Taller básico de PLN

Escuela de verano 2020

Ana Valeria González Ximena Gutiérrez-Vasques

Información del taller

→ Parte 1:

- ◆ Intro a PLN/diversidad lingüística (~30 min)
- ♦ Sesión práctica (~50 min)

→ Parte 2:

- ◆ Introducción a representaciones vectoriales (~35 min)
- ♦ Sesión práctica (~ 45 min)

→ Parte 3:

- Sesgos e interpretabilidad (~25 minutos)
- ◆ Comentarios finales (~5 min)

Procesando el lenguaje humano

Gran reto:

- Modelar el lenguaje humano desde una perspectiva computacional
- o El lenguaje es ambiguo y complejo
- Procesamiento del lenguaje natural (PLN)/ Lingüística computacional
 - Buscamos hacer modelos que sean capaces de procesar y generar lenguaje natural
 - Aplicación en las tecnologías del lenguaje
 - Área interdisciplinaria

Ambigüedad: Nivel léxico

Luis compró una planta para decorar su nuevo hogar.

Paola vive en la planta baja de su edificio.

Me duele la planta del pie.

Mario trabaja en una planta industrial.

Ambigüedad: Nivel sintáctico/pragmático

Nivel Sintáctico

Golpeó el armario con el bastón y lo rompió

Nivel Pragmático

¿Me puedes pasar la sal?

Ambigüedad: Nivel referencial

Michelle Obama está atravesando un momento personal difícil. La ex primera dama ha revelado en el segundo episodio de su *podcast* personal que se emite en Spotify (*The Michelle Obama Podcast*) que padece depresión. "He tenido altibajos emocionales en los últimos cinco meses. Esos momentos en que no te sientes como tú misma eres", ha contado en conversación con la periodista Michele Norris la esposa de Barack Obama, aclarando que se trata de una depresión leve o de bajo grado.

nota de El País, 2020

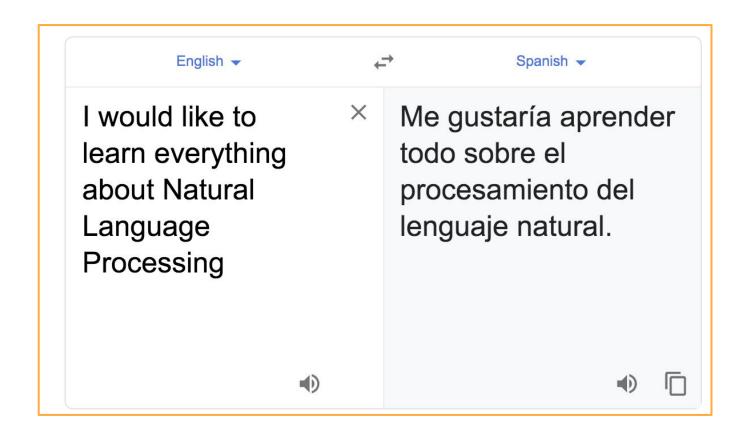
Tecnologías del lenguaje







Traducción automática



Búsqueda y Recuperación de información





Otras aplicaciones:

Análisis de sentimientos

Reconocimiento de entidades nombradas (NER)

Tecnologías de voz

Resumen Automático

Etiquetado lingüístico automático: morfológico, sintáctico, semántico

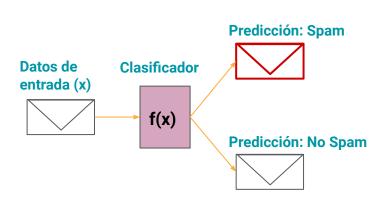
Sistemas pregunta-respuesta (Question answering)

