# DESAFÍO FINAL

ASIGNACIÓN DE PROYECTOS DE LEY A COMISIONES
PERMANENTES

# CONTENIDO

- CONTEXTO DE NEGOCIO
- DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA
- PREPARACIÓN DE LOS DATOS
- MODELOS A UTILIZAR
- MEDICIÓN DE RESULTADOS
- API WEB
- APLICACIÓN CLIENTE

# CONTEXTO DE NEGOCIO

#### CONTEXTO DE NEGOCIO

- A LA CÁMARA DE DIPUTADOS INGRESAN PROYECTOS DE LEY SOBRE DISTINTOS ASUNTOS.
- AL INGRESAR SE REDACTA UN BREVE SUMARIO (DENOMINADO "TITULO") PARA EL PROYECTO, Y SE LO ENVÍA (O "GIRA") A UNA O MÁS COMISIONES DE ESTUDIO DE ACUERDO AL TEMA DEL PROYECTO.
- LAS **COMISIONES DE ESTUDIO SON 45**; ESTÁN FORMADAS POR GRUPOS DE VEINTE A CUARENTA Y CINCO DIPUTADOS Y CADA UNA SE ESPECIALIZA EN UN TEMA DETERMINADO (EDUCACIÓN, SALUD, MEDIO AMBIENTE, ECONOMÍA, ETC.).
- EN PROMEDIO CADA PROYECTO ES GIRADO A 2 O 3 COMISIONES.
- UNA VEZ QUE LAS COMISIONES A LAS QUE FUE GIRADO UN PROYECTO EMITEN UN DICTAMEN SOBRE EL MISMO, ÉSTE ESTÁ EN CONDICIONES DE SER TRATADO EN EL RECINTO DE LA CÁMARA.

JUICIOS POR JURADOS POPULARES. CREACIÓN

SISTEMA DE INCLUSION Y ACCESIBILIDAD A LOS CAJEROS AUTOMATICOS PARA DISCAPACITADOS MOTRICES. REGIMEN ASUNTOS CONSTITUCIONALES

LEGISLACION PENAL

PRESUPUESTO Y HACIENDA

**FINANZAS** 

**JUSTICIA** 

DISCAPACIDAD

**FAMILIA** 

MEDIO AMBIENTE

**INDUSTRIA** 

# DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

- EL DESAFÍO PROPUESTO ES HACER UN CLASIFICADOR QUE ENTRENE CON LOS PROYECTOS QUE YA FUERON GIRADOS A COMISIONES EN EL PASADO Y PUEDA SUGERIR A QUÉ COMISIONES DEBEN ASIGNARSE LOS NUEVOS PROYECTOS QUE INGRESAN.
- CONSIDERAMOS LAS 45 COMISIONES A LAS QUE PUEDE SER ASIGNADO CADA PROYECTO, COMO UNA ETIQUETA. Y DADO QUE CADA PROYECTO PUEDE ASIGNARSE A MÁS DE UNA COMISIÓN, ESTAMOS ANTE UN PROBLEMA DE CLASIFICACIÓN MULTI-LABEL.
- SCIKIT-LEARN PROVEE UNA LIBRERÍA ESPECÍFICA PARA PROBLEMAS DE CLASIFICACIÓN MULTI-LABEL: SCIKIT-MULTILEARN.
- EN ESTE DESAFÍO VAMOS A UTILIZAR CLASIFICADORES MULTILABEL Y CLASIFICADORES SINGLE-LABELS ADAPTANDO EL ESPACIO DE ETIQUETAS A ESTOS ÚLTIMOS
- SE VA A EVALUAR EL RESULTADO UTILIZANDO MÉTRICAS PROPIAS DEL PROBLEMA DE CLASIFICACIÓN MULTILABEL
- FINALMENTE VAMOS A TESTEAR EL COMPORTAMIENTO DE LOS MEJORES CLASIFICADORES OBTENIDOS, MEDIANTE UNA API WEB Y UNA APLICACIÓN CLIENTE

