Modelos de Aprendizaje Automático



Tipos de Modelos Modelo Predictivo Descriptivo Generar o entrenar un modelo Generar o entrenar un de **un atributo** en base a datos modelo de **todos los** Nuevos datos sin atributo atributos en base a datos Predecir atributo El modelo **es** el resultado Describe los datos Generación **Datos Entrenamiento** (con atributo) Generación **Atributo** Predicción **Datos Datos Nuevos** Modelo Modelo Entrenamiento

(sin atributo)

Tipos de Modelos

Modelo

Supervisado

No supervisado

- Generar o entrenar un modelo de un atributo en base a datos
- Nuevos datos sin atributo
 - Predecir atributo
- Aprendizaje Supervisado
 - Los datos originales contienen el atributo
 - Se puede supervisar el desempeño del modelo
- Supervisado ⊆ Predictivo

- Generar o entrenar un modelo de todos los atributos en base a datos
- El modelo es el resultado
 - Describe los datos
- Aprendizaje No Supervisado
 - No hay una tarea concreta para supervisar
- No Supervisado ⊆ Descriptivo

Terminología de Aprendizaje Automático

Aprendizaje Automático vs Minería de Datos

Aprendizaje Automático (AA) = Machine Learning (ML)

- Aprendizaje Automático
 - Enfocado en la técnica
 - Aprender un Modelo en base a Datos
- Minería de Datos
 - Enfocado en el conocimiento
 - Usa herramientas de AA

Minería de Datos

usa

Aprendizaje Automático

Tipos de Modelos

Modelos Descriptivo Predictivo (No Supervisado) (Supervisado) Clasificación Regresión Asociación Agrupamiento Predecir qué Establecer qué Predecir el precio Agrupar los

Predecir el precion de un jugador en base a sus aptitudes

Predecir qué posición prefiere un jugadores en base a sus aptitudes

Establecer qué atributos/valores ocurren conjuntamente, como Def=Alto =>Pase=Alto

Agrupar los ejemplos en base a sus características



Regresión

Permiten predecir

Datos de entrada

Nominal

Continuo

El valor de un jugador en base a sus aptitudes

- Una aptitud de un jugador en base a las otras
- La posición de una cara en una foto
- El precio de un auto en base a sus atributos
- El año de una canción en base a sus tonos

