"In God we trust. All others must bring data." - W. Edwards Deming

ANALÍTICA PREDICTIVA

LAURA CAMILA MOJICA LÓPEZ







AGENDA

- → Importancia análisis de datos
- → Analítica predictiva vs descriptiva
- → Proceso
- → Machine Learning
- → Design Thinking
- → Tipos de aprendizaje
- → Tipos de problemas
- → Familias y algoritmos
- → Métricas





IMPORTANCIA ANÁLISIS DE DATOS

Los procesos analíticos como Analítica Predictiva y Analítica Descriptiva ayudarán a una organización a identificar el desempeño de la empresa.

ANALÍTICA PREDICTIVA VS DESCRIPTIVA



DESCRIBE

DESCRIPTIVO



Qué sucedió en el **pasado** usando los datos almacenados.

PREDICTIVO



Qué puede pasar en el **futuro** utilizando los datos del pasado y analizándolos.

PROCESO INVOLUCRADO

DESCRIPTIVO



Involucra agregación de datos y minería de datos.

PREDICTIVO



Involucra técnicas de clasificación y predicción.

DEFINICIÓN

DESCRIPTIVO



Proceso de encontrar información útil e importante al analizar una gran cantidad de datos.

PREDICTIVO



Este proceso involucra la predicción del futuro de la compañía.

VOLUMEN DE DATOS

DESCRIPTIVO



Involucra el procesamiento de una gran cantidad de datos que están almacenados en una bodega de datos. Está limitado por datos pasados.

PREDICTIVO



Involucra el análisis de una gran cantidad de datos y luego predecir el futuro utilizando técnicas avanzadas.

PRECISIÓN

DESCRIPTIVO



Provee data precisa en reportes utilizando datos pasados.

PREDICTIVO



Los resultados no son precisos, no dirá exactamente qué sucederá, pero si dirá qué puede pasar.



ENFOQUE

REACTIVO VS PROACTIVO

Es muy importante para cualquier organización hacer uso de análisis predictivo y análisis descriptivo para que puedan tener **éxito en el mercado**.

ANÁLISIS DESCRIPTIVO

ANÁLISIS PREDICTIVO

Centrado en presentación de datos y visualización a las miras de gestión.

Menor riesgo -> implica analizar los datos pasados y proporcionar un informe de lo que realmente sucedió. Se centra en torno al modelo estadístico que ayuda a predecir el futuro.

Mayor riesgo -> implica analizar qué sucederá exactamente en el futuro basándose en los eventos pasados, pero es posible que la condición en particular no ocurra en el futuro.

PROCESO











EXTRAER

PREPARAR

ELEGIR

PREDECIR

PLANEAR

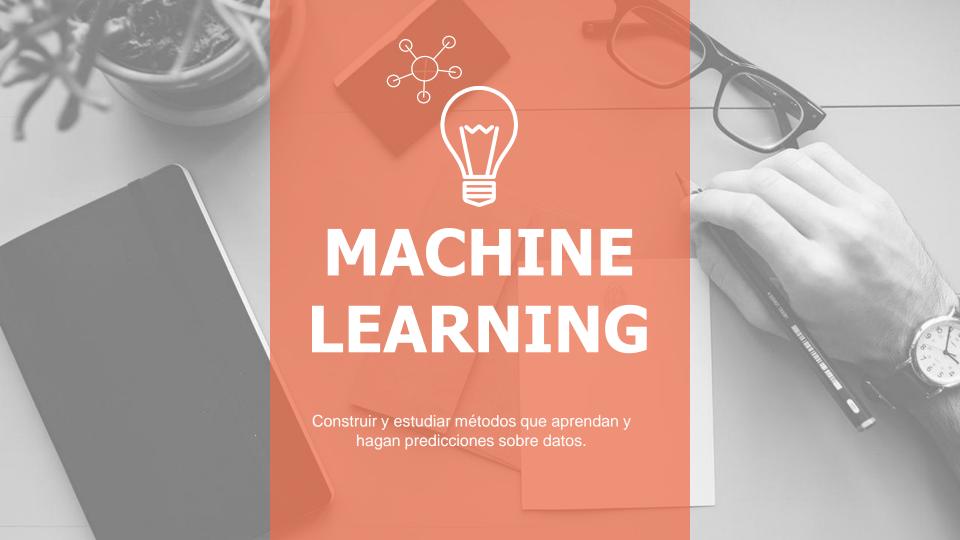
Extraer los datos de su fuente.

Limpiar, refinar y preparar.

Identificar variable objetivo.

Implementar algoritmo.

Desarrollar plan de acción.