# ANALISIS DE DATOS

#### DATASET ORIGINAL

GIRO_INICIADORA	TITULO
LEGISLACION DEL TRABAJO;PRESUPUESTO Y HACIENDA	DECLARASE LA EMERGENCIA LABORAL EN EL "INSTITU
TRANSPORTES	DENOMINASE A LA RUTA NACIONAL N° 5 COMO "RUTA
LEGISLACION GENERAL;CULTURA	INSTITUYESE EL 11 DE MAYO DE CADA AÑO COMO "DI
LEGISLACION GENERAL;AGRICULTURA Y GANADERIA	DECLARASE EL 30 DE NOVIEMBRE DE CADA AÑO COMO
CULTURA;TURISMO;LEGISLACION GENERAL	ESTABLECESE CON CARACTER DE "FIESTA NACIONAL D
RECURSOS NATURALES Y CONSERVACION DEL AMBIENTE	DECLARAR MONUMENTO NATURAL A LA ESPECIE "CHINC
AGRICULTURA Y GANADERIA;PRESUPUESTO Y HACIENDA	REGIMEN DE PROMOCION DE LA PRODUCCION Y/O ELAB
SEGURIDAD INTERIOR;INDUSTRIA	PROHIBICION DE USO Y DISTRIBUCION DE ARTICULOS
ACCION SOCIAL Y SALUD PUBLICA; COMERCIO	COMERCIALIZACION DE SUPLEMENTOS DIETARIOS. REG
LEGISLACION GENERAL;ACCION SOCIAL Y SALUD PUBLICA	INSTITUYESE EL 26 DE MAYO DE CADA AÑO COMO "DI
PETICIONES, PODERES Y REGLAMENTO; PRESUPUESTO Y	COMISION BICAMERAL DE AMBIENTE - CBA CREACI
LEGISLACION GENERAL;TURISMO;CULTURA	DECLARASE "FIESTA NACIONAL DE LA TRADICION GAU
LEGISLACION DEL TRABAJO; DISCAPACIDAD	CONTRATO DE TRABAJO - LEY 20744 MODIFICACIO
FAMILIA, MUJER, NIÑEZ Y ADOLESCENCIA;ACCION SO	DECLARASE DE INTERES NACIONAL LA PROMOCION DE
ACCION SOCIAL Y SALUD PUBLICA; FAMILIA, MUJER,	RED NACIONAL DE BANCOS DE LECHE HUMANA Y REGIS

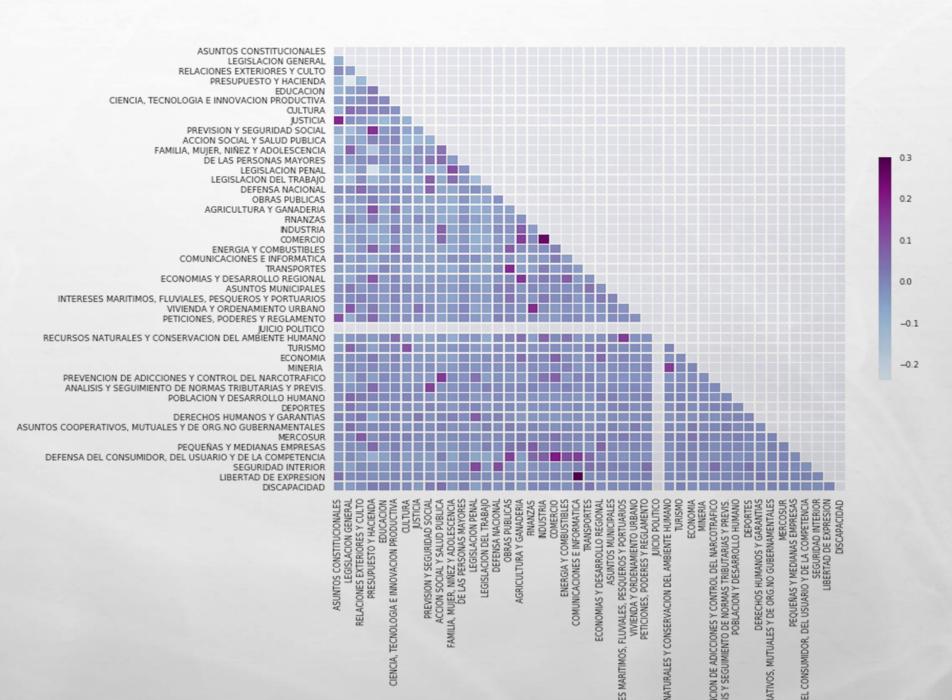
textos

comisiones (labels)

