Clase 20: Procesamiento del lenguaje natural (NPL)

Laboratorio de datos, FCEyN, 4/6/2021

Motivación

Imaginemos que...

Motivación

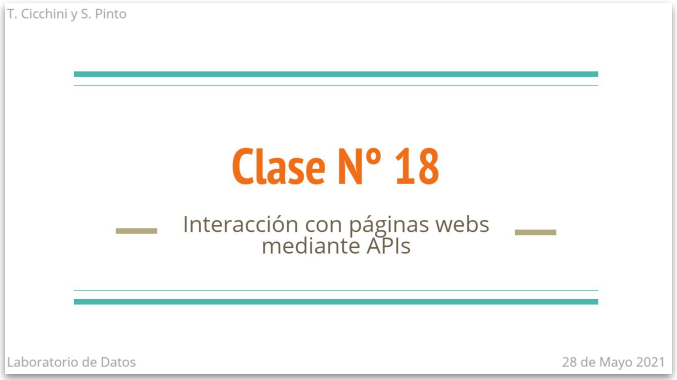
vimos estas dos grandes clases

Imaginemos que...

Motivación

Imaginemos que...

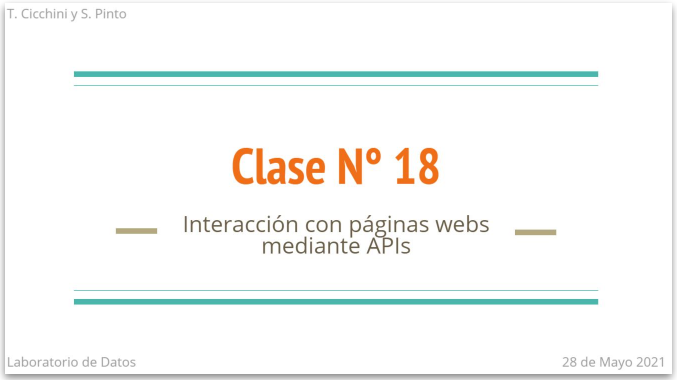
vimos estas dos grandes clases



Motivación

Imaginemos que...

vimos estas dos grandes clases



ya somos ases en la minería de datos

Motivación


WHO?WHERE?
WHEN?WHY?
HOW?WHAT?
WHO?
WHERE?
WHO?WHERE?
WHAT?
WHY?WHAT?
WHEN?
WHERE?
HOW?WHAT?
WHERE?
WHY?
WHO?
WHAT?
HOW?WHERE?
WHY?
WHO?WHAT?
WHAT?
HOW?
WHAT?
WHY?WHERE?
WHEN?HOW?

Motivación

qué hacemos con este texto


γεια
HALLO
XIN CHÀO
नमस्ते
MERHABA
SVEIKI
привет
안녕하세요.
привіт
HOLA
你好
こんにちは
ابحرم

Comunicar y Compartir información

Comunicar y Compartir información

LENGUAJE

Comunicar y Compartir información

LENGUAJE

ALPHABETS

字母 वर्णमाला ALFABETOS

الأبجدية எழுத்துக்கள்

Comunicar y Compartir información

LENGUAJE

PALABRAS

Comunicar y Compartir información

LENGUAJE

PALABRAS forman ORACIONES

Comunicar y Compartir información

LENGUAJE

ALPHABETS

字母 वर्णमाला ALFABETOS

الأبجدية எழுத்துக்கள்

PALABRAS forman ORACIONES

Reglas conocidas

Comunicar y Compartir información

LENGUAJE

ALPHABETS

字母 वर्णमाला ALFABETOS

الأبجدية எழுத்துக்கள்

PALABRAS forman ORACIONES

Reglas conocidas → GRAMÁTICA

Motivación

qué hacemos con este texto

son datos no-estructurados:
-no tienen un modelo predefinido

ej: no hay una forma natural de ordenarlos

Motivación

qué hacemos con este texto

son datos no-estructurados:
-no tienen un modelo predefinido

ej: no hay una forma natural de ordenarlos

Text mining/Text analytics: es el proceso de generar información útil de textos de lenguaje natural

Motivación

Text mining/Text analytics: es el proceso de generar información útil de textos de lenguaje natural

Motivación

Estructurar los datos

Text mining/Text analytics: es el proceso de generar información útil de textos de lenguaje natural

Motivación

Encontrar patrones ← Estructurar los datos

Text mining/Text analytics: es el proceso de generar información útil de textos de lenguaje natural

Motivación

Encontrar patrones ⟵ Estructurar los datos

Text mining/Text analytics: es el proceso de generar información útil de textos de lenguaje natural

Motivación

Texto es el tipo de dato que todes (casi todes) generamos más rápidamente y en grandes cantidades

Motivación

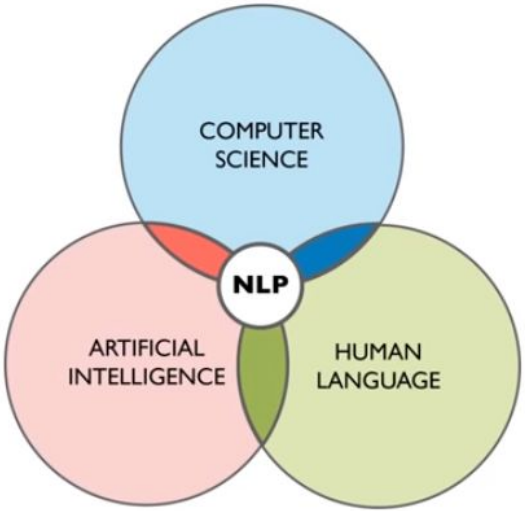
Texto es el tipo de dato que todes (casi todes) generamos más rápidamente y en grandes cantidades

