

### Procesamiento de Lenguaje Natural

Clasificación multi-etiqueta

Definición

Multi-etiqueta (multi-label) se refiere a las tareas de aprendizaje donde cada ejemplo o instancia se le asignan una o más clases (etiquetas)

etiqueta 1 √ etiqueta 2

etiqueta 1
etiqueta 2
etiqueta 3
etiqueta 4
etiqueta ...
etiqueta ...
etiqueta L

etiqueta 1
etiqueta 2 √
etiqueta 3
etiqueta 4 √
etiqueta ...
etiqueta L √

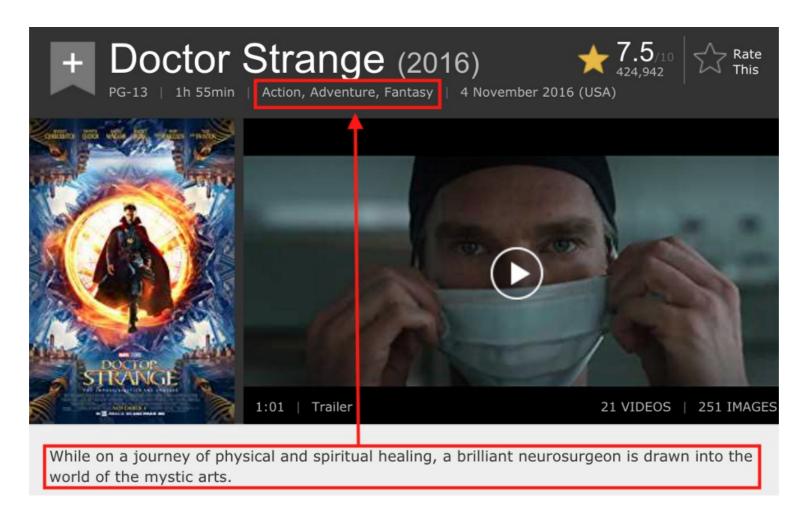
**Binaria** 

**Multi-clase** 

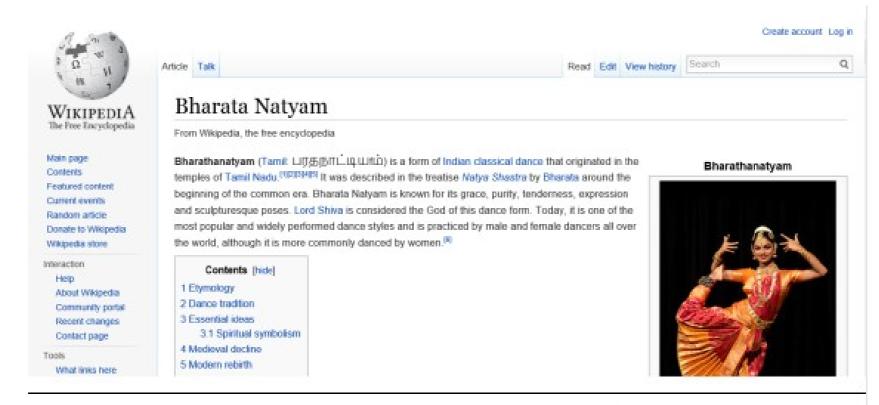
Multi-etiqueta

Ejemplos

Es una forma de clasificación común en colecciones de textos



Ejemplos



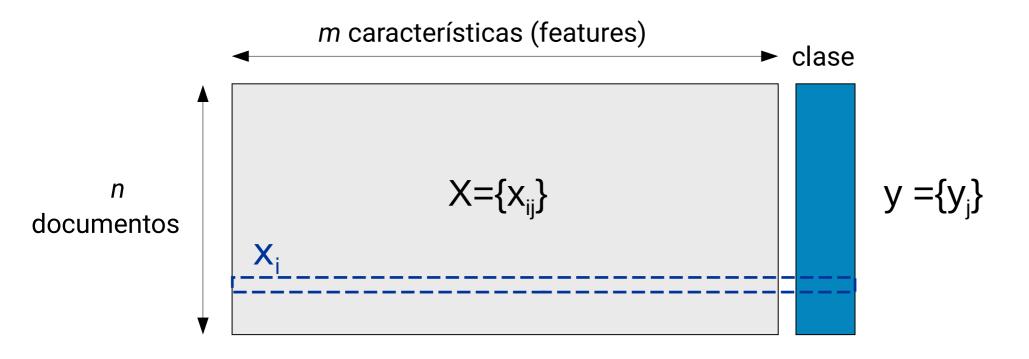
Dances by name, Indian culture, Performing arts in India, South India, Tamil culture

