ACÁMICA

¡Bienvenidas/os a Data Science!

Agenda

¿Cómo anduvieron?

Explicación: Aprendizaje no supervisado

Break

Hands-On

Cierre

¿Dónde estamos?

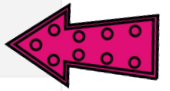
Cronograma

bloque	ADQUISICIÓN Y EXPLORACIÓN		MODELADO				DEPLOY
entrega	Exploración de datos	Feature Engineering	Regresión	Optimización de parámetros	Procesam. del lenguaje natural	**Sistema de recomendación**	Publicación de modelos
tiempo	SEM 1	SEM 5	SEM 8	SEM 12	SEM 13	SEM 18	SEM 23
	SEM 2	SEM 6	SEM 9		SEM 14	SEM 19	SEM 24
	SEM 3	SEM 7	SEM 10		SEM 15	SEM 20	
	SEM 4		SEM 11		SEM 16	SEM 21	
					SEM 17	SEM 22	
			APRENDIZAJE SUPERVISADO			APRENDIZAJE NO SUPERVISADO	

BLOQUE 2 (Parte 1)	**Regresión**	Semana 8	Machine Learning Clasificación, Árboles de decisión, Train test split
		Semana 9	KNN, métricas para la clasificación Conceptos generales Machine Learning Práctica integradora
		Semana 10	Regresión (Regresión Lineal, Árboles de decisión, KNN, métricas) Validación Cruzada y selección de modelos
		Semana 11	Datasets Desbalanceados + Teorema de Bayes Curva ROC Trabajo en el proyecto
	Optimización de parámetros	Semana 12	Optimización de parámetros - Validación cruzada y Gridsearch + lanzamiento entrega 4 Trabajo en el proyecto

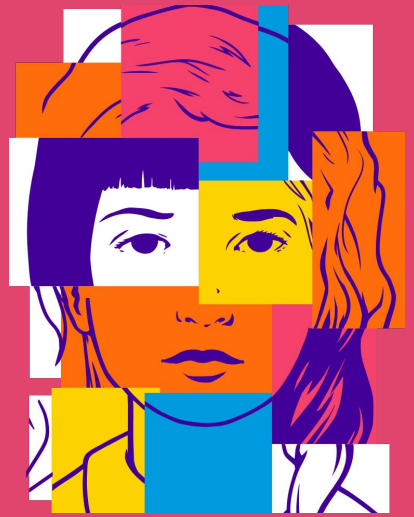
BLOQUE 2 (Parte 2)

Procesamiento del lenguaje natural	Semana 13	Modelos avanzados - SVM Sesgo y Varianza
	Semana 14	Ensambles, Bagging, Random forest Ensambles, Boosting
	Semana 15	Redes Neuronales: Descenso por gradiente Redes Neuronales: Perceptrón
	Semana 16	Redes Neuronales: Perceptrón Multicapa Redes Neuronales: Repaso
	Semana 17	Procesamiento del lenguaje natural (NLP)
	Semana 18	Trabajo sobre el proyecto Intro aprendizaje no supervisado + Clustering
Sistema de recomendación	Semana 19	Métricas de evaluación para clustering Reducción de dimensionalidad: SVD
	Semana 20	PCA Sistemas de recomendación
	Semana 21	Sistemas de recomendación Ecosistema digital Trabajo sobre el proyecto
	Semana 22	Ecosistema digital Puesta en producción

