Procesamiento de Lenguaje Natural

Modelos de Lenguaje

Mauricio Toledo-Acosta
mauricio.toledo@unison.mx

Departamento de Matemáticas
Universidad de Sonora

Section 1

Introducción

Referencias

- **Chapter 3**. Jurafsky, D., Martin, J. H. (2019). Speech and Language Processing: An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition.
- **Chapter II.6**. Eisenstein, J. (2018). Natural language processing. Jacob Eisenstein.

Objetivo

¿Cuál es la siguiente palabra?

En el parque, los niños juegan con ...

Objetivo

¿Cuál es la siguiente palabra?

En el parque, los niños juegan con ...

¿Cuál es la siguiente palabra?

El agua hierve a 100 grados ...

Modelos de lenguaje

Los **modelos de lenguaje** son modelos que asignan una probabilidad a secuencias de palabras.

¿Cuál es más probable?

- *café el en mesa la sobre libro un dejé olvidé y*

Modelos de lenguaje

Los **modelos de lenguaje** son modelos que asignan una probabilidad a secuencias de palabras.

¿Cuál es más probable?

- *café el en mesa la sobre libro un dejé olvidé y*
- *dejé un libro sobre la mesa en el café y lo olvidé*

¿Por qué nos interesan estas probabilidades?

Las probabilidades son esenciales en cualquier tarea en la que tengamos que identificar palabras en entradas ruidosas y ambiguas, como el reconocimiento de voz o de escritura.

- **Traducción automática**:

$$P(\text{high winds tonight}) > P(\text{large winds tonight})$$

- **Corrección ortográfica**: *The office is about fileen minuets from my house*.

$$P(\text{about fifteen minutes from}) > P(\text{about fifteen minuets from})$$

¿Por qué nos interesan estas probabilidades?

- **Reconocimiento del habla**

$$P(\text{I saw a van}) > P(\text{Eyes awe of an})$$

- **Respuesta de preguntas**
- **Generación de texto**

Tipos de Modelos de Lenguaje

Hay dos métodos para construir modelos de lenguaje:

1. **Modelos de Lenguaje Estadísticos**. Predicen la siguiente palabra dadas las palabras que le preceden, esto lo hacen usando conteos de co-ocurrencias. El modelo de *n*-gramas es el más sencillo.
2. **Modelos de Lenguaje Neuronales**. Predicen la siguiente palabra usando embeddings que capturan diversos fenómenos lingüísticos a partir del uso de redes neuronales.
   - Modelos neuronales *clásicos*: `Word2Vec`, `FastText`, `GloVe`, `ConceptNet`, ...
   - Modelos basados en mecanismos de atención: `Bert`, `LlaMa`, `GPT`, `Claude`, `ModernBert`, `DeepSeek`, ...

¿Cómo se calculan las probabilidades?

Queremos calcular la probabilidad de una secuencia de palabras $W = w_1, w_2, ..., w_n$. Esto lo hacemos con la probabilidad conjunta:

$$P(W) = P(w_1, w_2, ..., w_n).$$

Una tarea relacionada es calcular la probabilidad condicional

$$P(w_n \mid w_1, w_2, ..., w_{n-1})$$

Ambas estan relacionadas por la regla de la cadena

$$P(W) = P(w_1)P(w_2|w_1)P(w_3|w_1, w_2) \cdots P(w_n \mid w_1, w_2, ..., w_{n-1})$$

¿Cómo se calculan las probabilidades?

its water is so transparent that the

Podemos estimar probabilidades en términos de conteos:

$$P(\text{ the } | \text{ its water is so transparent that }) = \frac{\text{contar}(\text{ its water is so transparent that the })}{\text{contar}(\text{ its water is so transparent that })}$$

Esto se llama *frecuencia relativa*.

Simplificando con la suposición de Markov

La distribución de probabilidad del valor futuro de una variable aleatoria depende únicamente de su valor presente, siendo independiente de la historia de dicha variable.

Podemos hacer las siguientes aproximaciones:

$$P(w_n|w_1 w_2 \ldots w_{n-1}) \approx P(w_n)$$
$$P(w_n|w_1 w_2 \ldots w_{n-1}) \approx P(w_n|w_{n-1})$$
$$P(w_n|w_1 w_2 \ldots w_{n-1}) \approx P(w_n|w_{n-2} w_{n-1})$$
$$\ldots$$

Section 2

Modelo de *n*-gramas

Modelo de *n*-gramas

Un ***n*-grama** es una secuencia de N palabras: un 2-grama (o bigrama) es una secuencia de dos palabras como *please-turn*, *turn-your your-homework*, y un 3-grama (o trigrama) es una secuencia de tres palabras como *please-turn-your* o *turn-your-homework*.

El **modelo de *n*-gramas** estima la probabilidad de una palabra dada una secuencia de palabras y estima la probabilidad de una secuencia de palabras.

Al decir *n*-gramas nos referimos a las secuencias o al modelo predictivo que asigna probabilidades.

> Podemos considerar este modelo como una mejora del uso de frecuencias.