MACHINE LEARNING

Machine Data Learning Distributed Computing



REVISEMOS ALGUNOS CONCEPTOS



OBSERVACIONES

Elementos o entidades utilizados para el aprendizaje o la evaluación, por ejemplo, correos electrónicos.



ETIQUETA

Valores / categorías asignados a las observaciones, por ejemplo, spam, no spam



CARACTERÍSTICA

Atributos (generalmente numéricos) utilizados para representar una observación, por ejemplo, longitud, fecha, presencia de palabras clave



DATOS DE ENTRENAMIENTO Y PRUEBA

Observaciones utilizadas para entrenar y evaluar un algoritmo de aprendizaje, por ejemplo, un conjunto de correos electrónicos junto con sus etiquetas

CASO DE USO DE NEGOCIO



BANNER A



BANNER B

¿CUÁL ANUNCIO ELEGIRÁ EL USUARIO?

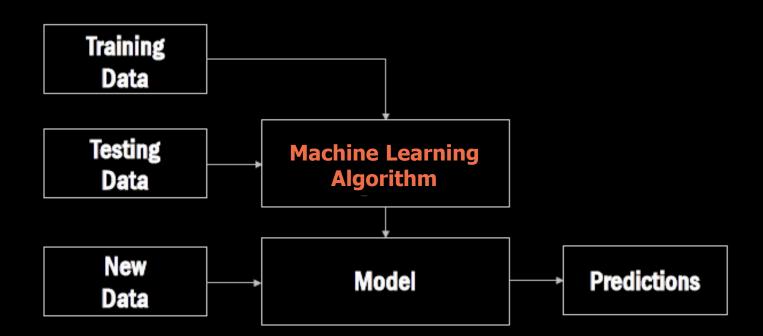
TIPOS DE APRENDIZAJE





SUPERVISADO

NO SUPERVISADO



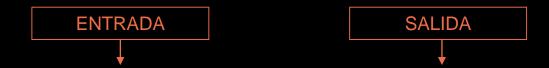
APRENDIZAJE SUPERVISADO

Se proporcionan observaciones de entrada y salidas etiquetadas.

Las etiquetas le enseñan al algoritmo a aprender el mapeo de observaciones -> etiquetas.

El objetivo es aprender las **reglas generales** que asignan un nuevo ejemplo a la salida prevista.

APRENDIZAJE SUPERVISADO



Ejemplo: dado un conjunto de **características de la casa** junto con los **precios de la vivienda** correspondientes, predice un precio para una casa nueva según sus características (por ejemplo, tamaño, ubicación, etc.)

APRENDIZAJE NO SUPERVISADO

Solo se proporcionan observaciones de entrada, no hay etiquetas. -> No hay información explícita sobre la verdad fundamental.

El algoritmo intenta descubrir la estructura interna de los datos basándose en un conocimiento previo sobre el resultado deseado.

Puede ser un objetivo en sí mismo (descubrir patrones ocultos, análisis de datos exploratorios).

Puede ser un medio para un fin (preprocesamiento para tareas supervisadas).

APRENDIZAJE NO SUPERVISADO

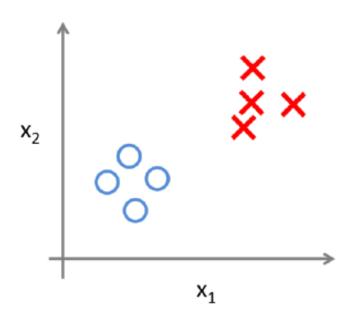


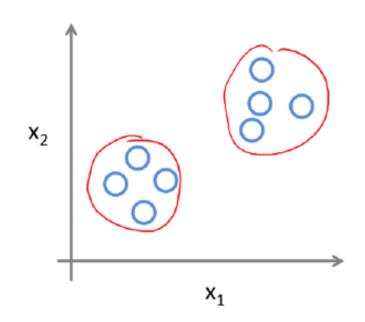
Ejemplo: dado un **conjunto de transacciones** de clientes, descubra cuál sería la mejor manera de agruparlos en grupos en función de la **similitud de los clientes**.

