

Análisis de Sentimientos de Tweets en español

Mario E. Ferreyra

8 de Septiembre de 2017

Introducción

La tarea de clasificar automáticamente un texto escrito en lenguaje natural en un sentimiento positivo ó negativo, es a veces tan complicada que incluso es difícil poner de acuerdo a diferentes anotadores humanos sobre que clasificación asignar a un texto dado.

La interpretación personal de un individuo es diferente a la de los demás, esta interpretación se ve afectada por distintos factores, como por ejemplo, las experiencias propias de cada persona.

Esta tarea es aún más difícil cuanto más corto sea el texto, y peor escrito esté, como es el caso de los mensajes en redes sociales como Twitter ó Facebook. Estas características son una desventaja, ya que agregan dificultades por lo que se requiere un trabajo previo (como normalizar el texto) para poder realizar un análisis.

Tarea

Para este trabajo nos basamos en la tarea propuesta en la **TASS-2017**, en donde cada tweet tiene 4 posibles niveles de polaridad:

- **NONE**: No se sabe la polaridad del tweet
- **N**: La polaridad del tweet es Negativa
- **NEU**: La polaridad del tweet es Neutra
- **P**: La polaridad del tweet es Positiva

Para la tarea se utilizaron los siguientes Corpus:

- **Corpus de Entrenamiento** compuesto de 1008 tweets
- **Corpus de Desarrollo** compuesto de 506 tweets (para la evaluación del modelo)

Pre-procesamiento de los tweets 1

Lo primero que se hace es un pre-procesamiento de los tweets, es decir, una limpieza del contenido de los mismos:

- Separar el contenido del tweet por palabras y expresiones (tokenizar).
- Reemplazar las letras con tildes por sus respectivas versiones sin tildes.
- Convertir el texto a minúscula.
- Cambiar todas las palabras positivas, palabras negativas, emoticones positivos y emoticones negativos por “positiveword”, “negativeword”, “positiveemoticon” y “negativeemoticon” respectivamente.
- Eliminar URL's, signos de puntuación, nombres de usuarios (i.e. los que comienzan con @. e.g. @user) y caracteres no alfanuméricos.
- Transformar los hashtags en palabras, eliminando su primer carácter (i.e. el símbolo #)

Pre-procesamiento de los tweets 2

- Reducción de elongaciones, por ejemplo:
 - “*hooollaaaa*” → “*hola*”
 - “*jjjaaajjaaja*” → “*jajaja*”
- Cambiar las expresiones de risas por la palabra “*risas*”, por ejemplo:
 - “*jajaja*” → “*risas*”
 - “*jeje*” → “*risas*”
- Remover las Stopwords (palabras que son muy frecuentes pero que no aportan gran valor semántico, como artículos, pronombres, preposiciones, etc. e.g. *de*, *por*, *con*).
- Aplicar a cada palabra el Stemming (proceso por el cual transformamos cada palabra en su raíz), por ejemplo:
 - *maravilloso* → *maravill*
 - *maravilla* → *maravill*
 - *maravillarse* → *maravill*

Clasificación

Luego de haber pre-procesado el contenido de los tweets, se procede a la etapa de clasificación de los mismo, para ello se utilizan distintas combinaciones de vectorizadores y clasificadores.

Los vectorizadores fueron modificados para que apliquen el pre-procesamiento explicado anteriormente a cada tweet.

Resultados

Una vez que los tweets fueron clasificados, evaluamos nuestro modelo usando el **Corpus de Desarrollo**, utilizando las siguientes métricas:

- Accuracy
- Macro-Precision
- Macro-Recall
- Macro-F1

Para concluir, los resultados que se obtuvieron con las distintas combinaciones, rondan los siguientes valores:

- Accuracy: entre el 47.04% y 52.77%
- Macro-Precision: entre el 34.27% y 51.39%
- Macro-Recall: entre el 34.26% y 38.98%
- Macro-F1: entre el 39.09% y 41.72%