Datos de Salida

Continuo

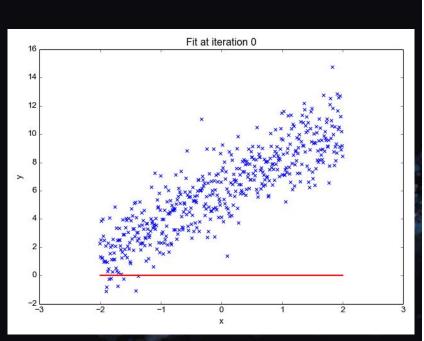
Modelos

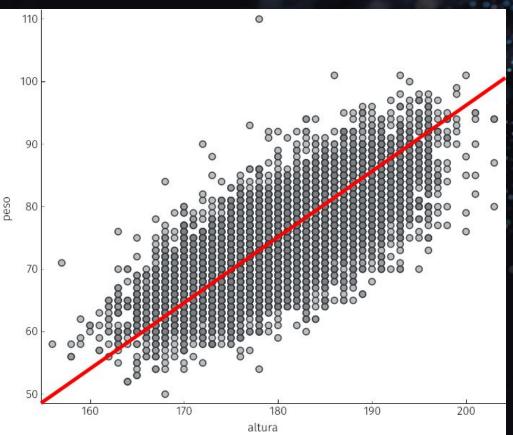
Regresión Lineal Árboles de Regresión

Redes Neuronales

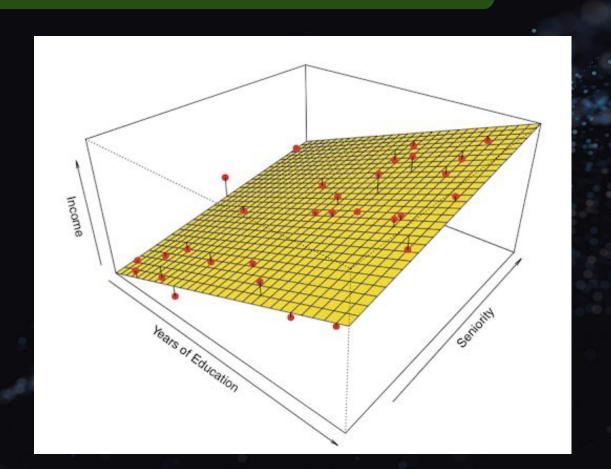
Regresión Lineal

Predicción del peso en base a la altura





Regresión Lineal Múltiple



Clasificación

Datos de entrada

Permiten predecir:

Nominal

Continuo

- La posición de un jugador en base a sus aptitudes
- El pie preferido de un jugador en base a sus aptitudes
- La persona a la que pertenece una cara en una foto
- La marca de un auto en base a sus atributos
- El género de una canción en base a sus tonos

Spam

Datos de Salida

Nominal

Modelos

Regresión Logística Árboles de Clasificación

Reglas de Clasificación

¿Cómo los clasificarías?



¿Cómo los clasificarías?





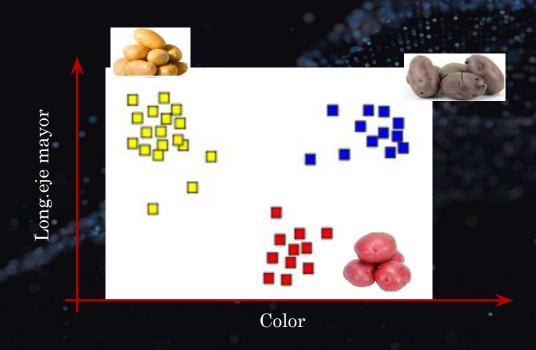
Elementos básicos de una clasificación

- Identificar las características relevantes de cada tipo de elemento.
- Codificarlas como atributos y generar un conjunto de datos

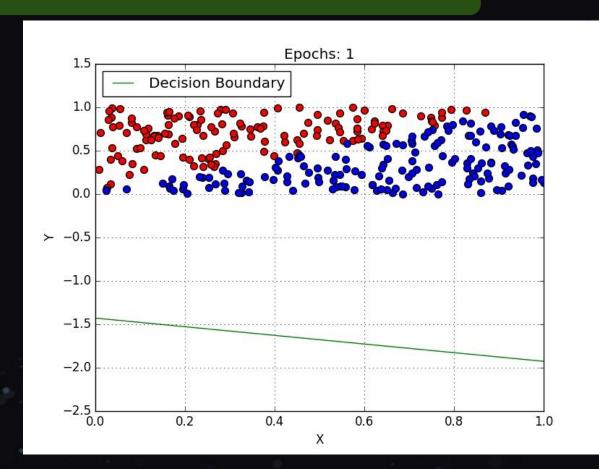


Clasificación

- Objetivo
 - Determinar las áreas del espacio de atributos de cada clase

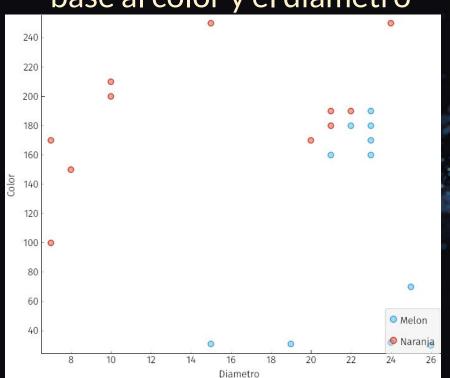


Regresión Logística



Regresión Logística

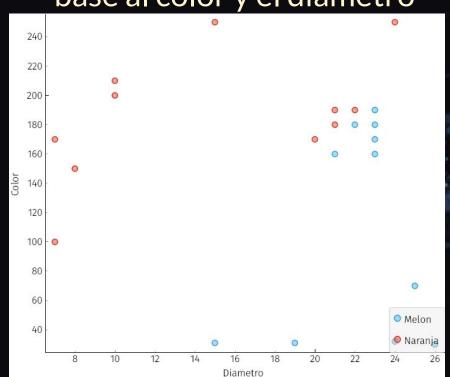
Clasificación de frutas en base al color y el diámetro

