

UNIVERSIDAD DE GRANADA

Minería de Medios Sociales máster ciencia de datos e ingeniería de computadores

Minería de Texto

Análisis de Sentimientos

Autor

Ignacio Vellido Expósito ignaciove@correo.ugr.es





ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍAS INFORMÁTICA Y DE TELECOMUNICACIÓN

Curso 2020-2021

1. Clasificación

1.1. Metodología

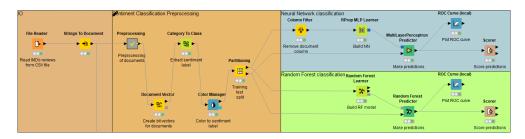


Figura 1: Workflow de la clasificación de sentimientos.

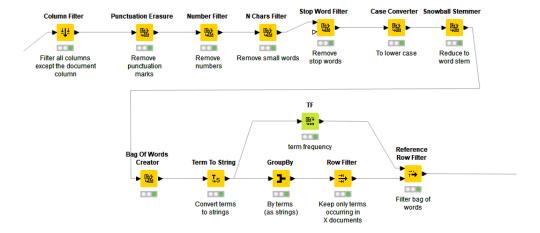


Figura 2: Preprocesamiento de los documentos.

1.2. Resultados

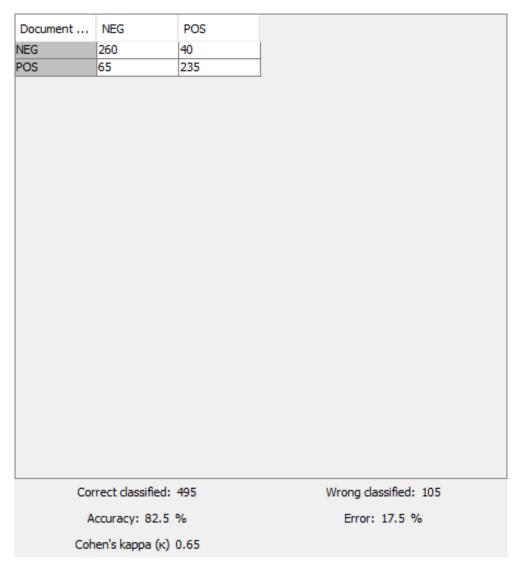


Figura 3: Matriz de confusión con Redes Neuronales.

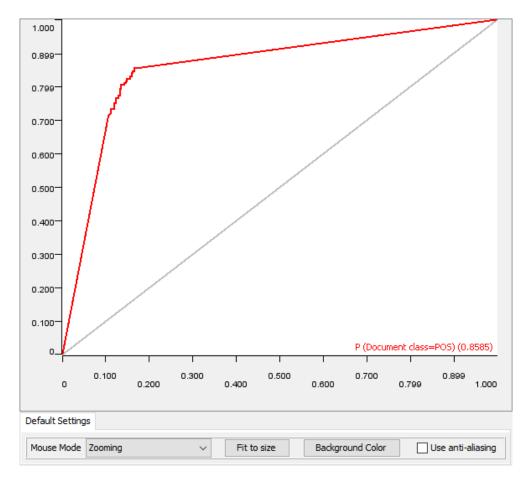


Figura 4: Curva ROC con Redes Neuronales.

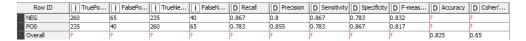


Figura 5: Medidas estadísticas con Redes Neuronales.

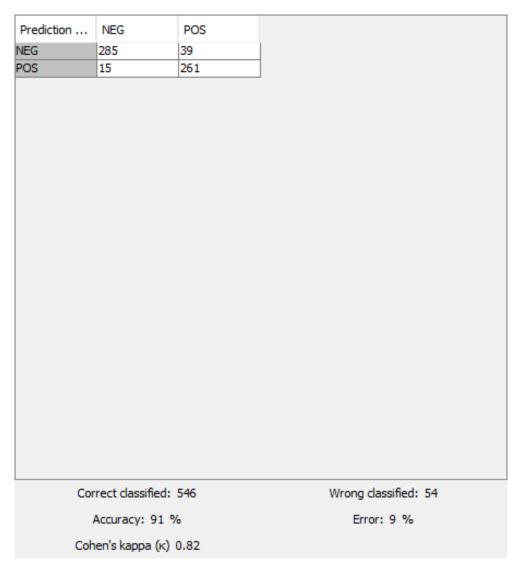


Figura 6: Matriz de confusión con Redes Neuronales.

