

Evaluación de la clasificación

Índice

- ▶ Matrices de confusión
- ▶ Evaluación de la matriz de confusión
- ▶ La curva ROC
- ▶ Estadístico de Kappa
- ▶ Evaluación de la regresión

Introducción

- Evaluación de modelos de aprendizaje supervisado
 - Regresión y clasificación
- Para ello separamos nuestro dataset en
 - Conjunto de entrenamiento
 - Conjunto de test

Matrices de confusión

- Métricas para evaluación de **clasificadores binarios**
- En clasificación binaria hablamos de **casos positivos y negativos**
 - **En nuestro modelos buscamos los casos positivos**
- Las matrices de confusión es una manera de representar los resultados de un clasificador binario

		Predicción	
		Positivos	Negativos
Observación	Positivos	Verdaderos Positivos (VP)	Falsos Negativos (FN)
	Negativos	Falsos Positivos (FP)	Verdaderos Negativos (VN)

Matrices de confusión

Matriz de confusión

Dadas n clases, la **matriz de confusión** tiene un tamaño $n \times n$ y sus elementos p_{ij} indican el número de instancias de la clase i que han sido clasificadas por el modelo como de la clase j .

- Filas \rightarrow clase real de la instancia
- Columnas \rightarrow clase estimada por el clasificador.

```
=== Confusion Matrix ===
```

```
a b  <-- classified as
```

```
8 1 | a = yes
```

```
1 4 | b = no
```

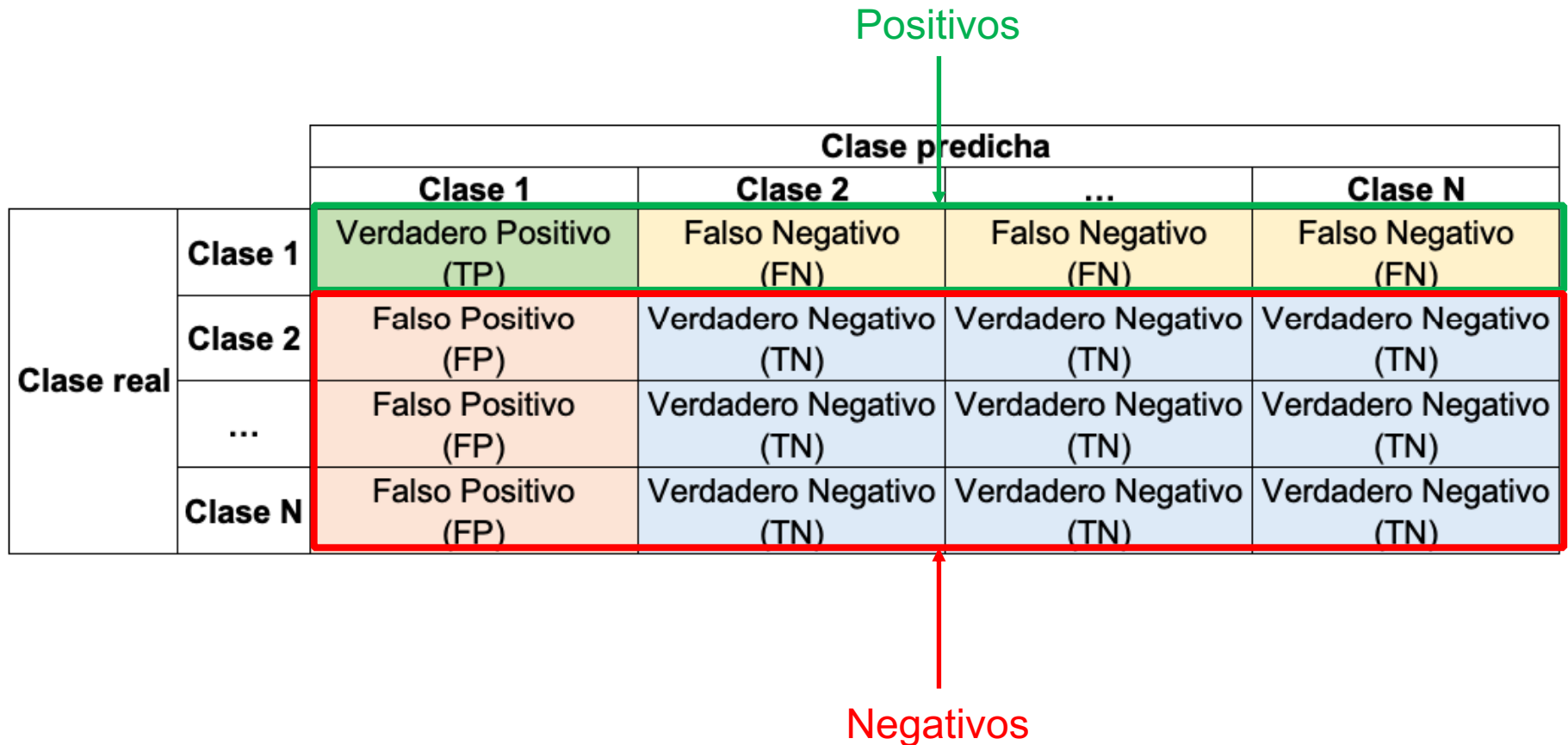
Matrices de confusión

- Si tenemos más de una clase
- Reducimos a los **casos positivos y negativos por cada clase**
- **Matriz de confusión** para la **Clase 1**

