

Técnicas básicas de Machine Learning



#### Entrenamiento

Ajustar un modelo a partir de un conjunto de datos que permita realizar predicciones (regresión y clasificación) o extraer patrones (clustering).

Métodos paramétricos y no paramétricos

Recordemos que el objetivo es estimar una función **f** que exprese la relación entre la salida y el vector de atributos. Esta relación funcional se puede obtener usando dos tipos de métodos estadísticos:

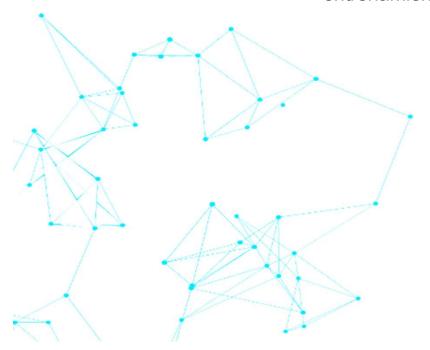


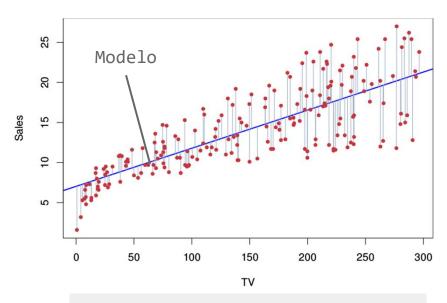


## Métodos paramétricos y no paramétricos

#### Métodos Paramétricos

Asumen a priori que la función **f** tiene una forma determinada. Luego ajustan ciertos parámetros para acercar la función estimada a los datos de entrenamiento.



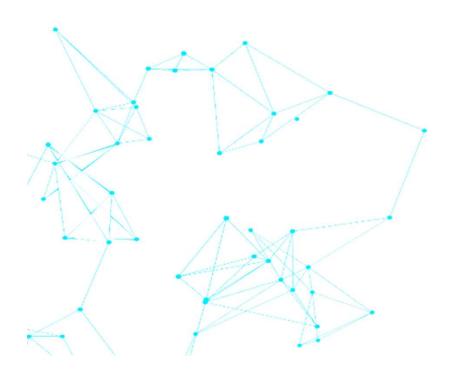


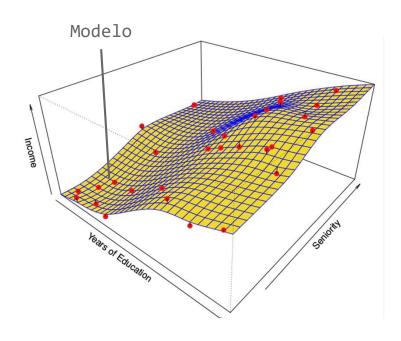
En este caso el método es paramétrico porque se asume que la función tiene una forma lineal, con lo cual el problema se reduce a estimar el valor de los parámetros que ajustan a los datos de entrenamiento a la hipótesis.

## Métodos paramétricos y no paramétricos

#### Métodos No Paramétricos

No asumen a priori la forma de la función **f**, sino que buscan ajustar la forma de la función lo mejor posible a los datos de entrenamiento.





En este caso, el método no asume que la función tenga una forma determinada, sino que busca ajustar la función a los puntos de los datos de entrenamiento.

## Algoritmos y técnicas básicas

Supervisado

Regresión

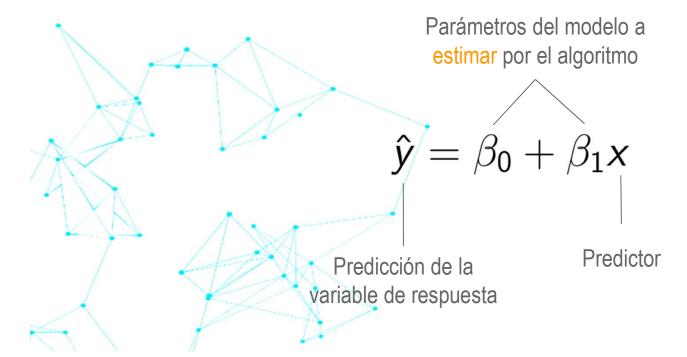
Paramétrico

Lineal

#### Regresión lineal

Es un modelo estadístico que permite predecir el valor de una variable **cuantitativa** (numérica), como una función lineal de las variables de entrada o predictores.

#### El modelo...



## Algoritmos y técnicas básicas

Supervisado

Regresión

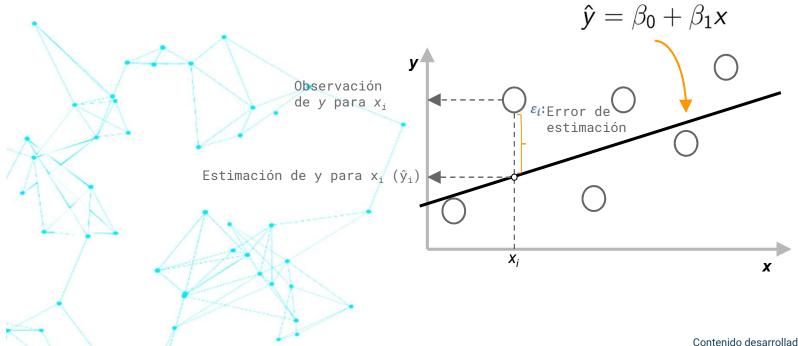
Paramétrico

Lineal

#### Regresión lineal

Es un modelo estadístico que permite predecir el valor de una variable **cuantitativa** (numérica), como una función lineal de las variables de entrada o predictores.