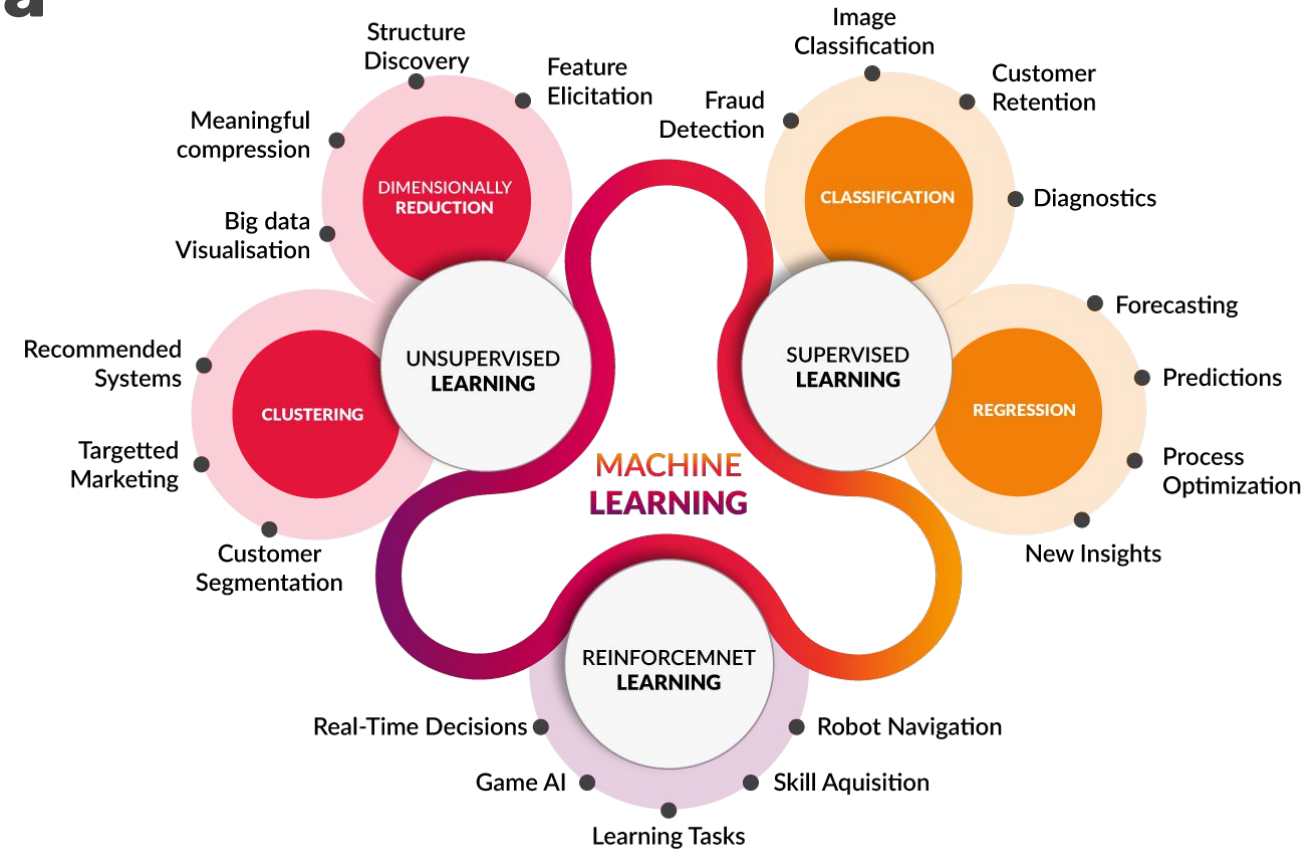


¿Cómo anduvieron?