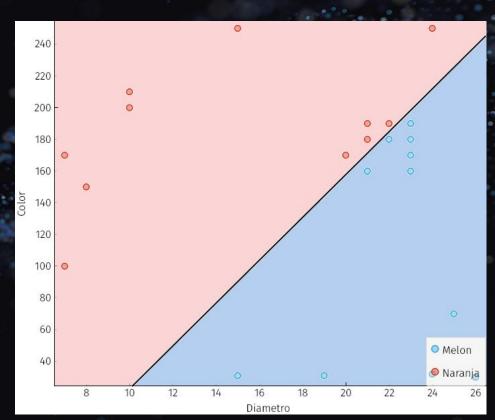


Diametro		Color	Clase		
1	10.0	200.0	Naranja		
2	23.0	170.0	Melon		
3	8.0	150.0	Naranja		
4	26.0	30.0	Melon		
5	7.0	170.0	Naranja		
6	24.0	32.0	Melon		
7	20.0	170.0	Naranja		
8	21.0	160.0	Melon		
9	21.0	180.0	Naranja		
10	23.0	160.0	Melon		
11	22.0	190.0	Naranja		
12	23.0	190.0	Melon		
13	24.0	250.0	Naranja		
14	15.0	31.0	Melon		
15	15.0	250.0	Naranja		
16	19.0	31.0	Melon		
17	7.0	100.0	Naranja		
18	23.0	180.0	Melon		
19	25.0	70.0	Melon		
20		210.0	Naranja		
21	21.0	190.0	Naranja		
22	22.0	180.0	Melon		

Regresión Logística

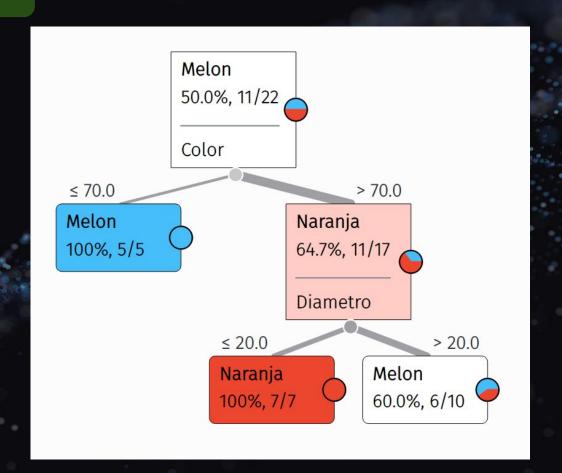
Clasificación de frutas en base al color y el diámetro