#### ... de manera gráfica



## Algoritmos y técnicas básicas

Supervisado

Regresión

Paramétrico

Lineal

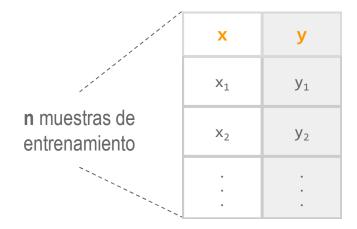
#### Regresión lineal

Para estimar los coeficientes utilizamos los datos del dataset de entrenamiento. Representemos los datos de entrenamiento como **n** observaciones de **x** y **y**:

#### ... el algoritmo

#### Mínimos cuadrados

A partir de los datos se calculan los parámetros del modelo que minimizan la suma de errores cuadráticos (RSS)



## Algoritmos y técnicas básicas

Supervisado

Clasificación

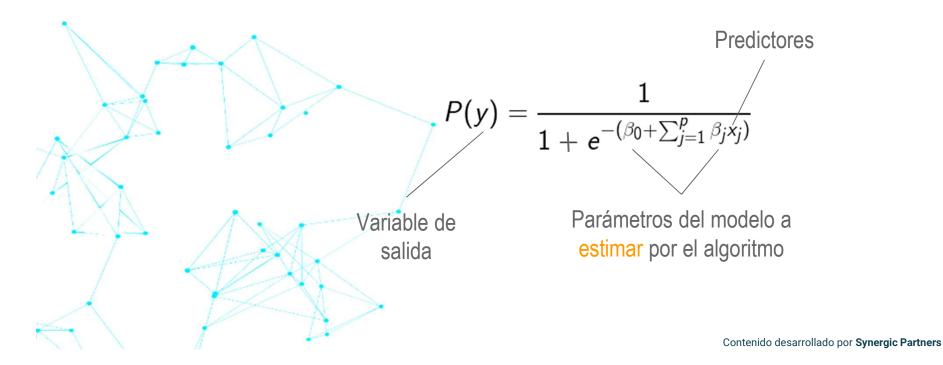
Paramétrico

Lineal

#### Regresión logística

Es un modelo de regresión generalizado utilizado como método de clasificación binaria, puesto que en lugar de valores numéricos, éste permite estimar la probabilidad de que ocurra (o no) un evento como función de otras variables.

#### El modelo...



## Algoritmos y técnicas básicas

Supervisado

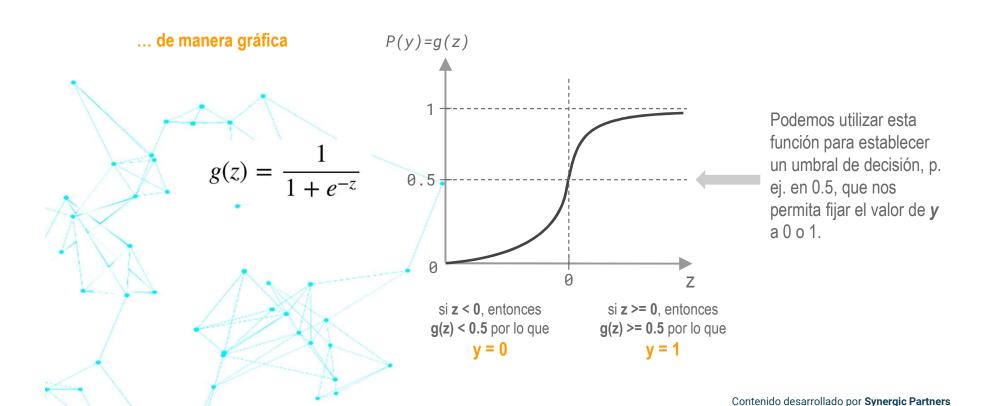
Clasificación

Paramétrico

Lineal

#### Regresión logística

En lugar de utilizar la función de regresión lineal, vamos a utilizar la función sigmoide o logística.



## Algoritmos y técnicas básicas

Supervisado

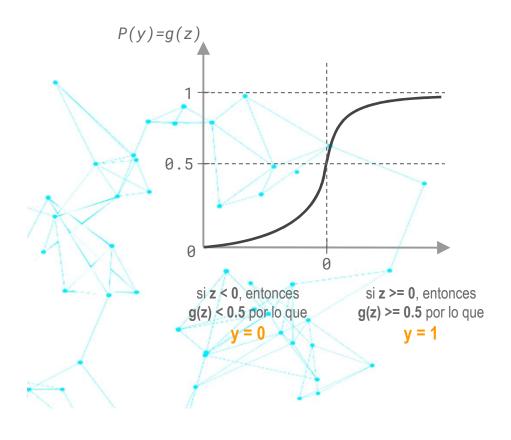
Clasificación

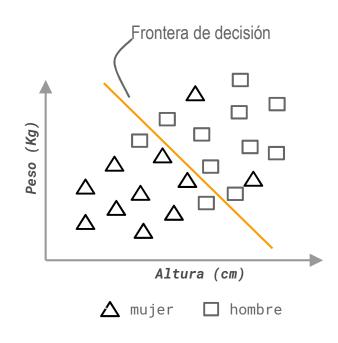
Paramétrico

Lineal

#### Regresión logística

La función logística nos permite establecer un umbral de decisión que separe las dos clases:





## Algoritmos y técnicas básicas

Supervisado

Clasificación

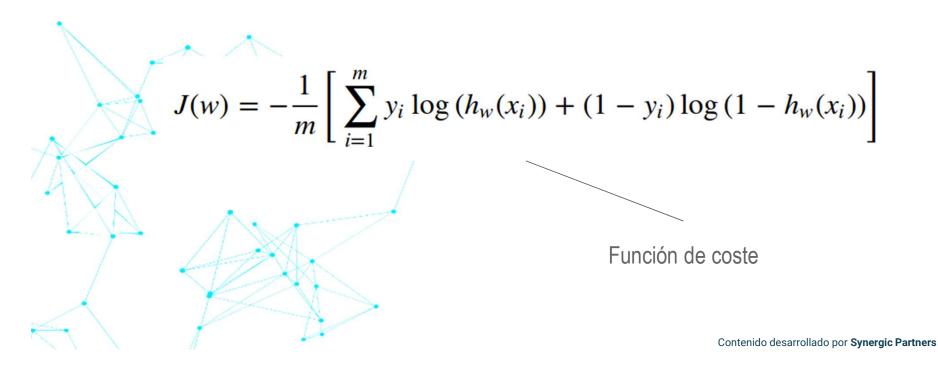
Paramétrico

Lineal

#### Regresión logística

Al igual que la regresión lineal el algoritmo estima el valor óptimo de los coeficientes de la función logística minimizando una función de coste.

#### ... el algoritmo



#### Algoritmos y técnicas básicas

Supervisado

Regresión

Clasificación

No Paramétrico

No Lineal

#### Métodos basados en árboles

- Los métodos basados en árboles consisten en segmentar el espacio de predictores en varias regiones.
- Dentro de cada región, se utiliza la media o la moda de las observaciones de entrenamiento en esa región para hacer la predicción.
  - Se dice que son métodos basados en árboles porque las reglas que se utilizan para dividir el espacio de predictores pueden ser representadas en forma de diagrama de árbol.
- El método más sencillo es el árbol de decisión básico. Luego existen otros métodos como bagging, random forest y boosting que están basados en el árbol básico pero que mejoran la precisión de este modelo.



## Algoritmos y técnicas básicas

Supervisado

Regresión

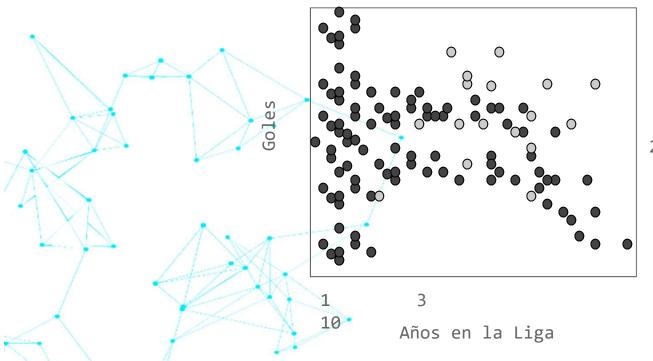
Clasificación

No Paramétrico

No Lineal

#### Métodos basados en árboles

Para entender cómo funciona un árbol de decisión observemos el siguiente ejemplo. Se trata de predecir el salario de un jugador de futbol por la cantidad de años que lleva jugando en la liga y por la cantidad de goles que marcó en las últimas temporadas:



- O Salario Alto
- Salario Bajo

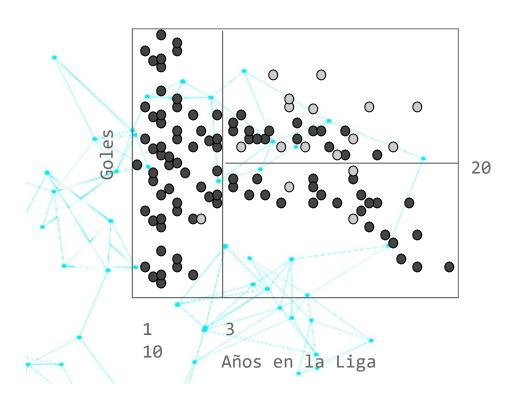
20

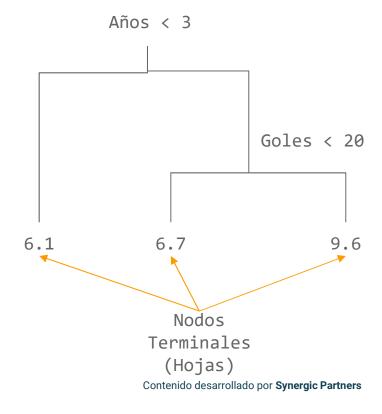
## Algoritmos y técnicas básicas

Supervisado
Regresión
Clasificación
No Paramétrico
No Lineal

#### Métodos basados en árboles

Utilizando un árbol de decisión obtenemos un conjunto de reglas que nos permite predecir predecir el salario del futbolista.





