

Métricas para problemas de clasificación

# Matriz de confusión

		True Class		
		Positive	Negative	
Predicted Class	Positive	TP <b>147</b>	FP <b>18</b>	Se murió en el titanic ( $y = 1$ )
	Negative	FN <b>30</b>	TN <b>73</b>	No se murió en el titanic ( $y = 0$ )
		Se murió en el titanic ( $y = 1$ )	No se murió en el titanic ( $y = 0$ )	

Métricas para problemas de clasificación

# Accuracy

Número de predicciones correctas dividido por el número total de predicciones. Ojo, cuando mi marca está desbalanceada, esta métrica puede ser engañosa!

		True Class		
		Positive	Negative	
Predicted Class	Positive	TP 147	FP 18	Se murió en el Titanic ( $y = 1$ )
	Negative	FN 30	TN 73	No se murió en el Titanic ( $y = 0$ )
		Se murió en el Titanic ( $y = 1$ )	No se murió en el Titanic ( $y = 0$ )	

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

$$Accuracy = \frac{147 + 73}{147 + 73 + 30 + 18} = \frac{220}{268} = 0.82$$

Métricas para problemas de clasificación

# Precisión

De todo lo que el modelo predijo como positivo ¿A cuánto le pegue? En otras palabras, es la habilidad que tiene el modelo de no clasificar como positivo un evento negativo

		True Class		
		Positive	Negative	
Predicted Class	Positive	TP 147	FP 18	Se murió en el Titanic ( $y = 1$ )
	Negative	FN 30	TN 73	No se murió en el Titanic ( $y = 0$ )
		Se murió en el Titanic ( $y = 1$ )	No se murió en el Titanic ( $y = 0$ )	

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

$$Precision = \frac{147}{147 + 18} = \frac{147}{165} = 0.89$$

Métricas para problemas de clasificación

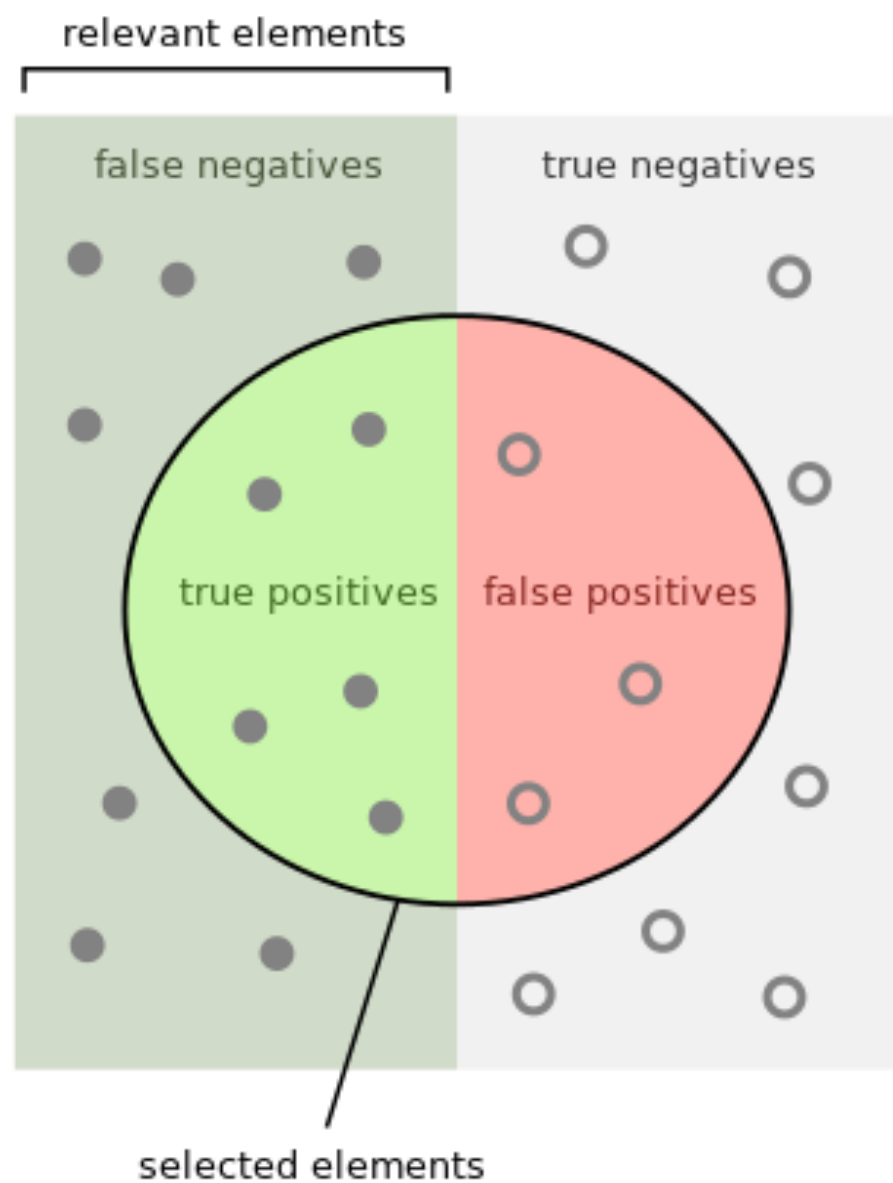
# Recall (Sensitivity)