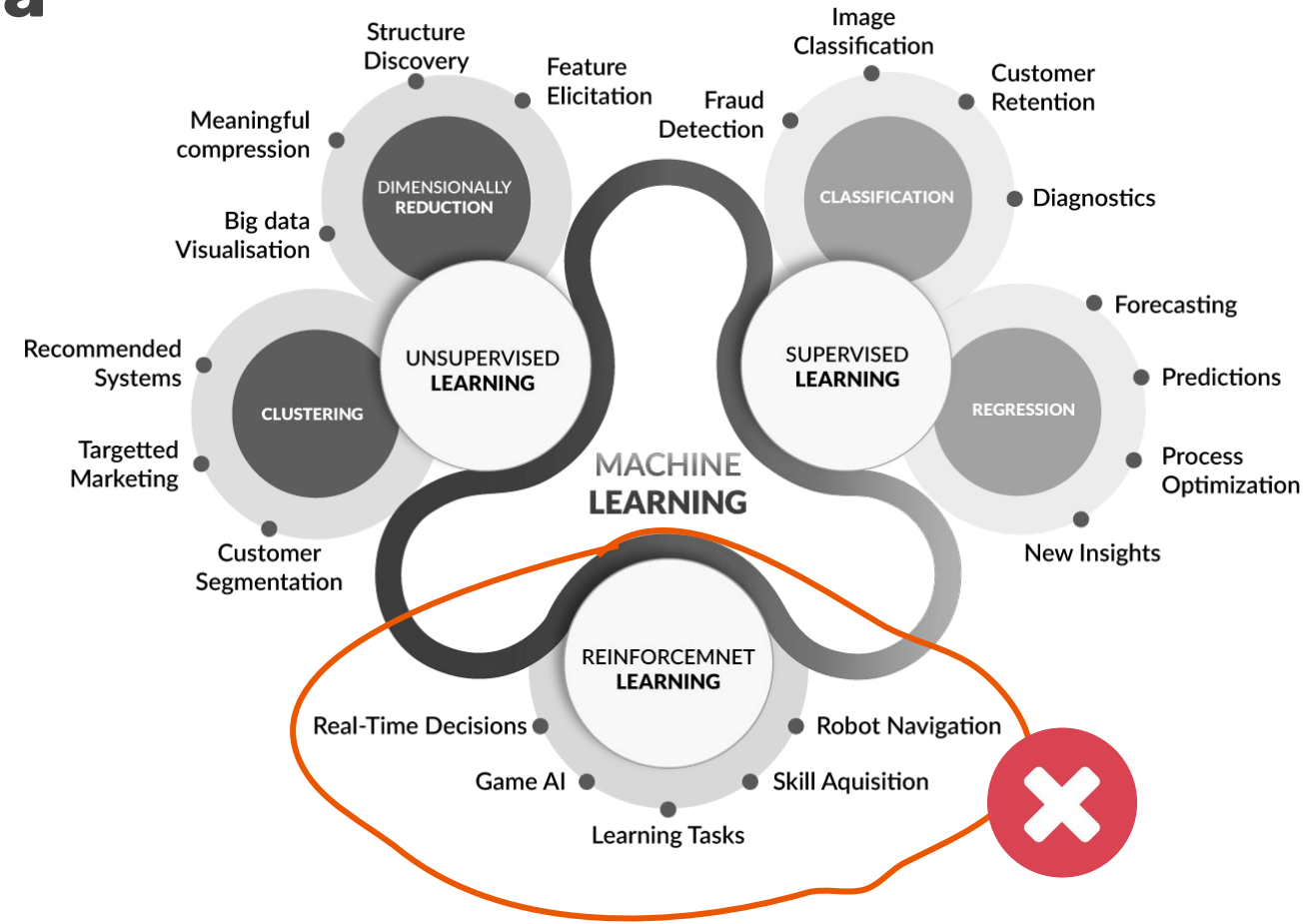
Aprendizaje no supervisado



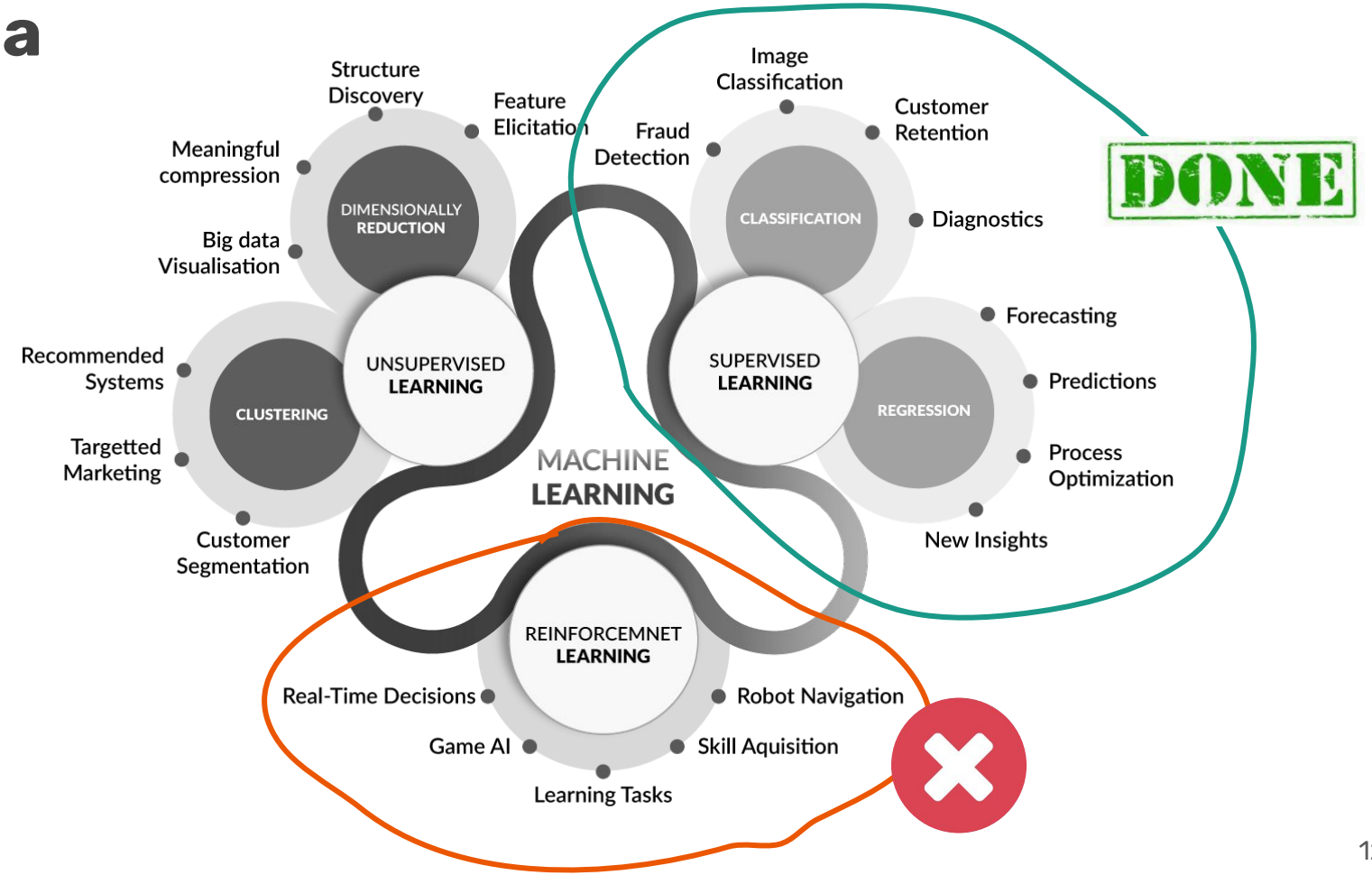
Mapa


MACHINE LEARNING
UNSUPERVISED LEARNING
SUPERVISED LEARNING
REINFORCEMNET LEARNING
DIMENSIONALLY REDUCTION
CLUSTERING
CLASSIFICATION
REGRESSION
Structure Discovery
Feature Elicitation
Meaningful compression
Big data Visualisation
Image Classification
Customer Retention
Fraud Detection
Diagnostics
Recommended Systems
Targetted Marketing
Customer Segmentation
Forecasting
Predictions
Process Optimization
New Insights
Real-Time Decisions
Robot Navigation
Game AI
Skill Aquisition
Learning Tasks