## Algoritmos y técnicas básicas

Supervisado

Regresión

Clasificación

No Paramétrico

No Lineal

#### Métodos basados en árboles

- Los métodos basados en árboles se pueden utilizar para resolver problemas de regresión y clasificación.
- El proceso de construcción de un árbol de clasificación es muy similar al proceso de construcción de un árbol de regresión.
- La principal diferencia es la medida que utilizamos para determinar las particiones de las regiones del árbol. En Regresión utilizamos el **RSS**. El clasificación utilizamos medidas estadísticas de pureza como el **índice de Gini** y la *Cross-Entropy*.
- En el árbol de regresión predecimos cada observación como la media de todas las observaciones pertenecientes a la misma región del árbol. En clasificación predecimos la observación con la clase más común de la misma región del árbol.



## Algoritmos y técnicas básicas

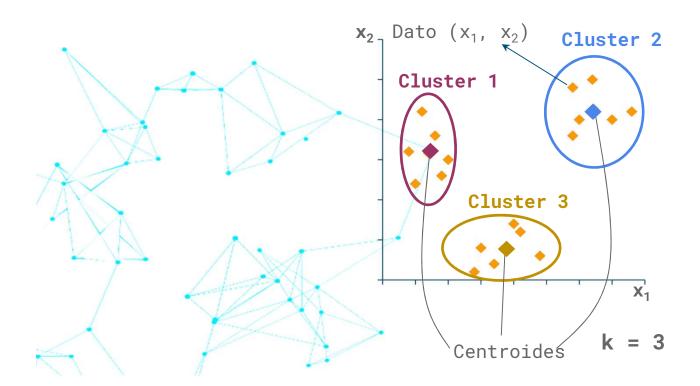
No Supervisado

Clustering

No Paramétrico

#### K-means

Es un método que permite crear clusters de datos numéricos. La entrada del sistema son las mediciones numéricas de interés y la salida son los centroides de los clusters resultantes y la asignación de cada dato a un cluster determinado.



## Algoritmos y técnicas básicas

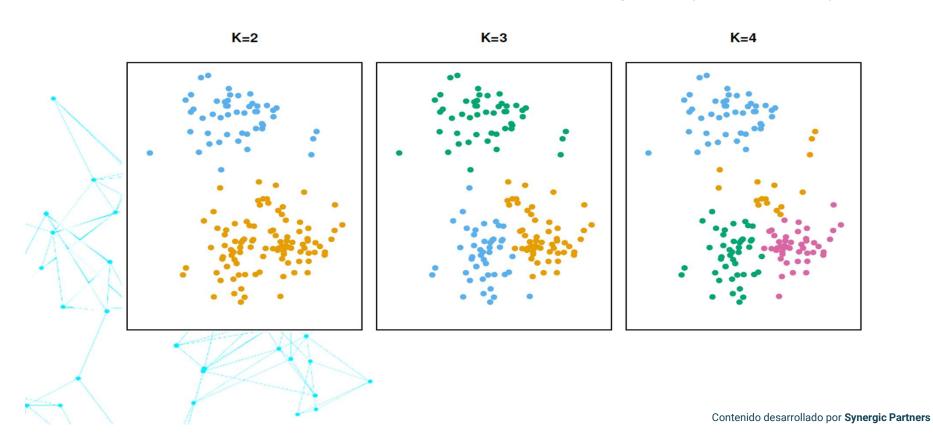
No Supervisado

Clustering

No Paramétrico

#### K-means

- El objetivo es agrupar las observaciones de un dataset un un número K de clusters.
- El número K es dado a priori al algoritmo (hiperparámetro).



#### Algoritmos y técnicas básicas

No Supervisado

Clustering

No Paramétrico

#### K-means

En términos generales el algoritmo de K-means se puede resumir en los siguientes pasos:

- 1. De manera aleatoria asignar un número de 1 a K a cada observación. Esto será la asignación inicial a los cluster de cada observación.
- 2. Iterar sobre los siguientes pasos hasta que las asignaciones a los cluster deje de cambiar:
  - a. Para cada cluster, calcular el centroide. El centroide será un vector compuesto por la media de los **p** predictores de las observaciones del mismo cluster.
  - Reasigne cada observación al cluster cuyo centroide esté más cercano a la observación.



## Algoritmos y técnicas básicas

Supervisado

No Supervisado

Regresión

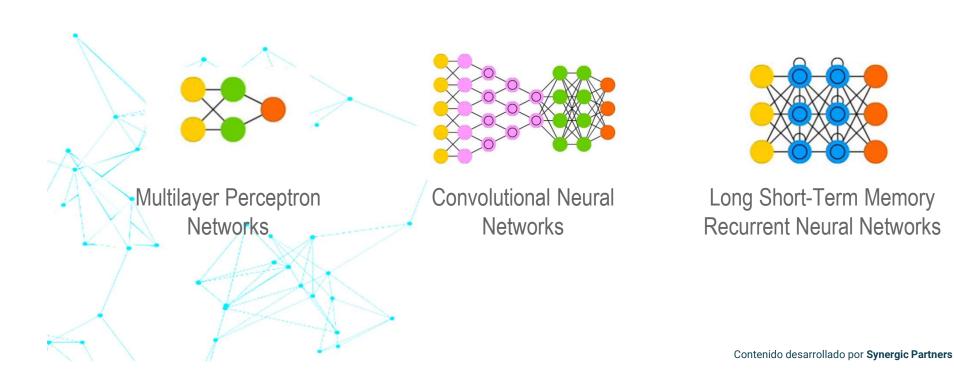
Clasificación

Paramétrico

No Lineal

#### **Deep Learning**

Son métodos que llevan a cabo el proceso de machine learning usando redes neuronales artificiales compuesta por muchas capas organizadas de forma jerárquica. Algunas técnicas populares son:



## Algoritmos y técnicas básicas

Supervisado

No Supervisado

Regresión

Clasificación

Paramétrico

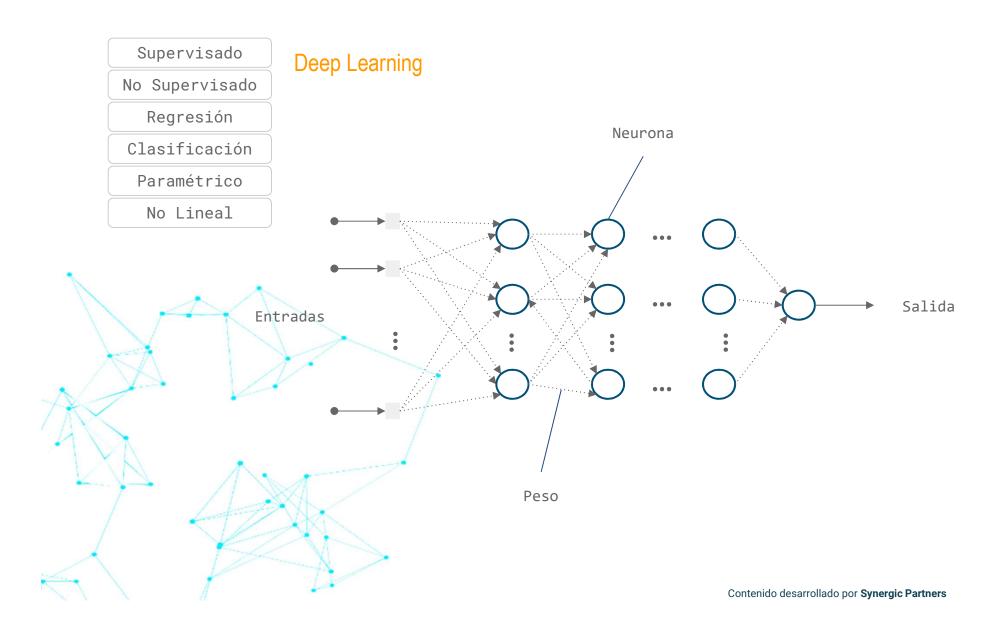
No Lineal

#### **Deep Learning**

- Una red neuronal artificial con una arquitectura multicapa consiste en un grafo finito.
- La red está organizada en una capa de entrada, una o más capas ocultas, y una capa de salida.
- Cada capa estando compuesta por un conjunto de neuronas o unidades de cómputo.
- La entrada es procesada y transmitida de una capa a la siguiente hasta que se calcula el resultado final y es presentado a la salida.
- El aprendizaje consiste en ajustar los pesos de las conexiones entre capas.



Algoritmos y técnicas básicas



## Algoritmos y técnicas básicas

Supervisado

Deep Learning

No Supervisado

Regresión

Clasificación

Paramétrico

No Lineal

"Classical" applications: object classification, detection and segmentation.



Speech translation



# Algoritmos y técnicas básicas

	Supervisado		No supervisado
Técnicas principales	Clasificación	Regresión	Clustering
Regresión		X	
Regresión Logística	X		
k-NN	X	X	
Naive Bayes	X		
Árboles de Decisión	X	X	
Random Forest	X	X	
Redes Neuronales	X	X	
Support Vector Machine	×	X	
K-means			X
Clustering jerárquico			X



Evaluación y selección del modelo



#### Evaluación & Selección

Evaluar un modelo consiste en estimar su desempeño al predecir la salida con el fin de:

- 1. Estimar la capacidad de generalización de nuestro modelo sobre datos futuros aún no observados.
- 2. Mejorar el desempeño predictivo ajustando los hiperparámetros del algoritmo de aprendizaje.
- 3. Comparar diferentes algoritmos sobre el mismo problema y conjunto de datos de entrenamiento.