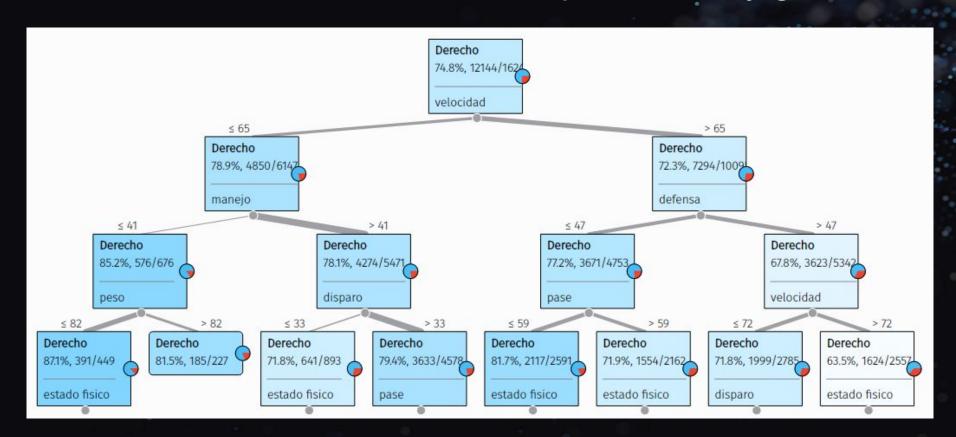
Árboles de Clasificación

Clasificación de frutas en base al color y el diámetro



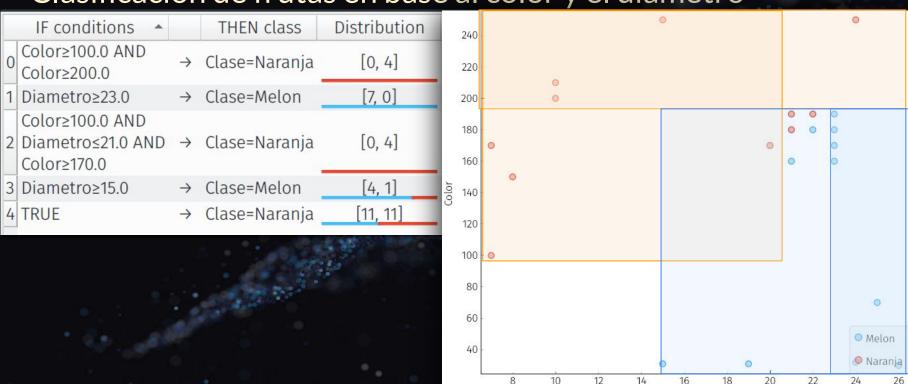
Árboles de Clasificación

Clasificación de pie preferido del jugador



Reglas de Clasificación

Clasificación de frutas en base al color y el diámetro



Diametro

Modelos descriptivos/no supervisados

Asociación

Permiten asociar:

- Qué items suelen comprar juntos los clientes
- Qué canciones se suelen escuchar después de otras
- Qué niveles de aptitud suele tener juntos un jugador

Datos de entrada

Nominal Binario

Datos de Salida

Modelo

Modelos

Reglas de Asociación

Reglas de Asociación

Items que se llevan de forma conjunta

Compra	Leche	Café	Te	Galletita s
1	Si	No	Si	No
2	No	Si	No	Si
3	Si	No	Si	Si
4	No	Si	No	No
5	No	No	Si	Si