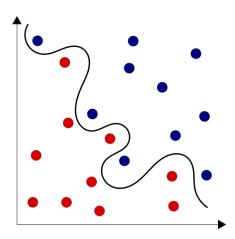
Clasificación de textos

Generación del lenguaje

PLN+Aprendizaje de máquina

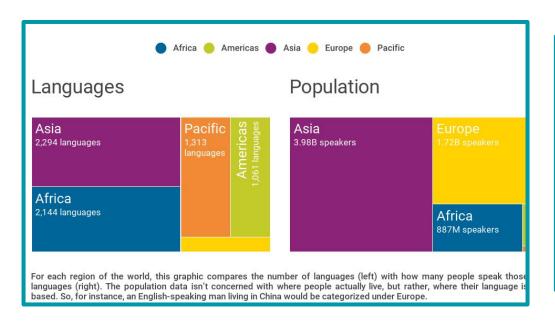
- Actualmente, muchas de las tareas en PLN se plantean como un problema de clasificación
- Se necesita un dataset con ejemplos etiquetados y, a partir de esto, se aprende un modelo que pueda discriminar/clasificar automáticamente

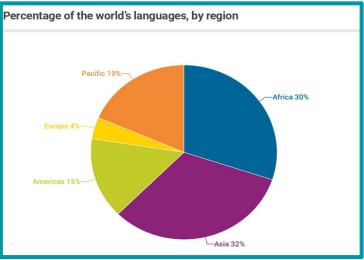




Diversidad lingüística

~Alrededor de 7,000 lenguas se hablan en el mundo







El caso de México

68 Agrupaciones lingüísticas **364 Variantes** 11 familias lingüísticas





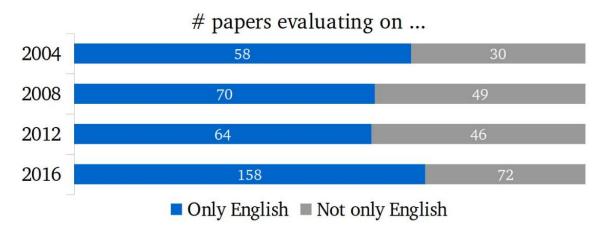




Diversidad lingüística y NLP

NLP no refleja necesariamente esta diversidad:

- ~60% de los artículos publicados (en ACL) usan Inglés
- A veces ni siquiera se especifica la lengua, asumiendo que el inglés es una especie de "default"



Diversidad lingüística y NLP

Muchas de las lenguas del mundo carecen de:

- Herramientas de preprocesamiento: tokenizadores, lematizadores, corectores ortográficos, etiquetadores,...
- Corpus/datasets: texto plano, corpus anotados, datasets de evaluación

Los métodos estado del arte (SOTA) no necesariamente funcionan bien en los escenarios de

bajos recursos



*Ejemplo generado usando Google Cloud Natural Language API

Principales retos

- **♦** Lidiar con texto *no homogéneo*
- ◆ Falta de recursos digitales (corpus/datasets/herramientas)
- ◆ ¿Cómo adaptar los métodos actuales?

Lidiando con texto no-homogéneo

sokoltepe
koyometepe
chikawastepe
kampanariotepe
xikowatepe
solera
san antonio
tlamakwilpa
lamahtlasotoltepe
tlawelompatepe
santo tres
san agustin
san guadalupe
hasta nochi imowantin

tuber ivist fine oft don't icailland is

'y a quiel to ct 3' hundailland it is

bother, her centre lout cours ouplan en

clairles retup ant' knowing planet.

It hayen occasible ainsi for

to obt dent bout wow rewents' fle

haut ech: 270' all circuit en

f Caraf entifourne long to ha

y 3'h 2 dents rece ant. o' cheesa la

it. Ispet tache brown lor ar sup for

tet pued & g. This dejourne

Panorama:

- No todas las lenguas tienen una tradición ortográfica
- Falta de estandarización ortográfica
- Gran variación dialectal
- Poca producción de textos digitales

Lidiando con texto no-homogéneo

Tareas como corrección ortográfica, predicción de la siguiente palabra, etc.
 necesitan de modelos de lenguaje estadísticos/neuronales --->

...que usualmente necesitan grandes cantidades de texto para ser entrenados

La normalización ortográfica se convierte en un paso necesario

$$p(w|w_{t-k},...,w_{t-1},w_{t+1},...,w_{t+k})$$
Hola ¿ Cómo estás ?