Problemas de ajuste del modelo

#### Sesgo (Bias)

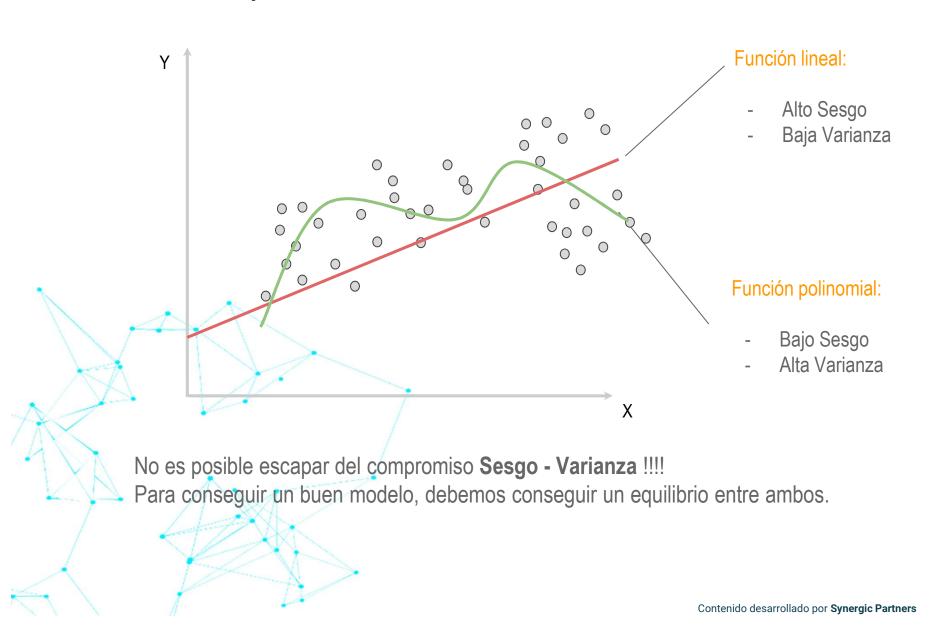
Es el error que se produce por asumir una forma de la función que aproxima a la salida que no se adapta bien a los datos de entrenamientos.

#### Varianza (Variance)

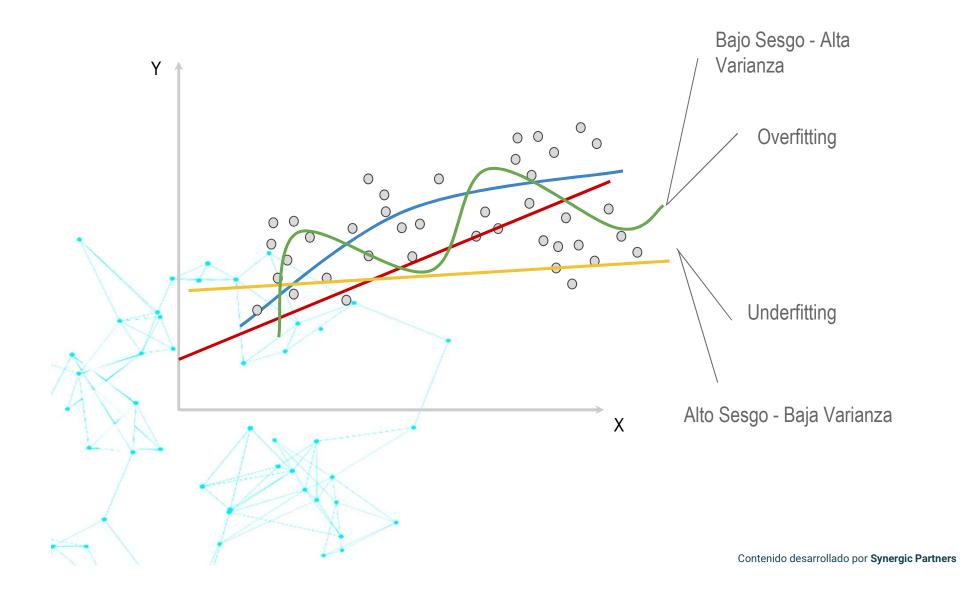
Es el error que se produce por la sensibilidad del modelo a pequeñas variaciones en los datos de entrenamiento. Por ejemplo, un modelo con alta variabilidad puede intentar aprender a seguir el ruido en lugar de los datos reales.

Al escoger un método estadístico para estimar la función **f**, vamos a tener que asumir un compromiso entre dos opciones, sesgo y varianza:

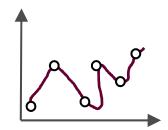
Problemas de ajuste del modelo

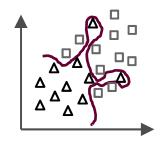


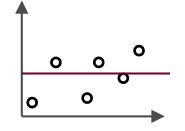
Problemas de ajuste del modelo

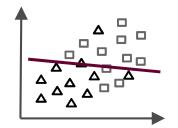


Problemas de ajuste del modelo











Se detecta cuando el modelo tiene un alto desempeño de predicción sobre los datos de entrenamiento, pero un pobre rendimiento ante nuevos datos (test data).



#### Underfitting

Ocurre cuando el algoritmo de aprendizaje no es capaz de capturar la relación funcional entre los atributos y el predictor. Generalmente es el resultado del uso de modelos muy sencillos.

## Hiperparámetros

- Definen conceptos de alto nivel como la complejidad y capacidad de aprendizaje del algoritmo.
- Parámetros que el algoritmo no es capaz de aprender por sí mismo a partir de los datos.
  - Se ajustan fijando varios valores, entrenando el modelo y seleccionando aquellos valores que maximicen el desempeño del algoritmo.

Hiperparámetros. Ejemplos

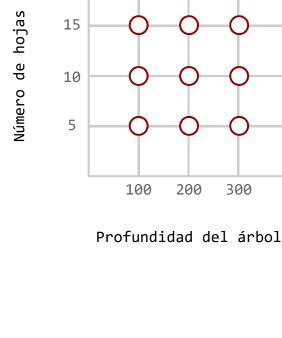
- Número de hojas o profundidad de un árbol de decisión
- Número de clusters en K-means
- Número de capas ocultas de una red neuronal



## Ajuste de hiperparámetros

#### **Grid Search**

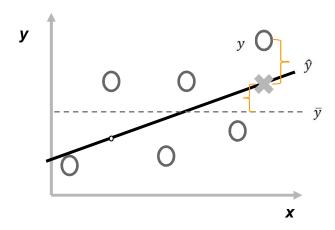
Consiste en realizar una búsqueda exhaustiva del espacio de hiperparámetros fijando manualmente un subconjunto de valores de los mismos.