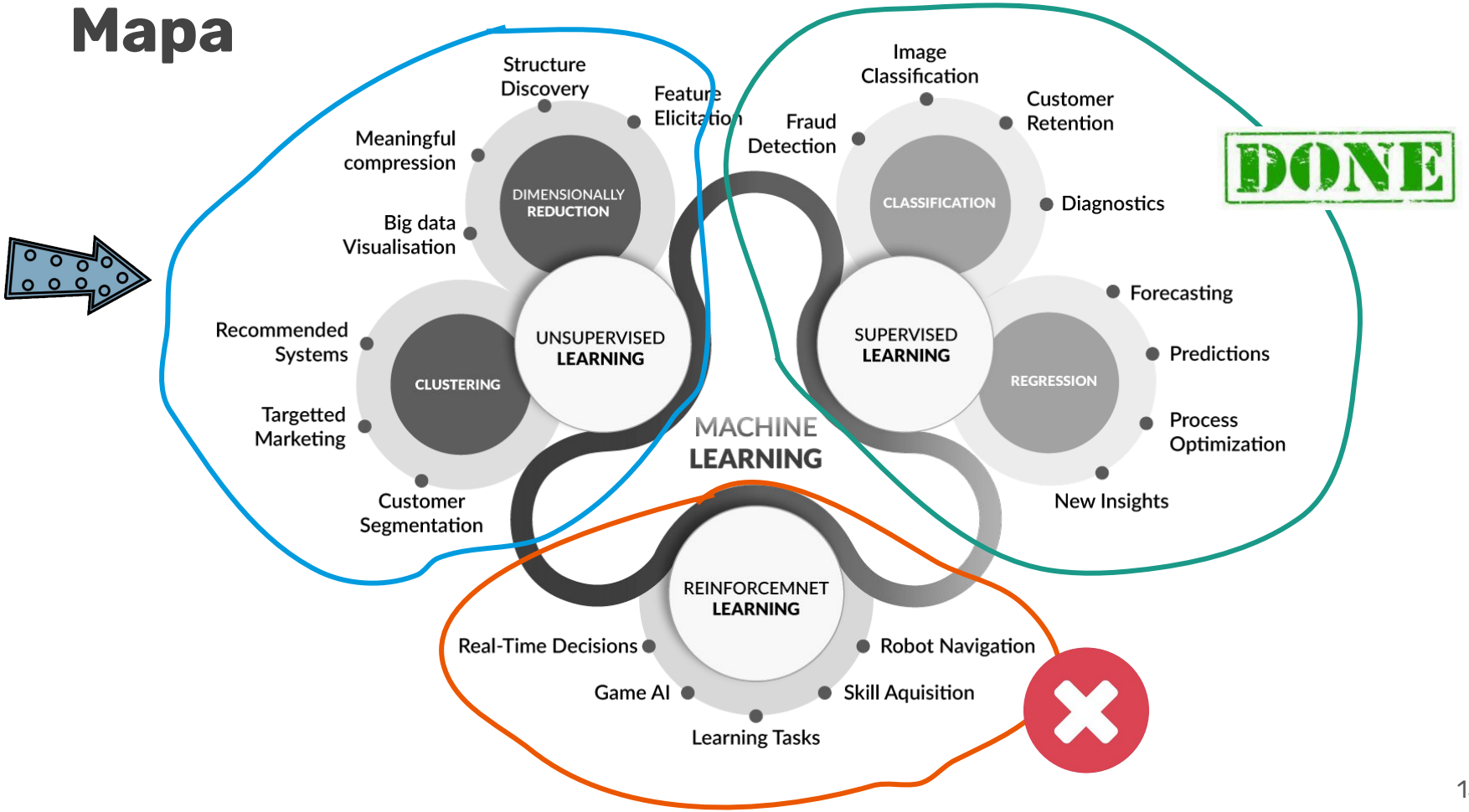
Mapa


MACHINE
LEARNING
UNSUPERVISED
LEARNING
SUPERVISED
LEARNING
REINFORCEMNET
LEARNING
DIMENSIONALLY
REDUCTION
CLUSTERING
CLASSIFICATION
REGRESSION
Structure
Discovery
Feature
Elicitation
Meaningful
compression
Big data
Visualisation
Image
Classification
Customer
Retention
Fraud
Detection
Diagnostics
Recommended
Systems
Targetted
Marketing
Customer
Segmentation
Forecasting
Predictions
Process
Optimization
New Insights
Real-Time Decisions
Robot Navigation
Game AI
Skill Aquisition
Learning Tasks

Mapa


MACHINE LEARNING
UNSUPERVISED LEARNING
SUPERVISED LEARNING
REINFORCEMNET LEARNING
DIMENSIONALLY REDUCTION
CLUSTERING
CLASSIFICATION
REGRESSION
Structure Discovery
Feature Elicitation
Meaningful compression
Big data Visualisation
Recommended Systems
Targetted Marketing
Customer Segmentation
Image Classification
Customer Retention
Fraud Detection
Diagnostics
Forecasting
Predictions
Process Optimization
New Insights
Real-Time Decisions
Robot Navigation
Game AI
Skill Aquisition
Learning Tasks
DONE

Mapa


Structure Discovery
Feature Elicitation
Meaningful compression
Big data Visualisation
DIMENSIONALLY REDUCTION
UNSUPERVISED LEARNING
Recommended Systems
Targetted Marketing
Customer Segmentation
CLUSTERING
Image Classification
Customer Retention
Fraud Detection
Diagnostics
CLASSIFICATION
SUPERVISED LEARNING
Forecasting
Predictions
Process Optimization
New Insights
REGRESSION
MACHINE LEARNING
REINFORCEMNET LEARNING
Real-Time Decisions
Robot Navigation
Game AI
Skill Aquisition
Learning Tasks
DONE

Si venían un poco perdidos con Redes Neuronales,

Si venían un poco perdidos hasta ahora,

¡bienvenidos al barco de Aprendizaje No Supervisado!

Solo datos

Llamamos Aprendizaje No Supervisado a los métodos para trabajar con datos (instancias) que no tienen asociados una etiqueta (una clase o un valor).

Solo datos

Llamamos Aprendizaje No Supervisado a los métodos para trabajar con datos (instancias) que no tienen asociados una etiqueta (una clase o un valor).

A diferencia del **Aprendizaje Supervisado**, el objetivo ya no pasa por predecir la etiqueta, sino por encontrar **patrones en el set de datos**.

Solo datos

Llamamos Aprendizaje No Supervisado a los métodos para trabajar con datos (instancias) que no tienen asociados una etiqueta (una clase o un valor).

Las principales herramientas en Aprendizaje No Supervisado son:

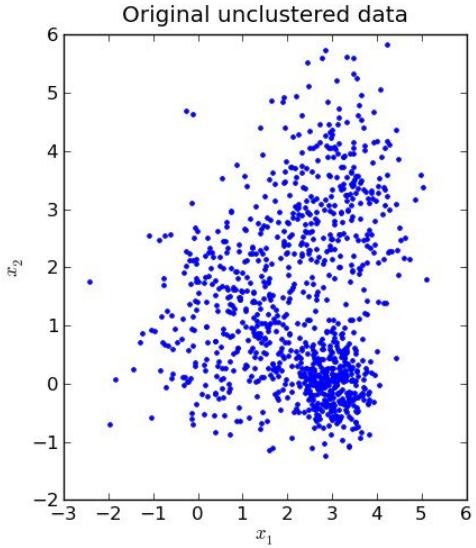
- Clustering
- Reducción de dimensionalidad

- Clustering
- Reducción de dimensionalidad

Aprendizaje No Supervisado • Clustering

Dado un set de datos, nuestro objetivo será encontrar grupos (clusters) en los cuales las instancias pertenecientes sean parecidas (estén “cerca”).

