Medidas de Similitud y Distancia



5.94,66755.39,0,0,0 9.12,42826.99,0,0,0 15.64,50656.8,0,0,0 15.94,67905.07 15.94,66938.9,0 192.49,86421

Data

Medidas de similitud y Manejo de datos

Data es esencial



Data Categórica (Cualitativa)

Nominal

- Género
- Color
- Ciudad

Ordinal

- Rangos
- Likert
- Dureza de minerales

Data Numérica (Cuántitativa)

Intervalos

La diferencia entre un par de datos es significativa

- Temperaturas
- Fechas

Ratios

El cero denota no existencia

- Peso
- Altura



Continuos



Discretos

01 10

Binarios



Adicionalmente

Similitud y Diferencia

- "Proximidad"
- Indica que tan parecido es un objeto o conjunto de objetos unos de otros.



Similitud y Diferencia

Similitud mide que tan parecidos son dos objetos, mayormente son datos comprendidos entre 0 y 1.

Diferencia, mide que tan diferentes son dos objetos; su medida puede estar entre 0 y 1, o también entre 0 o α .

Ejemplo con valores nominal

• Ejemplo simple binario:

Diferencia

$$d = \begin{cases} 0 \text{ en caso de que } x = y \\ 1 \text{ en caso de que } x \neq y \end{cases}$$

Para similitud, se invierte

$$s = \begin{cases} 1 \text{ en caso de que } x = y \\ 0 \text{ en caso de que } x \neq y \end{cases}$$

$$d = 1 - s$$

Ejemplo con valores ordinales

{mala calidad, baja calidad, normal, calidad buena, calidad superior}

Se transforma a:

[0,1,2,3,4]

Diferencia entre calidad buena y calidad superior:

$$d = \frac{|x-y|}{n-1}$$

$$d = \frac{|3-4|}{5-1}$$

$$d = \frac{|x-y|}{n-1}$$
 $d = \frac{|3-4|}{5-1}$ $d = \frac{1}{4}$ $d = 0.25$

Similitud

$$s = 1 - d$$
 s

$$s = 1 - d$$
 $s = 1 - 0.25$ $s = 0.75$

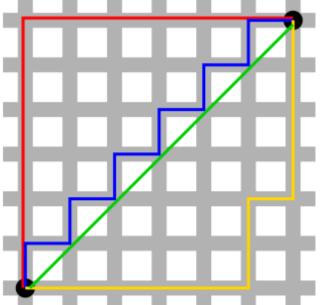
Distancias

Determina qué tan diferentes son unos objetos de otros









Distancias

• Manhattan Conocido como norma L_1

$$d(p,q) = |p_1 - q_1| + |p_2 - q_2| + \dots + |p_n - q_n|$$

$$d(p,q) = \sum_{i=1}^{n} |p_i - q_i|$$

Donde p y q son dos puntos y n es la dimensiones del vector

Ejemplo: Distancia de Hamming:

d(00111,11001)=4

(Pd) a b C C Amblithde (pd) a APHW (ms)

Distancias

ullet Distancia Euclidiana Conocido como norma L_2

$$d(p,q) = \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + \dots + (p_n - q_n)^2}$$

$$\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (p_i - q_i)^2}$$

h h а

Distancias

ullet Chebyshev Distancia del tablero de ajedrez Norma L_{∞}

$$d(p,q) = \max_{i} |p_i - q_i|$$

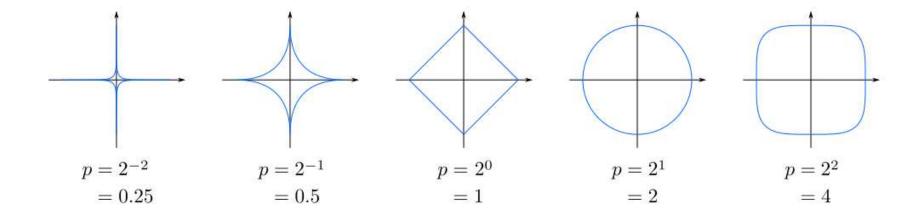
$$d(p,q) = \lim_{r \to \infty} \left(\sum_{i=1}^{n} |p_i - q_i|^r \right)^{\frac{1}{2}}$$