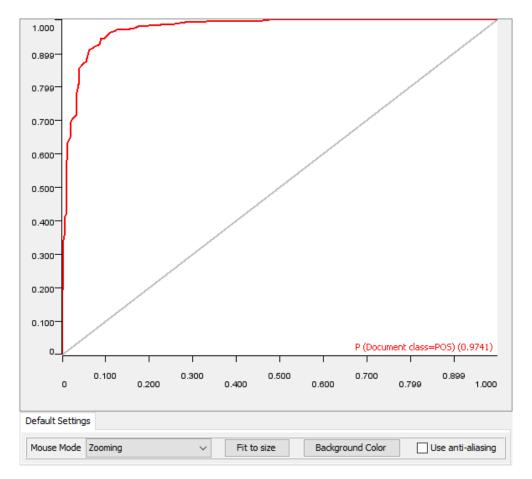


Figura 7: Curva ROC con Random Forest.



Figura 8: Medidas estadísticas con Random Forest.

2. Análisis de Sentimientos

2.1. Metodología

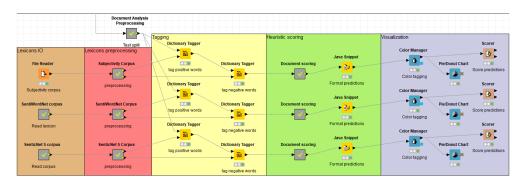


Figura 9: Workflow general del análisis de sentimientos.

Para hacer una comparativa justa de resultados, se aplica el análisis de sentimientos a la misma partición de test con la que se evalúan los métodos de clasificación.

Como preprocesamiento de los documentos aplicamos un Parts Of Speech tagging y Stanford Lemmatizer para quitar las inflexiones de las palabras.

Por otro lado, la lectura de los lexicon varía con cada uno:

- Para el corpus MPQA se usa el mismo procedimiento proporcionado en clase.
- Para SentiWordNet, puesto que cada synterm puede contener más de una palabra, estas se separan en nuevas fila con los mismos valores de sentimiento. Seguidamente

calculamos el valor de objetividad como 1 - (POS + NEG) y a cada término le asignamos un valor **neutral** si ambos PosScore y NegScore son iguales, en otro caso se le asigna la etiqueta con el score más alto. Por último agrupamos las filas dónde

coincidan el synterm, de forma que no se etiqueten algunas palabras con sentimientos diferentes. Para ello hacemos uso del nodo $Group\ By$ y asignamos el sentimiento y el valor de objetividad en base a la moda y a la media respectivamente.

■ Para SenticNet modificamos el delimitador de columna por uno nuevo, y le asociamos a cada término el valor de **polarity** indicado.

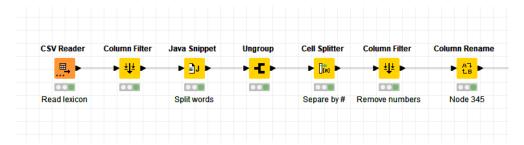


Figura 10: Lectura del lexicon SentiWordNet.

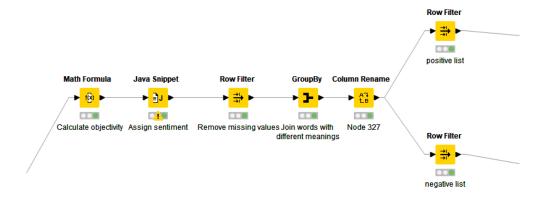


Figura 11: Preprocesamiento del lexicon SentiWordNet.

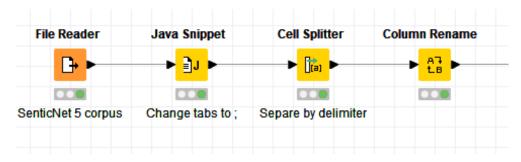


Figura 12: Lectura del lexicon SenticNet.

Finalmente asignamos a cada documento el sentimiento en base al mayor número de palabras que tenga de uno u otro.