De todos los elementos que son positivos ¿Cuántos predije bien?

		True Class		
		Positive	Negative	
Predicted Class	Positive	TP <b>147</b>	FP <b>18</b>	Se murió en el Titanic ( $y = 1$ )
	Negative	FN <b>30</b>	TN <b>73</b>	No se murió en el Titanic ( $y = 0$ )
		Se murió en el Titanic ( $y = 1$ )	No se murió en el Titanic ( $y = 0$ )	

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

$$Recall = \frac{147}{147 + 30} = \frac{147}{177} = 0.83$$



How many selected items are relevant?

$$\text{Precision} = \frac{\text{true positives}}{\text{true positives} + \text{false positives}}$$

How many relevant items are selected?

$$\text{Recall} = \frac{\text{true positives}}{\text{true positives} + \text{false negatives}}$$

Métricas para problemas de clasificación

# F1 Score

Dependiendo de la aplicación, a veces es más importante tener un alto Precision que un Recall o viceversa. Cuando ambos son importantes, utilizamos la media armónica de ambas.

$$F1\ score = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall}$$

$$F1\ score = 2 * \frac{0.89 * 0.83}{0.89 + 0.83} = \frac{1.48}{1.72} = 0.86$$

Métricas para problemas de clasificación

# Trade-off entre Precision y Recall

Piensa en la historia del Pastorcito mentiroso.

- Cuando el Pueblo va a donde el Pastorcito y no hay ningún lobo ( $y = 0$ ) cometen un **falso positivo**.
- Cuando el Pueblo no acude a la ayuda del Pastorcito cuando llega el lobo ( $y = 1$ ) cometen un **falso negativo**.





Métricas para problemas de clasificación

# Trade-off entre Precision y Recall

Piensa en la historia del Pastorcito mentiroso.

- Si el pueblo quisiera maximizar su Precision debe hacer 0 sus **Falsos Positivos**. Es decir que no debe acudir nunca a la llamada del Pastorcito. Pero, si hace eso, van a aumentar sus **Falsos Negativos**. **Para subir la Precision tuvo que bajar el Recall.**



Métricas para problemas de clasificación

# F Score

El F1 implica que el Recall es igual de Importante que el Precision. Pero esto se puede ajustar con el parámetro  $\beta$ . Entre más grande sea, más importante será el Recall en relación a Precision. Por ejemplo, con F2 Recall es dos veces más importante que Precision

$$F_{\beta} \text{ score} = (1 + \beta^2) * \frac{\text{Precision} * \text{Recall}}{\beta^2 * \text{Precision} + \text{Recall}}$$

Métricas para problemas de clasificación

# Specificity

De todos los elementos que son negativos ¿Cuántos predije bien?

