

data

Matriz de Confusão,
Precisão, Sensibilidade,
Curva ROC e AUC

Acurácia e Erro Total

$$acurácia = \frac{Total\ de\ acertos}{Total\ de\ itens}$$



Exemplo de Cálculo de Acurácia

Resposta Correta	Resposta do Modelo
SIM	SIM
SIM	NÃO
NÃO	NÃO
SIM	SIM
NÃO	NÃO

$$acurácia = \frac{4}{5} = 80\%$$



Problema com a Acurácia

- Pode ser enganosa em casos de desbalanceamentos
- Não transmite o tipo de erro que o modelo está fazendo

Conjunto de Dados
Sim
Sim
Sim
Sim
Sim
Sim
Sim
Sim
Não
Não



O que é a Matriz de Confusão?

- Linhas representam as classes reais
- Colunas representam as classes preditas

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



Matriz de Confusão

Y_test	Y_pred
SIM	SIM
SIM	NÃO
SIM	NÃO
NÃO	NÃO
SIM	SIM
SIM	SIM
NÃO	SIM
NÃO	SIM
NÃO	SIM
SIM	SIM
NÃO	NÃO
SIM	SIM

Real	Valor Predito	
	Sim	Não
	Sim	Não
Sim		
Não		



Matriz de Confusão

Y_test	Y_pred
SIM	SIM
SIM	NÃO
SIM	NÃO
NÃO	NÃO
SIM	SIM
SIM	SIM
NÃO	SIM
NÃO	SIM
NÃO	SIM
SIM	SIM
NÃO	NÃO
SIM	SIM

Real	Valor Predito	
	Sim	Não
	Sim	Não
Sim	5	
Não		



Matriz de Confusão

Y_test	Y_pred
SIM	SIM
SIM	NÃO
SIM	NÃO
NÃO	NÃO
SIM	SIM
SIM	SIM
NÃO	SIM
NÃO	SIM
NÃO	SIM
SIM	SIM
NÃO	NÃO
SIM	SIM

Real	Valor Predito	
	Sim	Não
	Sim	Não
Sim	5	
Não		2



Matriz de Confusão

Y_test	Y_pred
SIM	SIM
SIM	NÃO
SIM	NÃO
NÃO	NÃO
SIM	SIM
SIM	SIM
NÃO	SIM
NÃO	SIM
NÃO	SIM
SIM	SIM
NÃO	NÃO
SIM	SIM

Real	Valor Predito	
	Sim	Não
	Sim	Não
Sim	5	2
Não		2



Matriz de Confusão

Y_test	Y_pred
SIM	SIM
SIM	NÃO
SIM	NÃO
NÃO	NÃO
SIM	SIM
SIM	SIM
NÃO	SIM
NÃO	SIM
NÃO	SIM
SIM	SIM
NÃO	NÃO
SIM	SIM

Real	Valor Predito	
	Sim	Não
	Sim	Não
Sim	5	2
Não	3	2



Sensibilidade

- Avalia a capacidade do modelo de detectar corretamente os resultados positivos que são verdadeiramente positivos
- “De todos que a resposta é ‘SIM’, quantos o modelo detectou”
- Uma sensibilidade alta indica que o modelo consegue detectar a classe positiva

$$\textit{sensibilidade} = \frac{VP}{VP + FN}$$



Exemplo de Sensibilidade

Y_test	Y_pred
SIM	SIM
SIM	NÃO
SIM	NÃO
NÃO	NÃO
SIM	SIM
SIM	SIM
NÃO	SIM
NÃO	SIM
NÃO	SIM
SIM	SIM
NÃO	NÃO
SIM	SIM

	Valor Predito	
	Sim	Não
	Sim	Não
Real	5	2
	3	2

$$sensibilidade = \frac{VP}{VP + FN} = \frac{5}{5 + 2} \approx 71.43\%$$



Especificidade

- Avalia a capacidade do modelo de detectar corretamente os resultados negativos que são verdadeiramente negativos
- “De todos que a resposta é ‘NÃO’, quantos o modelo detectou”
- Uma especificidade alta indica que o modelo consegue detectar a classe negativa

$$especificidade = \frac{VN}{VN + FP}$$



Exemplo de Especificidade

Y_test	Y_pred
SIM	SIM
SIM	NÃO
SIM	NÃO
NÃO	NÃO
SIM	SIM
SIM	SIM
NÃO	SIM
NÃO	SIM
NÃO	SIM
SIM	SIM
NÃO	NÃO
SIM	SIM

Real	Valor Predito	
	Sim	Não
	Sim	Não
Sim	5	2
Não	3	2

$$especificidade = \frac{VN}{VN + FP} = \frac{2}{2 + 3} = 40\%$$



Precisão

- Avalia o número de vezes que o modelo acertou em relação ao total de vezes que o modelo previu uma classe
- “De todos que o modelo respondeu ‘SIM’, quantos o modelo acertou”
- Uma precisão alta indica que o modelo está confiante em prever esta classe

$$precisão = \frac{VP}{VP + FP}$$



Exemplo de Precisão

Y_test	Y_pred
SIM	SIM
SIM	NÃO
SIM	NÃO
NÃO	NÃO
SIM	SIM
SIM	SIM
NÃO	SIM
NÃO	SIM
NÃO	SIM
SIM	SIM
NÃO	NÃO
SIM	SIM

Real	Valor Predito	
	Sim	Não
	Sim	Não
	5	2
	3	2

$$precisão = \frac{VP}{VP + FP} = \frac{5}{5 + 3} = 62.5\%$$



F1 - Score

- Junta a precisão e a sensibilidade para uma classe em uma única métrica
- É uma média harmônica entre precisão e sensibilidade
- Existe uma versão com outros pesos: F-beta score

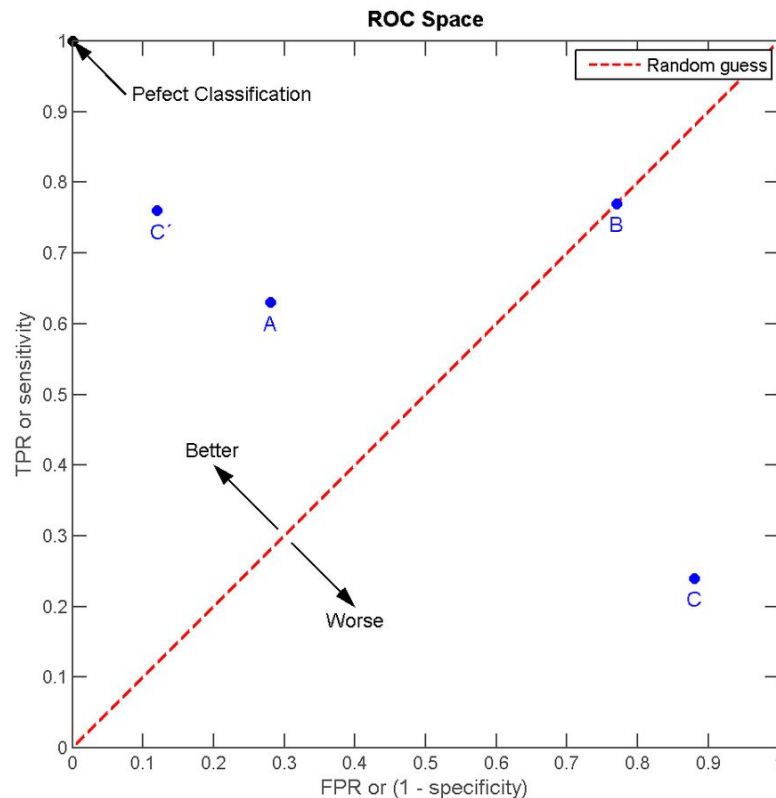
$$F1 = 2 \times \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall}$$

$$F1 = 2 \cdot \frac{0.7143 \cdot 0.625}{0.7143 + 0.625} = 0.66$$



Espaço ROC

- Espaço em que o eixo Y representa a taxa de verdadeiros positivos (sensibilidade) e o Eixo X representa a taxa de falsos positivos (1 - especificidade)
- Pode ser usado para comparar modelos
- Comparar seu modelo com um modelo aleatório