2.2. Resultados

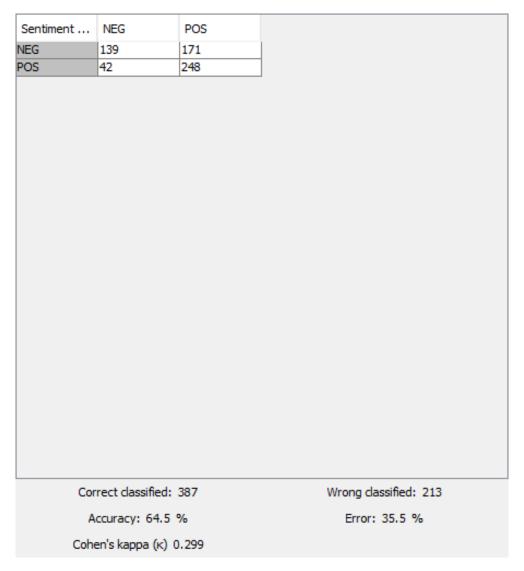


Figura 13: Matriz de confusión con MPQA.

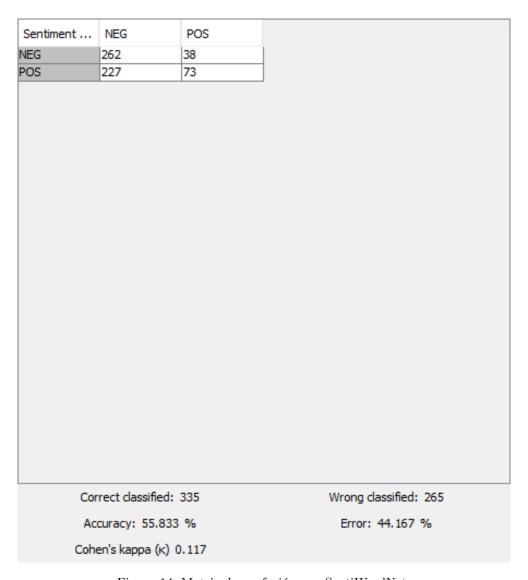


Figura 14: Matriz de confusión con SentiWordNet.

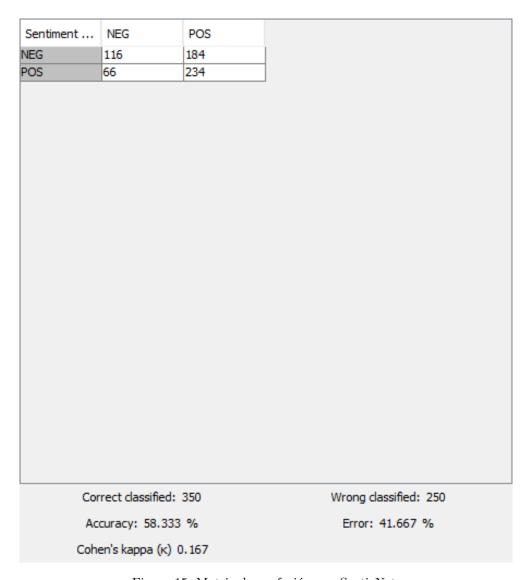


Figura 15: Matriz de confusión con Sentic Net.

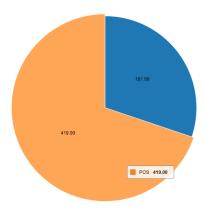


Figura 16: Pie chart con MPQA.

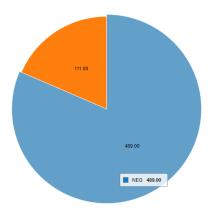


Figura 17: Pie chart con SentiWordNet.

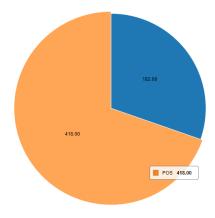


Figura 18: Pie chart con SenticNet.

3. Conclusiones

Método	Precisión	Kappa
MPQA	64.5	0.299
SentiWordNet	55.8	0.117
SenticNet	58.3	0.167
Redes Neuronales	82.5	0.65
Random Forest	91.0	0.82

Cuadro 1: Tabla de resultados generales.