FUNDACIÓN PF

Módulo V - Clase 15

Evaluación y métricas







# ¿Ponemos a grabar el taller?

# FUNDACIÓN Y PF



# **OBJETIVOS** de hoy



- Métricas: Regresión
- Métricas: Clasificación
- Separación Train/Test





Métricas -Regresión

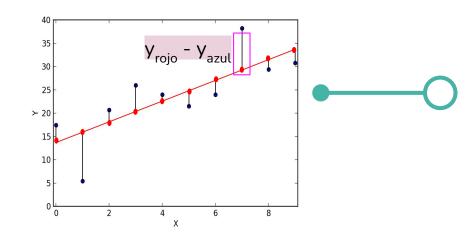


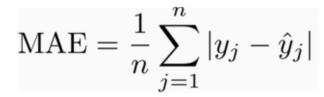


# Métricas: Regresión



#### **Error Absoluto Medio:**





#### Misma unidad que variable

MAE: \$400

Modelo 1: Predicción rango: \$100 a \$1000000

Modelo 2: Predicción rango: \$100 a \$2500





**≻** 20

# Métricas: Regresión





$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N} (Predicted_{i} - Actual_{i})^{2}}{N}}$$

Es la raíz cuadrada del error cuadrático medio (MSE)

Mayor que MAE

Sensible a outliers





**≻** 20

## Métricas: Regresión





$$\hat{R}^2 = 1 - \frac{\frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y}_i)^2}}$$

Varianza de Y

Que tan bien las variables independientes seleccionadas explican la variable dependiente

# FUNDACIÓN PF



# Métricas: Regresión

#### Resumen errores

· MAE: Mean absolute error

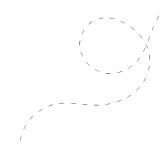
$$MAE = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^{n} |y_i - \hat{y}_i|$$

- RMSE Root Mean Square Error
- MSE: Mean Square Error (Error Cuadrático Medio)

$$MSE = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} * \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2} = \sqrt{MSE}$$

from sklearn.metrics import mean\_squared\_error
from sklearn.metrics import r2\_score







# Descanso

Nos vemos en 10 minutos







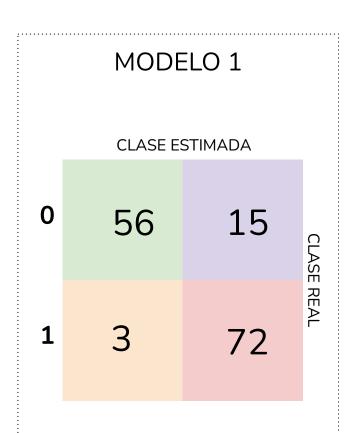


#### Matriz de Confusión

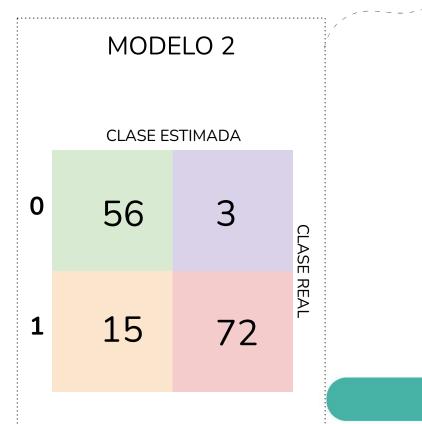
		Predicción		
		Negativos	Positivos	
Observación	Negativos	Verdaderos Negativos	Falsos Positivos	
	Positivos	Falsos Negativos	Verdadero Positivos	











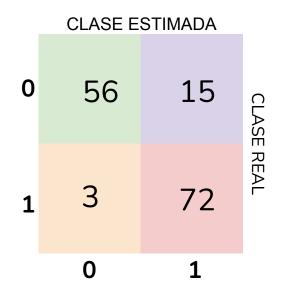


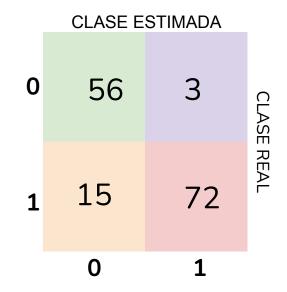




MODELO 1

MODELO 2





VN	FP
FN	VP

Caso 1: Mi modelo se implementará para un diagnóstico temprano de cáncer de colón. 0: No cáncer, 1: Cáncer.