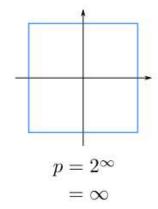
Distancias

Minkowski

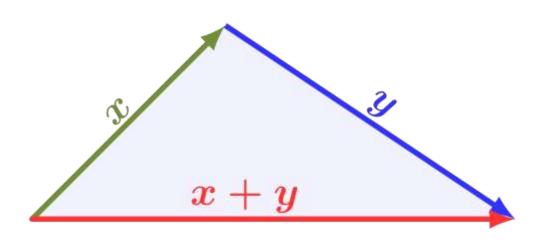
Generalización de las distancias Manhattan, Euclidiana y Chebyshev

$$d(p,q) = \left(\sum_{i=1}^{n} |p_i - q_i|^r\right)^{\frac{1}{r}}$$





Distancias



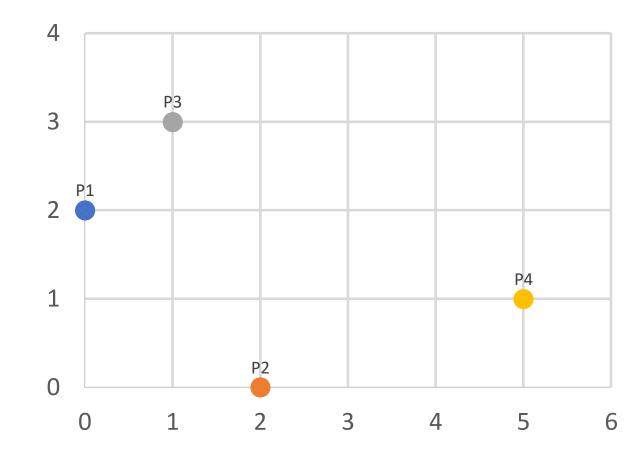
Propiedades

- No-negatividad: $d(i,j) \ge 0$
- Identidad: d(i,i) = 0
- Simetría: d(i,j) = d(j,i)
- Desigualdad triangular: $d(i,j) \le d(i,k) + d(k,j)$

Ejemplo (en grupos)

	X	У
P1	0	2
P2	2	0
Р3	1	3
P4	5	1

Calcular la distancias L1, L2 y L ∞ para todos los puntos





Simple Matching Coefficient

Dado dos objetos A y B con n atributos binarios:

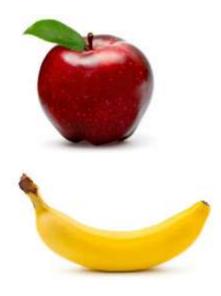
$$SMC = \frac{f_{00} + f_{11}}{f_{00} + f_{11} + f_{01} + f_{10}}$$

Donde:

 f_{00} es la frecuencia de atributos donde tanto A y B tienen el valor 0 f_{00} es la frecuencia de atributos donde tanto A y B tienen el valor 1 f_{01} es la frecuencia de atributos donde A tiene 0 y B tiene 1 f_{10} es la frecuencia de atributos donde A tiene 1 y B tiene 0

Simple Matching Coefficient

$$SMC = \frac{f_{00} + f_{11}}{f_{00} + f_{11} + f_{01} + f_{10}}$$



Fruta	Redonda?	Dulce?	Ácida?	Semilla?	Verde?
Manzana	1	1	1	1	0
Banana	0	1	0	0	0

Las coordinadas de la manzana es (1,1,1,1) mientras que de la banana es (0,1,0,0)

$$SMC = \frac{1+1}{1+1+0+3}$$

$$SMC = \frac{2}{5} = 0.4$$

Coeficiente de Jaccard

 No considera transacciones negativas que no brindan información nueva

$$JC = \frac{f_{11}}{f_{11} + f_{01} + f_{10}} \qquad JC = \frac{A \cup B}{A \cap B}$$