Ejemplo

	me	gusta	comer	tacos	tamales	mucho	hoy
me	5	50	0	2	1	0	3
gusta	2	0	40	1	4	6	0
comer	0	2	0	30	25	0	0
tacos	1	0	3	0	5	2	1
tamales	0	1	2	5	0	1	0
mucho	4	6	0	0	1	0	8
hoy	2	0	1	1	0	7	0

Ejemplo: probabilidades

	me	gusta	comer	tacos	tamales	mucho	hoy
me	0.07	0.72	0	0.03	0.01	0	0.17
gusta	0.04	0	0.80	0.02	0.08	0.12	0
comer	0	0.04	0	0.55	0.45	0	0
tacos	0.10	0	0.30	0	0.50	0.10	0
tamales	0	0.14	0.29	0.71	0	0.14	0
mucho	0.22	0.33	0	0	0.06	0	0.39
hoy	0.18	0	0.09	0.09	0	0.64	0

Algunas ventajas

- Los *n*-gramas ayudan a capturar la información contextual y la semántica dentro de una secuencia de palabras, proporcionando una comprensión más matizada del lenguaje.
- En tareas de recuperación de información (information retrieval), los *n*-gramas ayudan a emparejar y clasificar documentos según la relevancia de los patrones de *n*-gramas.
- Los *n*-gramas sirven como características poderosas en la clasificación de texto y el análisis de sentimientos, capturando patrones significativos que contribuyen a la caracterización de diferentes clases o sentimientos.

Algunas desventajas

- En general es un modelo de lenguaje insuficiente. Por ejemplo, no captura dependencias lejanas

> The computer which I had just put into the machine room on the fifth floor crashed.

  En el caso anterior el bigrama *computer-crashed* puede ser un bigrama importante.
- El lenguaje es creativo, todo el tiempo se crean asociaciones nuevas, y no siempre podremos contar frases enteras.
- Problemas de escalabilidad y almacenamiento. A medida que aumenta el valor de n, el número de combinaciones posibles crece exponencialmente.

Section 3

Generalizaciones

Skip-grams

Un ***k*-skip-*n*-gram** es una subsecuencia de longitud n en la que los tokens aparecen a una distancia k como máximo entre sí.

the rain in Spain falls mainly on the plain

El conjunto de 1-skip-2-grams incluye todos los bigramas, además:

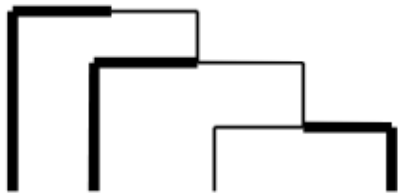
the in	rain Spain	in falls
Spain mainly	falls on	mainly the
on plain		

n-gramas sintácticos

A diferencia de los *n*-gramas donde las subsecuencias se toman en el orden en el que aparecen en el texto, en los ***n*-gramas sintácticos** los vecinos se toman siguiendo las relaciones sintácticas de los árboles de dependencia sintáctica.

eat with wooden spoon eat with metallic spoon

eat with wooden spoon



eat with metallic spoon

¿Cuántos bigramas y bigramas sintáticos en común tienen?

Section 4

Evaluando Modelos de Lenguaje

Evaluando Modelos de Lenguaje

Hay dos maneras de evaluar un modelo de Lenguaje:

- La **evaluación extrínseca** es la evaluación del desempeño del modelo en la tarea particular para la cual está siendo entrenado. La evaluación extrínseca es la única forma de saber si una mejora concreta de un componente va a ayudar realmente a la tarea que se está realizando.
- La **evaluación instrínseca** mide la calidad del modelo independientemente de la tarea o aplicación del modelo. Algunos ejemplos son: Entropía, Perplejidad, etc.

Perplejidad

La **perplejidad** es una métrica para evaluar el rendimiento de un modelo de lenguaje. Mide la incertidumbre del modelo para predecir la próxima palabra en una secuencia. Cuanto menor sea la perplejidad, mayor será la capacidad del modelo para predecir la palabra siguiente.

$$\begin{aligned} \mathrm{Pp}(W) &= \sqrt[N]{\frac{1}{P(w_1 w_2 \cdots w_N)}} \\ &= \sqrt[N]{\prod_i^N \frac{1}{P(w_i|w_{i-1})}} \end{aligned}$$

W es la secuencia entera de palabras de un conjunto de prueba.

Perplejidad: un ejemplo extremo

Considerar textos escritos en AAVE (African American Vernacular English):

> Bored af den my phone finna die

> Ah dont know what homey be doin.

¿Cómo sería la perplejidad de un modelo de lenguaje de *n*-gramas en estos textos de prueba?

Perplejidad

- Al calcular la perplejidad, el modelo de *n*-gramas debe construirse sin ningún conocimiento del conjunto de prueba. De otra forma la perplejidad puede ser artificialmente baja.
- La perplejidad de dos modelos lingüísticos sólo es comparable si utilizan vocabularios idénticos.
- Una mejora en la perplejidad (m. intrínseca) no garantiza una mejora del rendimiento de una tarea de PLN como el reconocimiento del habla o la traducción automática (m. extrínseca). Sin embargo, la perplejidad suele estar correlacionada con dichas mejoras.

