

### Analítica Predictiva

#### CARLOS A. MADRIGAL

Profesor Ocasional

DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN Y DE LA DECISIÓN

Maestría en ingeniería - ingeniería de sistemas

Maestría en ingeniería - analítica

Especialización en sistemas

Nota: Este material se ha adaptado con base a diferentes fuentes de información académica

#### CONTENIDO

#### Técnicas de Validación, Regularización y Transfer Learning

- Técnicas de validación
  - generalización, train data, test data, validation data
  - matriz de confusión, tasa de error, sensibilidad, especificidad, accuracy, precision
  - Validación cruzada, leave one out.
- Regularización
  - Bias, variance
  - L1, L2, Dropout
- Transfer Learning
- Implementacion

## TÉCNICAS DE VALIDACIÓN Y REGULARIZACIÓN

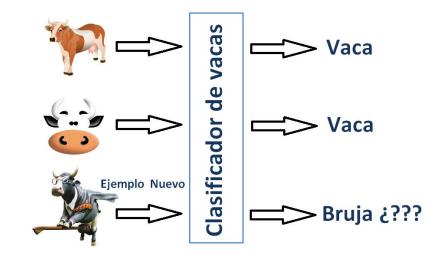
#### TÉCNICAS DE VALIDACIÓN

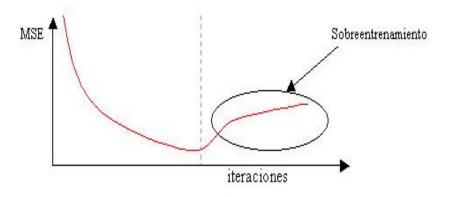
La validación permite conocer cómo se comporta un clasificador ante el ingreso de ejemplos nuevos, con el fin de verificar su comportamiento bajo diferentes circunstancias.

Debido a que es imposible entrenar el clasificador con todas las posibles situaciones, se corre el riesgo de un aprendizaje erróneo donde no sea capaz de generalizar.

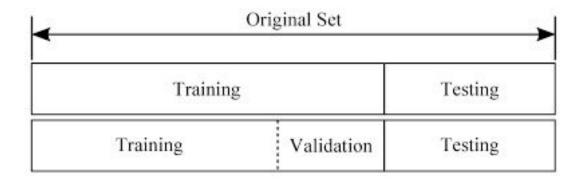
#### Causas:

- Conjunto de entrenamiento escaso o no representativo.
- Arquitectura de la red inadecuada





#### CONJUNTOS DE DATOS



**Train Data:** Conjunto de ejemplos usados para el entrenamiento.

Validation Data: Conjunto de ejemplos usados para seleccionar la mejor arquitectura entre varias o para escoger los mejores hyperparámetros de una arquitectura.

**Test Data:** Conjunto de ejemplos para medir el desempeño.

# CRITERIOS DE EVALUACIÓN DE CLASIFICADORES

• *Matriz de confusión:* muestra la distribución de los errores cometidos por un clasificador a lo largo de las distintas categorías del problema.

class

Cat Dog Rabbit

11

Cat 5

Rabbit 0

Dog 2 3 1

		Clase verdadera		
		0 (+)	1 (-)	
Clase predicha	0 (+)	a	b	p0
	1 (-)	С	d	p1
		π0	π1	N

- Tasa de error:(b+c) / N
- Sensibilidad: a/(a+c) proporción de verdaderos positivos, también conocido como recall o rata de verdaderos positivos TP.
- Especificidad: d/(b+d) proporción de verdaderos negativos o rata de verdaderos negativos TN

# Criterios de Evaluación de Clasificadores

• Accuracy (AC): Es la proporción de predicciones que fueron correctas con respecto al total.

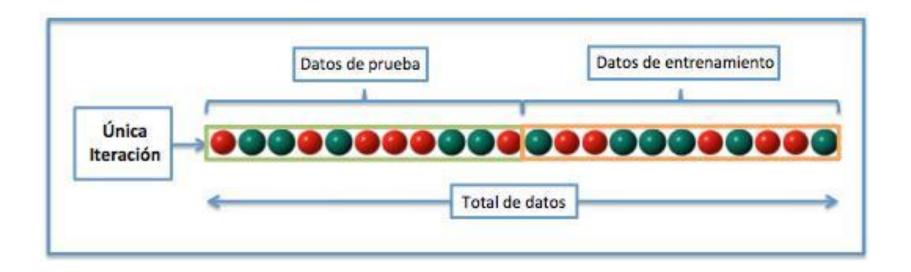
$$AC = (a + d)/(a+b+c+d)$$

• False positive rate (FP): Es la proporción de casos negativos que fueron incorrectamente clasificados como positivos.