Caso 2: Mi modelo se implementará en un ecommerce donde clasificará imágenes subidas por los clientes en autos o camionetas. 0: Auto, 1: Camioneta

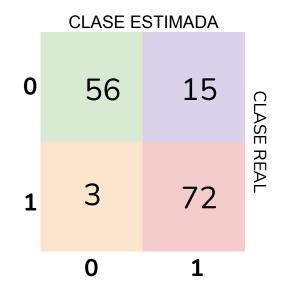
Caso 3: Mi modelo se aplicará para el sistema de email de una empresa.
Clasificará los emails en spam y no spam. Los emails manejan información que debe ser manejada de manera urgente. 0: No spam - 1: Spam

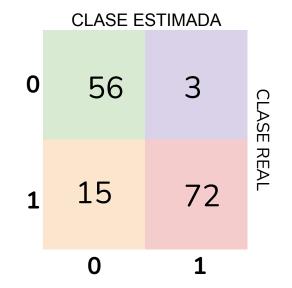




MODELO 1

MODELO 2





VN FP
FN VP

Caso 1: Mi modelo se implementará para un diagnóstico temprano de cáncer de colón. 0: No cáncer, 1: Cáncer

Caso 2: Mi modelo se implementará en un ecommerce donde clasificará imágenes subidas por los clientes en autos o camionetas. 0: Auto, 1: Camioneta

Caso 3: Mi modelo se aplicará para el sistema de email de una empresa.
Clasificará los emails en spam y no spam. Los emails manejan información que debe ser manejada de manera urgente. 0: No spam - 1: Spam





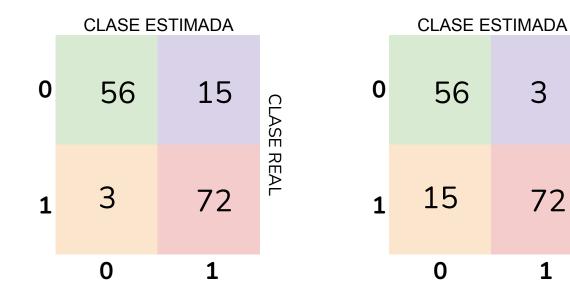




#### MODELO 2

CLASE

REAL



Caso 1: Mi modelo se implementará para un diagnóstico temprano de cáncer de colón. 0: No cáncer, 1:

Caso 2: Mi modelo se implementará en un ecommerce donde clasificará imágenes subidas por los clientes en autos o camionetas. 0: Auto, 1: Camioneta

Caso 3: Mi modelo se aplicará para el sistema de email de una empresa. Clasificará los emails en spam y no spam. Los emails manejan información que debe ser manejada de manera urgente. 0: No spam - 1: Spam