FUENTE: www.hcdn.gob.ar/datos.hcdn.gob.ar

# Correlación entre las etiquetas

La correlación entre etiquetas indica que puede ser mejor elegir un clasificador que además de basarse en la relevancia de los features tenga en cuenta la correlación entre los targets



Desbalance entre las combinaciones de etiquetas



# PREPARACIÓN DE LOS DATOS

#### PREPARACION DE LOS TEXTOS

- 1. NORMALIZACION DE MAYUSCULAS Y ACENTOS
- 2. ELIMINACION DE STOP WORDS
- 3. TOKENIZACION
- 4. STEMMING
- 5. VECTORIZACIÓN

#### PREPARACION DE LOS TEXTOS

#### TOKENIZER/STEMMING

PREVENCION DE LOS DEFECTOS DEL TUBO
NEURAL A PARTIR DE GARANTIZAR LA
PROVISION GRATUITA DE ACIDO FOLICO.
REGIMEN.

	REGIMEN.		
L	REGIIVIEN.	^	
	EXPRESAR BENEPLACITO POR LA	U	regim
	PARTICIPACION Y EL SUBCAMPE	1	espa
	QUE OBTUVO LA SELECCION NAC	2	octubi
	FUTBOL PARA CIEGOS "LOS MUR	_	OCCUBI
	EN EL MUNDIAL 2018 REALIZADO		26425
	17 DE JUNIO DE 2018 EN LA CIUD	4	nacior
1	MADRID, ESPAÑA.	С	2/7/7

24747

conex

OLIVOS TENIS CLUB UBICADO EN 7 UCAR LOCALIDAD DE VICENTE LOPEZ, PROVINCIA DE BUENOS AIRES, A CELEBRARSE EL 25 DE 5 OCTUBRE DE 2018.

EXPRESAR BENEPLACITO POR EL CENTESIMO QUINTO ANIVERSAL 6

	RECURSOS PARA ATENDER EL PROGRAMA
	DE REPARACION HISTORICA PARA
	JUBILADOS Y PENSIONADOS Y EL SISTEMA
	INTEGRADO PREVISIONAL ARGENTINO -
	SIPA MODIFICACIONES DE LAS LEYES
6	27260 Y 26425.
	MINISTERIOS - LEY 22520
	INCORPORACION DEL ARTICULO 8 BIS,
	ESTABLECIENDO QUE LOS MINISTROS O EL

JEFE DE GABINETE SALIENTE, DEBEN

NACION.

INICIATIVA POPULAR. REGLAMENTACION

CONCURRIR EN UN PLAZO DE 10 DIAS ANTE LAS CAMARAS DEL H. CONGRESO DE LA

	folic	acid	gratuit	provision	garantiz	part	neural	tub
	madr	ciud	juni	realiz	2018	mundial	murcielag	cieg
r	celebr	air	buen	provinci	lopez	vicent	local	ubic
5	27260	ley	modif	sip	argentin	previsional	integr	sistem
า	congres	h	cam	dias	plaz	concurr	deb	salient
7	derogacion	constitucion	reglamentac	popul	inici	articul	ley	naciona
	cuestion	26093	cre	biocombust	sustent	uso	produccion	mezcl
	rural	cambi	unid	eliminacion	decret	efect	dej	dispong

DOC	WORD	WEIGHT
0	19348	0.21087651429112053
0	9091	0.38067157993316886
0	23401	0.3728456674995482
0	17206	0.39648422474229345
0	18212	0.1719145872064076
0	12217	0.2513436609886885
0	19644	0.266300864546739
0	12663	0.26092061444721093
0	3532	0.349530753447365
0	11837	0.3663307618964071
0	20349	0.1622117698456229