Métricas de evaluación de NLP

Métricas de evaluación de NLP

Métricas son para evaluar cualquier tipo de generación de texto, como traducción, resumenes, etc.

¿Qué miden fundamentalmente?

- Similitud entre texto generado automáticamente y texto de referencia
- Calidad de la generación comparada con un *gold standard*
- Qué tan bien nuestro modelo reproduce el comportamiento humano

Problema central: ¿Cómo medir objetivamente si un texto generado automáticamente es "bueno"?

Section 5

Aspectos adicionales

Suavizado: El papel del corpus de entrenamiento

1 gram	–To him swallowed confess hear both. Which. Of save on trail for are ay device and rote life have –Hill he late speaks; or! a more to leg less first you enter
2 gram	–Why dost stand forth thy canopy, forsooth; he is this palpable hit the King Henry. Live king. Follow. –What means, sir. I confess she? then all sorts, he is trim, captain.
3 gram	–Fly, and will rid me these news of price. Therefore the sadness of parting, as they say, 'tis done. –This shall forbid it should be branded, if renown made it empty.
4 gram	–King Henry. What! I will go seek the traitor Gloucester. Exeunt some of the watch. A great banquet serv'd in; –It cannot be but so.

1 gram	Months the my and issue of year foreign new exchange's september were recession exchange new endorsed a acquire to six executives
2 gram	Last December through the way to preserve the Hudson corporation N. B. E. C. Taylor would seem to complete the major central planners one point five percent of U. S. E. has already old M. X. corporation of living on information such as more frequently fishing to keep her
3 gram	They also point to ninety nine point six billion dollars from two hundred four oh six three percent of the rates of interest stores as Mexico and Brazil on market conditions

Suavizado: El problema de la dispersión

Si un *n*-grama aparece un número suficiente de veces, podemos tener una buena estimación de su probabilidad. Sin embargo, es probable que falten algunas secuencias de palabras perfectamente aceptables. Tendremos casos de *n-gramas de probabilidad 0* que deberían tener probabilidad distinta de 0.

denied the allegations:	5
denied the speculation:	2
denied the rumors:	1
denied the report:	1

denied the offer:	0
denied the loan:	0

Ejemplo

Frame Title

En los modelos de lenguaje estadísticos, como los n-gramas, a menudo nos encontramos con una secuencia de palabras que nunca apareció en el texto de entrenamiento. Si le asignamos una probabilidad de 0, el modelo se *rompe* porque cualquier oración que contenga esa secuencia tendrá una probabilidad total de 0. El suavizado es la técnica para evitar este problema, asignando una pequeña parte de la probabilidad a eventos no vistos.

Suavizado: Palabras desconocidas

¿Qué pasa con palabras que nunca ha visto en el entrenamiento?

En un sistema de **vocabulario cerrado** el conjunto de prueba no contiene palabras desconocidas. En un sistema de **vocabulario abierto**, tenemos que lidiar con palabras que no hemos visto antes, a las que llamaremos **palabras fuera de vocabulario (OOV)**. Podemos lidiar con estas palabras desconocidas eañadiendo una pseudopalabra llamada ⟨UNK⟩.

Palabras desconocidas

Hay dos estrategias:

- Convertir un sistema abierto en uno cerrado:
  - Escoger un vocabulario fijo.
  - Convertir cualquier palabra OOV en $\langle \text{UNK} \rangle$.
  - Estimar las probabilidades para $\langle \text{UNK} \rangle$ de la forma usual, como si fuera una palabra *normal*.
- Crear un vocabulario fijo implícito. Reemplazamos palabras por $\langle \text{UNK} \rangle$ en el entrenamiento basándonos en su frecuencia.

Suavizado

- Laplace Smoothing

	i	want	to	eat	chinese	food	lunch	spend
i	6	828	1	10	1	1	1	3
want	3	1	609	2	7	7	6	2
to	3	1	5	687	3	1	7	212
eat	1	1	3	1	17	3	43	1
chinese	2	1	1	1	1	83	2	1
food	16	1	16	1	2	5	1	1
lunch	3	1	1	1	1	2	1	1
spend	2	1	2	1	1	1	1	1

- Add-k smoothing
- Kneser-Ney Smoothing
- ...

https://www.nltk.org/api/nltk.lm.smoothing.html

Section 6

Algunas aplicaciones

Google *n*-grams

- El Visor de *n*-gramas de Google es un motor de búsqueda que traza las frecuencias de *n*-gramas encontrados en fuentes impresas publicadas entre 1500 y 2022.
  Algunos ejemplos: 1, 2, 3
- Google Research pusó disponible un corpus grande de *n*-gramas. Incluye *n*-gramas que ocurren al menos 40 veces en una secuencia de 1,024,908,267,229 palabras.

Una aplicación: Análisis de Sentimientos

Una aplicación: Generación y predicción de texto