Estudio del rendimiento de BERT frente a métodos clásicos de procesamiento de lenguaje natural

Santiago González- Carvajal Centenera.

Tutor: Eduardo César Garrido Merchán.
Ponente: Daniel Hernández Lobato.
Universidad Autónoma de Madrid.

June 16, 2020

Contenidos

Estado del arte

Definición del proyecto

Objetivos

Hipótesis

Asunciones y restricciones

Diseño del proyecto

Diseño del modelo

Diseño técnico

Planificación del proyecto

Implementación

Experimentos

Primer experimento

Segundo experimento

Tercer experimento

Cuarto experimento

Conclusiones y trabajo futuro



Contenidos

Estado del arte

Definición del provect

Objetivos

Hipótesis

Asunciones y restricciones

Diseño del provecto

Diseño del modelo

Diseño técnico

Planificación del provecto

Implementación

Experimentos

Primer experimento

Segundo experimento

Tercer experimento

Cuarto experimento

Conclusiones y trabajo futuro



Motivación

- NLP una rama de la Al y de la lingüística cuyo objetivo es que los computadores entiendan el lenguaje humano.
- Aproximaciones lingüísticas y aproximaciones basadas en ML.
- Problemas como multilingüismo, forma de expresarnos distinta dependiendo de la situación, etc.

Estado del arte

- Enfoques lingüísticos: VADER, STRING (híbrido), etc.
- Enfoques basados en ML: GloVe, word embedding, ELMo, Transformer, LSTM, GPT, ULMFiT, BERT, GPT-2, XLNet, ERNIE, T-NLG, etc. Algunos utilizan TF-IDF o similares para construir el vocabulario.

Contenidos

Estado del arte

Definición del proyecto

Objetivos

Hipótesis Asunciones y restricciones

Diseño del provecto

Diseño del modelo

Diseño técnico

Planificación del proyecto

<mark>Implementaci</mark>ór

Experimentos

Primer experimento

Segundo experimento

Tercer experimento

Cuarto experimento

Conclusiones y trabajo futuro



Objetivos del proyecto

- O-1 Comparar el rendimiento de BERT con algoritmos clásicos en **Inglés**.
- O-2 Comparar el rendimiento de BERT con algoritmos clásicos en otros idiomas.
- O-3 Medir el rendimiento de BERT en alguna clase de **competición**.
- O-4 Demostrar la efectividad de BERT sobre datasets pequeños.
- O-5 Optimización Bayesiana de algunos parámetros de BERT.

Hipótesis del proyecto

- H-1 BERT tiene un mejor rendimiento que algoritmos clásicos.
- H-2 BERT es un modelo capaz de obtener buenos resultados en cualquier idioma.
- H-3 BERT es **fácil de implementar** comparado con los métodos tradicionales.
- H-4 BERT es capaz de conseguir buenos resultados incluso sobre datasets pequeños.

Asunciones y restricciones

- A-1 El modelo BERT utilizado ha sido **pre-entrenado correctamente**.
- A-2 El modelo BERT utilizado está implementado siguiendo la lógica explicada en el **artículo original**.
- A-3 Los paquetes de AutoML son fiables.
- R-1 Equipo disponible: ordenador personal.
- R-2 Tiempo disponible: 300 horas.
- R-3 La situación vivida con el COVID-19.

Contenidos

Estado del arte

Definición del proyect

Objetivos

Hipótesis

Asunciones y restricciones

Diseño del proyecto

Diseño del modelo

Diseño técnico

Planificación del proyecto

Implementación

Experimentos

Primer experimento

Segundo experimento

Tercer experimento

Cuarto experimento

Conclusiones y trabajo futuro



TF-IDF

• Inverse Document Frequency (IDF):

$$idf(t_i) = log \frac{N}{n_i}$$

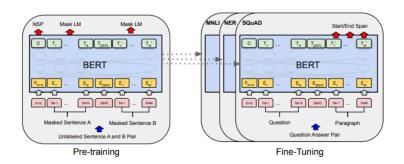
- Term Frequency (TF): frecuencia del término en el documento.
- Term Frequency Inverse Document Frequency (TF-IDF):

$$tfidf(t_i) = tf_i \cdot idf(t_i)$$

BERT

BERT tiene dos pasos principales en cuanto a su entrenamiento:

- *Pre-training*: gran corpus **sin etiquetar**.
- Fine-tuning: datasets **etiquetados** para tareas específicas.



Arquitectura de BERT (Codificador) (1/3)

BERT es un Transformer codificador bidireccional multicapa.