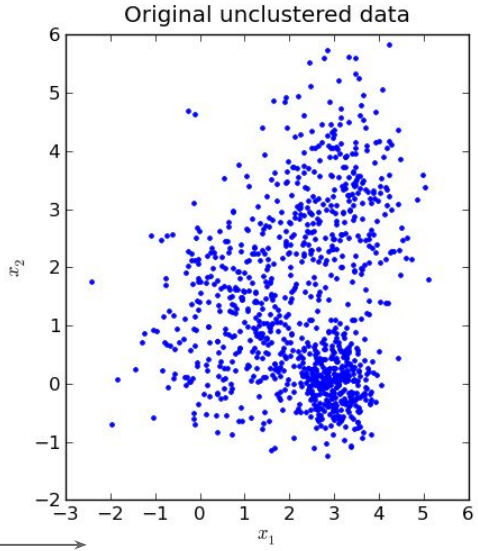
Datos iniciales



Aprendizaje No Supervisado • Clustering

Dado un set de datos, nuestro objetivo será encontrar grupos (clusters) en los cuales las instancias pertenecientes sean parecidas (estén “cerca”).

Datos iniciales



Dos Features

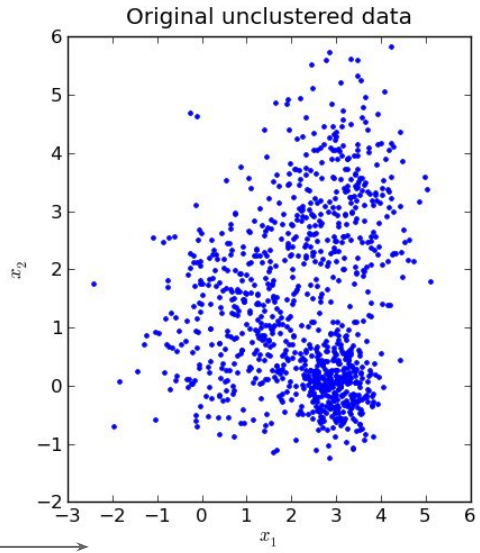
Aprendizaje No Supervisado • Clustering

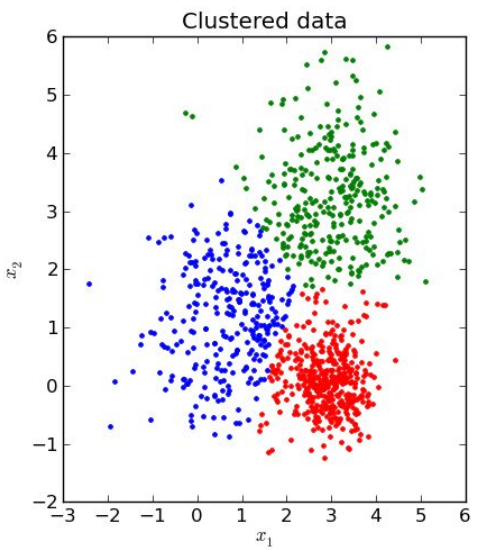
Dado un set de datos, nuestro objetivo será encontrar grupos (clusters) en los cuales las instancias pertenecientes sean parecidas (estén “cerca”).

Datos iniciales

Salida

Dos Features





Aprendizaje No Supervisado • Clustering

¿Para qué sirve?

Encontrar grupos en los datos
puede ayudar en problemas de:

- Investigación de mercado
- Sistemas de recomendación
- Medicina
- Biología (genética y especies)
- Muchísimas mas cosas

Aprendizaje No Supervisado • Clustering

¿Para qué sirve?

Encontrar grupos en los datos puede ayudar en problemas de:

- Investigación de mercado
- Sistemas de recomendación
- Medicina
- Biología (genética y especies)
- Muchísimas mas cosas

¿Cómo se hace?

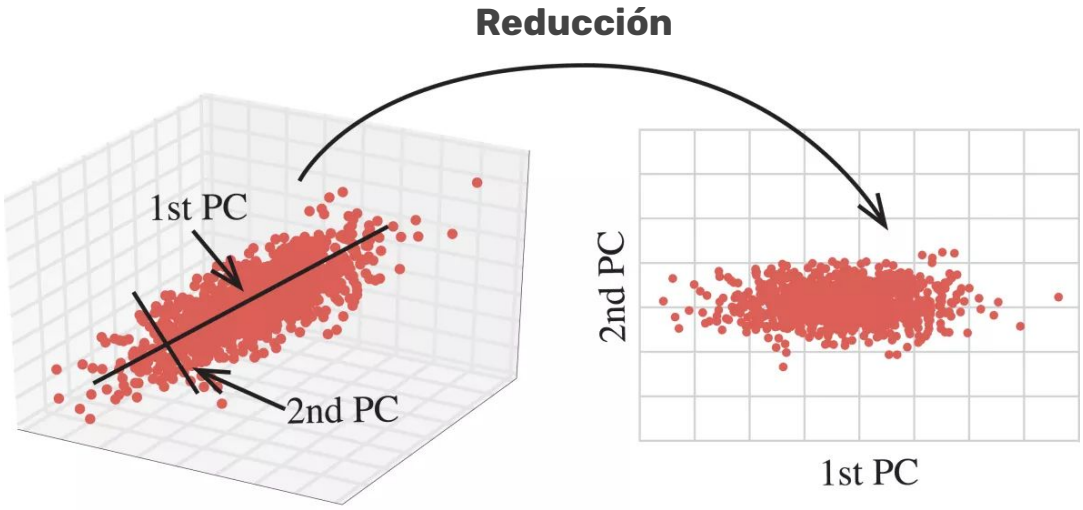
Algunos de los algoritmos para hacer clustering son:

- K-means
- DBSCAN
- Hierarchical Clustering (aglomerativo)
- Fuzzy C-Means (como K-means pero permite overlap)
- GMM: Gaussian Mixture Models (supone distribucion gaussiana)

- Clustering
- Reducción de dimensionalidad

Aprendizaje No Supervisado • Reducción de la dimensionalidad

Buscamos reducir la cantidad de features de un dataset, pero reteniendo la mayor cantidad de “información” posible.



3 features originales

2 features nuevas

Aprendizaje No Supervisado • Reducción de la dimensionalidad

¿Para qué sirve?