Reglas de Asociación

Items que se llevan de forma conjunta

									The state of the s
		Supp	Conf	Covr	Strg	Lift	Levr	Antecedent	Consequent
salad dressing toppings=1	\rightarrow	candy chocolate=1	.70	0.01	31.41	2.74	0.00	tropical fruit, yogurt, root vegetables →	whole milk
			.70	0.00	125.65		0.00	yogurt, other vegetables, bottled water, root vegetables $ o$	whole milk
crackers=1	\rightarrow	candy chocolate=1	.75	0.00	209.42	2.94	0.00	yogurt, rolls/buns, bottled water, root vegetables →	whole milk
chips pretzels=1	\rightarrow	candy chocolate=1	.75	0.00	314.12	77.5	0.00	yogurt, other vegetables, rolls/buns, bottled water, root vegetables $ o$	whole milk
				0.00	146.38	and the latest and th	0.00	yogurt, rolls/buns, soda, root vegetables →	other vegetables
ice cream ice=1	\rightarrow	candy chocolate=1	.70	0.00	103.20		0.00	yogurt, whole milk, other vegetables, rolls/buns, bottled water →	tropical fruit
salad dressing toppings=1	\rightarrow	packaged cheese=1	.88	0.00	171.50		0.00	tropical fruit, whole milk, other vegetables, rolls/buns, bottled water →	yogurt
				17.00	251.30	7	0.00	tropical fruit, yogurt, other vegetables, rolls/buns, bottled water →	whole milk
ice cream ice=1	\rightarrow	packaged cheese=1		0.00	190.30	10.00	0.00	tropical fruit, yogurt, whole milk, rolls/buns, soda →	other vegetables
chips pretzels=1	\rightarrow	packaged cheese=1		0.00	105.54		0.00	tropical fruit, rolls/buns, bottled water, soda →	yogurt
				0.00	228.67	70770	0.00	tropical fruit, other vegetables, rolls/buns, bottled water, soda →	yogurt
candy chocolate=1	\rightarrow	salad dressing toppings		0.00		2.80	0.00	tropical fruit, yogurt, other vegetables, root vegetables →	whole milk
missing=1	\rightarrow	candy chocolate=1	.81	3000	93.07		0.00	tropical fruit, yogurt, rolls/buns, root vegetables →	whole milk
				0.00	139.61	777	0.00	tropical fruit, yogurt, other vegetables, rolls/buns, root vegetables →	whole milk
packaged cheese=1	\rightarrow	candy chocolate=1				6.67	0.00	yogurt, other vegetables, bottled water, root vegetables →	tropical fruit
ice cream ice=1	\rightarrow	salad dressing toppings	=	0.00		7.49	0.00	yogurt, whole milk, other vegetables, bottled water, root vegetables →	tropical fruit
			./9		179.50		0.00	tropical fruit, yogurt, other vegetables, bottled water, root vegetables →	whole milk
candy chocolate=1	7	packaged cheese=1		0.00	126.87		0.00	tropical fruit, yogurt, whole milk, bottled water, root vegetables →	other vegetables
packaged cheese=1	\rightarrow	salad dressing toppings	=	0.00	209.42		0.00	tropical fruit, rolls/buns, bottled water, root vegetables →	whole milk
			.89	- 7177	114.67	31.00	0.00	yogurt, whole milk, rolls/buns, bottled water, root vegetables →	tropical fruit
salad dressing toppings=1	\rightarrow	ice cream ice=i		0.00	124.73		0.00	tropical fruit, whole milk, rolls/buns, bottled water, root vegetables →	yogurt
candy chocolate=1	\rightarrow	ice cream ice=1	1000		314.12		0.00	tropical fruit, yogurt, rolls/buns, bottled water, root vegetables →	whole milk
			.83	0.00	228.67		0.00	tropical fruit, other vegetables, rolls/buns, bottled water, root vegetables →	yogurt
candy chocolate=1	\rightarrow	cliibs hiersers=1	.83	0.00	418.83		0.00	tropical fruit, other vegetables, rolls/buns, bottled water, root vegetables →	whole milk
packaged cheese=1	\rightarrow	ice cream ice=1	.83	0.00	172.00		0.00	yogurt, whole milk, other vegetables, rolls/buns, bottled water, root vegetables →	tropical fruit
			.00		274.40		0.00	tropical fruit, whole milk, other vegetables, rolls/buns, bottled water, root vegetables →	yogurt
packaged cheese=1	7	cilibs hiersers=1	.00	0.00	502.60 91.83	70.70	0.00	tropical fruit, yogurt, other vegetables, rolls/buns, bottled water, root vegetables →	whole milk
candy chocolate=1	\rightarrow	crackers=1	.83	0.00	153.14		0.00	tropical fruit, other vegetables, rolls/buns, bottled water, root vegetables → tropical fruit, yogurt, whole milk, other vegetables, rolls/buns, bottled water →	yogurt, whole milk root vegetables
				0.00	158.58		0.00		
candy chocolate=1	7		0.71	0.00	250.42	3.00	0.00	tropical fruit, rolls/buns, soda, root vegetables →	other vegetables

Reglas de Asociación

Películas que ve una persona

Persona	Garage Olimpo	El Juego de la Silla	Hombre mirando	Nueve Reinas
Juana	Si	No	Si	No
Juan	No	Si	No	Si
Martina	Si	No	Si	Si
Martín	No	Si	No	No
María	No	No	Si	Si