		Clase predicha			
		Clase 1	Clase 2	...	Clase N
Clase real	Clase 1	Verdadero Positivo (TP)	Falso Negativo (FN)	Falso Negativo (FN)	Falso Negativo (FN)
	Clase 2	Falso Positivo (FP)	Verdadero Negativo (TN)	Verdadero Negativo (TN)	Verdadero Negativo (TN)
	...	Falso Positivo (FP)	Verdadero Negativo (TN)	Verdadero Negativo (TN)	Verdadero Negativo (TN)
	Clase N	Falso Positivo (FP)	Verdadero Negativo (TN)	Verdadero Negativo (TN)	Verdadero Negativo (TN)

Matrices de confusión

- Matriz de confusión para la Clase 1



The diagram shows a confusion matrix with a green border around the top row and a red border around the bottom three rows. A green arrow labeled 'Positivos' points to the 'Clase 2' column, and a red arrow labeled 'Negativos' points to the 'Clase 2' column.

		Clase predicha			
		Clase 1	Clase 2	...	Clase N
Clase real	Clase 1	Verdadero Positivo (TP)	Falso Negativo (FN)	Falso Negativo (FN)	Falso Negativo (FN)
	Clase 2	Falso Positivo (FP)	Verdadero Negativo (TN)	Verdadero Negativo (TN)	Verdadero Negativo (TN)
	...	Falso Positivo (FP)	Verdadero Negativo (TN)	Verdadero Negativo (TN)	Verdadero Negativo (TN)
	Clase N	Falso Positivo (FP)	Verdadero Negativo (TN)	Verdadero Negativo (TN)	Verdadero Negativo (TN)

Matrices de confusión

- Matriz de confusión para la Clase 2

		Clase predicha			
		Clase 1	Clase 2	...	Clase N
Clase real	Clase 1	Verdadero Negativo (TN)	Falso Positivo (FP)	Verdadero Negativo (TN)	Verdadero Negativo (TN)
	Clase 2	Falso Negativo (FN)	Verdadero Positivo (TP)	Falso Negativo (FN)	Falso Negativo (FN)
	...	Verdadero Negativo (TN)	Falso Positivo (FP)	Verdadero Negativo (TN)	Verdadero Negativo (TN)
	Clase N	Verdadero Negativo (TN)	Falso Positivo (FP)	Verdadero Negativo (TN)	Verdadero Negativo (TN)

Matrices de confusión

- Matriz de confusión para la Clase 2

Positivos

Negativos

		Clase predicha			
		Clase 1	Clase 2	...	Clase N
Clase real	Clase 1	Verdadero Negativo (TN)	Falso Positivo (FP)	Verdadero Negativo (TN)	Verdadero Negativo (TN)
	Clase 2	Falso Negativo (FN)	Verdadero Positivo (TP)	Falso Negativo (FN)	Falso Negativo (FN)
	...	Verdadero Negativo (TN)	Falso Positivo (FP)	Verdadero Negativo (TN)	Verdadero Negativo (TN)
	Clase N	Verdadero Negativo (TN)	Falso Positivo (FP)	Verdadero Negativo (TN)	Verdadero Negativo (TN)

Negativos

Evaluación de la matriz de confusión

Exactitud - Accuracy

Porcentaje de instancias del conjunto de prueba que se clasifican correctamente

$$\text{Exactitud} = \text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{P + N}$$

=== Confusion Matrix ===

a b <-- classified as

8 1 | a = yes

1 4 | b = no

$$\text{Exactitud} = \text{Accuracy} = \frac{8 + 4}{9 + 5} = 0.857$$

Evaluación de la matriz de confusión

Tasa de error – *Error rate*

Porcentaje de instancias del conjunto de prueba que se clasifican incorrectamente

$$Tasa\ de\ error = Error\ rate = \frac{FP + FN}{P + N}$$

=== Confusion Matrix ===

a b <-- classified as

8 1 | a = yes

1 4 | b = no

$$Tasa\ de\ error = Error\ rate = \frac{1 + 1}{9 + 5} = 0.142$$

Evaluación de la matriz de confusión

Precisión - *Precision*

Porcentaje de instancias positivas respecto del total de predichas como positivas

$$Precisión = \frac{TP}{TP + FP}$$

=== Confusion Matrix ===

a b <-- classified as

8 1 | a = yes

1 4 | b = no

$$Precisión_{yes} = \frac{8}{8 + 1} = 0.89$$

$$Precisión_{no} = \frac{4}{4 + 1} = 0.8$$

Evaluación de la matriz de confusión

Tasa de verdaderos positivos – *TP Rate* *Recall – Alcance - Sensibilidad*

Proporción de instancias positivas correctamente clasificadas (detectar aciertos – enfermedad sobre enfermos).

$$TPrate = \frac{TP}{P}$$

=== Confusion Matrix ===

a b <-- classified as

8 1 | a = yes

1 4 | b = no

$$TPrate_{yes} = \frac{8}{8 + 1} = 0.89$$

$$TPrate_{no} = \frac{4}{4 + 1} = 0.8$$

Evaluación de la matriz de confusión

Tasa de verdaderos negativos – *TN Rate* *Especificidad - Specifity*

Proporción de instancias negativas correctamente clasificadas (cuánto de bien se detecta una clase).