- 6 capas idénticas.
- Cada capa tiene 2 sub-capas.
- La primera es una capa con un mecanismo de auto-atención multi-cabezal.
- La segunda es una red neuronal pre-alimentada totalmente conectada.
- Utiliza una conexión residual, seguida de una normalización de capa.

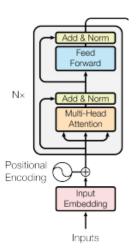
Arquitectura de BERT (Codificador) (2/3)

• La **normalización** de capa se consigue mediante:

$$ar{\mathsf{a}}_i^I = rac{\mathsf{g}_i^I}{\sigma^I} (\mathsf{a}_i^I - \mu^I)$$

• Por su parte, la **conexión residual** consiste en saltarse el entrenamiento en algunas capas.

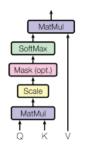
Arquitectura de BERT (Codificador) (3/3)



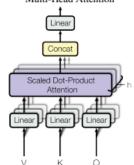
Arquitectura de BERT (Auto-atención multi-cabezal)

- Attention(Q, K, V) = softmax($\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}$)V
- $MultiHead(Q, K, V) = Concat(head_1, ..., head_h)W^O$

Scaled Dot-Product Attention



Multi-Head Attention



Arquitectura de BERT (Redes pre-alimentadas posicionales)

- Red pre-alimentada totalmente conectada aplicada a cada posición.
- Consiste en dos transformaciones lineales con activación ReLU entre ambas.

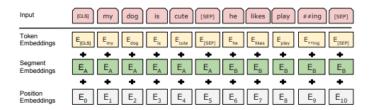
$$FFN(x) = max(0, xW_1 + b_1)W_2 + b_2.$$

Transformaciones lineales idénticas entre las posiciones.
 Parámetros varían de una capa a otra.

Funcionamiento de BERT (1/2)

- WordPiece embeddings.
- El primer token es [CLS].
- Dos frases separadas por el token [SEP]. Embedding para indicar a qué frase pertenece cada token.
- La representación de un token se calcula sumando los embeddings del token, segmento y posición.

Funcionamiento de BERT (2/2)



- Pre-training: Masked LM y Next Sentence Prediction (NSP). Wikipedia y BooksCorpus.
- Fine-tuning: muy sencillo gracias a la **auto-atención**. Datos con entrada y salida correspondiente.

DFD nivel 1 general

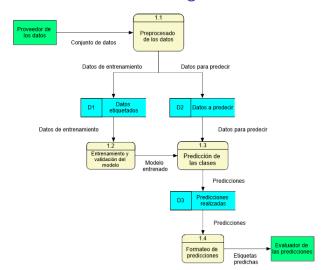


Diagrama de Gantt (1/3)

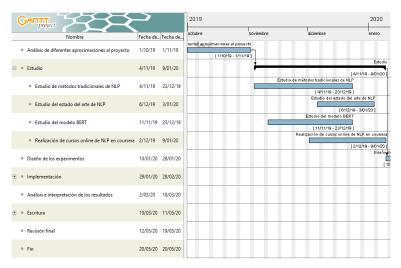


Diagrama de Gantt (2/3)

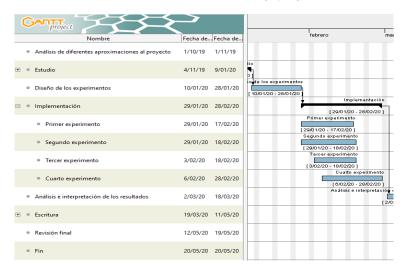
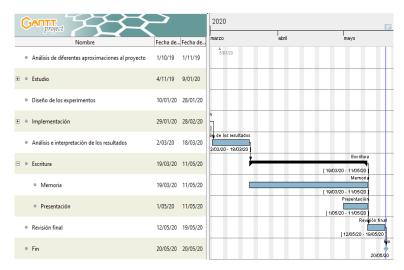


Diagrama de Gantt (3/3)



Contenidos

Estado del arte

Definición del provect

Objetivos

Hipótesis

Asunciones y restriccione

Diseño del provecto

Diseño del modelo

Diseño técnico

Planificación del provecto

Implementación

Experimento

Primer experimento

Segundo experimento

Tercer experimento

Cuarto experimento

Conclusiones y trabajo futuro



Implementación

- Windows 10, Anaconda, Jupyter, Python 3.7 y kaggle.
- Entorno virtual con ktrain, keras, tensorflow, pandas, sklearn, numpy, nltk, etc.
- BERT del paquete ktrain.
- TF-IDF con TfidfVectorizer de sklearn. Palabras de parada nltk.
- train_test_split() de sklearn. Manejo de los datos con numpy.array y pandas.DataFrame.

Contenidos

Estado del arte

Definición del proyecto

Objetivos

Hipótesis

Asunciones y restricciones

Diseño del provecto

Diseño del modelo

Diseño técnico

Planificación del proyecto

Implementación

Experimentos

Primer experimento

Segundo experimento

Tercer experimento

Cuarto experimento

Conclusiones y trabajo futuro



Descripción del primer experimento

- Dataset: IMDB dataset. 50000 movie reviews.
- Idioma del dataset: Inglés.
- Clases:
 - pos: movie reviews positivas.
 - neg: movie reviews negativas.
- Train/Test: 50% para train y 50% para test.

Resultados del primer experimento

Modelo	Precisión validación
BERT	0.9387
Voting Classifier	0.9007
Logistic Regression	0.8949
Linear SVC	0.8989
Multinomial NB	0.8771
Ridge Classifier	0.8990
Passive Aggresive Classi-	0.8931
fier	

Descripción del segundo experimento

- Dataset: Real or Not? NLP with Disaster Tweets de kaggle.
- Idioma del dataset: Inglés.
- Clases:
 - 1: tweets sobre desastres naturales reales.
 - 0: tweets que no son sobre un desastre natural real.
- Train/Test: 75% para train y 25% para validation. Después, predicción de los datos de la competición.
- "#anything" por "hashtag" y "@anyone" por "entity".

Resultados del segundo experimento

Modelo	Precisión validación	"Score" competición
BERT	0.8361	0.83640
H2OAutoML	0.7875	0.77607

• Top 18% en la competición con BERT!

Descripción del tercer experimento

- Dataset: FASAM NLP Competition Turma 4 de kaggle.
- Idioma del dataset: Portugués.
- **Clases**: ambiente, equilibrioesaude, sobretudo, educacao, ciencia, tec, turismo, empreendedorsocial y comida.
- Train/Test: 75% para train y 25% para validation. Después, predicción de los datos de la competición.

Resultados del tercer experimento

Modelo	Precisión validación	"Score" competición
BERT	0.9093	0.91196
Predictor	0.8480	0.85047

• Top 2% en la competición con BERT!

Descripción del cuarto experimento

- Dataset: Chinese Hotel Reviews dataset. 6000 hotel reviews.
- **Idioma** del dataset: Chino peninsular con caracteres simplificados, *zh-CN*.
- Clases:
 - pos: hotel reviews positivas.
 - neg: hotel reviews negativas.
- **Train/Test**: 85% para train y 15% para test.

Resultados del cuarto experimento

Modelo	Precisión validación
BERT	0.9381
Predictor	0.7399

Contenidos

Estado del arte

Definición del provect

Objetivo

Hipótesis

Asunciones v restriccione

Diseño del provecto

Diseño del modelo

Diseño técnico

Planificación del proyecto

Implementación

Experimentos

Primer experimento

Segundo experimento

Tercer experimento

Cuarto experimento

Conclusiones y trabajo futuro



Conclusiones

- O-1 Comparar el rendimiento de BERT con algoritmos clásicos en **Inglés**. 100%.
- O-2 Comparar el rendimiento de BERT con algoritmos clásicos en otros idiomas. 100%.
- O-3 Medir el rendimiento de BERT en alguna clase de **competición**. 100%.
- O-4 Demostrar la efectividad de BERT sobre **datasets pequeños**. 100%.
- O-5 **Optimización Bayesiana** de algunos parámetros de BERT. 20%.

Conclusiones

- H-1 BERT tiene un **mejor rendimiento** que algoritmos clásicos. Contrastada.
- H-2 BERT es un modelo capaz de obtener buenos resultados en **cualquier idioma**. Contrastada.
- H-3 BERT es **fácil de implementar** comparado con los métodos tradicionales. Contrastada.
- H-4 BERT es capaz de conseguir buenos resultados incluso sobre datasets pequeños. Contrastada.

Trabajo futuro

- Optimización Bayesiana de algunos parámetros de BERT.
- Realizar experimentos en más idiomas con distintos alfabetos.
- Probar más métodos tradicionales.
- Participar en nuevas competiciones de kaggle.
- Utilizar BERT para otros problemas de NLP.

Referencias

- J. L. Ba, J. R. Kiros, and G. E. Hinton, Layer normalization, arXiv preprint arXiv:1607.06450, (2016).
- J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, and K. Toutanova, Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding, arXiv preprint arXiv:1810.04805, (2018).
- S. Robertson, Understanding inverse document frequency: on theoretical arguments for idf, Journal of documentation, (2004).

A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, Ł. Kaiser, and I. Polosukhin, Attention is all you need, in Advances in neural information processing systems, 2017, pp. 5998–6008.

¡Muchas gracias por vuestra atención!