Falta de recursos digitales

- Los modelos actuales en NLP requieren grandes cantidades de corpus de entrenamiento. Ejemplos:
 - GPT-2 (entrenado con 8 millones de páginas web, 1.5 billones de parámetros)
 - Traducción automática (~ 35k a 2 billones de oraciones paralelas)
- Las lenguas de bajos recursos no poseen grandes cantidades de texto digital fácilmente accesible
 - A veces es necesario ir a libros físicos (OCR)
 - Trabajar con comunidades de hablantes para generar pequeños corpus
 - Crowdsourcing

Falta de recursos digitales. Algunos trabajos

Extraer texto monolingüe y bilingüe de diferentes fuentes: Libros físicos, PDFs, etc.

Peru

No data to crawl? Monolingual corpus creation from PDF files of truly low-resource languages in Peru (Bustamante et al., 2020)

Mexico

Axolotl: a Web Accessible Parallel Corpus for Spanish-Nahuatl (Gutierrez-Vasques et al., 2016)



Falta de recursos digitales. Algunos trabajos

Interés creciente en hacer datasets tipológicamente diversos para diferentes tareas de NLP. Ejemplos:

- *PBC corpus*. Parallel Bible Corpus, 1593 languages
- OPUS (an open source parallel corpus)
- Sigmorphon, Unimorph. Morphological datasets available in typological diverse languages

¿Cómo adaptar los métodos actuales?

 Las diferentes lenguas del mundo pueden exhibir fenómenos lingüísticos que son muy distintos de los que usualmente se estudian en NLP



Ejemplo. Riqueza morfológica

Tinechcakisneki (Nahuatl)

Me quieres escuchar

You want to hear me

Siebentausendzweihundertvierundfünfzig (German)

Siete mil doscientos cincuenta y cuatro

7,254

tsă (Otomi)

Comer una sola cosa

To eat a single thing

Ejemplo. Lenguajes tonales

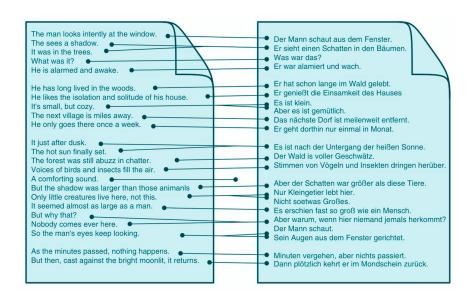
Otomi language

High tone /dá-tsot'e/ (1.CPL-arrive) 'I arrived' **Low tone** /da-tsot'e/ (3.IRR-arrive) 'He would arrive'

Mixtec language

nu³mi³ (3.IRR-hug) 'He would hug' nu¹⁴mi³ (3.NEG.IRR-hug) 'He would not hug' nu¹³mi³ (3.CPL-hug) 'He hugged'

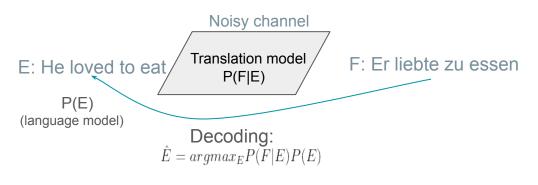
- Desempeño altamente afectado por el tamaño de corpus de entrenamiento
- ...y también por la distancia tipológica entre lenguas



 Dataset de entrenamiento:

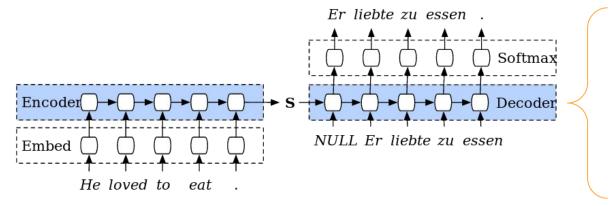
Corpus paralelo

^{*} Koehn, P. (2009). Statistical machine translation. Cambridge University Press.