$$TNrate = \frac{TN}{N}$$

=== Confusion Matrix ===

a b <-- classified as

8 1 | a = yes

1 4 | b = no

$$TNrate_{yes} = \frac{4}{4 + 1} = 0.8$$

$$TNrate_{no} = \frac{8}{8 + 1} = 0.89$$

TN Rate para la clase no = TP Rate para la clase yes

Evaluación de la matriz de confusión

Tasa de falsos positivos – *FP Rate*

Proporción de instancias negativas incorrectamente clasificadas (falsa alarma).

$$FPrate = \frac{FP}{N}$$

=== Confusion Matrix ===

a b <-- classified as

8 1 | a = yes

1 4 | b = no

$$FPrate_{yes} = \frac{1}{4 + 1} = 0.2$$

$$FPrate_{no} = \frac{1}{8 + 1} = 0.11$$

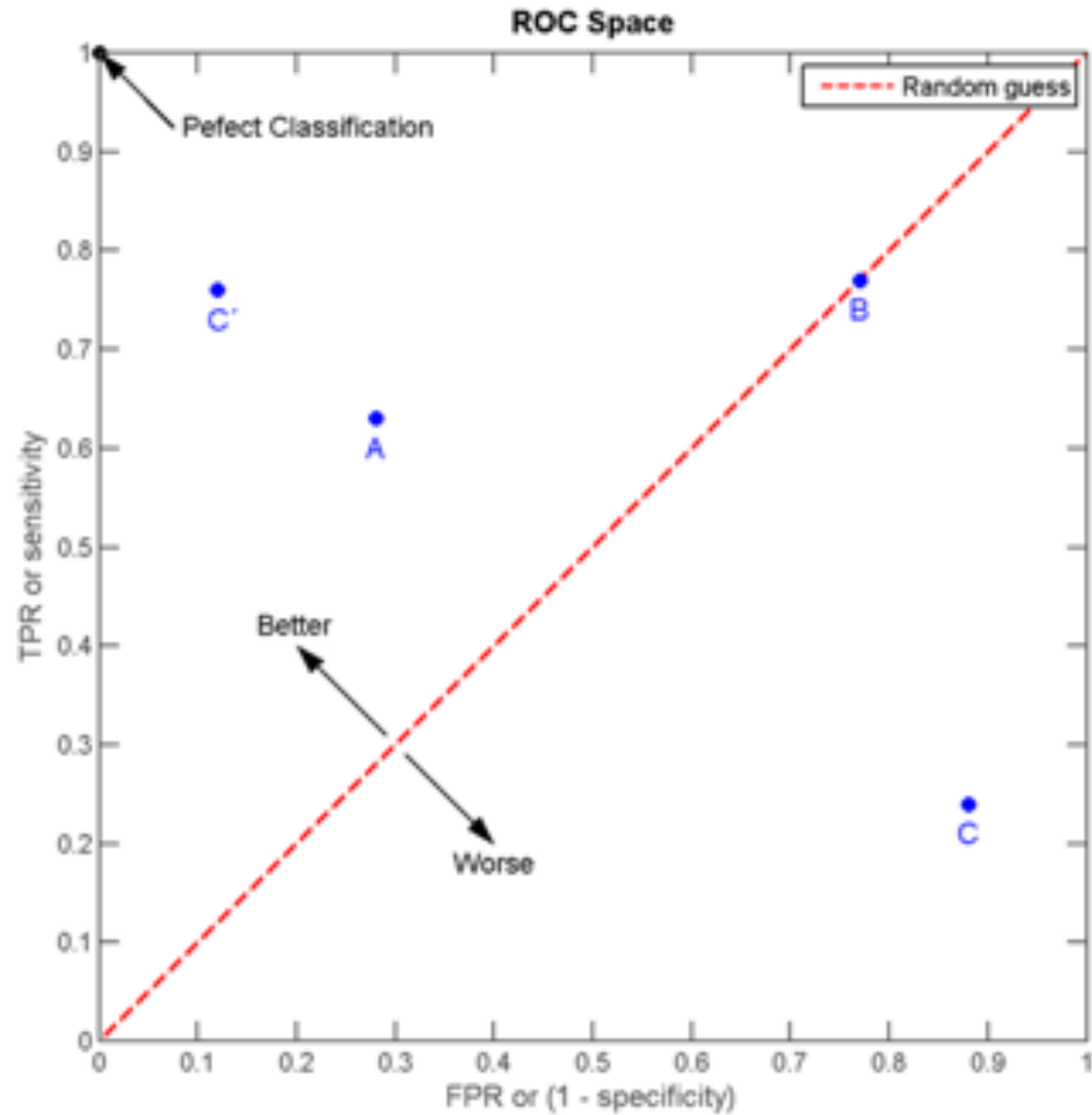
La curva ROC

- Una **curva ROC** es una representación gráfica de la sensibilidad frente a la especificidad para un sistema clasificador binario.
- Otra interpretación de este gráfico es la representación de la ratio de verdaderos positivos frente a la ratio de falsos positivos también según se varía el umbral de discriminación (valor a partir del cual decidimos que un caso es un positivo).
- Ratio de falsos positivos (FPRate) = $FP / (FP + TN)$
- Ratio de verdaderos positivos (TPRate) = Recall = $(TP) / (TP + FN)$