Agrupamiento

Datos de entrada

Discreto

Continuo

Permiten agrupar:

- Características de jugadores
 - Los arquetipos de las posiciones surgen naturalmente
- Qué canciones se suelen escuchar juntas
 - Géneros basados en datos
- Paises
 - ¿Existe el "tercer mundo"?
- Transacciones de banco, para encontrar anómalas
- Fotos parecidas
- Videos

K-medias

Datos de Salida

Modelo

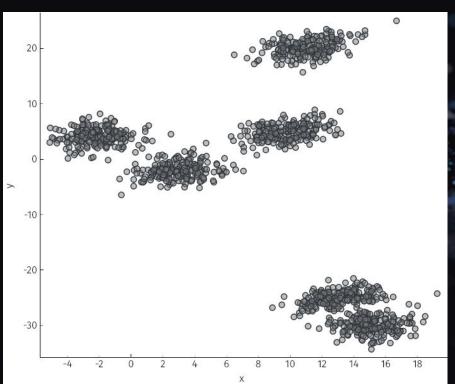
Modelos

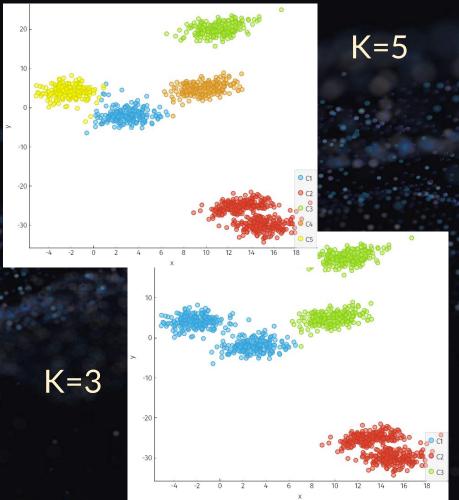
SOM

Expectation Maximization

Agrupamiento con K-Medias

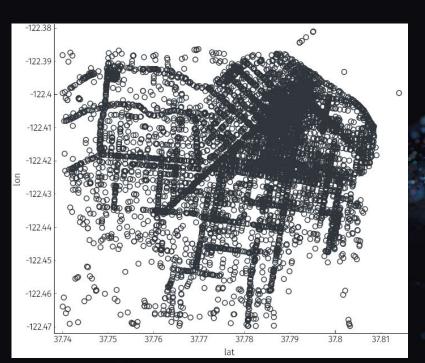
Datos 2D sintéticos

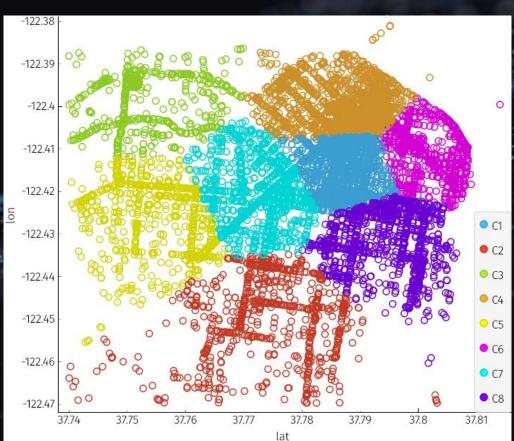




Agrupamiento con K-Medias

Conexiones a una red





Agrupamiento con K-Medias

Animales (16 atributos)