Statistical machine translation (SMT)

- Inició en los 90's
- IBM models



Neural machine translation (NMT)

- ~ Inició en 2015
- Representaciones vectoriales (embeddings)
- Ya no hay modelos separados, solo un modelo secuencial que predice una palabra a la vez
- RNN, LSTMS, Transformers

Tamaño del corpus y "distancia" entre lenguas

Language pair	Training corpus (words)
French-English	40 M
Arabic-English	200 M
Chinese-English	200 M

Chinese input

伦敦每日快报指出,两台记载黛安娜王妃一九九七年巴黎 死亡车祸调查资料的手提电脑,被从前大都会警察总长的 办公室里偷走.

Statistical machine translation

The London Daily Express pointed out that the death of Princess Diana in 1997 Paris car accident investigation information portable computers, the former city police chief in the offices of stolen.

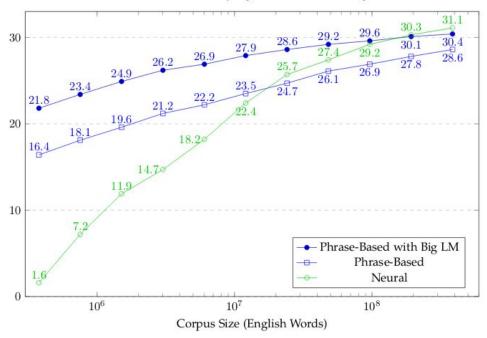
Human translation

London's Daily Express noted that two laptops with inquiry data on the 1997 Paris car accident that caused the death of Princess Diana were stolen from the office of a former metropolitan police commissioner.

SMT system

^{*} Koehn, P. (2009). Statistical machine translation. Cambridge University Press.

BLEU Scores with Varying Amounts of Training Data



SMT y NMT bajo condiciones de "bajos recursos"

* Koehn, P. (2017). Statistical Machine Translation. Draft of Chapter 13: Neural Machine Translation. Statistical Machine Translation.

Ratio	Words	Source: A Republican strategy to counter the re-election of Obama		
$\frac{1}{1024}$	0.4 million	Un órgano de coordinación para el anuncio de libre determinación		
$\frac{1}{512}$	0.8 million	Lista de una estrategia para luchar contra la elección de hojas de Ohio		
$\frac{1}{256}$	1.5 million	Explosión realiza una estrategia divisiva de luchar contra las elecciones de autor		
$\frac{1}{128}$	3.0 million	Una estrategia republicana para la eliminación de la reelección de Obama		
$\frac{1}{64}$	6.0 million	Estrategia siria para contrarrestar la reelección del Obama .		
$\frac{1}{32}$ +	12.0 million	Una estrategia republicana para contrarrestar la reelección de Obama		

$En \rightarrow Any$	High 25	Med. 52	Low 25
Bilingual	29.34	17.50	11.72
400M	28.03	16.91	12.75
1.3B Wide	28.36	16.66	11.14
1.3B Deep	29.46	17.67	12.52
$Any \rightarrow En$	High 25	Mad 50	I 25
$Any \rightarrow En$	High 25	Med. 52	Low 25
Bilingual	37.61	31.41	21.63
Bilingual	37.61	31.41	21.63

Massively Multilingual NMT

*Avg. translation quality (BLEU) of multilingual models with increasing capacity.

*High 25 refers to the top 25 languages by dataset size, while low 25 refers to the bottom 25.

^{*} Arivazhagan, N., Bapna, A., Firat, O., Lepikhin, D., Johnson, M., Krikun, M., ... & Macherey, W. (2019). Massively multilingual neural machine translation in the wild: Findings and challenges.

¿Cómo adaptar los métodos actuales?

Los entornos de bajos recursos pueden beneficiarse de avances en aprendizaje de máquina que son capaces de generalizar mejor con menos datos de entrenamiento. Algunas direcciones:

- Multi-task learning
- Zero shot learning/few shot learning
- Transfer learning
- Meta learning

Aprovechar un conjunto de tareas con muchos recursos de entrenamiento para mejorar el desempeño de tareas nuevas con pocos recursos de entrenamiento (Zoph et al., 2016)

Data augmentation techniques