Reducir la cantidad de features en un dataset puede servir para:

- Reducir el input en un modelo de regresión o clasificación
- Compresión de archivos
- Visualización
- Detectar features relevantes en datasets
- Muchísimas mas cosas

Aprendizaje No Supervisado • Reducción de la dimensionalidad

¿Para qué sirve?

Reducir la cantidad de features en un dataset puede servir para:

- Reducir el input en un modelo de regresión o clasificación
- Compresión de archivos
- Visualización
- Detectar features relevantes en datasets
- Muchísimas mas cosas

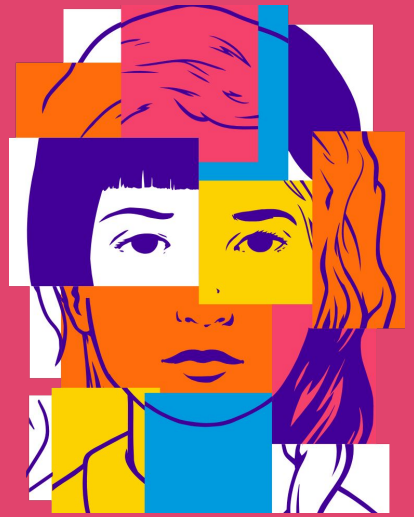
¿Cómo se hace?

Algunos de los métodos de reducción de dimensionalidad son:

- PCA: Principal Component Analysis (usa SVD)
- MDS: Multidimensional scaling
- t-SNE: t-distributed Stochastic Neighbor Embedding
- Auto-Encoders (Se hace con Redes Neuronales)
- LDA: Linear Discriminant Analysis (si hay etiquetas de clases)

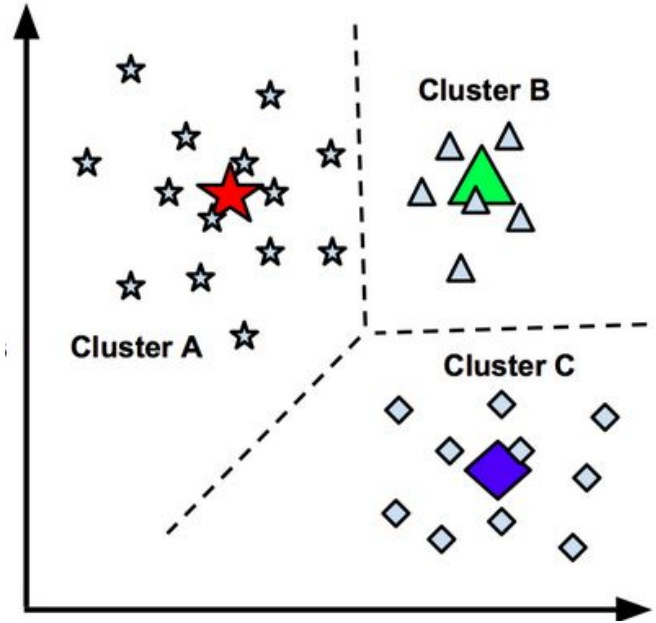
Aprendizaje No Supervisado

Clustering: K-Means



Clustering • K-Means

Objetivo: Separar los datos en k clusters (número dado) ubicando a las instancias que estén dentro de una región cercana dentro de un mismo cluster.



Idea: encontrar un número **k** de centros (centroids), uno por cada cluster, de manera tal que la distancia entre los centros y los datos más cercanos sea la mínima posible.

Luego cada instancia se identifica en el grupo del centroide más cercano.

Clustering • K-Means

¿Cómo se hace? Se utiliza un algoritmo iterativo hasta llegar al resultado.

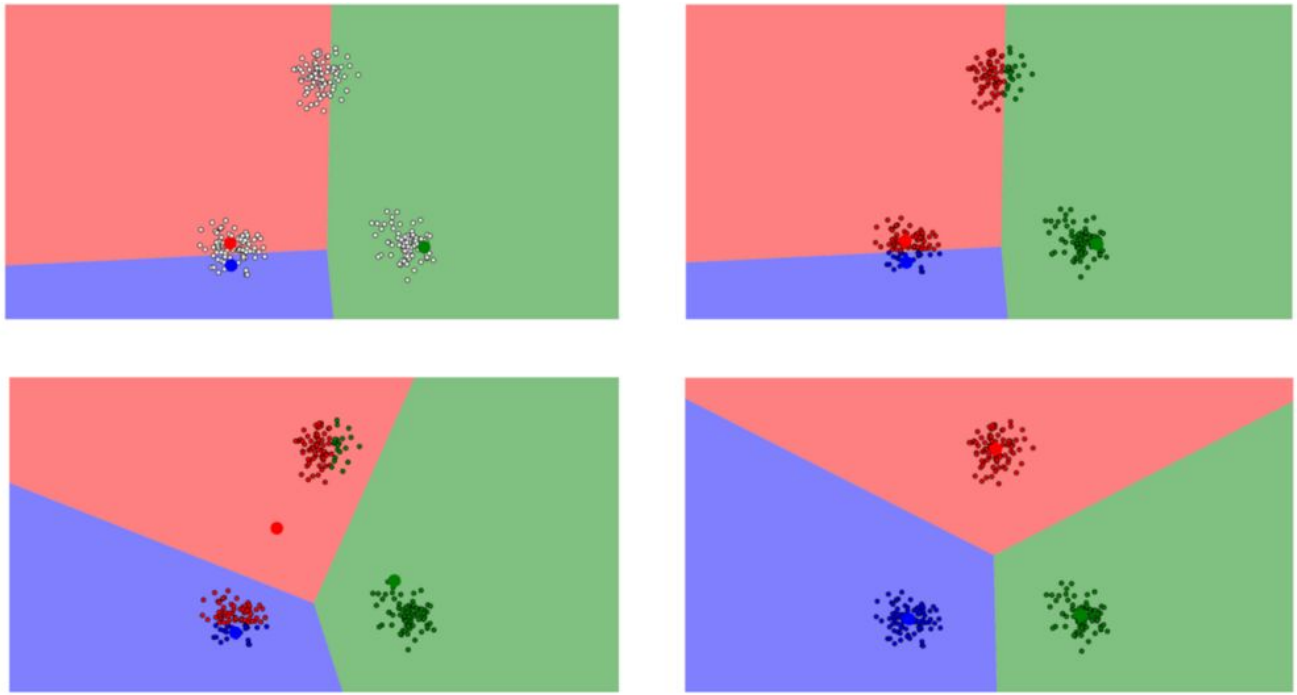
1) Se inicializan los k Centroides.
La ubicación inicial puede ser aleatoria o con algún criterio.

