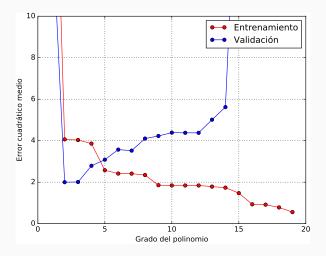
# Aprendizaje automatizado

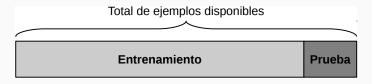
EVALUACIÓN DE MODELOS

Gibran Fuentes-Pineda Marzo 2023

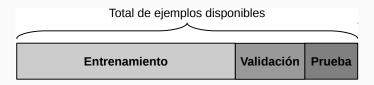
# El problema de la generalización revisitado



# Partición de los datos en entrenamiento y prueba



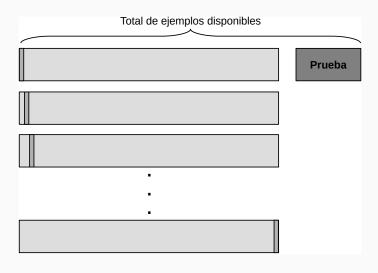
### Dividiendo los datos en entrenamiento, validación y prueba



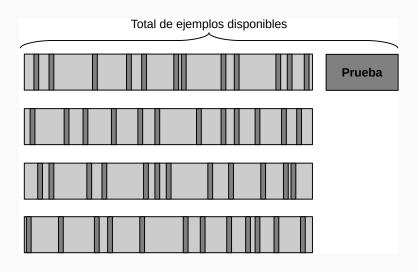
## Validación cruzada con K particiones



# Validación cruzada dejando uno fuera (LOOCV)



## Validación cruzada aleatoria



### Cálculo del error en validación cruzada

· Promedio de los errores en cada partición

$$E = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^{K} E_i$$

· En el caso de LOOCV

$$E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} E_i$$

# Medidas de rendimiento para regresión

Error cuadrático medio (ECM)

$$ECM(\mathbf{y}, \hat{\mathbf{y}}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (\hat{y}^{(i)} - y^{(i)})^2$$

· Raíz del error cuadrático medio (RECM)

$$RECM(y, \hat{y}) = \sqrt{ECM(y, \hat{y})}$$

Erro absoluto medio (EAM)

$$EAM(\mathbf{y}, \hat{\mathbf{y}}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} |\hat{\mathbf{y}}^{(i)} - \mathbf{y}^{(i)}|$$

# Medidas de rendimiento para regresión

· Coeficiente de determinación (R²)

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}}$$

donde

$$SS_{tot} = \sum_{i=1}^{n} (y^{(i)} - \mu)^{2}$$

$$SS_{res} = \sum_{i=1}^{n} (y^{(i)} - \hat{y}^{(i)})^{2}$$

$$\mu = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^{n} y^{(i)}$$

### Medidas de rendimiento de clasificadores binarios

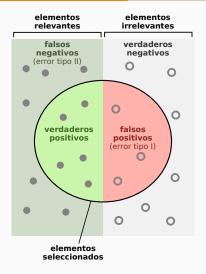


Figura traducida de Wikipedia (entrada de Precision and Recall)

### Medidas de rendimiento de clasificadores binarios

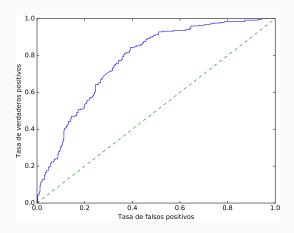
$$precisión = \frac{|verdaderos positivos|}{|elementos seleccionados|}$$

$$exhaustividad = \frac{|verdaderos\ positivos|}{|elementos\ relevantes|}$$

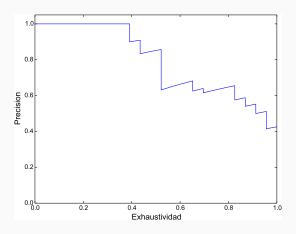
tasa de verdaderos positivos = exhaustividad

tasa de falsos positivos = 
$$\frac{|\text{falsos positivos}|}{|\text{elementos irrelevantes}|}$$

### Curva ROC



# Curva de precisión-exhaustividad



## Matriz de confusión

		Clase Verdadera	
		Cáncer	No Cáncer
Clase	Cáncer	5 VP	3 FP
Predicha	No Cáncer	10 FN	6 VN

# Métricas internas para agrupamiento

- Compacidad: Mide qué tan cerca están los elementos del mismo clústeres
- Separación: Mide qué tan separados están los elementos de diferentes clústeres

# Métricas externas para agrupamiento

 Pureza: Mide la proporción de la clase con mayor número de elementos en el clúster con respecto al tamaño del mismo

· Jaccard:

$$J(A,B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} = \frac{VP}{VP + FP + FN}$$

#### Métricas con clases desbalanceadas

· Considera la tarea de clasificación de correo no deseado.



Figura reproducida de https://developers.google.com/machine-learning/guides/text-classification

#### Métricas con clases desbalanceadas

· Considera la tarea de clasificación de correo no deseado.



Figura reproducida de https://developers.google.com/machine-learning/guides/text-classification

 Nuestro conjunto de datos disponible contiene 96 % de correo normal y tan sólo 4 % de correo no deseado.

#### Métricas con clases desbalanceadas

· Considera la tarea de clasificación de correo no deseado.

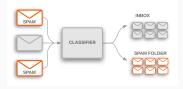
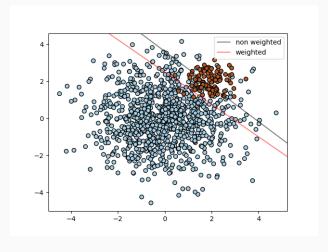


Figura reproducida de https://developers.google.com/machine-learning/guides/text-classification

- Nuestro conjunto de datos disponible contiene 96 % de correo normal y tan sólo 4 % de correo no deseado.
- Entrenamos un clasificador con un subconjunto de estos datos y evaluamos su exactitud con el restante, obteniendo un 96 % de exactitud. ¿Es este un buen modelo?

## Impacto del desbalance en el aprendizaje



 $Figura\ reproducida\ de\ https://scikit-learn.org/stable/auto\_examples/svm/plot\_separating\_hyperplane\_unbalanced.html$ 

# Estrategias de aprendizaje para clases desbalanceadas

- Generar ejemplos artificiales de clase más escasa (oversampling)
- Elegir un subconjunto más pequeño de las clases más comunes (*undersampling*)
- · Usar función de pérdida pesada