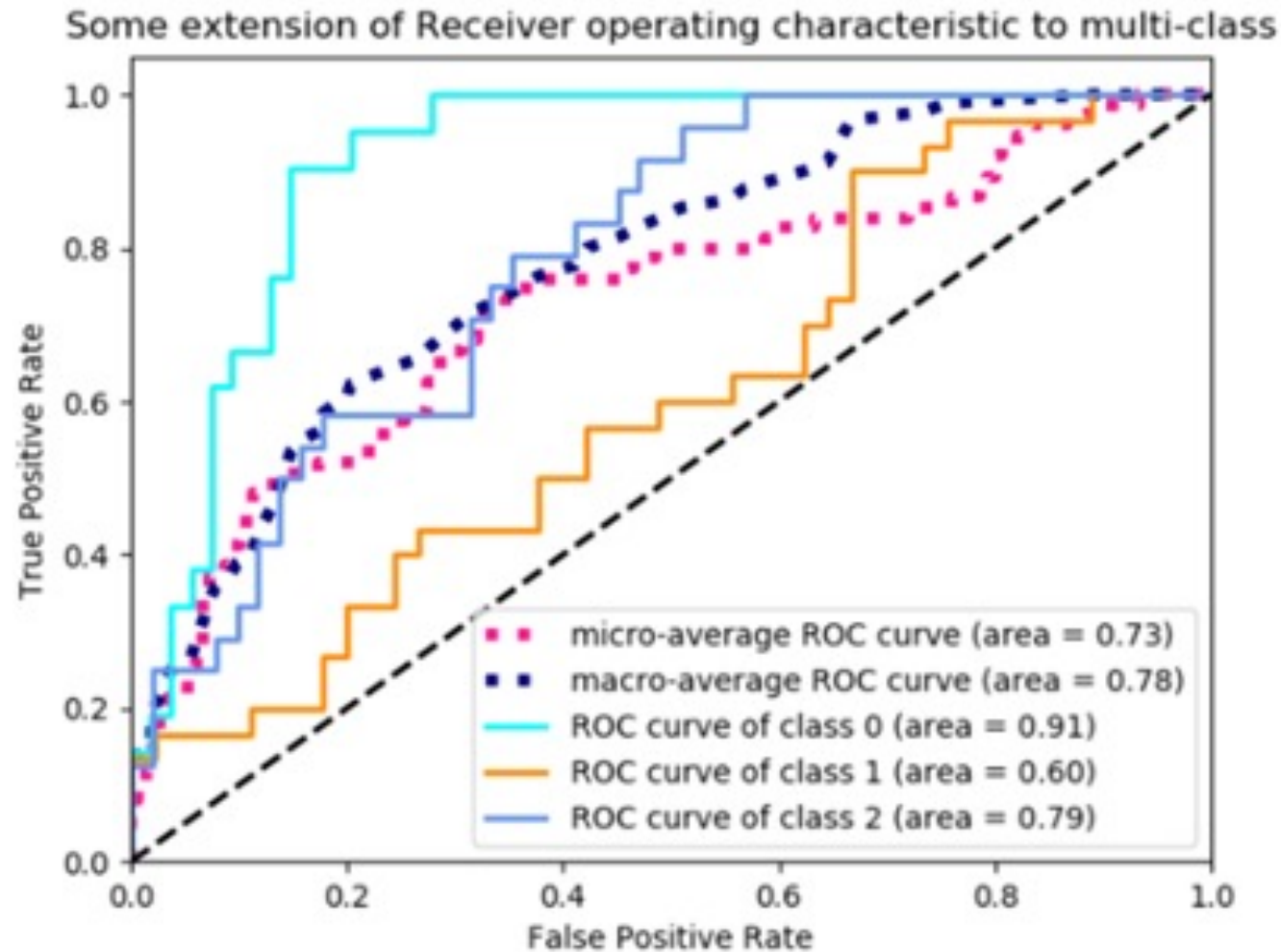
La curva ROC

- El principal objetivo de la curva ROC es determinar qué modelo es mejor dado un conjunto de modelos que sirven para una clasificación.