2) Encontrar el centroide más cercano.
Se asigna a cada instancia al centroide más cercano (el significado de "cercano" puede cambiar, es un hiperparámetro)

3) Actualizar los centroides.
La nueva posición del centroide es el promedio de las posiciones de las instancias en ese cluster (de acá viene el means).

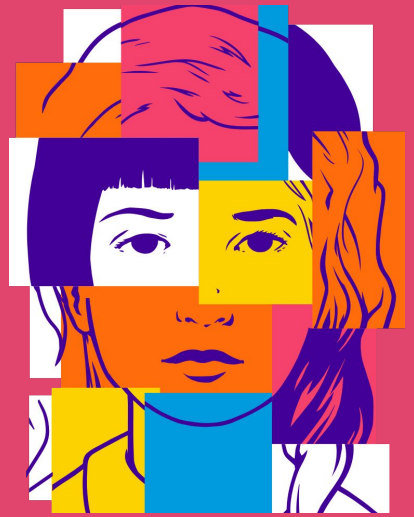
4) Repetir pasos 2 y 3.
Se repiten los updates hasta que la posición del centroide ya no varíe

Clustering • K-Means



Aprendizaje No Supervisado

Clustering: DBSCAN

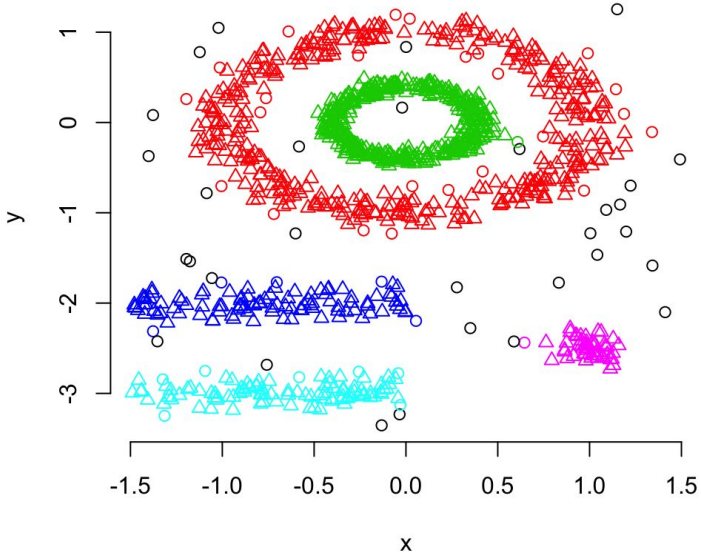


Clustering • DBSCAN

DBSCAN = **Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise**

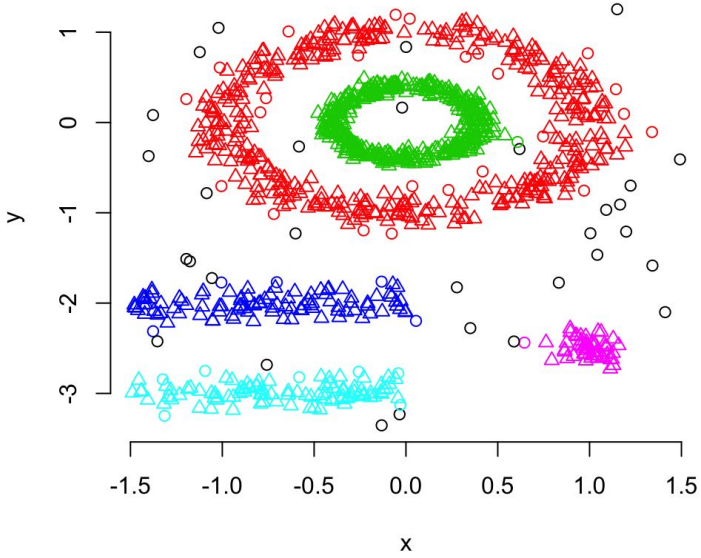
Clustering • DBSCAN

Objetivo: Identificar un número arbitrario de clusters. Los clusters estarán definidos por densidad de puntos. Puede haber puntos que no pertenezcan a ningún cluster (noise).



Clustering • DBSCAN

Objetivo: Identificar un número arbitrario de clusters. Los clusters estarán definidos por densidad de puntos. Puede haber puntos que no pertenezcan a ningún cluster **(noise = OUTLIERS)**.

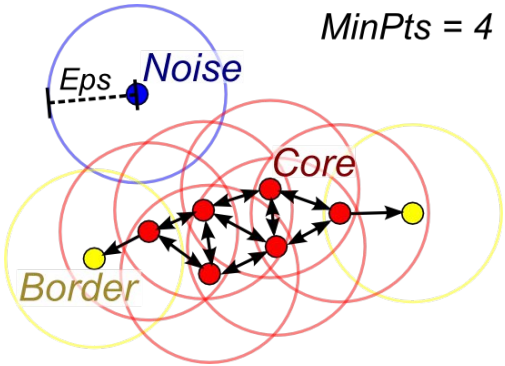


Idea: recorrer todo el dataset e ir identificando las zonas de puntos densamente pobladas como pertenecientes a un mismo cluster.

Los puntos aislados serán reconocidos como ruido.

Clustering • DBSCAN

¿Cómo se hace?



1) Se define una distancia epsilon (parámetro) como la vecindad de un punto. Se elige un número de puntos mínimos de para considerar un cluster minPoints (parámetro).