TFIDF TRANSFORMER

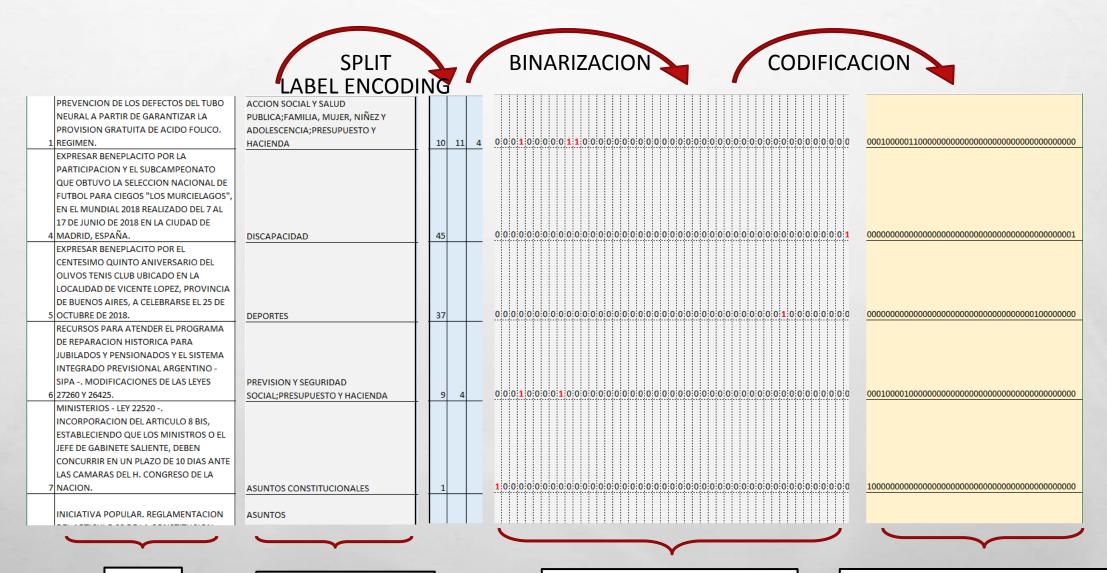
19348	prevencion
9091	defect
23401	tub
17206	neural
18212	part
12217	garantiz
19644	provision
12663	gratuit
3532	acid
11837	folic
20349	regim

COUNT VECTORIZER

### PREPARACIÓN DE LAS ETIQUETAS

- 1. SPLIT
- 2. LABEL ENCODING
- 3. CONVERSIÓN A MATRIZ DE 0/1 (N-FEATURES, N-LABELS) (PARA UTILIZACIÓN DE CLASIFICADORES CON CAPACIDAD MULTILABEL)
- 4. CONVERSIÓN A CÓDIGO DE 0/1 (STRING) (PARA UTILIZACIÓN DE CLASIFICADORES SINGLE-LABEL)

### PREPARACIÓN DE LAS ETIQUETAS



**TEXTOS** 

COMISIONES (labels)

ARRAYS DE N-LABELS PARA CLASIFICADORES MULTILABELS

STRING DE N-LABELS CARACTERES
PARA CLASIFICADORES SINGLE-LABEL

# CLASIFICADORES

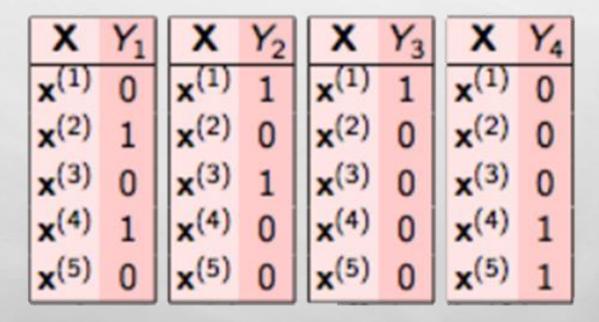
#### CLASIFICADORES A PROBAR

- Modelos de clasificación que toman el espacio de etiquetas y aplican un clasificador de base (SVM, Logistic Regression, Naive Bayes, etc), a cada etiqueta:
  - CHAIN CLASSIFIER
  - BINARY RELEVANCE
  - LABEL POWERSET
- Modelos de clasificación adaptados para abordar el problema de la clasificación multilabel:
  - MLKNN
- Modelos de clasificación single-label, utilizando cada combinación de etiquetas como una etiqueta distinta:
  - SGD CLASSIFIER
  - LOGISTIC REGRESSION
  - MULTINOMIAL NAIVE BAYES