Coeficiente de Jaccard

$$JC = \frac{f_{11}}{f_{11} + f_{01} + f_{10}}$$



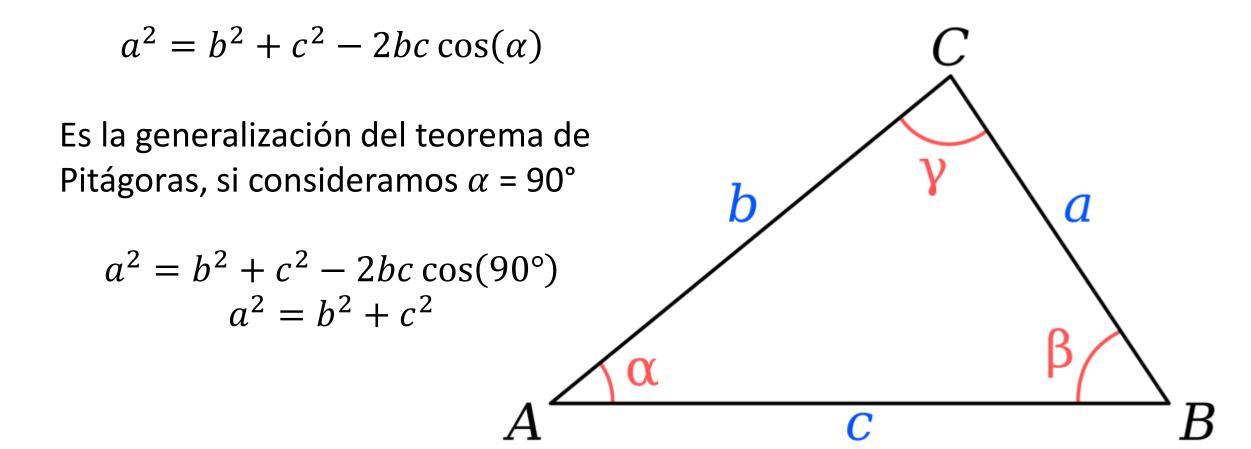
Fruta	Redonda?	Dulce?	Ácida?	Semilla?	Verde?
Manzana	1	1	1	1	0
Banana	0	1	0	0	0

Las coordinadas de la manzana es (1,1,1,1) mientras que de la banana es (0,1,0,0)

$$JC = \frac{1}{1+0+3}$$

$$JC = \frac{1}{4} = 0.25$$

· Recordando el teorema de Pitágoras y la ley del coseno



```
a^2 = b^2 -
```

•
$$a^2 = b^2 + c^2 - 2bc \cos(\alpha)$$

•
$$||b - c||^2 = ||b||^2 + ||c||^2 - 2||b|| ||c|| \cos(\alpha)$$
 (1)

2)

•
$$||b-c||^2 = (b-c)^2$$

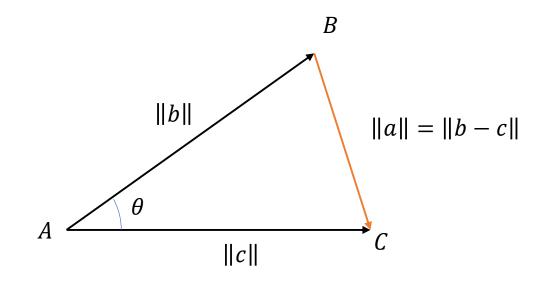
• =
$$b^2 - 2bc + c^2$$

•
$$= b \cdot b - 2b \cdot c + c \cdot c$$

• =
$$||b||^2 - 2b \cdot c + ||c||^2$$

1 y 2

$$||b||^2 + ||c||^2 - 2||b||||c||\cos(\alpha) = ||b||^2 - 2b \cdot c + ||c||^2$$



$$||b||^{2} + ||c||^{2} - 2||b|| ||c|| \cos(\alpha) = ||b||^{2} - 2b \cdot c + ||c||^{2}$$
$$-2||b|| ||c|| \cos(\alpha) = -2b \cdot c$$