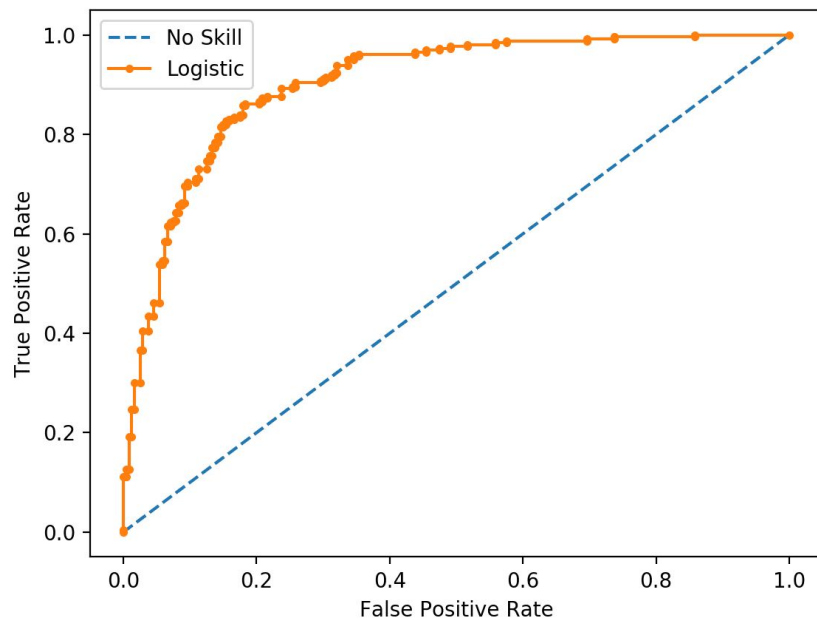


Curva ROC

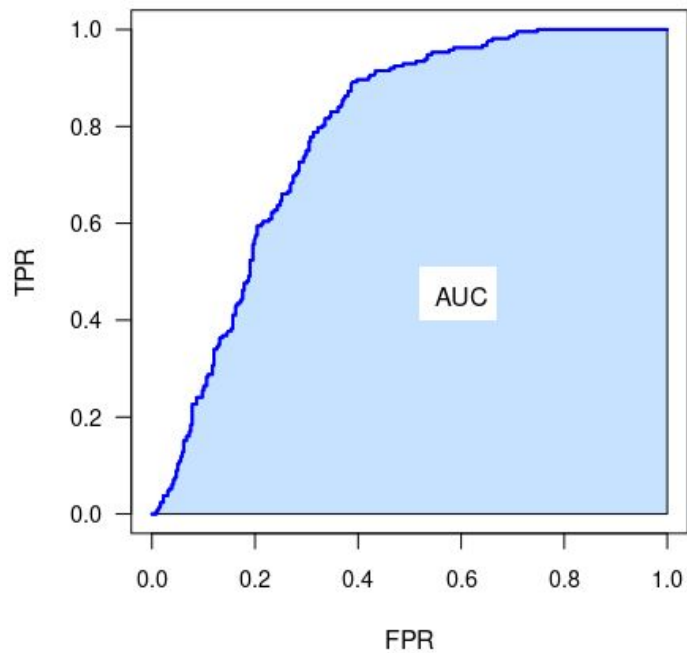
- Após termos um modelo em mãos, podemos calcular sua sensibilidade e especificidade e plotar como um ponto no Espaço ROC
- Alguns modelos possuem algum “limite” a ser definido (Reg. Log. por exemplo)
- Se treinarmos vários modelos alterando esse limite, teremos vários pontos no Espaço ROC, sendo possível traçar uma curva com esses pontos



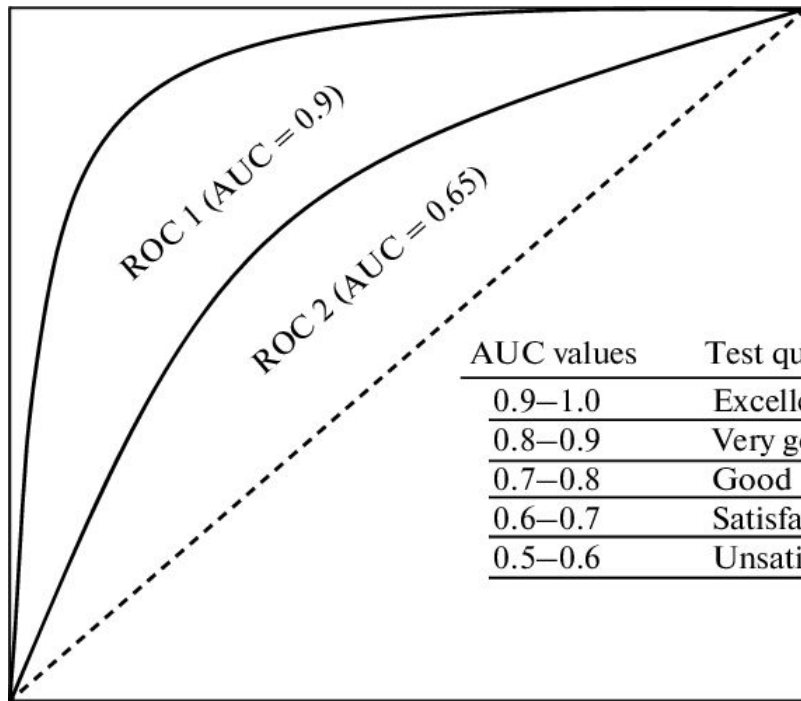
Curva ROC



AUC



AUC



AUC values	Test quality
0.9–1.0	Excellent
0.8–0.9	Very good
0.7–0.8	Good
0.6–0.7	Satisfactory
0.5–0.6	Unsatisfactory



E para generalizar?