# CLASIFICADORES MULTILABEL

#### BINOMIAL RELEVANCE

- ESTE CLASIFICADOR SE UBICA DENTRO DE LA CATEGORÍA DE CLASIFICADORES QUE **TRANSFORMAN EL PROBLEMA DE MULTI- LABEL A SINGLE-LABEL**. BÁSICAMENTE ASIGNA CADA ETIQUETA A CADA REGISTRO COMO SI SE TRATARA DE UN PROBLEMA DE UNA SOLA ETIQUETA, SEPARANDO EL PROBLEMA EN TANTOS PROBLEMAS COMO ETIQUETAS HAYA.
- DESPUÉS DE SEPARAR EL PROBLEMA, EL CLASIFICADOR BR PUEDE UTILIZAR CUALQUIER OTRO CLASIFICADOR "SINGLE-LABEL" QUE SE LE CONFIGURE PARA ASIGNAR CADA ETIQUETA.
- LA DESVENTAJA DE ESTE CLASIFICADOR ES QUE NO TOMA EN CUENTA LA CORRELACIÓN ENTRE ETIQUETAS.



#### **CLASSIFIER CHAIN**

- ESTE CLASIFICADOR TAMBIÉN SE UBICA DENTRO DE LA CATEGORÍA DE CLASIFICADORES QUE **TRANSFORMAN EL PROBLEMA DE MULTI-LABEL A SINGLE-LABEL**.
- PERO EN LUGAR DE ASIGNAR CADA ETIQUETA INDIVIDUALMENTE, ASIGNA CADA ETIQUETA TENIENDO EN CUENTA NO SOLO LAS VARIABLES INDEPENDIENTES SINO LAS ETIQUETAS QUE YA ASIGNÓ, POR LO QUE PUEDE FUNCIONAR MEJOR QUE EL ANTERIOR CUANDO HAY UNA FUERTE CORRELACIÓN ENTRE LAS ETIQUETAS.
- PARA CADA ESLABÓN DE LA CADENA UTILIZA EL CLASIFICADOR SINGLE-LABEL QUE SE LE CONFIGURE

X	у1
<b>x1</b>	0
x2	1
х3	0

X	y1	y2
x1	0	1
<b>x2</b>	1	0
х3	0	1

X	y1	y2	y3
<b>x1</b>	0	1	1
<b>x2</b>	1	0	0
хЗ	0	1	0

X	у1	y2	уЗ	y4
x1	0	1	1	0
x2	1	0	0	0
хЗ	0	1	0	0

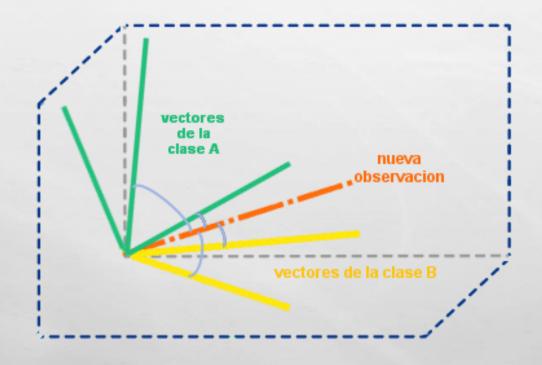
#### LABEL POWERSET

- ESTE TERCER CLASIFICADOR TRANSFORMA EL PROBLEMA DE "MULTI-LABEL" A "MULTI-CLASS SINGLE-LABEL", YA QUE CONVIERTE CADA COMBINACIÓN EXISTENTE DE ETIQUETAS, EN UN ÚNICO VALOR DE UNA NUEVA Y ÚNICA ETIQUETA, QUE VA A SER LA QUE VA A UTILIZAR PARA RESOLVER EL PROBLEMA.
- PARA CADA ESLABÓN DE LA CADENA UTILIZA EL CLASIFICADOR SINGLE LABEL QUE SE LE CONFIGURE



#### MLkNN

• A DIFERENCIA DE LOS ANTERIORES ESTE CLASIFICADOR NO REQUIERE QUE SE LE CONFIGURE UN CLASIFICADOR BASE, YA QUE ES UNA ADAPTACIÓN DEL CLASIFICADOR KNN AL PROBLEMA DE LA CLASIFICACIÓN MULTILABEL.



