguma pergunta??