		True Class		
		Apple	Orange	Mango
Predicted Class	Apple	7	8	9
	Orange	1	2	3
	Mango	3	2	1

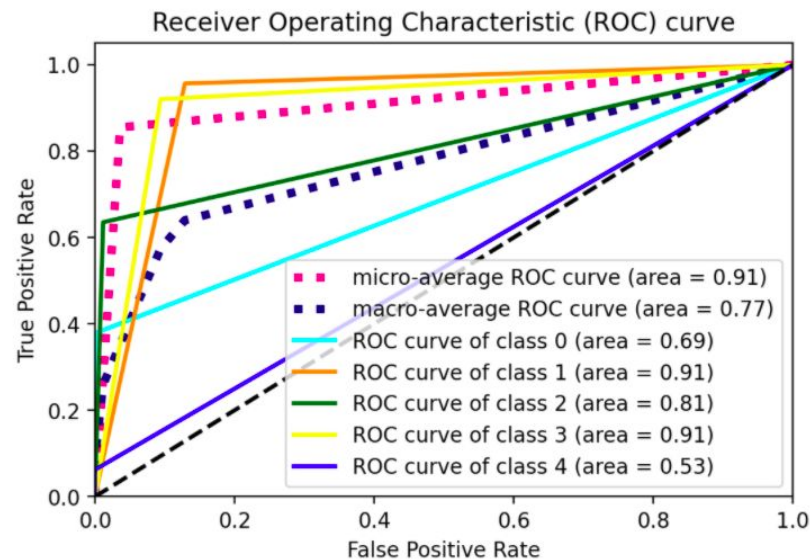
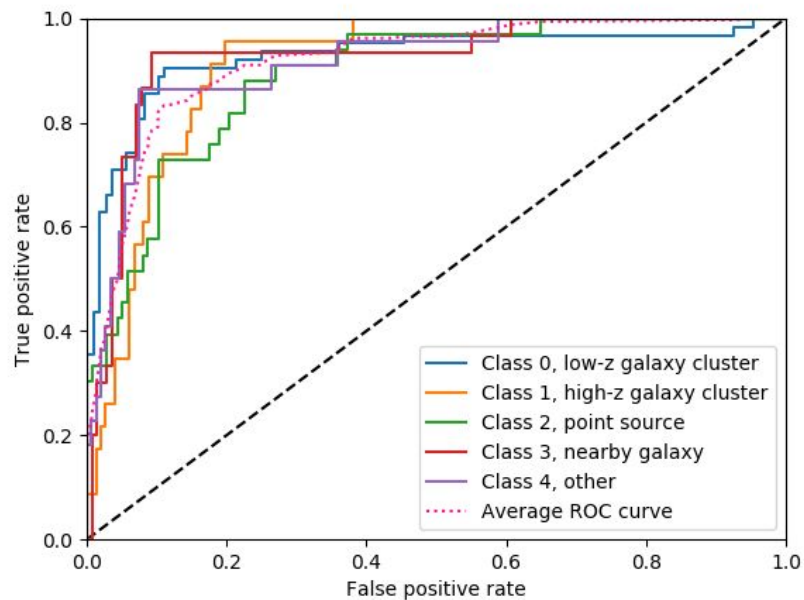


E para generalizar?

		<i>gold labels</i>			
		urgent	normal	spam	
<i>system output</i>	urgent	8	10	1	precision_u = $\frac{8}{8+10+1}$
	normal	5	60	50	precision_n = $\frac{60}{5+60+50}$
	spam	3	30	200	precision_s = $\frac{200}{3+30+200}$
		recall_u = $\frac{8}{8+5+3}$	recall_n = $\frac{60}{10+60+30}$	recall_s = $\frac{200}{1+50+200}$	



E para generalizar?



Referências

ROC and AUC, Clearly Explained! - StatQuest

(<https://www.youtube.com/watch?v=4jRBRDbJemM>)

Machine Learning Fundamentals: The Confusion Matrix - StatQuest

(<https://www.youtube.com/watch?v=vP06aMoz4v8>)

Machine Learning Fundamentals: Sensitivity and Specificity - StatQuest

(<https://www.youtube.com/watch?v=vP06aMoz4v8>)





Dúvidas?



Two L-shaped lines, one blue and one pink, framing the text. The blue line is on the left, and the pink line is on the right.

Obrigado!!

