# Text mining Por tus tweets te definirán

Toni Avia José Antonio Cano Josep Carrasco José Antonio Miras (Pepe)

## ¿De qué datos disponemos?

Disponemos de los siguientes datos.

- 100 tweets de 2800 usuarios anonimizados en formato XML para training
- Dataset con el ID del usuario más su género y variedad de castellano para training
- 100 tweets de 1400 usuarios anonimizados para test
- Dataset con el ID del usuario más su género y variedad de castellano para test





#### Exploración de datos

Para poder trabajar con los datos, en primer lugar tenemos que realizar un tratamiento de los 2800 xml para train y los 1400 xml para test, de manera que consigamos un dataset con una línea por autor.

El set de datos se basa en una **bolsa de palabras** 

vocabulary = [si,q,gracias,vía,hoy,ser,día,mejor,bien,así]

bow\_\*\*\* = [[female,id,0,7,6,4...]...]









- Longitud media de los tweets 2º derivada (máximo, mínimo, ¿cuantiles?..)
  - Por número de caracteres por tweet
  - Por número de palabras por tweet
  - o Por número de frases por tweet (identificando por puntos)
- Se considera como punto de partida que la longitud del tweet sí puede estar relacionada con el género









- Número de menciones por el autor a otros usuarios
  - o Puede que dependiendo del género se hagan más o menos menciones
- Estudio del género de los influencers que siguen las menciones del autor
  - o Construir un dataset de los influencers con su género
- Las relaciones con otros usuario pueden ser relevantes para la determinación del género









- Número de emojis
- Número de hashtag por autor







- Contador por tipo de palabras (verbos, nombre, determinantes...)
- Identificar verbos en primera persona
- Con los dataset de entrenamiento, construir una bolsa de palabras por género









- Extensión del dominio de las urls usadas en los twitts (.es .co...)
  - o una variable con la cantidad de veces que aparece cada extensión en los tweets del autor
- Tener una bolsa de palabras de los temas más comunes para analizar las urls que se están compartiendo
- Puede ser una propiedad muy interesante las url que menciona el autor según su género







# ¿cueces o enriqueces? Siempre hay que enriquecer

- Longitud media de los tweets 2º derivada (máximo, mínimo, ¿cuantiles?..)
  - Por número de caracteres por tweet
  - Por número de palabras por tweet
  - Por número de frases por tweet (identificando por puntos)
- Se considera como punto de partida que la longitud del tweet sí puede estar relacionada con la variedad







### ¿cueces o enriqueces? Menciones

- Número de menciones por el autor a otros usuarios
  - o localización del perfil de la persona con la que el autor se relaciona
  - o y localización del perfil de los amigos del mencionado (2º nivel de relación)
- Estudio de la variedad de los influencers que siguen las menciones del autor
  - Hay que construir un dataset con influencers de cada país
- Las relaciones con otros usuario pueden ser relevantes para la determinación de la variedad







# ¿cueces o enriqueces? Hashtags y emojis

- Contenido de hashtags del autor
  - Comparar los hashtags con las tendencias de cada país
- Podría haber un problema dado que los tweets no son actuales
- Número de emojis 👄 🖴







# ¿cueces o enriqueces? Tipos de Palabras

- Contador por tipo de palabras (verbos, nombre, determinantes...)
- Identificar verbos en primera persona
- Con los dataset de entrenamiento, construir una bolsa de palabras por variedad







# ¿cueces o enriqueces? URL

- Extensión del dominio de las urls usadas en los twitts (.es .co...)
  - o una variable con la cantidad de veces que aparece cada extensión en los tweets del autor
- Tener una bolsa de palabras de los periódicos digitales, para analizar las urls que se están compartiendo
- Puede ser una propiedad muy interesante las url que menciona el autor según su variedad de lenguaje





## Medidas Accuracy sin tocar el dataset

	n=50				n=100			
	GÉNERO		VARIEDAD		GÉNERO		VARIEDAD	
MODELO	train	test	train	test	train	test	train	test
SVM linear	0.6553	0.6657	0.3550	0.3764	0.6542	0.6779	0.4675	0.4893
KNN	0.6092	0.5893	0.2571	0.2807	0.5861	0.6114	0.3067	0.3414
Random F.	0.6621	0.6664	0.3596	0.3600	0.6632	0.6714	0.4764	0.5043
Naive Bayes	0.6028	0.6364	0.2392	0.2814	0.6171	0.6257	0.3221	0.3443
LDA	0.6473	0.6721	0.3626	0.3586	0.6443	0.6743	0.4710	0.4693
Red Neuronal	0.6496	0.6600	0.2803	0.2829	0.6325	0.6629	0.3710	0.3843

#### **GRACIAS POR SU ATENCIÓN**