• False negative rate (FN): Es la proporción de casos positivos que fueron incorrectamente clasificados como negativos.

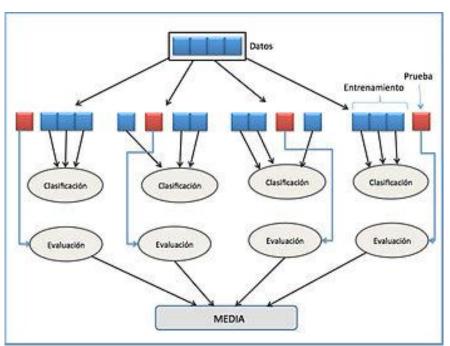
• *Precision (P):* Es la proporción de los casos positivos predichos que fueron correctos.

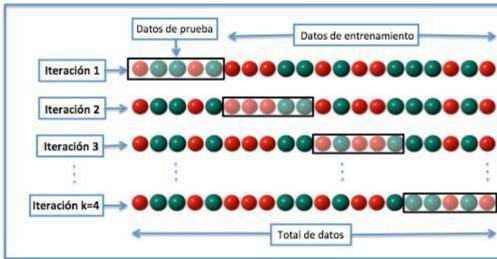
### HOLDOUT



Se divide el conjunto de casos en dos grupos: conjunto de entrenamiento (2/3) y conjunto de test (1/3). El conjunto de entrenamiento se usa para generar el clasificador y el de test para evaluarlo.

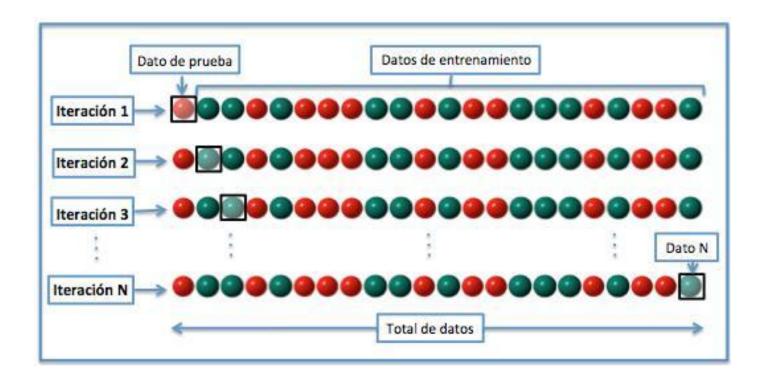
## VALIDACIÓN CRUZADA





**Validación cruzada (cross-validation):** Se divide el conjunto de casos en K subconjuntos del mismo tamaño. Se utilizan K-1 subconjuntos como datos de entrenamiento y 1 subconjunto como datos de test. Se repite para los K subconjuntos y se calcula la media de la evaluación. Suele utilizarse K=10.

#### **LEAVE ONE OUT**



Dejar uno fuera (leave one out): validación cruzada con K igual al número de casos.

### REGULARIZACIÓN

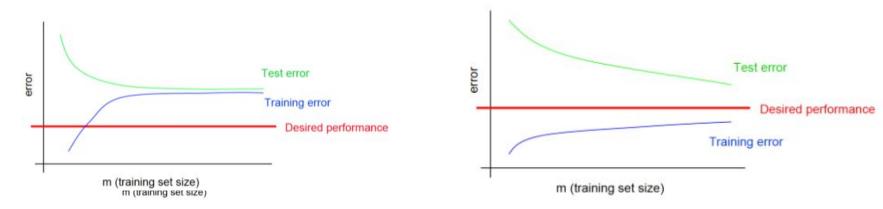
Son un conjunto de técnicas que ayudan a que los modelos de aprendizaje puedan converger con capacidades de generalización.



#### REGULARIZACIÓN

Typical learning curve for high variance:

Typical learning curve for high bias:



Bias: Es la diferencia entre la medida del desempeño de la predicción con respecto al valor correcto. Un alto bias puede ser corregido a través de una arquitectura más grande o entrenando por más iteraciones.