La curva ROC



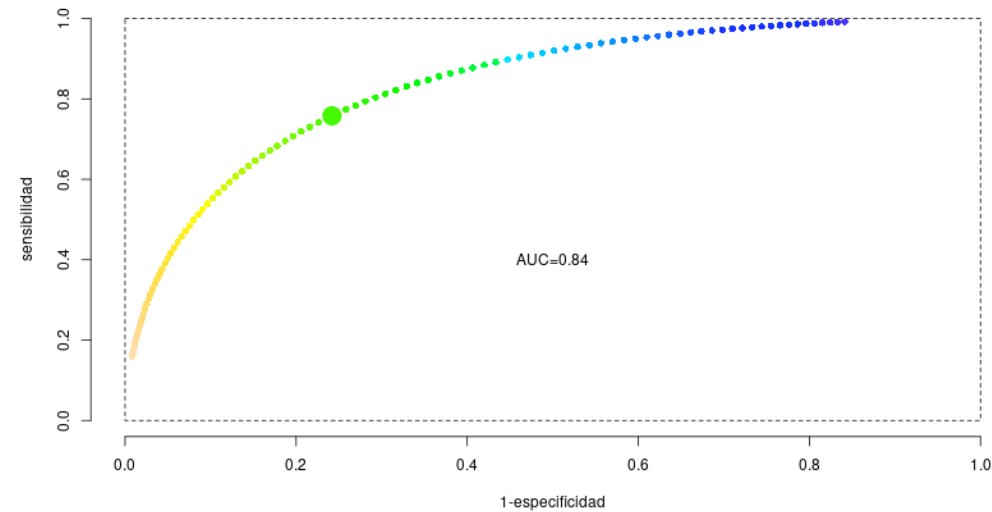
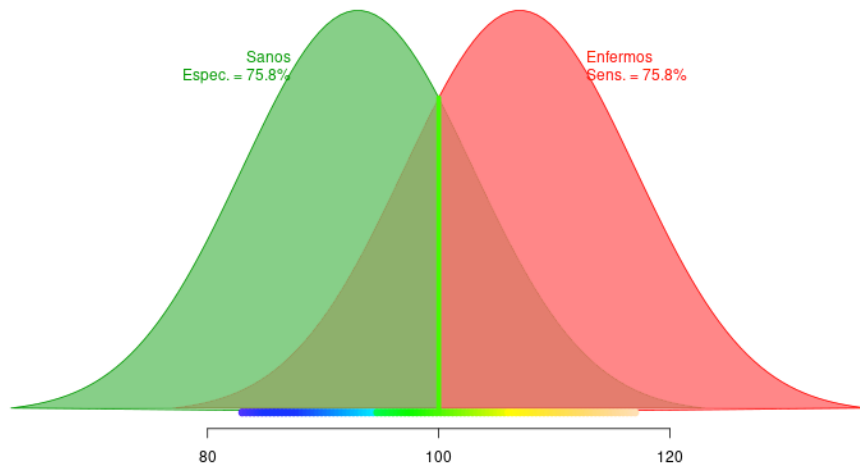
La curva ROC



La curva ROC

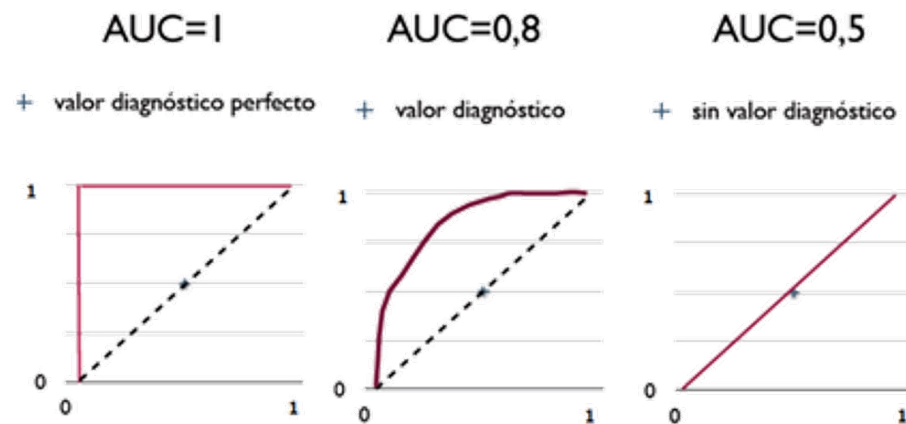
Elección de puntos de corte y área bajo la curva

<https://www.bioestadistica.uma.es/app/roc1/>



La curva ROC

- El área bajo la curva ROC, conocido como AUC (*Area Under Curve*) toma un valor entre 0.5 y 1
 - $AUC = 0.5$ es como tirar una moneda al aire
 - $AUC = 1$ es un clasificador perfecto
 - $AUC > 0.9$ es un clasificador muy bueno



Fuente: <https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/thumb/b/b9/Curvas.png/440px-Curvas.png>

Estadístico de Kappa

- ¿Cómo podemos saber que nuestro clasificador es mejor que el azar?
 - **Estadístico de Kappa de Cohen (1960) se basa en comparar la concordancia observada en un conjunto de datos respecto a lo que podría ocurrir por azar**
 - Elementos cualitativos (variables categóricas)

Estadístico de Kappa

- El Coeficiente kappa de Cohen mide la concordancia entre dos examinadores en sus correspondientes clasificaciones de N elementos en C categorías mutuamente excluyentes.

$$Kappa (k) = \frac{P_{observada} - P_{estimada}}{1 - P_{estimada}}$$

- $P_{observada}$ es el acuerdo observado relativo entre los observadores, y $P_{estimada}$ es la probabilidad hipotética de acuerdo por azar.
- Si los evaluadores están completamente de acuerdo, entonces $\kappa = 1$
- Si no hay acuerdo entre los calificadores distinto al que cabría esperar por azar, $\kappa = 0$.