		True Class		
		Positive	Negative	
Predicted Class	Positive	TP 147	FP 18	Se murió en el Titanic ( $y = 1$ )
	Negative	FN 30	TN 73	No se murió en el Titanic ( $y = 0$ )
		Se murió en el Titanic ( $y = 1$ )	No se murió en el Titanic ( $y = 0$ )	

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP}$$

$$Specificity = \frac{73}{73 + 18} = \frac{73}{91} = 0.80$$

Métricas para problemas de clasificación

# Curva ROC

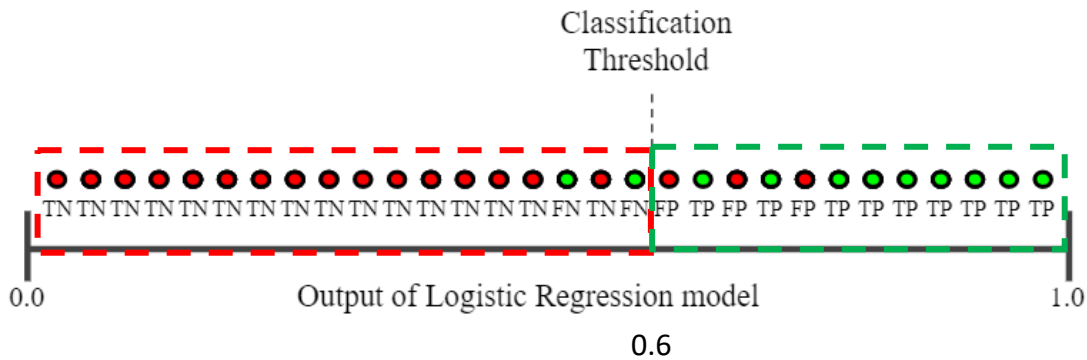
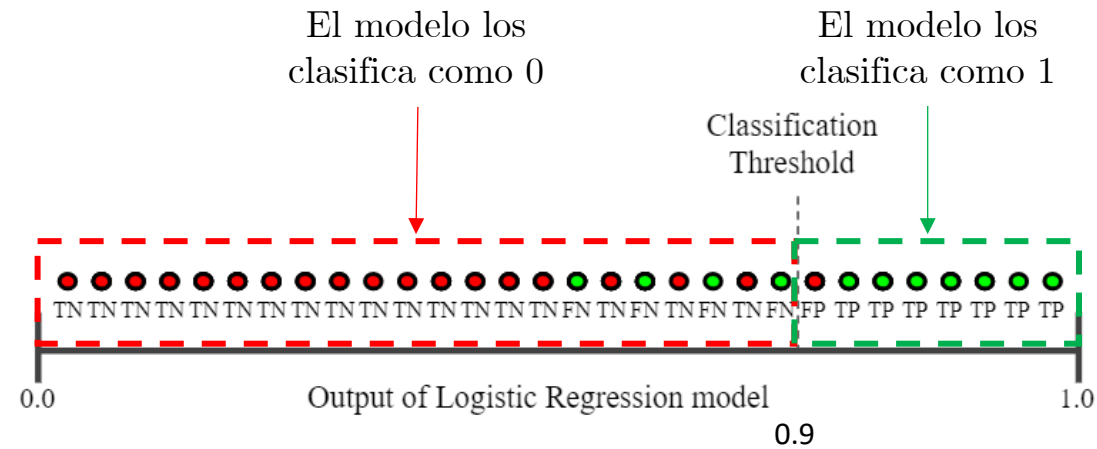
Realmente el output de los modelos de clasificación no son 0 o 1. Los modelos de clasificación devuelven una probabilidad y, por defecto, se asigna la clasificación de 1 si la probabilidad es mayor o igual a 0.5. Sin embargo, este umbral de decisión ( $s$ ) se puede calibrar.

$$f_{\text{modelo}}(x) = \begin{cases} 1, & \mathbb{P}(Y = 1|x) \geq s, \\ 0, & \mathbb{P}(Y = 1|x) < s. \end{cases}$$

La curva ROC muestra el rendimiento del modelo para cada uno de los umbrales de clasificación.