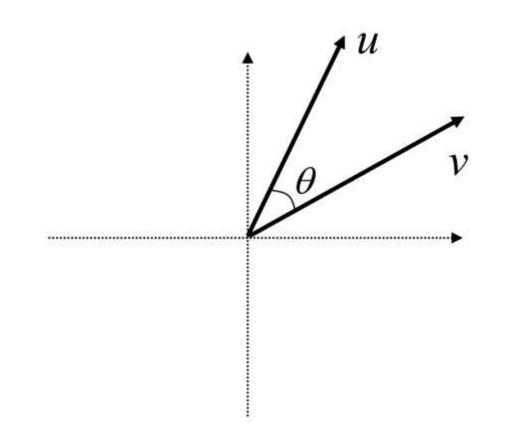
$$||b|||c||\cos(\alpha) = b \cdot c$$

$$\cos(\alpha) = \frac{b \cdot c}{\|b\| \|c\|}$$

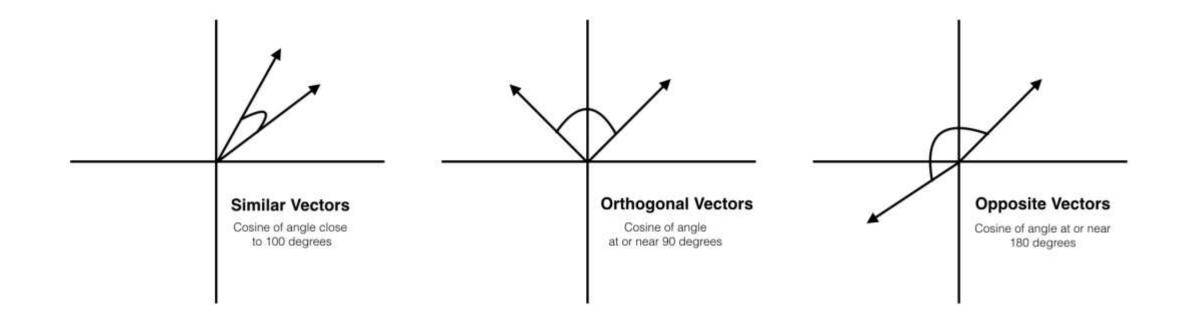
• Recordemos que si $u=(x_1,y_1)$ y $v=(x_2,y_2)$

•
$$cos(\theta) = \frac{x_1 x_2 + y_1 y_2}{\|u\| \|v\|} = \frac{u \cdot v}{\|u\| \|v\|}$$

- Este resultado es verdadero para N dimensiones
- El resultado es un número entre 0 y 1
- Mientras más cercano a 1, los vectores son mas similares

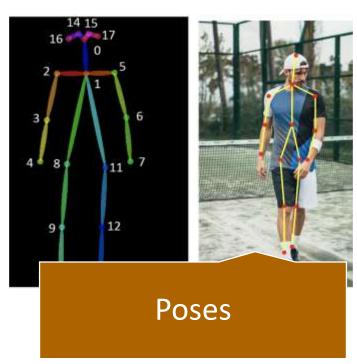


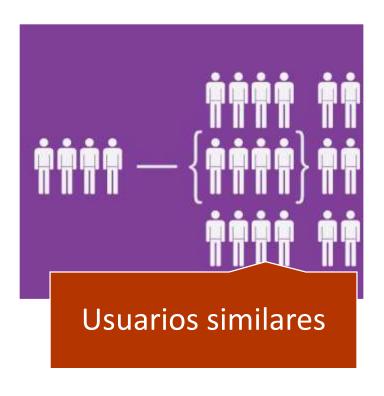
• https://www.oreilly.com/library/view/mastering-machine-learning/9781785283451/ba8bef27-953e-42a4-8180-cea152af8118.xhtml



Similitud Coseno (Ejemplos)







Preparación de los Datos

Tratamiento de Datos Categóricos Genero

País

Color

Estado de Conservación

Preferencias

Ordinal Encoding

• Usado cuando la data categórica tiene un orden natural

	edad	grado	Pais			edad	grado	Pais
0	30	bach	Francia		0	30	0	Francia
1	25	msc	Italia		1	25	1	Italia
2	22	nan	Peru		2	22	-1	Peru
3	40	doc	EEUU		3	40	2	EEUU
4	34	doc	nan		4	34	2	nan
5	50	doc	Francia		5	50	2	Francia

One Hot Encoding

	edad	grado	Pais
0	30	bach	Francia
1	25	msc	Italia
2	22	nan	Peru
3	40	doc	EEUU
4	34	doc	nan
5	50	doc	Francia

	edad	grado	pais_EEUU	pais_Francia	pais_Italia	pais_Peru	pais_nan
0	30	bach	0	1	0	0	0
1	25	msc	0	0	1	0	0
2	22	nan	0	0	0	1	0
3	40	doc	1	0	0	0	0
4	34	doc	0	0	0	0	1
5	50	doc	0	1	0	0	0



Datos faltantes



Eliminar



Promedio



Moda



Regresión



Outlier o valores atípicos

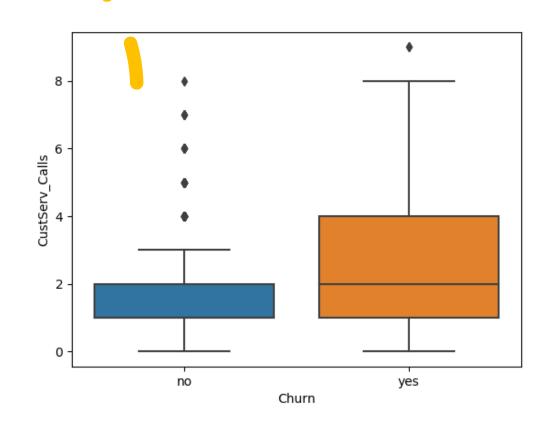
- Dato que se encuentra por fuera del comportamiento general de una muestra de datos
- Puede indicar variabilidad, errores de medición o novedades

