

## **Análisis de sentimiento a nivel de documento en críticas de cine en español**

Maritza Flores Domínguez, José Luis Tapia Fabela

Universidad Autónoma del Estado de México,  
Unidad Académica Profesional Tianguistenco,  
División de estudios de posgrado,  
México

maritza\_fd@outlook.com,  
joseluis.fabela@gmail.com

**Resumen.** El análisis de sentimiento (AS) determina la polaridad en los textos que contienen opinión. En la actualidad la mayoría de las investigaciones de AS se enfocan al idioma inglés a pesar de que cada día se hace más presente el español en la web. Por lo tanto, en este trabajo se desarrolló un método de AS a nivel de documento utilizando el corpus *muchocine* en español. El método propuesto emplea la red neuronal back-propagation para clasificar el corpus en cinco clases. Para esto se crearon diferentes muestras de entrenamiento normalizadas con tres tipos de preprocesamiento y se representaron mediante un conjunto de vectores binarios. Los resultados obtenidos muestran que el accuracy obtenido de evaluar la red es similar al de los clasificadores del estado del arte, debido a la muestra de entrenamiento, la configuración de la red, el número de clases utilizadas, así como al número de críticas empleadas.

**Palabras clave:** Análisis de sentimiento, nivel de documento, clasificación de la polaridad, red neuronal back-propagation, corpus de opiniones en español.

### **Document-Level Sentiment Analysis in Spanish Film Reviews**

**Abstract.** Sentimental analysis (SA) determines the polarity in texts containing opinion. At present, most SA research focuses on the English language despite the fact that Spanish is increasingly present on the web. Therefore, in this work a method of SA was developed at the document level using the *muchocine* corpus in Spanish. The proposed method uses the back-propagation neural network to classify the corpus into five classes. For this purpose, different standardized training samples were created with three types of pre-processing and represented by a set of binary vectors. The results obtained show that the accuracy obtained from evaluating the network is similar to that of the state-of-the-art classifiers, due to the training sample, the network configuration, the number of classes used, as well as the number of reviews employed.

**Keywords:** Sentiment analysis, document level, polarity classification, back-propagation neural network, opinion corpus in Spanish.

## 1. Introducción

Saber qué piensan otras personas es importante durante el proceso de toma de decisiones [1]. Usando las opiniones resumidas de otros podemos decidir con mayor certeza. En la antigüedad para tomar buenas decisiones las personas recurrían a la interpretación de las entrañas de animales, el humo o los sueños. Los chinos usaban la sabiduría poética y el I Ching; los griegos consultaban el oráculo de Delfos [2]. En los 90's las personas para obtener información respecto de algún producto o servicio que deseaban adquirir preguntaban a sus amigos, conocidos, vecinos o familiares.

Con la llegada de la web 2.0 la forma de adquirir información cambió. Con el surgimiento de las redes sociales, foros, aplicaciones web, blogs, etc. [3] miles de usuarios que navegan a través de ellas hacen que la información crezca de manera exponencial, resultando imposible leer una a una todas sus opiniones. De la web 2.0 se pueden distinguir dos tipos textuales: los hechos, que representan oraciones objetivas que no emiten sentimiento y las opiniones, que describen el sentimiento que los usuarios emiten respecto a entidades y que resultan importantes al tomar decisiones [4]. El procesamiento del lenguaje natural PLN tiene entre sus múltiples tareas la clasificación de textos. Partiendo del concepto de clasificar los textos de forma automática con base en la opinión emitida por los usuarios de la web 2.0 surge el análisis de sentimiento (AS) [5].

La mayoría de las investigaciones realizadas en el análisis de sentimiento, se encuentran enfocadas al idioma inglés [6]. Existe una carencia de investigaciones de análisis de sentimiento (AS) en otros idiomas, esto resulta un problema si tenemos en cuenta que el AS nos permite tomar decisiones basados en las opiniones resumidas de otros y que en la web cada día se hace más presente el uso de idiomas diferentes al inglés entre ellos el español.