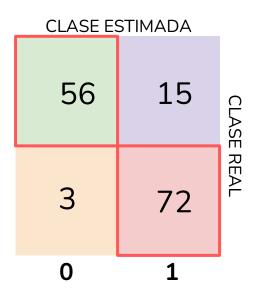
VN FP
FN VP

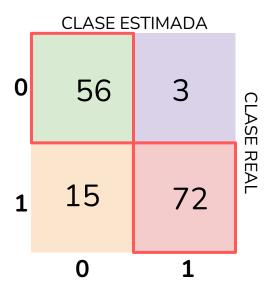




MODELO 1

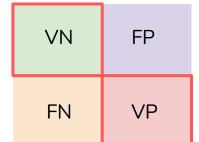
MODELO 2



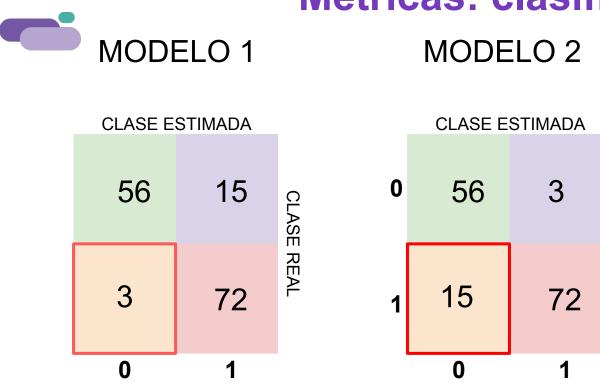


Caso 2: Mi modelo se implementará en un ecommerce donde clasificará imágenes subidas por los clientes en autos o camionetas. 0: Auto, 1: Camioneta

Casos acertados







VN

FN

FP

VP

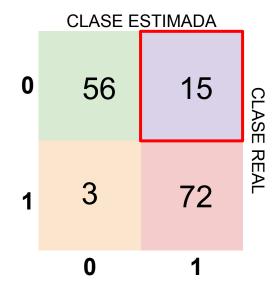
Caso 1: Mi modelo se implementará para un diagnóstico temprano de cáncer de colón. 0: No cáncer, 1: Cáncer.

Minimizar falsos negativos

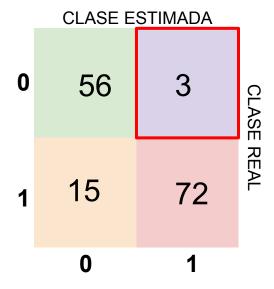




#### MODELO 1

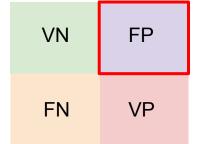


#### MODELO 2



Caso 3: Mi modelo se aplicará para el sistema de email de una empresa. Clasificará los emails en spám y no spam. Los emails manejan información que debe ser manejada de manera urgente. 0: No spam - 1: Spam