## CLASIFICADORES SINGLE LABEL

CLASIFICADORES QUE SOLO PUEDEN ASIGNAR UNA ETIQUETA POR OBSERVACIÓN. SE UTILIZAN EN EL CASO EN ESTUDIO EMPLEANDO CADA COMBINACIÓN DE ETIQUETAS COMO UNA ÚNICA ETIQUETA. (SE UTILIZAN SIN EMBARGO LOS ARRAYS DE ETIQUETAS PARA MEDIR LOS RESULTADOS):

- LOGISTIC REGRESSION
- MULTINOMIAL NAIVE BAYES
- SGD CLASSIFIER

# METRICAS

### MÉTRICAS

LAS MÉTRICAS DE EVALUACIÓN DE DESEMPEÑO DE LOS CLASIFICADORES MULTI-LABEL SON DIFERENTES DE LAS UTILIZADAS PARA LOS CLASIFICADORES SINGLE-LABEL, YA QUE ADEMÁS DEL CONCEPTO DE ACIERTO Y ERROR DEBE TENERSE EN CUENTA EL CONCEPTO DE ACIERTO PARCIAL.

LAS MÉTRICAS A UTILIZAR SERÁN:

- HAMMING LOSS:
- PRECISION, RECALL Y F-SCORE
- JACCARD SIMILARITY
- EXACT MATCH (TAMBIÉN LLAMADO SUBSET ACCURACY)

### MÉTRICAS

JACCARD SIMILARITY: MIDE LA SIMILITUD ENTRE EL SET DE ETIQUETAS PREDICHAS Y EL SET DE ETIQUETAS REALES, DIVIDIENDO EL TAMAÑO DE LA INTERSECCIÓN ENTRE LAS ETIQUETAS PREDICHAS Y LAS ETIQUETAS VERDADERAS POR EL TAMAÑO DE LA UNIÓN DE AMBAS

Jaccard Similarity =  $\frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N} \left( \frac{\|Y_k \cap Z_k\|}{\|Y_k \cap Z_k\|} \right)$ 

ACCURACY SCORE: EN PROBLEMAS DE CLASIFICACIÓN MULTILABEL, ESTA MÉTRICA SE DENOMINA TAMBIÉN "EXACT MATCH" O "SUBSECT ACCURACY", Y ES LA MÉTRICA MÁS ESTRICTA, YA QUE DEVUELVE EL PORCENTAJE DE OBSERVACIONES QUE OBTUVIERON TODAS SUS ETIQUETAS CORRECTAMENTE CLASIFICADAS

Subset-Accuracy = 
$$\frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N} 1(Y_k = Z_k)$$

HAMMING LOSS: FUNCIÓN DE PÉRDIDA QUE INDICA LA PROPORCIÓN DE ERRORES EN LA CLASIFICACIÓN DE LOS DOCUMENTOS Y SE COMPUTA COMO LA DIFERENCIA SIMÉTRICA ENTRE LAS CATEGORÍAS PREDICHAS Y LAS VERDADERAS, SOBRE EL TOTAL DE CATEGORÍAS EXISTENTES Y DE OBSERVACIONES.

Hamming-Loss = 
$$\frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N} \left( \frac{\|Y_k \cup Z_k\| - \|Y_k \cap Z_k\|}{M} \right)$$

Y = etiquetas predichas

Z = etiquetas verdaderas

N = cantidad de observaciones

M = cantidad de etiquetas

#### COMPARACION DE RESULTADOS

### CLASSIFICADORES MULTI-LABEL (CLASIFICADOR BASE: LOGISTIC REGRESSION) \*

	CLASSIFIER CHAIN	BINARY RELEVANCE	LABEL POWERSET
ACCURACY SCORE	0.6045	0.5635	0.6638
JACCARD SIMILARITY	0.7102	0.6967	0.7504
HAMMING LOSS	0.0182	0.0172	0.0164

### CLASSIFICADOR MLKNN (KNN MULTI-LABEL)\*\*

ACCURACY SCORE	0.6081
JACCARD SIMILARITY	0.7157
HAMMING LOSS	0.0175

#### **CLASSIFICADORES SINGLE-LABEL \***

	LOGISTIC REGRESSION	SGD CLASSIFIER	MULTINOMIAL NAIVE BAYES
ACCURACY SCORE	0.6782	0.6139	0.6456
JACCARD SIMILARITY	0.7595	0.6956	0.7292
HAMMING LOSS	0.0122	0.0151	0.0139