Métricas de evaluación - Aprendizaje supervisado

Regresión

Coeficiente de Determinación R<sup>2</sup>, es un estadístico que mide la bondad del ajuste como la proporción de variación de los resultados que puede explicarse por el modelo.



$$R^2 = \frac{SSR}{SSR + SSE}$$

$$SSR = \sum_{i} (\hat{y}_i - \bar{y})$$

Desviación respecto a la media explicada por el modelo

$$SSE = \sum (y_i - \hat{y}_i)$$

Desviación respecto a la media no explicada por el modelo

Métricas de evaluación - Aprendizaje supervisado

Clasificación

#### Matrices de confusión o Tabla de contingencia

Es una herramienta que permite la visualización del desempeño de un algoritmo que se emplea en aprendizaje supervisado. Cada columna de la matriz representa el número de predicciones de cada clase, mientras que cada fila representa a las instancias en la clase real. (Fuente: Wikipedia)



Métricas de evaluación - Aprendizaje supervisado

Clasificación

#### Predicción del Modelo

# Verdaderos Positivos TP nº elementos positivos clasificados como positivos. Falsos Positivos FP nº elementos negativos clasificados como negativos TN nº elementos negativos clasificados como negativos. Verdaderos Negativos TN nº elementos negativos clasificados como negativos.

Valor Verdadero

Métricas de evaluación - Aprendizaje supervisado

Clasificación

#### Métricas de evaluación

**Accuracy:** Frecuencia de predicciones correctas.

$$\frac{TP + TN}{P + N}$$

**Recall:** Proporción de valores positivos predichos correctamente.

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

Precisión:
Valor predictivo positivo sobre toda la muestra.

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

F-score: Combina precisión y sensibilidad en una misma métrica como la media armónica de ambas.

Métricas de evaluación - Aprendizaje supervisado

Clasificación

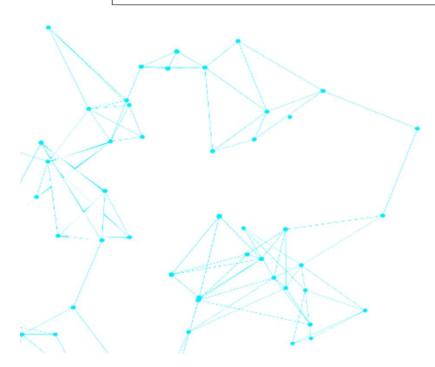
	Predicted TRUE	Predicted FALSE
Total	2951	1484
Actually TRUE	1806	283
Actually FALSE	1145	1201

Accuracy 
$$\frac{TP + TN}{P + N}$$

Precisión 
$$\frac{TP}{TP + FP}$$



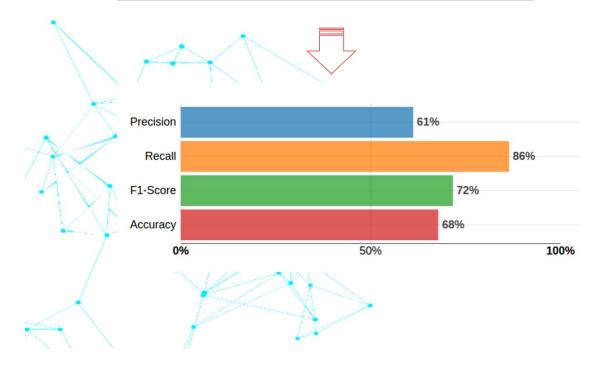
F-score 
$$\frac{2 * Precision * Recall}{Precision + Recall}$$



Métricas de evaluación - Aprendizaje supervisado

Clasificación

	Predicted TRUE	Predicted FALSE
Total	2951	1484
Actually TRUE	1806	283
Actually FALSE	1145	1201



Métricas de evaluación - Aprendizaje supervisado

Clasificación

Supongamos que disponemos de la siguiente población:

Casos Positivos (1)	0001
Casos Negativos (0)	9999

Y que nuestro modelo predice siempre, sea cual sea el dato de entrada, un valor 0

Accuracy

$$\frac{TP + T\Lambda}{P + N}$$

**Accuracy** 

0.9999

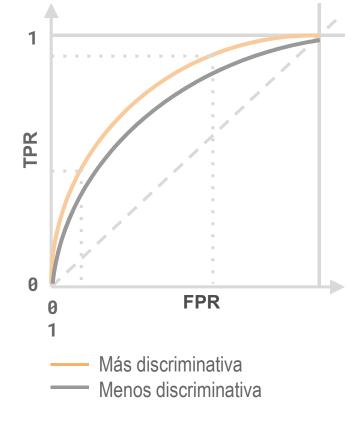
Métricas de evaluación - Aprendizaje supervisado

Clasificación

#### Curva ROC

Es una representación de la tasa de verdaderos positivos frente a la tasa de falsos positivos, según se va variando el umbral.