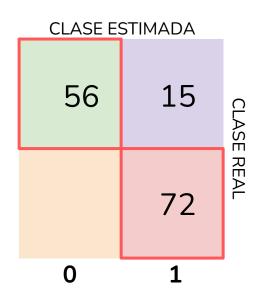
Minimizar falsos positivos

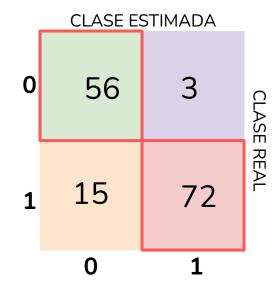






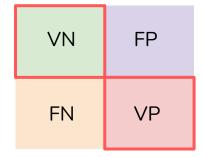
MODELO 2





Accuracy = VP + VN/Total

89,5%

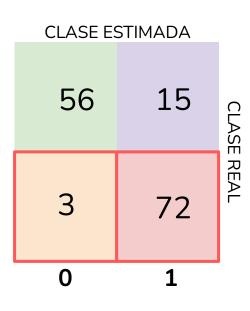


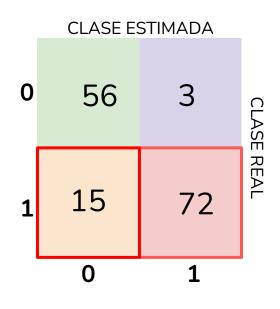








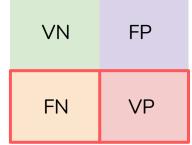




Accuracy = VP+VN/Total 89,5%

Recall = VP/VP+FN

96%







0

1

MODELO 1

CLASE ESTIMADA

56

3

0

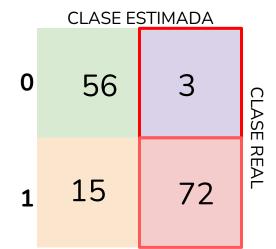
15

72

1

**CLASE REAL** 

MODELO 2



1

0

VN FP
FN VP

Accuracy = VP+VN/Total

89,5%

Recall = VP/VP+FN

96%

82,5%

Precisión = VP/VP+FP

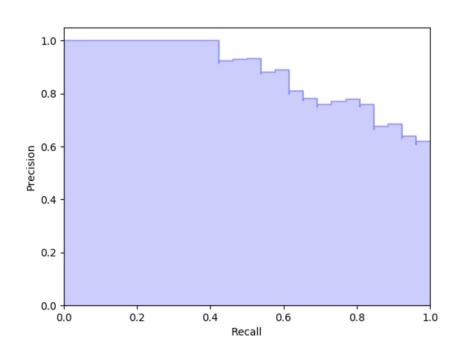
82,5%

96%





#### Precisión y Recall: Uno aumenta a expensas del otro



F1-score = 2\* <u>Precision \* Recall</u> Precisión + Recall



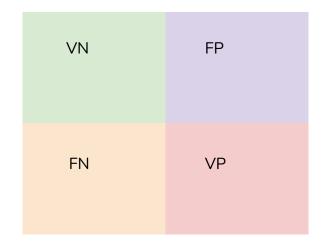


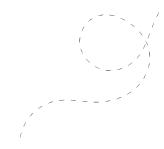
#### Resumen

- Matriz de confusión
- Accuracy (certeza) = VP+VN/total
- Precisión = VP/VP+FP
- Recall = VP/VP+FN
- F-Score=

$$2 \cdot \frac{\text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

#### Matriz de confusión









# REPASAMOS EN KAHOOT





¿Preguntas?





# Separación Train/Test









Para poder evaluar el desempeño del modelo, debo tener datos de validación o testeo. Esto es una parte del dataset, que NO debe ser visto por el modelo al entrenar, que sirva para comparar el valor real de las predicciones.













80%	20%	
Entrenamiento	Testeo	
60%	20%	20%
Entrenamiento	Validación	Testeo





# Overfitting





## **OVERFITTING**

El overfitting o sobreajuste es

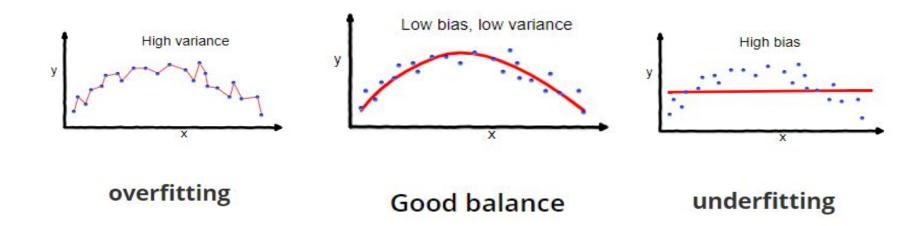
la tendencia del modelo a aprender "ruido" en el dataset





## **OVERFITTING**

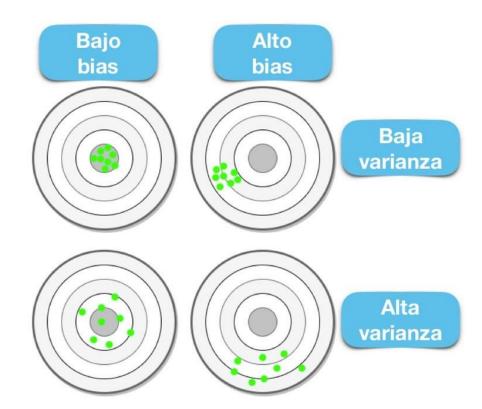
Relacionado con dos conceptos fundamentales: bias y varianza





## **OVERFITTING**

Relacionado con dos conceptos fundamentales: bias y varianza







¿Preguntas?

FUNDACIÓN PF

¡Muchas gracias!