Ejemplos

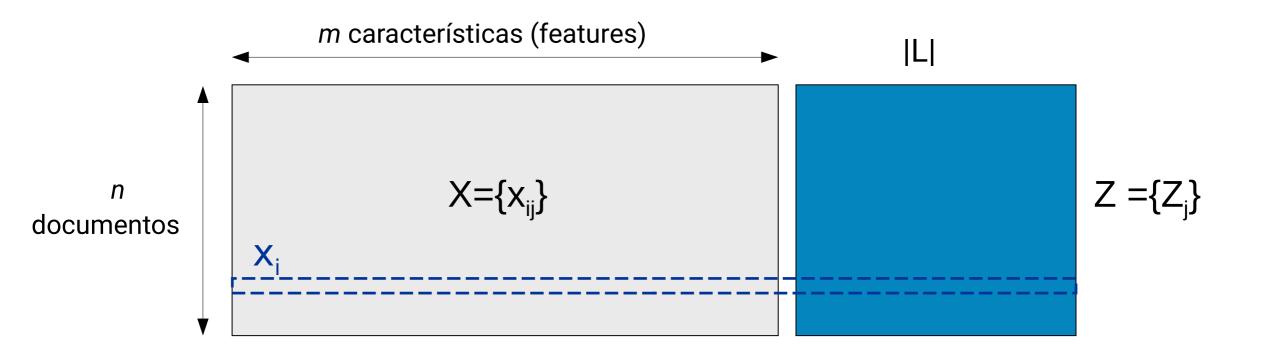
Las noticias de Reuters tienen 103 códigos de tópicos



Definición



Definición



Definición

# Simple-etiqueta (single-label)

$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	Υ
1.0	0.9	3.0	1.0	0.0	0
0.0	0.1	1.0	0.0	1.0	1
0.0	0.0	1.0	1.0	0.0	0
1.0	8.0	2.0	0.0	1.0	1
1.0	0.0	2.0	0.0	1.0	0
0.0	0.0	3.0	1.0	1.0	?

# Multi-etiqueta (multi-label)

$X_{1}$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_{5}$	$Y_1$	$Y_2$	$Y_3$	$Y_4$
1.0	0.9	3.0	1.0	0.0	0	1	1	0
0.0	0.1	1.0	0.0	1.0	1	0	0	0
0.0	0.0	1.0	1.0	0.0	0	1	0	0
1.0	8.0	2.0	0.0	1.0	1	0	0	1
1.0	0.0	2.0	0.0	1.0	0	0	0	1
0.0	0.0	3.0	1.0	1.0	?	?	?	?

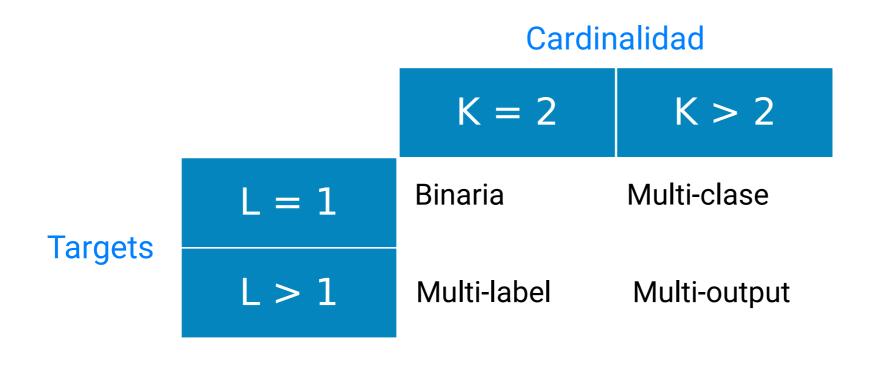
Definición

IMDb dataset: predicción del género basado en el plot de la película

	abandoned	accident	:	violent	wedding	horror	romance		comedy	action
i	$X_1$	$X_2$		$X_{1000}$	$X_{1001}$	$Y_1$	$Y_2$		$Y_{27}$	$Y_{28}$
1	1	0		0	1	0	1		0	0
2	0	1		1	0	1	0		0	0
3	0	0		0	1	0	1		0	0
4	1	1		0	1	1	0		0	1
5	1	1		0	1	0	1		0	1
:	:	:	٠.	÷	÷	:	:	٠.	:	:
120919	1	1		0	0	0	0		0	1

Definición

Dado L etiquetas, con K valores posibles



Enfoques

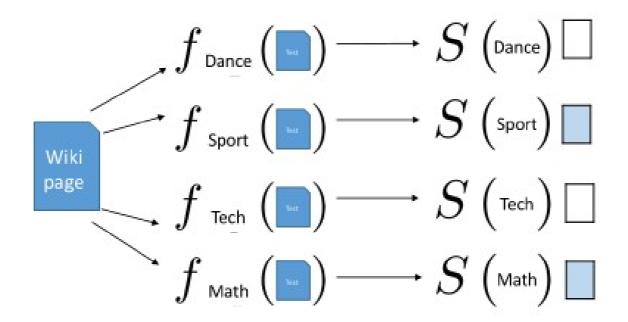
Enfoques de clasificación multi-etiqueta:

- Métodos de transformación: transforman el problema de clasificación multietiqueta en varios problemas de clasificación de una única etiqueta
- Métodos de adaptación: modifican algoritmos de aprendizaje para soportar problemas multi-etiqueta

### One-vs-rest

Métodos de transformación

One-vs-rest (o one-vs-all) involucra entrenar un clasificador binario para cada clase (label). Cada clasificador predice si la instancia pertenece o no a la clase.