Estadístico de Kappa

$$Kappa (k) = \frac{P_{observada} - P_{estimada}}{1 - P_{estimada}}$$

		B	
		Sí	No
A	Sí	20	5
	No	10	15

La diagonal principal (20+15) nos indica la concordancia entre observadores,

$$P_{observada} = (20 + 15) / 50 = 0,70$$

Estadístico de Kappa

$$Kappa (k) = \frac{P_{observada} - P_{estimada}}{1 - P_{estimada}}$$

		B	
		Sí	No
A	Sí	20	5
	No	10	15

$P_{estimada}$

P_A dice Sí 25, dice No 25 , A dice Sí el 50%

P_B dice Sí 30, dice No 20, B dice Sí el 60%

La probabilidad de que digan Sí al azar es: $P_A(Sí) * P_B(Sí) = 0.30$

La probabilidad de que digan No al azar es: $P_A(No) * P_B(No) = 0.20$

La $P_{estimada}$ es la suma de ambas. $P_{estimada} = 0.50$

Estadístico de Kappa

		B	
		Sí	No
A	Sí	20	5
	No	10	15

$$Kappa (k) = \frac{P_{observada} - P_{estimada}}{1 - P_{estimada}}$$

$$Kappa = (0,7 - 0,5) / (1 - 0,5) = 0.4$$

La probabilidad de que digan Sí al azar es: $P_A(Sí) * P_B(Sí) = 0.30$

La probabilidad de que digan No al azar es: $P_A(No) * P_B(Mo) = 0.20$

La $P_{estimada}$ es la suma de ambas. $P_{estimada} = 0.50$

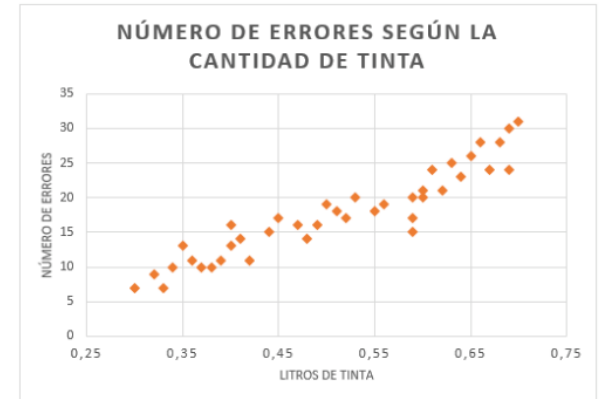
Evaluación de la regresión

Estudiar la relación estadística entre dos variables

- Regresión

Ecuación lineal que describe mejor la asociación entre dos variables

- **Error cuadrático medio (RMSE):**
Distancia cuadrada promedio entre valor real y pronosticado.
Medida absoluta del ajuste.
- **Error absoluto medio (MAE):**
Las diferencias individuales se ponderan por igual en el promedio.
- **R^2 – Coeficiente de determinación:** Indica la bondad del ajuste. Mejor ajuste a medida que se acerca a 1. o hay relación lineal



Fuente: <https://ingenioempresa.com/diagrama-de-dispersion/>

Evaluación de la regresión

- **Métricas utilizadas para evaluar la predicción de datos numéricos**
 - **Error absoluto medio (MAE)**, promedio de los errores de clasificación para cada una de las instancias. Ponderación para el error. Menos sensible que RMSE a los valores atípicos.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_{pred,i} - y_i|}{n}$$

Evaluación de la regresión

- Raíz del error cuadrático medio (RMSE)

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_j - \hat{y}_j)^2}$$

Evaluación de la regresión

- **Comparación de ambas métricas**
 - **Similitudes:** las dos pueden ir de 0 a ∞
 - Las dos son mejores cuanto más pequeños son los valores
 - **Diferencias:**
 - RMSE al utilizar la raíz cuadrada da más peso a los errores más grandes. Útil cuando queremos evitar siempre que sea posible los errores grandes.
 - MAE es más fácil de interpretar

+ información

- Métricas derivadas a partir de TP, TN, FP y FN
 - https://en.wikipedia.org/wiki/Sensitivity_and_specificity
 - [https://en.wikipedia.org/wiki/Precision_and_recall#Definition_\(classification_context\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Precision_and_recall#Definition_(classification_context))
- ¿Cuándo usar cada una de las métricas de evaluación?
 - <https://medium.com/@alon.lek/should-i-look-at-precision-recall-or-specificity-sensitivity-3946158aace1>
- Métricas para variables continuas
 - <https://medium.com/human-in-a-machine-world/mae-and-rmse-which-metric-is-better-e60ac3bde13d>

Gracias por vuestra atención

¿Dudas?



*Imagen por Peggy und Marco Lachmann-Anke
Licencia: Creative Commons Zero*

UNIVERSIDAD
INTERNACIONAL
DE LA RIOJA

unir

www.unir.net

Ejemplo TP-Rate

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,778	0,600	0,700	0,778	0,737	0,189	0,789	0,847	yes
	0,400	0,222	0,500	0,400	0,444	0,189	0,789	0,738	no
Weighted Avg.	0,643	0,465	0,629	0,643	0,632	0,189	0,789	0,808	

- TP Rate para la clase yes

=== Confusion Matrix ===

a b <-- classified as

7 2 | a = yes

3 2 | b = no

También llamado **recall**, **alcance** o **sensibilidad**

TP

$$\text{TP rate} = \frac{TP}{P} = \frac{7}{7+2} = 0,778$$

Ejemplo TP-Rate

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,778	0,600	0,700	0,778	0,737	0,189	0,789	0,847	yes
	0,400	0,222	0,500	0,400	0,444	0,189	0,789	0,738	no
Weighted Avg.	0,643	0,465	0,629	0,643	0,632	0,189	0,789	0,808	