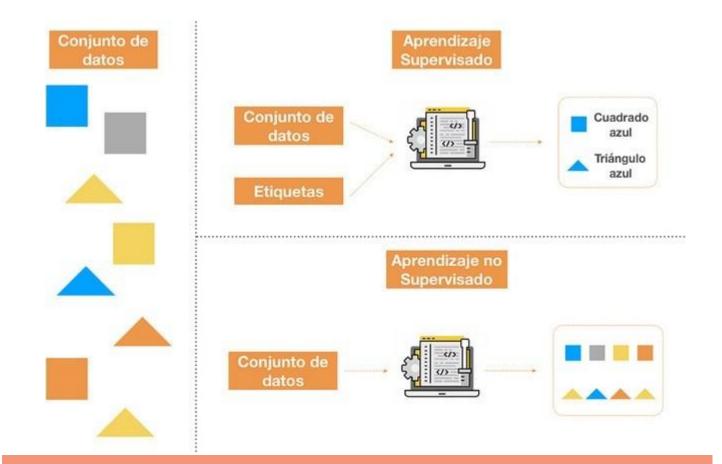


APRENDIZAJE SUPERVISADO

APRENDIZAJE NO SUPERVISADO







TIPOS DE APRENDIZAJE

ITERACIÓN 1

DATASET DE HISTÓRICOS

RED PILL RESTART YOUR LIFE AT 10-YEARS-OLD WITH ALL THE KNOWLEDGE YOU HAVE NOW

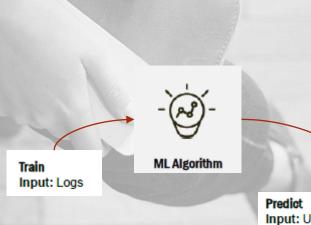
BANNER A

BLUE PILL FAST FORWARD TO AGE 50 WITH \$10 MILLION IN YOUR BANK ACCOUNT

BANNER B

Logs:

User X Features | Banner A | Click 0 User Y Features | Banner B | Click 0 User X Features | Banner B | Click 1 ¿Aprendizaje supervisado o no supervisado?





Input: User Features

Output: Most preferred banner to show

TIPOS DE PROBLEMAS

CLASIFICACIÓN

REGRESIÓN

CLUSTERING

DETECCIÓN ANOMALÍAS

REDUCCIÓN DIMENSIONAL

CLASIFICACIÓN

Identifica a qué categoría pertenece un objeto No hay noción de "cercanía" en entornos de clases múltiples. Problema de aprendizaje supervisado

Detectar transacciones fraudulentas (una clase)

Clasifique los correos electrónicos por spam o no spam (binario)

Categorizar artículos en función de su tema (multi-clase)

Detectar objetos en la imagen (multi-etiqueta)

REGRESIÓN

Predecir un valor continuo asociado a un objeto

Problema de aprendizaje supervisado

Define la "cercanía" cuando se compara la predicción con la etiqueta

Predecir los precios de las acciones a partir de datos del mercado

Puntuación una solicitud de crédito basada en datos históricos

CLUSTERING

Agrupa objetos similares en grupos

Problema de aprendizaje no supervisado

Descubre públicos a los que apuntar en las redes sociales.

Grupo de verificación de datos basados en GEO-proximidad.

DETECCIÓN ANOMALÍAS

Identificar observaciones que no se ajusten a un patrón esperado.

Aborda el aprendizaje supervisado y no supervisado

Identificar transacciones fraudulentas o comportamiento anormal del cliente.

En la fabricación, detecte partes físicas que pueden fallar en un futuro cercano

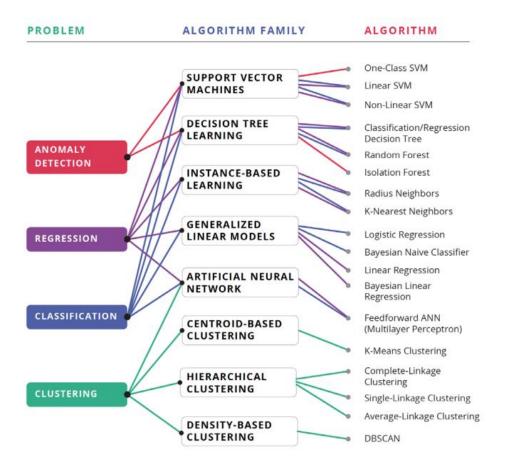
REDUCCIÓN DIMENSIONAL

Proceso de reducir el número de variables aleatorias en consideración al obtener un conjunto de variables principales. Se puede dividir en selección de características y extracción de características.

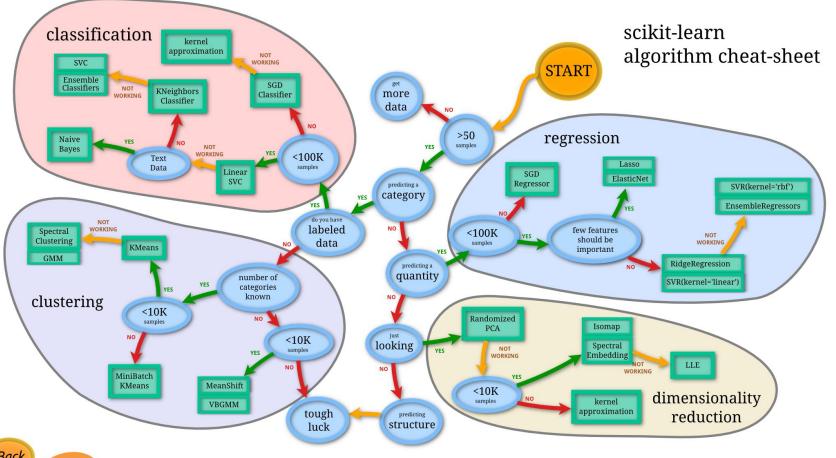
Reduce el tiempo y el espacio de almacenamiento requerido.

La eliminación de la multicolinealidad mejora la interpretación de los parámetros del modelo de aprendizaje automático.





CÓMO ELEGIR EL ALGORITMO DE ACUERDO AL PROBLEMA







MOTIVADORES



Grandes datos

Datos pequeños

Datos desequilibrados

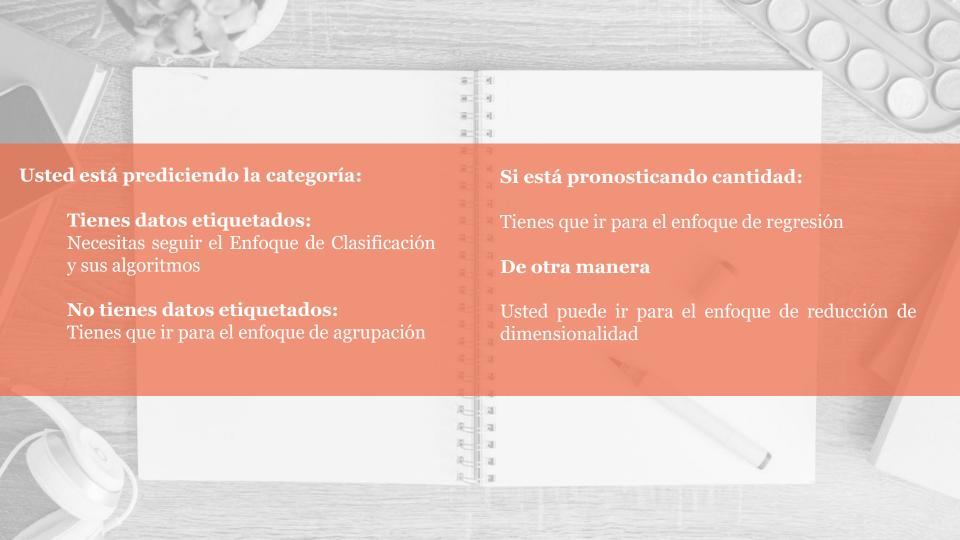
Interpretación de resultados

Aprendizaje en línea

Facilidad de uso



Precisión
Velocidad de entrenamiento
Velocidad de predicción
Resistencia por sobreajuste
Interpretación probabilística





PARA TENER EN CUENTA

Boosting: a menudo efectivo cuando hay disponible una gran cantidad de datos de entrenamiento.

Árboles aleatorios: a menudo muy efectivos y también pueden realizar regresión.

K-NN: lo más simple que puede hacer, a menudo eficaz pero lento y requiere mucha memoria.

Redes neuronales: lentas para entrenar pero muy rápidas para correr, aún con un rendimiento óptimo para el reconocimiento de letras.

SVM: entre los mejores con datos limitados, pero perdiendo contra el crecimiento o los árboles aleatorios solo cuando hay grandes conjuntos de datos disponibles.



COMÚNMENTE USADAS

EXACTITUD

 $\frac{\textit{\# Predicciones correctas}}{\textit{\# Total de predicciones}}$

Es la relación entre el número de predicciones correctas y el número total de muestras de entrada.

MATRIZ DE CONFUSIÓN

	Pred: No	Pred: Si	
Real: No	50	10	
Real: Si	5	100	

Nos da una matriz como resultado y describe el rendimiento completo del modelo.

relevant elements false negatives true negatives true positives false positives selected elements

TÉRMINOS IMPORANTES

Verdaderos positivos (TP): Los casos en los que predijimos SÍ y el resultado real también fue SÍ.

Negativos verdaderos (TN): los casos en los que predijimos NO y la salida real fue NO.

Falsos positivos (FP): los casos en los que predijimos SÍ y la salida real fue NO.

Falsos negativos (FN): los casos en los que predijimos NO y la salida real fue SÍ.

$$Exactitud = \frac{TP + FN}{\#Total\ de\ predicciones} \longrightarrow \frac{100 + 50}{165} = 0,91$$

COMÚNMENTE USADAS

RECALL

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

Es la relación entre el número de TP y el número total de muestras relevantes.

PRECISIÓN

$$Precisión = \frac{TP}{TP + FP}$$

Es la relación entre el número de TP y el número de resultados positivos predichos por el clasificador.

F1-SCORE

La media armónica entre precisión y recall. El rango para el puntaje F1 es [0, 1]. Le indica qué tan preciso es su clasificador (cuántas instancias clasifica correctamente), así como qué tan robusto es (no pierde un número significativo de instancias).

$$F1 = 2 * \frac{1}{\frac{1}{precisión} + \frac{1}{recall}}$$



Alta precisión pero menor recall, le da una precisión extrema, pero luego pierde una gran cantidad de instancias que son difíciles de clasificar.

COMÚNMENTE USADAS

MEAN ABSOLUTE ERROR

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} |y_j - \widehat{y}_j|$$

Promedio de la diferencia entre los valores originales y los valores pronosticados. Nos da la medida de cuán lejos estaban las predicciones de la salida real

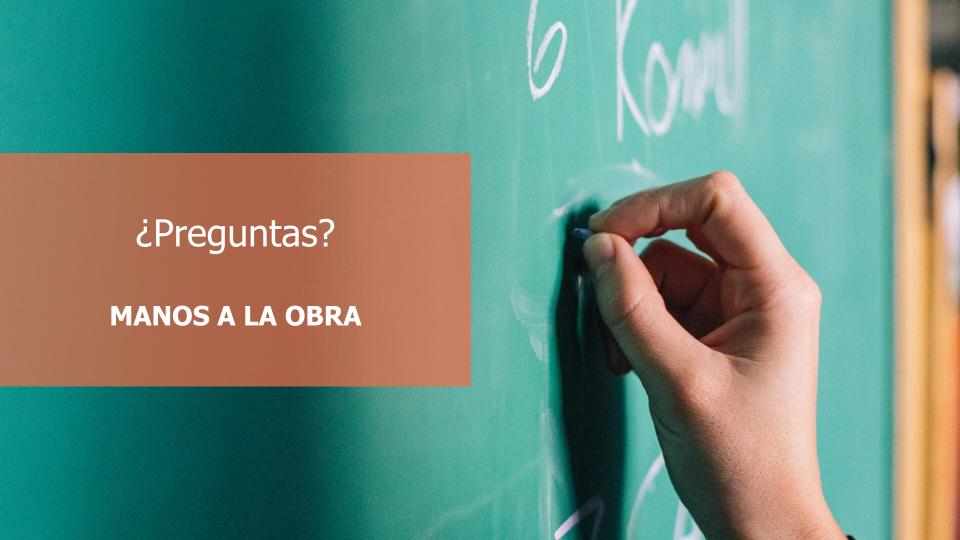
MEAN SQUARED ERROR

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} (y_j - \widehat{y}_j)^2$$

Toma el promedio del cuadrado de la diferencia entre los valores originales y los valores predichos.

Algorithm name	Training Time	Prediction Time	Tuning Time	Initial Accuracy	Final Accuracy
Random Forest	2.61	0.47	94.44	81.61%	83.05%
KNeighbors	0.41	44.29	84.27	80.57%	83.05%
Logistic Regression	0.12	0.05	45.94	82.93%	82.93%
MLP	0.80	0.08	164.04	66.25%	82.90%
SVM	177.78	54.87	973.73	82.83%	82.83%
Linear SVM	5.93	0.04	82.91	82.69%	82.69%
Decision Trees	0.03	0.005	52.97	73.16%	82.36%
Naive Bayes	0.02	0.01	0	78.46%	78.46%

EVALUACIÓN



BIBLIOGRAFÍA ADICIONAL

REGLAS ML

http://martin.zinkevich.org/rules_of_ml/rules_of_ml.pdf

SCI-KIT LEARN ALGORITHM CHEAT SHEET

https://scikit-learn.org/stable/tutorial/machine_learning_map/index.html

AZURE ML ALGORITHM CHEAT SHEET

https://docs.microsoft.com/es-mx/azure/machine-learning/studio/algorithm-cheat-sheet

MÉTRICAS

https://towardsdatascience.com/metrics-to-evaluate-your-machine-learning-algorithm-f10ba6e38234