### Binary Relevance (BR)

Métodos de transformación

#### **Binary Relevance (BR)**:

- Transforma el problema de clasificación multi-etiqueta en múltiples problemas simple-etiqueta
- Aprende L clasificadores binarios independientes

### **Binary Relevance (BR)**

Métodos de transformación

$Y_1$	$Y_2$	$Y_3$	$Y_4$
0	1	1	0
1	0	0	0
0	1	0	0
1	0	0	1
0	0	0	1
	1 0 1	0 1 1 0 0 1 1 0	0 1 1 1 0 0 0 1 0 1 0 0



- Simple, eficiente, paralelizable
- Ignora dependencias entre las etiquetas

X	_	X	Y <sub>2</sub>	X	Y <sub>3</sub>	X	$Y_4$
x1 x2 x3 x4 x5	0	x1 x2	1	x1 x2	1	x1 x2	0
<b>x2</b>	1	<b>x2</b>	0	<b>x2</b>	0	<b>x2</b>	0
<b>x3</b>	0	<b>x3</b>	1	<b>x3</b>	0	<b>x3</b>	0
<b>x4</b>	1	<b>x4</b>		<b>x4</b>		<b>x4</b>	
<b>x5</b>	0	<b>x5</b>	0	<b>x5</b>	0	<b>x5</b>	1

En el conjunto de películas:  $p(y_{romance} | x) = p(y_{romance} | x, y_{horror})$ ?

### Classifier Chains (CC)

Métodos de transformación

#### Classifier Chains (CC):

- En forma similar a BR construye L clasificadores binarios
- Incluye la etiqueta previa como una nueva característica para el siguiente clasificador

## Classifier Chains (CC)

Métodos de transformación

X	Y <sub>1</sub>	$Y_2$	$Y_3$	$Y_4$
<b>x1</b>	0	1	1	0
<b>x2</b>	1	0	0	0
<b>x3</b>	0	1	0	0
<b>x4</b>	1	0	0	1
<b>x5</b>	0	0	0	1
	ı			



• Requiere búsqueda para determinar el orden de los clasificadores en la cadena

X	$Y_1$	X	Y <sub>1</sub>	Y <sub>2</sub>	X	Y <sub>1</sub>	$Y_2$	<b>Y</b> <sub>3</sub>
<b>x1</b>	0	<b>x1</b>	0	1	<b>x1</b>	0	1	1
<b>x2</b>	1	<b>x2</b>	1	0	<b>x2</b>	1	0	0
<b>x3</b>	0	<b>x3</b>	0	1	х3	0	1	0
<b>x4</b>	1	<b>x4</b>	1	0	<b>x4</b>	1	0	0
<b>x5</b>	0 1 0 1 0	х5	0	0	х5	0	0	0

X	Y <sub>1</sub>	$Y_2$	$Y_3$	Y <sub>4</sub>
<b>x1</b>	0	1	1	0
<b>x2</b>	1	0	0	0
<b>x3</b>	0	1	0	0
<b>x4</b>	1	0	0	1
<b>x5</b>	0	0	0	1

### Label Powerset (LP)

Métodos de transformación

#### **Label Powerset (LP)**:

- Transforma cada combinación de etiquetas a un valor de clase
- Aprende un clasificador multi-clase con 2<sup>L</sup> valores posibles

### Label Powerset (LP)

Métodos de transformación

$Y_1$	$Y_2$	$Y_3$	$Y_4$
0	1	1	0
1	0	0	0
0	1	0	0
1	0	0	1
0	0	0	1
	0 1 0 1	0 1 1 0 0 1 1 0	0 1 1 1 0 0 0 1 0 1 0 0



- El número de etiquetas puede ser exponencial
- Aprender un clasificador multi-clase con muchas clases es costoso
- La distribución de clases resultantes va a ser desbalanceada y dispersa

X	Y∈ 2 <sup>L</sup>
<b>x1</b>	0110
<b>x2</b>	1000
<b>x3</b>	0100
<b>x4</b>	1001
<b>x5</b>	0001

### MLkNN

Métodos de adaptación

**MLkNN**: adaptación del algoritmo kNN para soportar multi-etiqueta

- Recupera los N vecinos más cercanos a una instancia
- Calcula la frecuencia de ocurrencia de cada etiqueta
- Asigna una probabilidad a cada etiqueta y selecciona las mejores para un ejemplo

### Evaluación

Métricas

En un problema simple-etiqueta, se compara la etiqueta real *y* con la que predice el clasificador ŷ. En multi-etiqueta:

	-					_		
<b>x1</b>	1	0	1	0	1	0	0	1
<b>x2</b>	0	1	0	1	0	1	0	1
<b>x3</b>	1	0	0	1	1	0	0	1
<b>x4</b>	0	1	1	0	0	1	0	0
x1 x2 x3 x4 x5	1	0	0	0	1	0	0	1

- Accuracy: proporción de etiquetas clasificadas correctamente sobre el total
- Subset Accuracy: porcentaje de instancias cuyas etiquetas predichas son exactamente las mismas que en el ground truth
- Hamming Loss: cuántas veces se predice una etiqueta incorrectamente