Outliers

- Generan sesgos en los modelos
- Contienen información relevante
- Detección temprana de errores

Formas de encontrarlos

- Z-Score
 - Más de 3σ generalmente se lo considera outlier
- Boxplot
 - $Q1 1.5 \times IQR$
 - $Q3 + 1.5 \times IQR$
 - IQR = Q3 Q1



```
mirror_object
peration == "MIRROR_X":
mirror_mod.use_x = True
mirror_mod.use_y = False
mirror_mod.use_z = False
 operation == "MIRROR_Y"
lrror_mod.use_x = False
lrror_mod.use_y = True
mirror_mod.use_z = False
  operation == "MIRROR Z";
 rror_mod.use_x = False
 "rror_mod.use_y = False
 rror_mod.use_z = True
  election at the end -add
  ob.select= 1
  Mormalización
  irror ob.select = 0
 bpy.context.selected_obj
  lata.objects[one.name].sel
  int("please select exactle
  -- OPERATOR CLASSES ----
   vpes.Operator):
   X mirror to the selected
  ject.mirror_mirror_x"
  PPOT X"
```

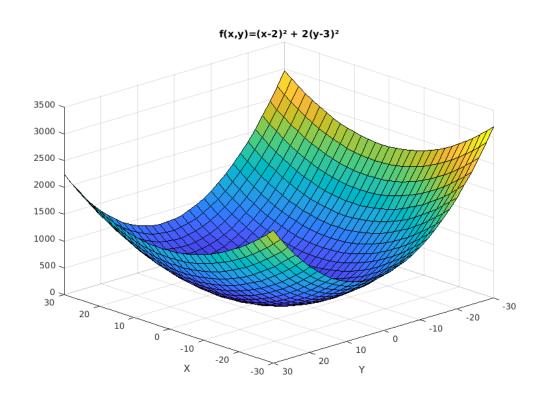
Motivación

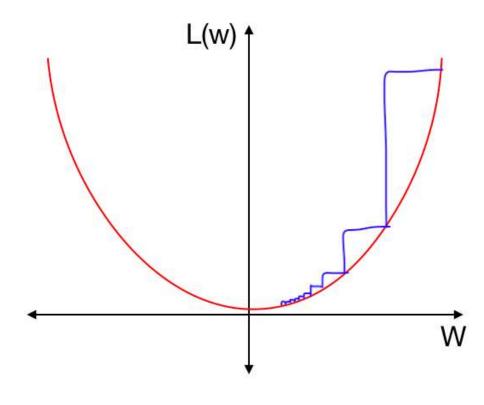


Diferentes órdenes de magnitud

El problema

- Los modelos de ML no funcionan bien con datos de diferentes ordenes de magnitud
 - La gradiente demora en converger
- Se le da la misma importancia a todos





Librería de Python para ML



https://scikit-learn.org/

No es para CV

Limitaciones

No corre en GPU

No es muy flexible para redes neuronales

Scikit-learn

Clasificación

• SVM, K-NN, Random Forest

Regresión

• SVR, K-NN, Random Forest, Lineal, Logaritmica

Clustering

• K-Means, Gaussian Mixture

Preprocesamiento

 Normalizar, Estandarizar, Imputación, Datos Categoricos



¿Por qué?

- Evaluar y validar modelos
- Ver que el modelo pueda generalizar
- Prevenir underfitting y overfitting

Train-Validate-Test Split

Cuando tengo mucha data

Entrenar

Validar

Evaluar

Entrenar:

- Usado para ajustar sus parámetros internos.
- (tiene variables de entrada y salida)

Validar

- Valida que está mejorando con cada iteración, pero no lo usa para "aprender"
- (tiene variables de entrada y salida)

Evaluar

- Esto es para nosotros.
 Con esto se valida que el modelo generaliza bien
- (la variable de salida es ocultada del modelo)

Cross-Validation

Cuando tengo poca data