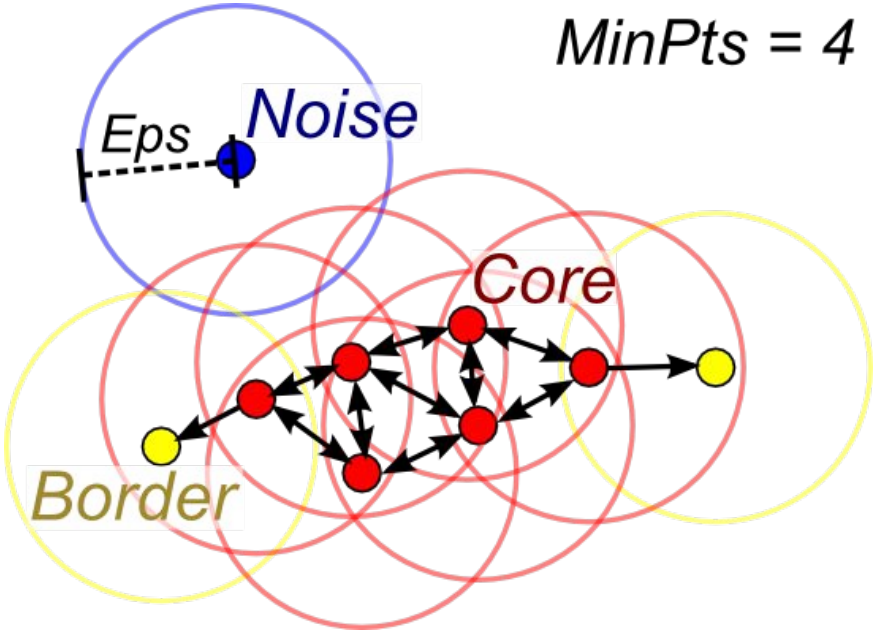
2) Luego se realiza el siguiente proceso sobre todos los puntos del dataset:

1) Se toma un punto no visitado random. Se identifica si el punto es un 'core', es decir, si tiene minPoints en su vecindario. Si no tiene, se lo llama 'noise'. Este punto se marca como visitado.

2) Si es un core, se le asigna un nuevo cluster y todos los puntos de su vecindario se consideran dentro de su cluster. Si alguno de estos puntos también son cores, este proceso se repite. A los puntos asignados a un cluster que no son core, se los llama 'border'. Todos se marcan como visitados.

3) Este proceso se repite hasta que todos los puntos hayan sido visitados.

Clustering • DBSCAN



¿Cómo se comparan K-Means y DBSCAN?

K-Means

- Rápido, muy mucho. O(n).
- No tiene parámetros
- Fácil asignar nuevas instancias

- Hay que definir el número de clusters
- Solo funciona bien con clusters tipo esferas
- Sensible a outliers (afectan el promedio)

DBSCAN

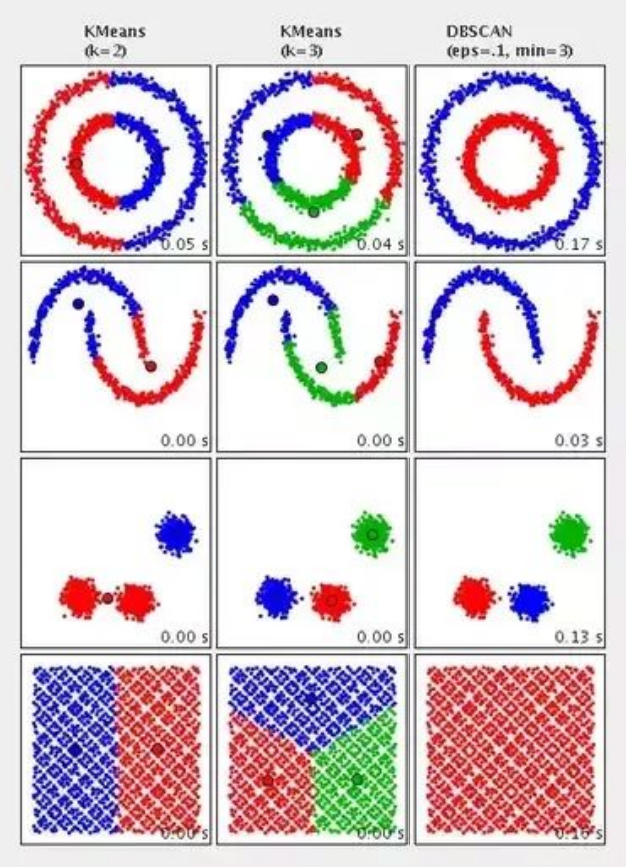
- No hay que elegir el número de clusters
- Detecta cualquier forma de clusters
- Determina automaticamente datos outliers

- Hay que elegir bien los parámetros
- No anda bien si hay clusters de diferentes densidades
- Es computacionalmente más costoso (tarda más)

Clustering • K-Means vs. DBSCAN

¿Cómo funcionan?

Es muy común ver este tipo de representaciones de los métodos, donde muestra cómo categorizan distintos datasets y cuanto tardan en hacerlo.



¡BREAK!

Ph. Credit: Drew Coffmann

Hands-on training

Hands-on training

DS_Encuentro_36_Clustering.ipynb

Para la próxima:
Data Science en mi vida

Data Science en mi vida

¡Preparen sus charlas relámpago!
En 7 minutos con 7 slides comparte con tus compañeros:

En qué problemas estás aplicando lo aprendido en Data Science y cómo lo estás haciendo.
O bien, en qué problemas te gustaría aplicar Data Science y cómo lo harías.

¡Elige algún tema o proyecto que te interese y relaciónalo con lo aprendido!

Para la próxima

1. Terminar de ver los videos de “Aprendizaje No Supervisado”.
2. Completar los notebooks de hoy y atrasados.
3. Terminar la entrega 05.
4. Preparar el relato “Data Science en mi vida”.

ACÁMICA