Variance: Es la variabilidad entre el desempeño con los datos de entrenamiento y los datos de test. Un alto variance puede ser corregido con un conjunto de datos más extenso y/o aplicando técnicas de regularización.

#### REGULARIZACIÓN

Median Squared Error

Cross Entropy Error

$$\mathcal{L}(S,Y) = e(n) = \frac{1}{2}(S-Y)^2$$
  $\mathcal{L}(S,Y) = e(n) = -(S\log Y + (1-S)\log(1-Y))$ 

Regularización L2

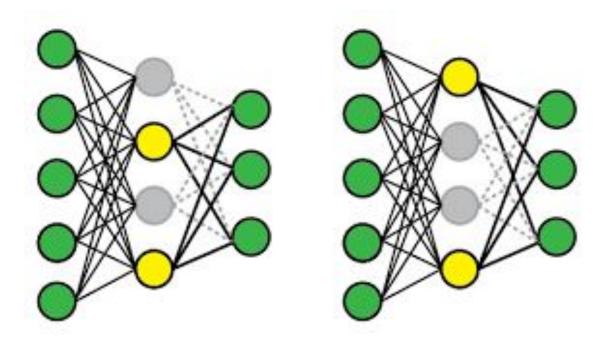
$$\mathcal{L}'(\mathbf{S}, \mathbf{Y}) = \mathcal{L} + \beta \frac{1}{2} ||\mathbf{w}||_2^2$$

Regularización L1

$$\mathcal{L}'(S,Y) = \mathcal{L} + \beta \, \frac{1}{2} |w|$$

#### **D**ROPOUT

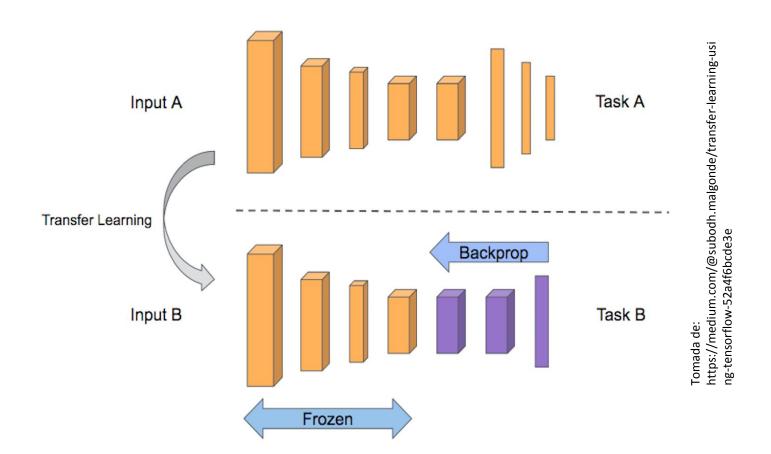
Es una técnica para generar la regularización de una red. Se basa en la desactivación de algunas neuronas de la red ya que pueden estar saturadas y no son útiles en el proceso de aprendizaje. Dropout solo se aplica en el proceso de entrenamiento.



## TÉCNICAS DE VALIDACIÓN Y REGULARIZACIÓN

#### TRANSFER LEARNING

El transfer learning es una herramienta sumamente útil para desarrollar aplicaciones de Deep Learning aun cuando no se tienen suficientes datos.



#### TRANSFER LEARNING

Para hacer transfer learning se requiere lo siguiente:

- Una arquitectura entrenada con el tipo de dato que vamos a usar
- Definir cuáles capas se van a usar y cuales a entrenar
- Inicializar los pesos de las capas elegidas con la arquitectura entrenada

Se puede hacer transfer learning de dos maneras.

- Se pueden congelar los pesos pre-entrenados y entrenar el resto,
- Se pueden actualizar también los pesos ya entrenados

#### TRANSFER LEARNING

Para la arquitectura entrenada podemos acudir a la librería TensorNets en la que se encuentran varias redes, en su mayoría convolucionales.

- Se carga la red mediante el comando modelo=nets.arquitectura
- Se cargan los pesos preentrenados con model.pretrained()
- Se procesan datos en la arquitectura con el comando model.preprocess(batch\_x)
- Y se extraen respuestas de las capas intermedias con model.get\_middles()

## **Preguntas**