- TP Rate para la clase no

=== Confusion Matrix ===

a b <-- classified as

7 2 | a = yes

3 2 | b = no

También llamado **recall**, **alcance** o **sensibilidad**

TP

$$\text{TP rate} = \frac{TP}{P} = \frac{2}{2+3} = 0,400$$

Ejemplo TP-Rate

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,778	0,600	0,700	0,778	0,737	0,189	0,789	0,847	yes
	0,400	0,222	0,500	0,400	0,444	0,189	0,789	0,738	no
Weighted Avg.	0,643	0,465	0,629	0,643	0,632	0,189	0,789	0,808	

- Media ponderada del TP Rate

$$\text{TP rate} = \frac{P}{P+N} \cdot \text{TP rate clase } P + \frac{N}{P+N} \cdot \text{TP rate clase } N$$

$$\text{TP rate 'yes'} = 0,778$$

$$\text{TP rate 'no'} = 0,400$$

$$\begin{aligned} \text{TP rate} &= \frac{P}{P+N} \cdot \text{TP rate 'yes'} + \frac{N}{P+N} \cdot \text{TP rate 'no'} = \\ &= \frac{9}{9+5} \cdot 0,778 + \frac{5}{9+5} \cdot 0,400 = 0,643 \end{aligned}$$

Ejemplo TN-Rate

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,778	0,600	0,700	0,778	0,737	0,189	0,789	0,847	yes
	0,400	0,222	0,500	0,400	0,444	0,189	0,789	0,738	no
Weighted Avg.	0,643	0,465	0,629	0,643	0,632	0,189	0,789	0,808	

- TN Rate para la clase yes

=== Confusion Matrix ===

a b <-- classified as

7 2 | a = yes

3 2 | b = no

TN

También llamado especificidad

$$\text{TN rate} = \frac{TN}{N} = \frac{2}{2+3} = 0,400$$

TN Rate para la clase yes = TP Rate para la clase no

Ejemplo TN-Rate

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,778	0,600	0,700	0,778	0,737	0,189	0,789	0,847	yes
	0,400	0,222	0,500	0,400	0,444	0,189	0,789	0,738	no
Weighted Avg.	0,643	0,465	0,629	0,643	0,632	0,189	0,789	0,808	

- TN Rate para la clase no

=== Confusion Matrix ===

a b <-- classified as

7 2 | a = yes

3 2 | b = no

TN

También llamado especificidad

$$\text{TN rate} = \frac{TN}{N} = \frac{7}{7+2} = 0,778$$

TN Rate para la clase no = TP Rate para la clase yes

Ejemplo FP-Rate

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,778	0,600	0,700	0,778	0,737	0,189	0,789	0,847	yes
	0,400	0,222	0,500	0,400	0,444	0,189	0,789	0,738	no
Weighted Avg.	0,643	0,465	0,629	0,643	0,632	0,189	0,789	0,808	

- FP Rate para la clase yes

=== Confusion Matrix ===

a b <-- classified as

7 2 | a = yes

3 2 | b = no

FP

$$\text{FP rate} = \frac{FP}{N} = \frac{3}{3+2} = 0,600$$

Ejemplo FP-Rate

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,778	0,600	0,700	0,778	0,737	0,189	0,789	0,847	yes
	0,400	0,222	0,500	0,400	0,444	0,189	0,789	0,738	no
Weighted Avg.	0,643	0,465	0,629	0,643	0,632	0,189	0,789	0,808	

- FP Rate para la clase no

=== Confusion Matrix ===

a b <-- classified as

7 2 | a = yes N

3 2 | b = no

FP

$$\text{FP rate} = \frac{FP}{N} = \frac{2}{2+7} = 0,222$$

Ejemplo Precisión

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,778	0,600	0,700	0,778	0,737	0,189	0,789	0,847	yes
	0,400	0,222	0,500	0,400	0,444	0,189	0,789	0,738	no
Weighted Avg.	0,643	0,465	0,629	0,643	0,632	0,189	0,789	0,808	

- Precisión para la clase yes

=== Confusion Matrix ===

```
a b  <-- classified as
TP  7 2 | a = yes
FP  3 2 | b = no
```

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{7}{7+3} = 0,700$$

Ejemplo Precisión

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,778	0,600	0,700	0,778	0,737	0,189	0,789	0,847	yes
	0,400	0,222	0,500	0,400	0,444	0,189	0,789	0,738	no
Weighted Avg.	0,643	0,465	0,629	0,643	0,632	0,189	0,789	0,808	

- Precisión para la clase no

=== Confusion Matrix ===

a b <-- classified as

7 2 | a = yes

3 2 | b = no

FP

TP

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{2}{2+2} = 0,500$$

Ejemplo F-measure

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,778	0,600	0,700	0,778	0,737	0,189	0,789	0,847	yes
	0,400	0,222	0,500	0,400	0,444	0,189	0,789	0,738	no
Weighted Avg.	0,643	0,465	0,629	0,643	0,632	0,189	0,789	0,808	