En este trabajo se desarrolló un método de análisis de sentimiento a nivel de documento en críticas de películas en español utilizando las opiniones contenidas en el corpus muchocine creado por Cruz [7]. Clasificar las opiniones del corpus muchocine es una tarea donde se encontraron áreas de oportunidad al analizar los trabajos del estado del arte. En el trabajo de Cruz [7] se realizaron experimentos aleatorios seleccionando 400 críticas del corpus. Se seleccionaron 200 críticas, puntuadas con 1 y 2 para conformar las críticas negativas. Las otras 200 críticas puntuadas con 4 y 5 se consideraron como críticas positivas. Cruz no utilizó el corpus completo por limitaciones de tiempo debido a que el cálculo de la orientación semántica es un proceso lento que depende del buscador Alta Vista, por lo tanto, clasifica las opiniones del corpus en dos clases. Cada solicitud al buscador tiene un lapso de tiempo de cinco segundos de espera, de esta forma no se satura al servidor de Alta Vista para que no les denegó el servicio.

En el trabajo de [8] se presenta un caso similar con respecto al trabajo de [7]. Las críticas con puntuaciones de 1 y 2 son consideradas como negativas y las críticas con puntuación 4 y 5 son consideradas como críticas positivas, por lo tanto, el número de críticas utilizadas es de 2,625: 1,274 corresponde a críticas negativas y 1,351 corresponden a críticas positivas. En ambos trabajos no utilizan las críticas con puntuación 3 (críticas neutras), limitándose a clasificar las opiniones en dos clases. Utilizar menos clases para clasificar las críticas de cine en español da ventaja al clasificador ya que existe menos confusión en el proceso y se puede obtener un

accuracy superior al 80%. Sin embargo, no representa la realidad del problema debido a que dos clases no aportan la información suficiente a los usuarios para decidir qué película ver.

El método de análisis de sentimiento a nivel de documento en críticas de cine en español desarrollado, se propuso a partir del análisis de las metodologías utilizadas en el estado del arte. Está formado de tres etapas. La primera etapa aplica pre-procesamiento al corpus: se sustituyen las palabras con acentos, se eliminan las stopwords y signos de puntuación. La segunda etapa representa las críticas que conforma el corpus muchocine en un conjunto de vectores binarios, mediante el uso de bolsa de palabras y pesado booleano. En la tercera etapa el corpus se clasifica en cinco clases utilizando la red neuronal back-propagation, mediante una validación cruzada de 10 particiones. Posteriormente se evaluó el accuracy obtenido por la red. Para evaluar accuracy de la red neuronal back-propagation se crearon cinco muestras de entrenamiento diferentes con características específicas. A la primera muestra no se le aplica pre-procesamiento. En la segunda muestra se sustituyen las palabras que están acentuadas. En la tercera muestra se eliminan las stopwords. En la cuarta muestra se eliminan los signos de puntuación. En la quinta muestra se sustituyen los acentos y se eliminan las stopwords. Finalmente, en la sexta muestra se sustituyen acentos, se eliminan los signos de puntuación y stopwords. Concluida la etapa de experimentación con cada muestra de entrenamiento se seleccionó la que obtuvo mejor accuracy y se usó en el comparativo realizado con los trabajos del estado del arte, obteniendo un accuracy superior al 80% en la clasificación.

Es importante resaltar que en nuestro trabajo de investigación se utilizó las 3878 críticas del corpus muchocine del año 2008. El AS se realizó a nivel de documento. Además, no se trabajaron con emoticonos debido a la estructura del corpus.

El presente trabajo se estructura de la siguiente forma. La sección 1 establece el propósito e importancia de la investigación. Pone en contexto la investigación con los trabajos anteriores. En la sección 2 se analizan los métodos de los trabajos del estado del arte relacionados con el análisis de sentimiento. A partir del análisis se sintetiza el método propuesto. La sección 3 explica la estructura del método propuesto para el análisis de sentimiento en críticas de cine en español. Se describe el corpus que se utilizó, así como el procedimiento que siguió el clasificador. En la sección 4 se muestra la experimentación realizada con el método propuesto. En la sección 5 se discuten los resultados obtenidos de la experimentación y posteriormente se comparan con los resultados de los métodos del estado del arte. En la sección 6 se presentan las conclusiones del trabajo. Finalmente, se exponen los trabajos futuros.