<sup>\*</sup> Con 13 mil registros aleatorios

<sup>\*</sup> Con 11 mil registros aleatorios

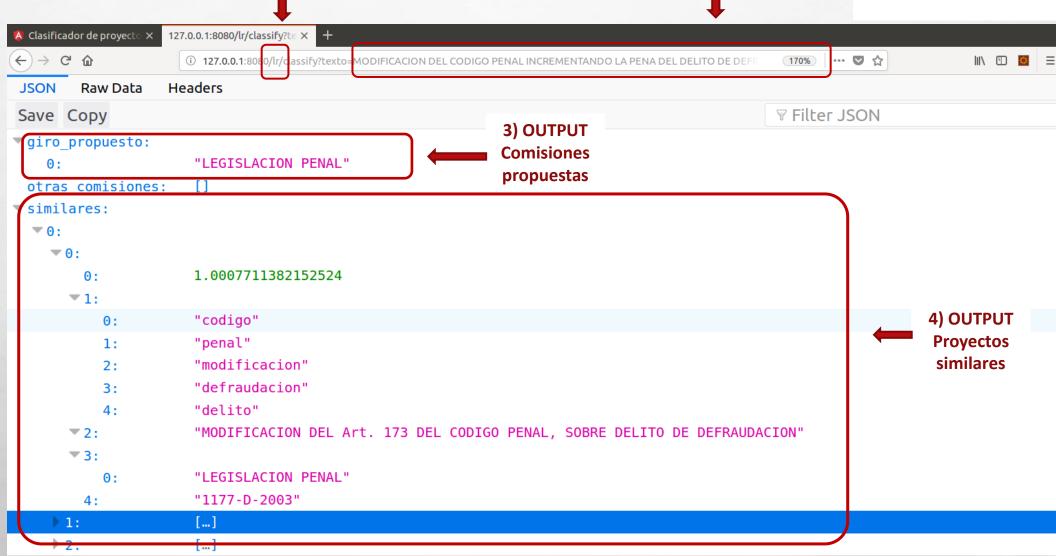
# APLICACIÓN DE PRUEBA

#### WEB SERVICE



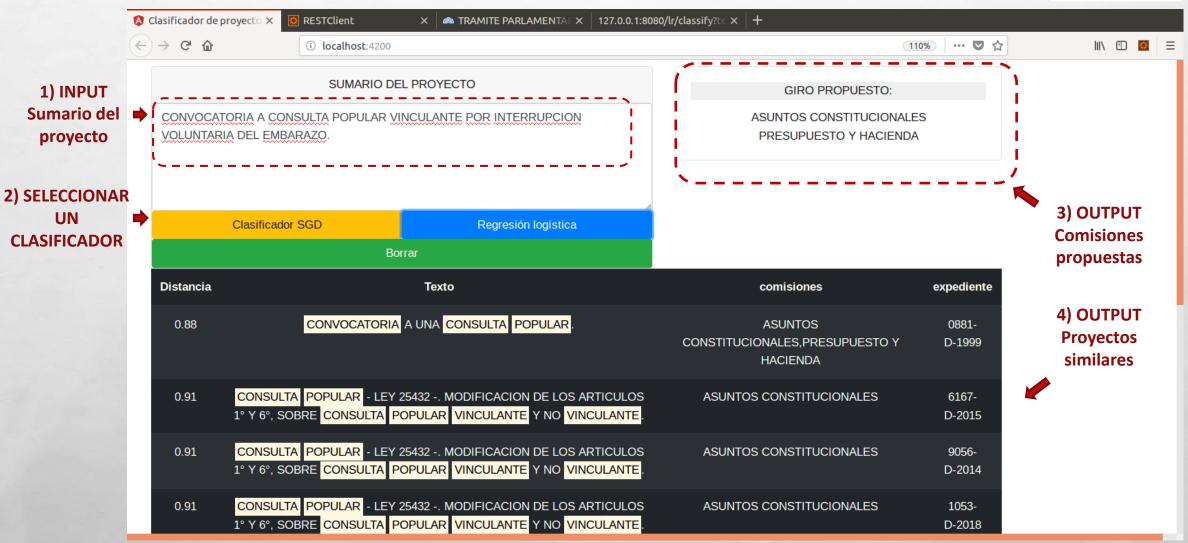






#### APLICACIÓN CLIENTE





MUCHAS GRACIAS!