- F-measure para la clase yes

$$F \text{ measure} = \frac{2 \cdot \text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

$$F \text{ measure} = \frac{2 \cdot 0,700 \cdot 0,778}{0,700 + 0,778} = 0,737$$

Ejemplo F-measure

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,778	0,600	0,700	0,778	0,737	0,189	0,789	0,847	yes
	0,400	0,222	0,500	0,400	0,444	0,189	0,789	0,738	no
Weighted Avg.	0,643	0,465	0,629	0,643	0,632	0,189	0,789	0,808	

- F-measure para la clase no

$$F \text{ measure} = \frac{2 \cdot \text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

$$F \text{ measure} = \frac{2 \cdot 0,500 \cdot 0,400}{0,500 + 0,400} = 0,444$$

Ejemplo Exactitud (accuracy)

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	9	64.2857 %
Incorrectly Classified Instances	5	35.7143 %
Kappa statistic	0.186	
Mean absolute error	0.2857	
Root mean squared error	0.4818	
Relative absolute error	60 %	
Root relative squared error	97.6586 %	
Total Number of Instances	14	

- Exactitud

=== Confusion Matrix ===

a b <-- classified as

TP	7	2	a = yes	FN	P = TP + FN
FP	3	2	b = no	TN	N = TN + FP

$$\text{accuracy} = \frac{TP+TN}{P+N} = \frac{7+2}{(7+2)+(2+3)} = 0,643$$

Ejemplo Tasa de Error

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	9	64.2857 %
Incorrectly Classified Instances	5	35.7143 %
Kappa statistic	0.186	
Mean absolute error	0.2857	
Root mean squared error	0.4818	
Relative absolute error	60 %	
Root relative squared error	97.6586 %	
Total Number of Instances	14	

- Tasa de error

=== Confusion Matrix ===

a b <-- classified as

TP	7	2	a = yes	FN
FP	3	2	b = no	TN

$P = TP + FN$
 $N = TN + FP$

$$\text{Tasa error} = \frac{FP+FN}{P+N} = \frac{3+2}{(7+2)+(2+3)} = 0,357$$

Tasa error = 1 - accuracy

Ejemplo: Evaluación de la clasificación para más de dos clases

TP Rate

predicción →

a	b	c	<-- classified as
5	0	0	a = soft
0	3	1	b = hard
1	2	12	c = none

TP

↑
Clase real

P

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate
	1	0.053
	0.75	0.1
	0.8	0.111
Weighted Avg.	0.833	0.097

- TP Rate para la clase soft

$$TP Rate = \frac{TP}{P} = \frac{5}{5} = 1$$

Ejemplo: Evaluación de la clasificación para más de dos clases

TP Rate

predicción →

a	b	c	<-- classified as
5	0	0	a = soft
0	3	1	b = hard
1	2	12	c = none

TP

Clase real

P

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate
1		0.053
	0.75	0.1
	0.8	0.111
Weighted Avg.	0.833	0.097

- TP Rate para la clase hard

$$TP Rate = \frac{TP}{P} = \frac{3}{4} = 0.75$$

Ejemplo: Evaluación de la clasificación para más de dos clases

TP Rate

predicción →

a	b	c	<-- classified as
5	0	0	a = soft
0	3	1	b = hard
1	2	12	c = none

TP

Clase real

P

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate
1	0.053	
0.75		0.1
0.8		0.111
Weighted Avg.	0.833	0.097

- TP Rate para la clase none

$$TP Rate = \frac{TP}{P} = \frac{12}{15} = 0.8$$

Ejemplo: Evaluación de la clasificación para más de dos clases

FP Rate

predicción →

a	b	c	<-- classified as
5	0	0	a = soft
0	3	1	b = hard
1	2	12	c = none

FP

↑
Clase real

N

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate
1		0.053
0.75		0.1
0.8		0.111
Weighted Avg.	0.833	0.097

- FP Rate para la clase soft

$$FP\ Rate = \frac{FP}{N} = \frac{0 + 1}{0 + 3 + 1 + 1 + 2 + 12} = \frac{1}{19} = 0.053$$

Ejemplo: Evaluación de la clasificación para más de dos clases

FP Rate

predicción →

a	b	c	<-- classified as
5	0	0	a = soft
0	3	1	b = hard
1	2	12	c = none

FP

Clase real

N

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate
1		0.053
0.75		0.1
0.8		0.111
Weighted Avg.	0.833	0.097

- FP Rate para la clase hard

$$FP Rate = \frac{FP}{N} = \frac{0 + 2}{5 + 0 + 0 + 1 + 2 + 12} = \frac{2}{20} = 0.1$$

Ejemplo: Evaluación de la clasificación para más de dos clases

FP Rate

predicción →

a	b	c	<-- classified as
5	0	0	a = soft
0	3	1	b = hard
1	2	12	c = none

FP

Clase real

==== Detailed Accuracy By Class ====

	TP Rate	FP Rate
1	1	0.053
0.75	0.75	0.1
0.8	0.8	0.111
Weighted Avg.	0.833	0.097

- FP Rate para la clase none

$$FP\ Rate = \frac{FP}{N} = \frac{0 + 1}{5 + 0 + 0 + 0 + 3 + 1} = \frac{1}{9} = 0.111$$