## **2. Estado del arte**

Partiendo de los métodos propuestos por Cruz y Martínez para la tarea de análisis de sentimiento en críticas de cine en español, se propuso un método diferente para la resolución de este problema. La Tabla 1 presenta un comparativo entre los trabajos presentados en el estado del arte que utilizan el corpus muchocine.

En la primera columna de la Tabla 1 se muestran los dos trabajos del estado del arte, es decir, el trabajo de Cruz [7] y Martínez [8]. En el trabajo de Cruz [7] el número de críticas que utilizan es menor, debido a que las críticas con puntuación 1 y 2 se

**Tabla 1.** Estado del arte en el dominio de críticas de cine en español: muchocine.

Trabajos	Clases	No. críticas	Clasificador	Métricas de evaluación
Cruz [7]	Positivo	200	Calculo de la orientación semántica (SO) supervisada.	SO <sub>v1</sub> accuracy = 0.775
	Negativo	200	Calculo de la orientación semántica (SO) no supervisada.	SO <sub>v2</sub> accuracy = 0.695
Martínez [8]	Positivo	1274	Máquina de Soporte Vectorial (SVM)	Accuracy = 0.8773
	Negativo	1351		Recuerdo = 0.8769
			Naive Bayes	F1 – measure = 0.8771
				Accuracy = 0.8408
				Recuerdo = 0.8401
				F1 – measure = 0.8404

consideran como críticas negativas y las críticas con puntuación 4 y 5 son consideradas críticas positivas, clasificando las críticas en dos clases. Cruz no utilizó el corpus completo por limitaciones de tiempo debido a que el cálculo de la orientación semántica es un proceso lento que depende del buscador Alta Vista. Cada solicitud al buscador tiene un lapso de tiempo de cinco segundos de espera, de esta forma no se satura al servidor de Alta Vista, de lo contrario les denegaría el servicio.

En el trabajo de Martínez [8] se presenta un caso similar con respecto al trabajo de Cruz [7]. Las críticas con puntuaciones de 1 y 2 son consideradas como negativas y las críticas con puntuación 4 y 5 son consideradas como críticas positivas, trabajan con dos clases. En ambos trabajos no utilizan las críticas con puntuación 3 (críticas neutras). También podemos observar en la Tabla 1 que Cruz [8] utilizan dos clasificadores diferentes para sus experimentos, en el cual SVM es el clasificador que arroja mejores resultados.

Estas áreas de oportunidad encontradas en los trabajos de Cruz [7] y Martínez [8] son tomados en cuenta para este trabajo de investigación.

El método propuesto en esta investigación pretende trabajar con 5 clases: críticas muy negativas con puntuación 1, críticas negativas con puntuación 2, críticas neutras con puntuación 3, críticas positivas con puntuación 4 y críticas muy positivas con puntuación 5. Además, de emplear un clasificador diferente y poco utilizado en la tarea de análisis de sentimiento bajo el dominio de críticas de cine en español.

La idea de desarrollar un nuevo método basado en RNA, surge de revisar los trabajos del estado del arte. Estos trabajos sustentan el uso de un nuevo clasificador en la tarea de análisis de sentimiento en críticas de cine en español.

### 3. Método

El análisis de sentimiento nos permite asignar automáticamente un conjunto de opiniones a una serie de categorías. Su propósito es determinar cuáles expresan una opinión negativa o positiva. Los resultados del clasificador van a depender del pre-procesamiento del corpus, la forma de representar el texto contenido o incluso del clasificador utilizado.

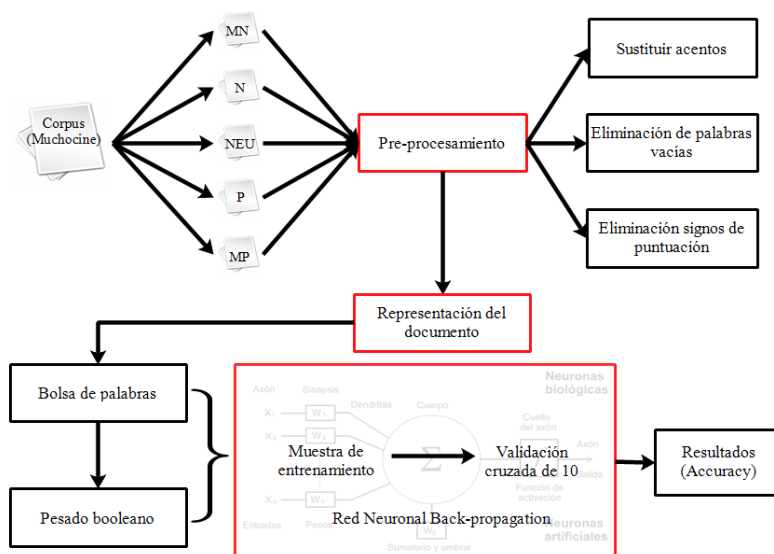


Fig. 1. Método propuesto.

En este trabajo se implementó un método de análisis de sentimiento en críticas de cine en español conformado de tres etapas, Fig.1. La primera etapa tiene como objetivo aplicar pre-procesamiento en el texto del corpus como: sustituir los acentos de las palabras, eliminar las stopwords y los signos de puntuación. En la segunda etapa las críticas son representadas mediante vectores binarios, utilizando bolsa de palabras y pesado booleano. En la tercera etapa, las críticas son clasificadas por la red neuronal back-propagation, mediante una validación cruzada de 10 particiones, evaluando el accuracy de la red.

#### 3.1 Corpus Muchocine

Muchocine es una web [9] destinada a una comunidad de críticas de películas en el idioma español. Las críticas contenidas en la web muchocine se encuentran ordenadas de tres formas: por género, nombre de la película y cine por décadas.

**Tabla 2.** Distribución del corpus muchocine.

Puntuación	No. De críticas
1	351
2	923
3	1253
4	890
5	461
Total de críticas	3878

El corpus muchocine en español de Cruz [7], fue extraído de las páginas HTML de cada una de las críticas de las películas contenidas en la web muchocine en febrero de 2008.

Dicha colección está constituida por 3878 críticas. Puntuadas con valores de 1 a 5. El valor 1 representa una película muy mala, 2 representa una película mala, las catalogadas en 3 son neutras, 4 representa una película buena y el 5 una película muy buena. El número de documentos sobre los que se han realizado experimentos se muestran en la siguiente Tabla 2.

Las críticas que conforman el corpus son escritas por usuarios comunes añadiendo dificultad a la tarea que se pretende resolver. Los textos pueden contener faltas de ortografía, puede haber incoherencias, error en los signos de puntuación, además de presentar distinto tamaño.

Las páginas HTML que conforman las críticas fueron transformadas en ficheros XML (uno por cada crítica). La estructura de dichos ficheros consta de: nombre del autor que realiza la crítica de la película, el nombre de la película, la puntuación asignada por el usuario, un breve resumen de la película y la crítica como tal.

### 3.2 Creación de las muestras de entrenamiento

Se crean seis muestras diferentes de entrenamiento para probar la red, así escoger la que da mejores resultados:

1. Muestra\_MuchoCine1.xlsx (sin pre-procesamiento),
2. Muestra\_MuchoCine2.xlsx (sustituir acentos),
3. Muestra\_MuchoCine3.xlsx (eliminar stopwords),
4. Muestra\_MuchoCine4.xlsx (eliminar signos de puntuación),
5. Muestra\_MuchoCine5.xlsx (eliminar stopwords y signos de puntuación),
6. Muestra\_MuchoCine6.xlsx (sustituir acentos, eliminar stopwords y signos de puntuación).

### 3.3 División de los datos

Concluida la etapa de pre-procesamiento del corpus muchocine, las críticas se transformaron en un conjunto de vectores binarios almacenados en archivos con formato *xlsx*. Uno con las críticas Muestra-MuchoCine y el otro con las clases Targets\_MuchoCine.

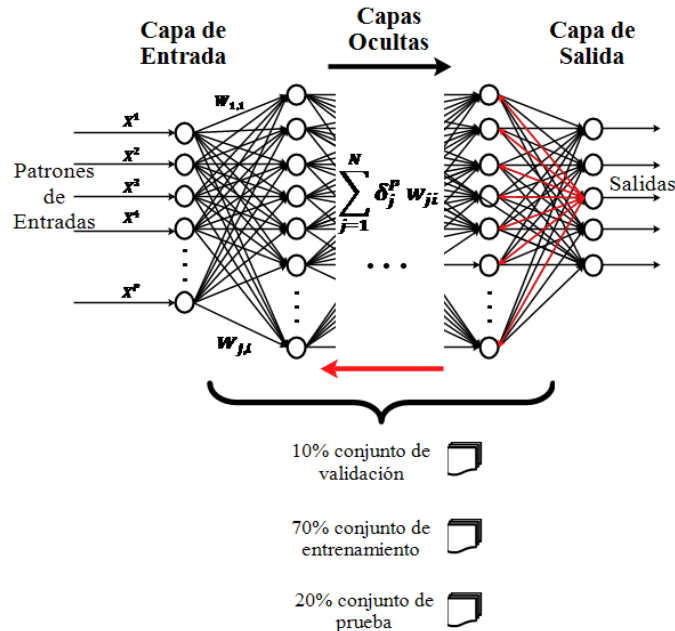


Fig. 2. División de los datos.

La red neuronal back-propagation se configuró para dividir aleatoriamente la Muestra-MuchoCine.xlsx en tres conjuntos de datos: entrenamiento, validación y prueba, Fig. 2:

1. El conjunto de validación utilizó solo el 10% de la Muestra-MuchoCine.xlsx para detener el entrenamiento de la red antes que se sobreajuste (validación cruzada de 10 particiones).
2. El conjunto de entrenamiento utilizó el 70% de la Muestra-MuchoCine.xlsx.
3. Para el conjunto de prueba se utilizó el 20% de la Muestra-MuchoCine.xlsx. Los vectores que la conforman no pertenecen a los dos conjuntos anteriores.

Donde:

1. Se inicializa los pesos (valores pequeños aleatorios).
2. Se escoge un patrón de entrada  $X^P$ .
3. Se realiza el proceso de propagación hacia adelante, a través de toda la red hasta que la activación alcance las neuronas de la capa de salida.
4. La red calcula los valores de  $\delta$  para las capas de salida,  $\delta_j^p = (t_j^p - o_j^p) f' (Act_j^p)$  usando los valores de las salidas deseadas para el patrón de entrada seleccionado.
5. La red calcula los valores  $\delta$  para la capa oculta  $\delta_j^p = \sum_{i=1}^N \delta_i^p w_{ji} f' (Act_j^p)$ .
6. Se actualiza los pesos utilizando la fórmula:  $\Delta_p w_{ij} = y \delta_i^p o_j^p$ .

7. La red repite el paso 2 al 6 para todas las entradas que conforman la red.

Aquí  $f'(Act_j^p)$  representa la derivada de la función de activación [10].

### 3.4 Configuración de la red back-propagation

En la Tabla 3 se muestran los parámetros que se usaron para la configuración de la red back-propagation en MATLAB. Las entradas están formadas por los conjuntos de vectores contenidos en el archivo Muestra\_MuchoCine.xlsx. Las salidas están contenidas en el archivo Targets\_MuchoCine.xlsx.

**Tabla 3.** Configuración de los parámetros de la red back-propagation en MATLAB.

Parámetros	
Entradas	Muestra_MuchoCine#.xlsx
Salidas	Targets_MuchoCine#.xlsx
Tamaño de las capas ocultas	3878 neuronas
División de datos (aleatoriamente)	70% conjunto de datos de entrenamiento 20% conjunto de datos de prueba 10% validación cruzada
Entrenamiento	Gradiente conjugado escalado (función trainscg back-propagation)
Rendimiento	Entropía cruzada (función crossentropy)
Gráficos	Matriz de confusión (función plotconfusion) Curvas ROC (función plotroc)
Número de iteraciones	1000
Métrica de evaluación	Accuracy

El tamaño de las capas ocultas de la red es de 3878 neuronas. Esto es equivalente al número de vectores contenidos en la Muestra\_MuchoCine.xlsx. Debemos tener en cuenta que el número de neuronas ocultas determina la capacidad de generalización de la red. El número de neuronas ocultas se tomó de acuerdo con lo dicho por Hernández [11].

Hernández [11] propone que el número de neuronas debe ser menor al número de patrones de entradas.

Esto para evitar problemas de memorización. Se optó por usar 3878 neuronas en las capas ocultas. Se usó una validación cruzada de 10 particiones. La división para los conjuntos de datos se hizo tomando valores aleatorios.

Los parámetros utilizados para la configuración de la back-propagation en MATLAB son:



1. Para el entrenamiento se utilizó la función `trainseq` que es el gradiente conjugado escalado.
2. Para evaluar el rendimiento de la red se usó la función `Cross-Entropy`.
3. La red realiza un proceso de 1000 iteraciones para el entrenamiento, prueba y validación.
4. Se calcula el `accuracy` como métrica de evaluación.
5. Los resultados obtenidos son graficados mediante la matriz de confusión y las curvas ROC.

## 4. Experimentación

### 4.1 Pruebas con las muestras de entrenamiento

La Tabla 4 muestra el `accuracy` de la red neuronal `back-propagation` con las seis muestras de entrenamiento creadas. Los resultados están ordenados de forma descendente.

**Tabla 4.** `Accuracy` de la red `back-propagation` al utilizar diferentes muestras de entrenamiento.

Muestra	Pre-procesamiento	Accuracy
Muestra 6 - Muestra_MuchoCine6. xlsx	Sustituir acentos, eliminar stopwords y signos de puntuación	0.8499
Muestra 5 - Muestra_MuchoCine5. xlsx	Sustituir acentos y eliminar stopwords	0.8383
Muestra 2 - Muestra_MuchoCine2. xlsx	Sustituir acentos	0.7891
Muestra 3 - Muestra_MuchoCine3. xlsx	Eliminar stopwords	0.7829
Muestra 1 - Muestra_MuchoCine1. xlsx	Sin pre-procesamiento	0.6877
Muestra 4 - Muestra_MuchoCine4. xlsx	Eliminar signos de puntuación	0.6091

Con la sexta muestra de entrenamiento se obtiene el mejor resultado de la experimentación (un `accuracy` de 0.8499).

En esta se aplican tres diferentes pre-procesamientos: sustituir acentos, eliminar stopwords y signos de puntuación. El pre-procesamiento ayudó al clasificador a interpretar de forma correcta las críticas debido a la eliminación de stopwords que por su frecuencia semántica no ayudan al entendimiento del texto contenido.

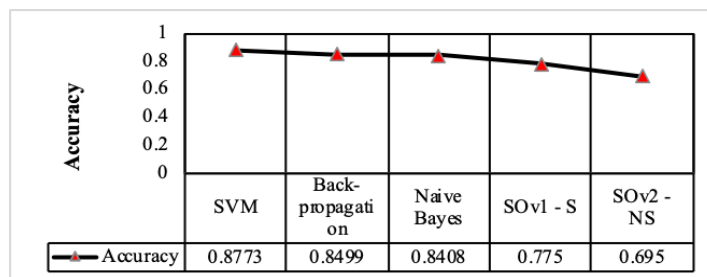


Fig. 1. Comparativa de los resultados obtenidos con el estado del arte.

Tabla 5. Posición del método propuesto en el estado del arte.

Posición	Autores	Clasificador	No. de Clases	No. de críticas	Accuracy
1	Martínez [8]	SVM	2 (Negativo, Positivo)	2625	0.8773
2	Método propuesto	Back-propagation	5 (Muy negativo, Negativo, Neutro, Positivo, Muy Positivo)	3878	0.8499
3	Martínez [8]	Naive Bayes	2 (Negativo, Positivo)	2625	0.8408
4	Cruz [7]	SO <sub>v1</sub> - S	2 (Negativo, Positivo)	200	0.775
5	Cruz [7]	SO <sub>v2</sub> - NS	2 (Negativo, Positivo)	200	0.695

Por otra parte, al combinar el pre-procesamiento anterior con sustituir acentos y eliminar signos de puntuación las funciones gramaticales y las relaciones sintácticas permanecen intactas. La quinta muestra de entrenamiento obtiene un accuracy del 0.8383. Los resultados son aceptables, debido a que se aplican dos tipos de pre-procesamiento al corpus, lo cual ayuda a mejorar la calidad en los textos. En la segunda muestra se sustituyen los acentos en el corpus y se obtiene un accuracy de 0.7891, lo anterior coincide con lo reportado en el estado del arte [12-13].

En la tercera muestra se eliminan las stopwords del corpus y da como resultado un accuracy de 0.7829. El accuracy obtenido con la tercera muestra es producto de la eliminación de aquellas palabras que por su frecuencia semántica no poseen valor alguno. Con esto, el clasificador distingue correctamente las críticas.

En la primera muestra el accuracy es de 0.6877. Esto se debe a que el texto sin pre-procesamiento es interpretado incorrectamente por el clasificador. Finalmente, con la cuarta muestra se obtienen un accuracy de 0.6091. El resultado es bajo porque los signos de puntuación ayudan a determinar las funciones gramaticales y las relaciones sintácticas entre los distintos enunciados del corpus, sin ellos es difícil la interpretación del texto.

## 5. Resultados y discusión

En la Gráfica 1 se muestra la comparativa del estado del arte con los resultados obtenidos, accuracy de 0.8499. La red neuronal back-propagation alcanza el segundo

lugar dentro de los clasificadores usados en la tarea de análisis de sentimiento en críticas de cine en español en el corpus muchocine. La propuesta supera los dos resultados de Cruz [7] en donde utilizan orientación semántica con una semilla ( $SO_{V1} - S$ ) de forma supervisada y orientación semántica no supervisada utilizando dos semillas ( $SO_{V2} - S$ ). También se superan los resultados obtenidos por Martínez [8] donde utilizan Naive Bayes y obtienen un accuracy de 0.8408.

De igual forma, en la Tabla 5 se observa la posición del método propuesto en el estado del arte. Los resultados obtenidos (segunda posición) son satisfactorios considerando que empleamos cinco clases para categorizar las opiniones. Además, de las 3878 críticas que conforman el corpus muchocine en su totalidad, lo cual añade dificultad a la tarea.

En comparación, los trabajos del estado del arte solo usan una parte del corpus y se limitan a clasificar las opiniones en positivas y negativas lo que da ventajas al desempeño del clasificador.

En la tarea de análisis de sentimiento en críticas de cine en español usando el corpus muchocine se han utilizado diferentes clasificadores. El método propuesto en este trabajo emplea la red neuronal back-propagation evaluada con la métrica accuracy.

Otros trabajos como el de Cruz [7] utilizan como clasificador el cálculo de la orientación semántica de forma supervisada y no supervisada. Por otro lado, Martínez [8] utilizan dos clasificadores Naive Bayes y SVM y evalúan accuracy, recuerdo y F1 – measure en ambos.

Se compara a detalle el método propuesto con otros trabajos. Se analiza el número de críticas utilizadas, el número de clases, el pre-procesamiento utilizado, los modelos de selección de términos, pesado de términos, el clasificador y las métricas utilizadas para la evaluación del clasificador. Se puede observar que el método propuesto utiliza 3878 críticas (el 100% del corpus), clasificadas en cinco clases (461 Muy positivo, 890 Positivo, 1253 Neutro, 923 Negativo y 351 Muy Negativo). Mientras que, Cruz [7] utilizan 200 críticas negativas y 200 críticas positivas, de forma similar, Martínez [8] utilizan 1351 críticas positivas y 1274 críticas negativas. Además, los dos trabajos comparados clasifican las críticas en positivas y negativas, a pesar de que el corpus muchocine 2008 está diseñado para cinco clases.

En cuanto a pre-procesamiento, el método propuesto utiliza tres tipos: sustituir acentos, eliminar stopwords y signos de puntuación. Los trabajos del estado del arte emplean diferentes tipos de pre-procesamiento: Cruz [7] tokenizan el corpus, mientras que Martínez [8] utilizan stopper y stemming.

Para el modelo de selección de términos y pesado tenemos que el método propuesto utiliza una bolsa de palabras en conjunto con el pesado booleano, para crear los vectores binarios que representan al corpus. En comparación, Martínez [8] utilizan diferentes pesados de términos (TF-IDF, TF, TO y BTO); de forma similar, Cruz [7] extraen bigramas a través de patrones morfosintácticos simples.

La red neuronal back-propagation, supera al clasificador de orientación semántica supervisada y no supervisada utilizado por Cruz [7]; así como al clasificador Naive Bayes utilizado por Martínez [8]. Pero no supera al clasificador SVM utilizado por Martínez [8]. La diferencia entre el accuracy de la SVM y la red neuronal back-propagation es mínima (0.0274). Sin embargo, es importante tener en cuenta que el método propuesto es el más completo porque utiliza todas las críticas que conforman el corpus y las clasifica en cinco clases.

## 6. Conclusiones

En este trabajo se desarrolló un método de AS usando la red neuronal back-propagation que permite clasificar las críticas de cine en español a nivel de documento en cinco clases. El método propuesto se aplica para su experimentación en el corpus muchocine del año 2008 obteniendo un accuracy de 0.8499 al clasificar de las críticas de cine en español. Clasificar las opiniones en cinco clases, aporta más información a los usuarios para tomar buenas decisiones.

La red neuronal back-propagation demuestra ser un clasificador que sobresale en el AS al obtener el sentimiento general de las opiniones emitidas en el corpus. La red neuronal back-propagation obtiene el mejor resultado en el proceso de clasificación de las opiniones utilizando: 3878 neuronas en las capas ocultas, divide la muestra en dos subconjuntos de datos una para entrenamiento, otra para prueba y utiliza una validación cruzada de 10 particiones.

En cuanto al pre-procesamiento, se demostró que al aplicar tres tipos de pre-procesamiento: sustituir acentos, eliminar stopwords y signos de puntuación; ayuda al clasificador a interpretar de forma correcta las críticas y a mejorar el desempeño y rendimiento del clasificador.

## 7. Trabajos futuros

Los trabajos futuros estarán dirigidos a desarrollar un corpus a partir de los resúmenes del corpus muchocine. Con la finalidad de mejorar el accuracy obtenido, se propone incorporar una red neuronal convolucional al método para clasificar en cinco clases el corpus original y el nuevo.

## Referencias

1. Pang, B., Lee, L.: *Opinion Mining and Sentiment Analysis*. New York (2008)
2. Buchanan, L., O'Connell, A.: *Una breve historia de la toma de decisiones* (2006)
3. Carrillo de Albornoz-Cuadrado, J.: *Un Modelo Lingüístico-Semántico Basado en Emociones para la Clasificación de Textos Según su Polaridad e Intensidad*. Departamento de Ingeniería de Software e Inteligencia Artificial, Facultad de Informática, Universidad Complutense de Madrid, Tesis de Doctorado (2011)
4. Agarwal, B., Mittal, N.: *Prominent feature extraction for sentiment analysis*. Springer (2016)
5. Martínez-Cámara, E., Valdibia, M., Teresa, M., Ureña, A.: *Análisis de sentimientos*. SINAI, Sistemas Inteligentes de Acceso a la Información (2020)
6. Jiménez, Z.: Salud, M., Martínez, E., Martín-Valdivia, M.T., Ureña-López, L.A.: *Desafíos del análisis de sentimientos*. Actas de las V Jornadas TIMM, pp. 15–18 (2014)
7. Cruz, F., Troyano, L., Enríquez, F., Ortega, J.: *Clasificación de documentos basada en la opinión: experimentos con un corpus de críticas de cine en español*. *Procesamiento del lenguaje Natural*, 4, pp. 73–80 (2008)
8. Martínez-Cámara, E., Perea-Ortega, J.M., Martín-Valdivia, M.T., Ureña-López, L.A.: *Técnicas de clasificación de opiniones aplicadas a un corpus en español*. Departamento de Informática. Escuela Superior de Jaén. Universidad de Jaén, 47. pp. 163–170 (2011)
9. Trujillo, V.: *Muchocine*. <http://www.muchocine.net/> (s.f.) (2012)
10. Henry-Winston, P.: *Inteligencia artificial*. Addison Wesley Iberoamericana (1992)

11. Hernández-Orallo, J., Ramírez-Quintana, M.J., Ferri-Ramírez, C.: Introducción a la minería de datos. Madrid: Pearson (2004)
12. Montejo-Raéz, A., Díaz Galiano M.C.: Participación de SINAI en TASS 2016. pp. 41–45 (2016)
13. Dubiau, L., Ale, J.M.: Análisis de sentimientos sobre un corpus en español: Experimentación con un Caso de Estudio. In: 14th Argentine Symposium on Artificial Intelligence (2013)