	animal	Tiene Pelo	Tiene_Plumas	lace de huev	Toma Leche	Vuela	Acuático
1	oso_hormi	1	0	0	1	0	0
2	antilope	1	0	0	1	0	0
3	robalo	0	0	1	0	0	1
4	oso	1	0	0	1	0	0
5	jabali	1	0	0	1	0	0
6	bufalo	1	0	0	1	0	0
7	becerro	1	0	0	1	0	0
8	carpa	0	0	1	0	0	1
9	pez_gato	0	0	1	0	0	1
10	conejillo_d	1	0	0	1	0	0
11	chita	1	0	0	1	0	0
12	gallina	0	1	1	0	1	0
13	coto	0	0	1	0	0	1
14	almeja	0	0	1	0	0	0
15	cangrejo	0	0	1	0	0	1
16	langostino	0	0	1	0	0	1
17	cuervo	0	1	1	0	1	0
18	ciervo	1	0	0	1	0	0
19	perro_mari	0	0	1	0	0	1
20	delfin	0	0	0	1	0	1
21	paloma	0	1	1	0	1	0
22	pato	0	1	1	0	1	1
23	elefante	1	0	0	1	0	0
24	flamenco	0	1	1	0	1	0
25	pulga	0	0	1	0	0	0
26	rana	0	0	1	0	0	1
		0	0	4	^	0	4

	animal	Cluster	Cilbauatta	Tions Dala	Tions Dlumas	lace de bueu	Toma Lasha
ata Table		Cluster	Silhouette		Tiene_Plumas		Toma_Lecne
1		C1	0.617642	1	0	0	1
2	antilope	C1	0.657015	1	0	0	1
3	robalo	C5	0.661593	0	0	1	0
4	OSO	C1	0.617642	1	0	0	1
5	jabali	C1	0.660031	1	0	0	1
6	bufalo	C1	0.657015	1	0	0	1
7	becerro	C1	0.632698	1	0	0	1
8	carpa	C5	0.596402	0	0	1	0
9	pez_gato	C5	0.661593	0	0	1	0
10	conejillo_d	C1	0.586307	1	0	0	1
11	chita	C1	0.660031	1	0	0	1
12	gallina	C4	0.627624	0	1	1	0
13	coto	C5	0.661593	0	0	1	0
14	almeja	C2	0.549553	0	0	1	0
15	cangrejo	C2	0.57794	0	0	1	0
16	langostino	C2	0.585912	0	0	1	0
17	cuervo	C4	0.642782	0	1	1	0
18	ciervo	C1	0.657015	1	0	0	1
19	perro_mari	C5	0.649525	0	0	1	0
20 [delfin	C5	0.538889	0	0	0	1
21	paloma	C4	0.627624	0	1	1	0
22	pato	C4	0.633183	0	1	1	0
23	elefante	C1	0.657015	1	0	0	1
24	flamenco	C4	0.63955	0	1	1	0
				_			

Redes Neuronales

- Modelo genérico
 - Grafo de computación
 - Nodos derivables
 - Red derivable
 - Modular
 - Composición de subgrafos
 - Transforma vectores
 - Permite aprovechar grandes cantidades de datos

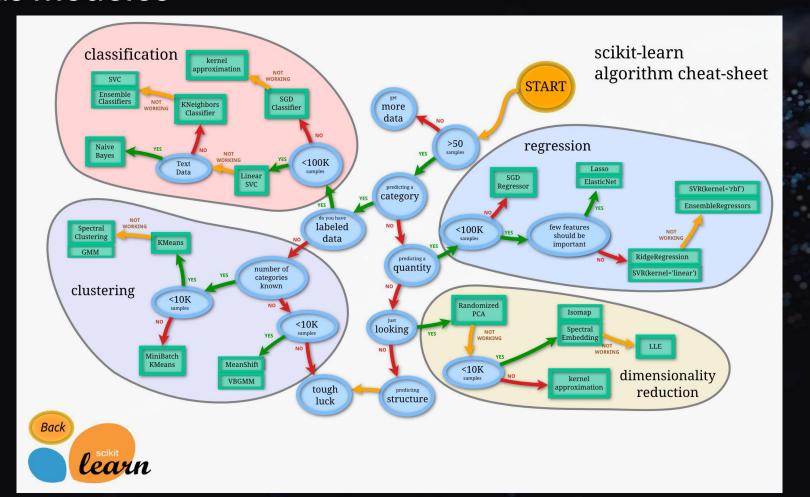
Clasificación

Regresión

Agrupamiento

Asociación

Más modelos



Más modelos

