Early Fusion en Características Tradicionales y Profundas para



DETECCIÓN DE IRONÍA EN TWITTER Hairo Ulises Miranda Belmonte Adrián Pastor López-Monroy

Centro de Investigación en Matemáticas A.C.

Resumen

El presente trabajo es un resumen realizado para otro foro con el fin de abordar la tarea de detección de ironía mediante características tradicionales y profundas. Se utiliza la corpora del concurso IroSvA en detección de ironía de variantes al español (México, España y Cuba). Para la detección de la ironía se concatenan tres vectores distintos de características y se introducen a un clasificador (i.e., early fusion), capturando información de: n-gramas, embeddings y unidades ocultas de una red recurrente. Se contrastan los resultados respecto al desempeño individual de cada espacio de características. Como resultado se supera el baseline del concurso. Los resultados presentan fuerte evidencia de la utilidad en la representación de los textos para la identificación de la ironía, independientemente de la variante del idioma.

Bag of Words

Bag of Words (BoW) : extrae características tradicionales basadas en contar palabras. Se utiliza el conocido esquema de ponderación de Frecuencia TF-IDF:

 $\mathbf{TF}\text{-}\mathbf{IDF} = TF * IDF$

 $\mathbf{IDF(t)} = \log_e \frac{\# \ total \ de \ documentos}{\# \ de \ documentos \ con \ en \ el \ trmino \ t}$

 $\mathbf{TF(t)} = \frac{\# \ de \ veces \ que \ el \ trmino \ t \ aparece \ en \ un \ documento}{\# \ total \ de \ trminos \ en \ el \ documento}$

En este trabajo se le refiere como Bolsa de Términos (BoT) a la generalización de características, i.e., n-gramas a nivel de caracteres y palabras.

Word Embeddings

Embeddings: vectores de palabras aprendidas usando Word2Vec. Se evalúa *embeddings* de modelos pre-entrenados:

i) Embedding de 300 dimensiones de Google [2]



word2vec

ii) Embedding de 400 dimensiones de Twitter [1].

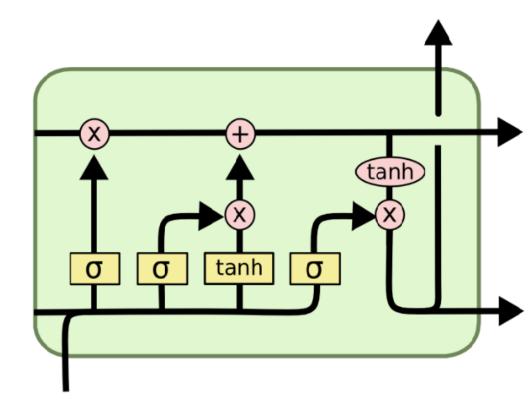


word2ve

La idea es representar a los textos promediando los vectores de características para cada palabra.

Long Short Term Memory

Long Short Term Memory Neural Networks (LSTMs): captura dependencias a largo plazo en los textos.



Se evalua LSTM de dos maneras:

i) se codifica el tweet con LSTM y se utiliza la capa oculta en el último paso para alimentar una máquina de vectores de soporte (SVM).

ii) se hace uso de la función *sigmoide* para clasificar con el LSTM en la capa de salida.

Datos: Irosva (Irony Detection in Spanish Variants)

• La corpora consiste en 9000 mensaje cortos sobre diferentes tópicos escritos en Español -3000 de Cuba, 3000 de México y 3000 de España- con aproximadamente el 80% (2400 twitters), de cada corpus, utilizados como datos de entrenamiento y el 20% (600 twitters) como conjunto de prueba.



Hiperparámetros

- SVM: kernel lineal, párametro de penalización óptimizado.
- Red Neuronal: 1 capa oculta con 512 nodos, Dropout de 0.25, batch size de 50 y óptimizador Adam
- LSTM: 256 unidades ocultas, batch size de 50 y óptimizador Adam
- **BoT** (n-gramas): con 1 a 5 gramas a nivel palabra y carácter. Se selecciona empíricamente los mejores n-gramas para cada tamaño de n con la métrica de χ^2 . La configuración particular que se tiene es: i) 5k unigramas, 3k bigramas y 1k trigramas a nivel palabra, y ii) 5k 3-gramas, 5k 4-gramas y 5k 5-gramas a nivel carácter.

Resultados

Tabla 1. Evaluación detección de Ironía. Resultados muestran métrica F-1 average de distintas representaciones que son ajustadas por un SVM

Representation	México	España	Cuba
BoT	64.27	68.50	60.10
W2V-Google	62.53	66.00	60.64
W2V-Twitter	62.60	65.25	60.65
LSTM	63.30	66.75	60.85

Tabla 2. Evaluación detección de Ironía. Resultados muestran métrica F-1 average de distintas representaciones que son ajustadas por una Red Neuronal

Representation	México	España	Cuba
BoT	60.47	67.31	57.90
W2V-Google	59.75	61.35	55.57
W2V-Twitter	55.65	62.36	52.82
LSTM	60.21	63.25	56.41

Tabla 3. Evaluación detección de Ironía. Resultados muestran métrica F-1 average de distintas representaciones combinadas que son ajustadas por un SVM.

Representation	México	España	Cuba
BoT+W2V-Google	65.40	69.77	61.88
BoT+W2V-Twitter	63.58	67.68	62.15
BoT+LSTM	64.57	68.66	61.81
BoT+W2V-Google+LSTM	66.12	69.04	62.33
BoT	64.27	68.50	60.10
BoT(n-grams)	65.01	68.79	62.05
BoT(n-grams)+W2V-Google+LSTM	67.09	64.49	65.96

Conclusión

- Los patrones locales de los n-gramas, *embeddings* y dependencias largas entre palabras con el LSTM, ayudan a mejorar el rendimiento de clasificación.
- Usando estos atributos, el clasificador mantiene buenas tasas de clasificación debido a la relación entre diferentes tipos de características.
- Se muestran mejores resultados experimentales que el estándar BoT, Word2Vec y LSTM, que han demostrado ser útiles pero mejores cuando se usan conjuntamente.

Referencias

1. Godin, F., Vandersmissen, B., De Neve, W., Van de Walle, R.: Multimedia lab @ acl wnut ner shared task: Named entity recognition for twitter microposts using distributed word representations. pp. 146–153 (2015)

2. Mikolov, T., Sutskever, I., Chen, K., Corrado, G.S., Dean, J.: Distributed representations of words and phrases and their compositionality. pp. 3111–3119 (2013)