Métricas para problemas de clasificación

# Curva ROC



		True Class	
		Positive	Negative
Predicted Class	Positive	TP 7	FP 1
	Negative	FN 4	TN 18

		True Class	
		Positive	Negative
Predicted Class	Positive	TP 9	FP 3
	Negative	FN 2	TN 16

Métricas para problemas de clasificación

# Curva ROC

		True Class	
		Positive	Negative
Predicted Class	Positive	TP <b>7</b>	FP <b>1</b>
	Negative	FN <b>4</b>	TN <b>18</b>

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{7}{7 + 4} = 0.63$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} = \frac{1}{1 + 19} = 0.05$$

		True Class	
		Positive	Negative
Predicted Class	Positive	TP <b>9</b>	FP <b>3</b>
	Negative	FN <b>2</b>	TN <b>16</b>

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{9}{9 + 2} = 0.81$$

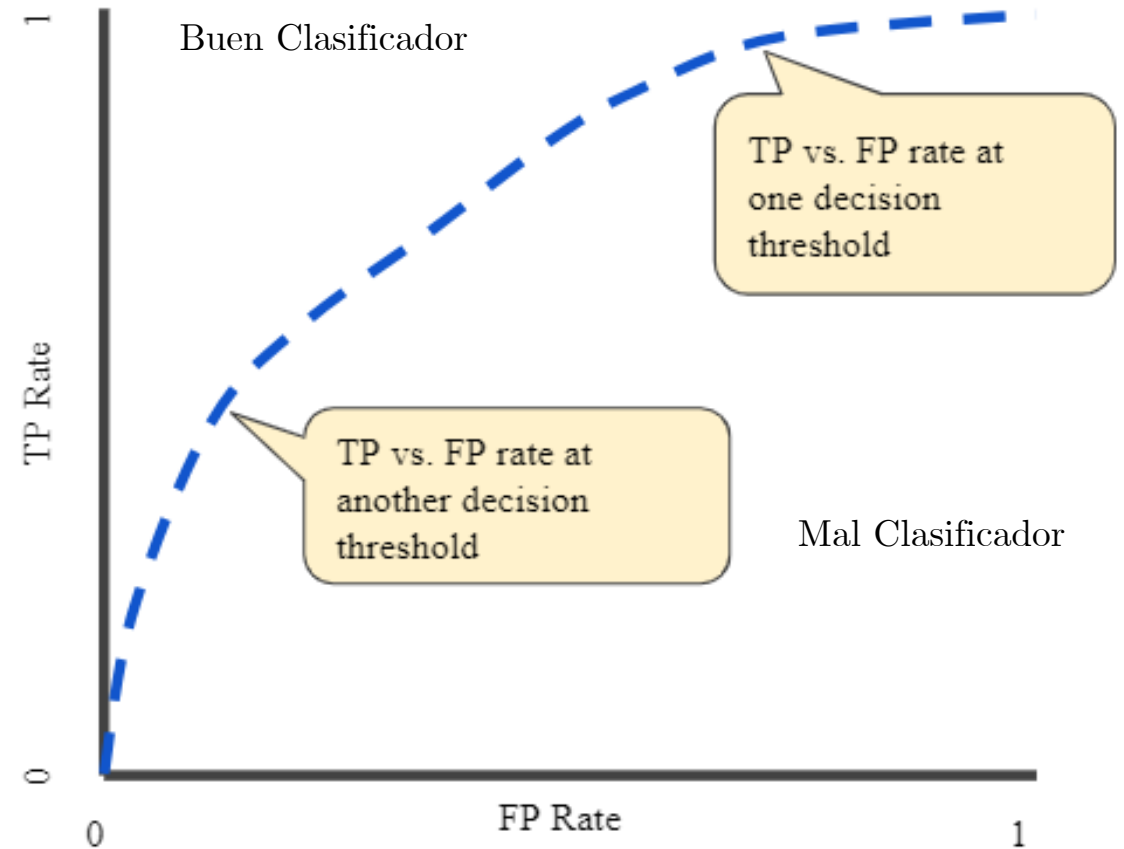
$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} = \frac{3}{3 + 16} = 0.15$$

Métricas para problemas de clasificación

# Curva ROC

		True Class		
		Positive	Negative	
Predicted Class	Positive	TP <b>7</b>	FP <b>1</b>	$TPR = 0.63$
	Negative	FN <b>4</b>	TN <b>18</b>	$FPR = 0.05$

		True Class		
		Positive	Negative	
Predicted Class	Positive	TP <b>9</b>	FP <b>3</b>	$TPR = 0.81$
	Negative	FN <b>2</b>	TN <b>16</b>	$FPR = 0.15$



# Muchas métricas ¿Con cuál me quedo?

## DEPENDE DE TU PROBLEMA.

Esto es una sugerencia:

