

Contexto

En esta presentación se comparan los papers proporcionados, que tratan de Word Embedding. Las comparaciones se centrarán en las referencias 2-4.

Metodología de búsqueda

Texto encontrado en Google Scholar.

Términos Preliminares

- **VSM, Vector Space Model:** Modelo algebraico para representar documentos de texto (o más generalmente, elementos) como vectores de modo que la distancia entre vectores represente la relevancia entre los documentos
- **GloVe model:** *og-linear model* entrenado para codificar relaciones semánticas entre palabras como desplazamientos vectoriales en el espacio vectorial aprendido, utilizando la idea de que las proporciones de coocurrencia, en lugar de los recuentos brutos, son los verdaderos transportadores del significado de las palabras. (Ref.1)
- **word embeddings:** Vectores de palabras densos, distribuidos y de longitud fija, creados a partir de estadísticas de coocurrencia de palabras según la hipótesis distributiva. Representaciones vectoriales de longitud fija para palabras.
- **Statistical Language Model:** Modelos probabilísticos de la distribución de palabras en una lengua.
- **DSM, distributional semantic models:** modelo de significado basado en el uso, basado en el supuesto de que la distribución estadística de elementos lingüísticos en contexto juega un papel clave en la caracterización de su comportamiento semántico.
- **downstream tasks:** tareas específicas en las que se utilizan modelos o representaciones previamente entrenadas. Consideradas "downstream" porque dependen de representaciones previamente aprendidas (como los embeddings) para su rendimiento.

Comparación [1]

Según las conclusiones de "A Survey of Word Embeddings Evaluation Methods" [Ref. 2] y "Evaluation methods for unsupervised word embeddings" [3], los métodos de evaluación de word embeddings pueden tener varias limitaciones, como lo mucho que pueda variar la calidad según el método de evaluación o la subjetividad de sus métricas, además de mencionar la necesidad de evaluar embeddings según sus contextos específicos.

Respecto a esto, Ref. 2 menciona que una solución (si bien, no una solución universal pero que puede ayudar en las evaluaciones) es utilizar una combinación de enfoques (intrínseco y extrínseco). Ref. 3 sugiere algo similar, además de utilizar métricas adicionales para ayudar a reflejar la calidad interna y el rendimiento de word embeddings en tareas prácticas.

Comparación [2]

Ahora que se revisaron los métodos para medir la eficacia de word embeddings, ¿Cómo pueden hacerse (o mejorarse) las técnicas para generar word embeddings?

En Ref. 4 se incluyen experimentos que demuestran cómo las combinaciones de embeddings pueden superar a los embeddings individuales en tareas específicas, lo que sugiere que integrar diversas fuentes de información puede ser beneficioso. También se menciona que, tanto los métodos de evaluación (que se discuten en Ref. 2 y 3) como la combinación de embeddings deben elegirse según el contexto y las tareas en las que se aplican los embeddings. De esta manera se podrá maximizar la efectividad de los word embeddings en aplicaciones de NLP.

Referencias

- [1] Word Embeddings: A Survey.
- [2] A Survey of Word Embeddings Evaluation Methods
- [3] Evaluation methods for unsupervised word embeddings
- [4] Word Embedding Evaluation and Combination