- Cuanta mayor sea el área debajo de la curva (Area Under Curve, AUC), mejor es el algoritmo (idealmente 1)
- 2. Ayuda a **calibrar el umbral** en el punto de trabajo que se requiera.





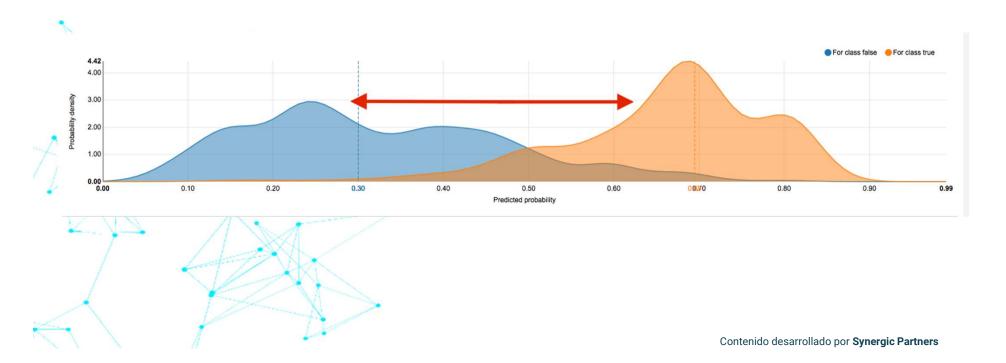
Métricas de evaluación - Aprendizaje supervisado

Clasificación

#### Curvas densidad

Las curvas de densidad representan la capacidad del modelo de identificar y separar las clases correctamente.

Muestra cómo se reparten las clases en el conjunto de validación de acuerdo a su probabilidad de pertenecer dicha clase según el modelo. Idealmente las clases no se deben sobreponer.



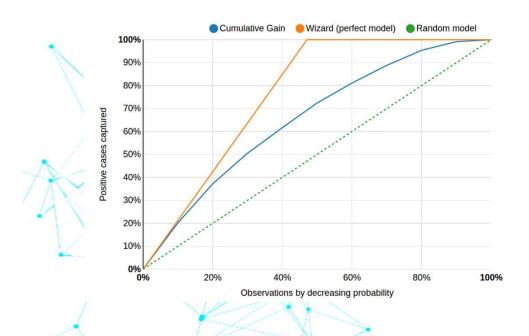
Métricas de evaluación - Aprendizaje supervisado

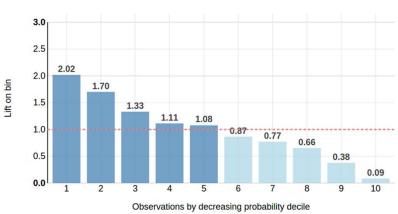
Clasificación

#### **Curva Lift**

El **lift** es la proporción entre los resultados obtenidos con el modelo y los resultados obtenidos con un modelo aleatorio.

La gráfica de la derecha ordena las observaciones por decil en orden decreciente de probabilidad predicha mostrando su valor de lift correspondiente.





Métricas de evaluación - Aprendizaje no supervisado

Clustering

### Modelos de clustering

- La forma de evaluar este modelo es heurística y los puntos que se suelen comprobar son los siguientes:
  - Si hay algún 'cluster' con muy pocos datos significa que el número de 'clusters' es demasiado alto, es necesario disminuir k.
  - Si hay 'centroides' que están demasiado cerca entre sí, quiere decir que el número de 'clusters' es demasiado alto, es necesario disminuir k.
  - Se pueden realizar representaciones en dos dimensiones de pares de características de las que se componen los datos, para ver si hay una clara agrupación gráfica de los 'clusters'. Esto sólo es útil cuando el número de características es bajo.
  - Si no se aprecia agrupación según características de las que se esperaba que existiera agrupación, significa que hay pocos centroides.
- La evaluación de los modelos de clustering no puede hacerse de forma exhaustiva ya que al ser una técnica no supervisada, no existen datos etiquetados.

Métodos de evaluación. Método hold-out

Datos entrenamiento Etiquetas entrenamiento Método Hold-out. Los datos Datos son divididos en datos de entrenamiento (training data)
y datos de prueba. El
algoritmo de aprendizaje
ajusta el modelo usando los
datos de entrenamiento, y
se evalúa usando los datos Etiquetas Datos prueba Etiquetas prueba de prueba, es decir, con datos desconocidos por el algoritmo durante la fase de Datos Hiperparámetros entrenamiento Model Etiquetas **Algoritmo** entrenamiento. aprendizaje entrenamiento Datos prueba Predicción Model Performance Etiquetas prueba Contenido desarrollado por Synergic Partners

Métodos de evaluación. Validación cruzada

Validación cruzada. Es una técnica que permite evaluar el valor predictivo de un algoritmo de aprendizaje automático, y evitar problemas de *overfitting* cuando no disponemos del conjunto explícito de datos de prueba.



Métodos de evaluación. Validación cruzada

Validación cruzada de K iteraciones (K-fold cross-validation). Los datos se dividen en k grupos. Uno se utiliza como conjunto de prueba, y los k-1 restantes como datos de entrenamiento. Para cada subconjunto de entrenamiento se ajusta el modelo, se validan los resultados usando el subconjunto de prueba. Finalmente la medida del error de predicción del algoritmo se calcula como el valor medio de los k-1 errores de estimación. Valores típicos de k = 5 ó k = 10.