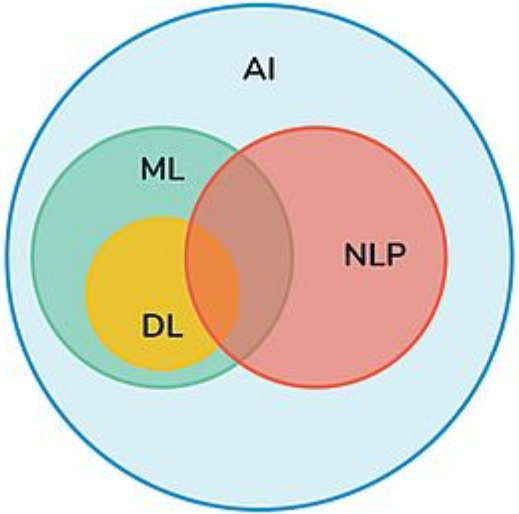
↓

Text mining busca *transformar* textos en datos para analizar mediante la aplicación del Procesamiento del Lenguaje Natural (PLN/NLP)

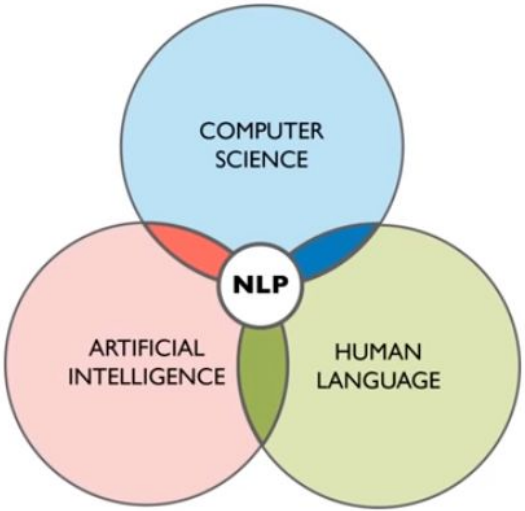
Procesamiento del lenguaje natrual (PLN)

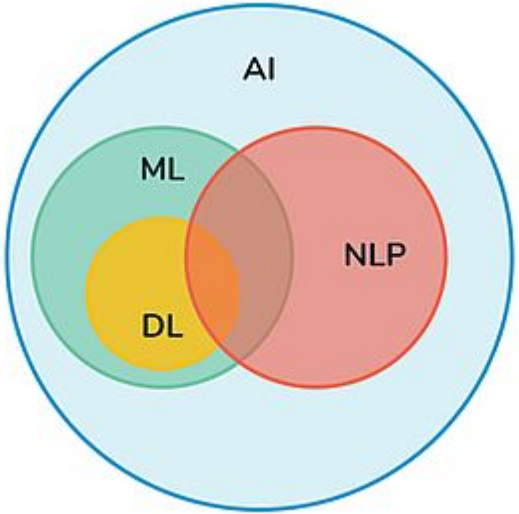
Procesamiento del lenguaje natrual (PLN)





Procesamiento del lenguaje natrual (PLN)





PNL: es la parte de la Ciencias de la Computación e Inteligencia artificial que trabaja con lenguajes humanos

Procesamiento del lenguaje natrual (PLN)

PNL: es la parte de la Ciencias de la Computación e Inteligencia artificial que trabaja con lenguajes humanos

Procesamiento del lenguaje natrual (PLN)

“La materia es muy interesante”
“Odio las aceitunas”

Análisis de sentimiento

PNL: es la parte de la Ciencias de la Computación e Inteligencia artificial que trabaja con lenguajes humanos

Procesamiento del lenguaje natrual (PLN)

“La materia es muy interesante”
“Odio las aceitunas”

Análisis de sentimiento

Reconocimiento de voz

PNL: es la parte de la Ciencias de la Computación e Inteligencia artificial que trabaja con lenguajes humanos

Procesamiento del lenguaje natrual (PLN)

“La materia es muy interesante”
“Odio las aceitunas”

Análisis de sentimiento

Chatbot

Reconocimiento de voz

PNL: es la parte de la Ciencias de la Computación e Inteligencia artificial que trabaja con lenguajes humanos

Procesamiento del lenguaje natrual (PLN)

“La materia es muy interesante”
“Odio las aceitunas”

Análisis de sentimiento

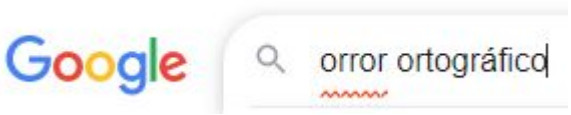
Chatbot

Reconocimiento de voz

Traductor de máquina

PNL: es la parte de la Ciencias de la Computación e Inteligencia artificial que trabaja con lenguajes humanos

Procesamiento del lenguaje natrual (PLN)



Corrector ortográfico

PNL: es la parte de la Ciencias de la Computación e Inteligencia artificial que trabaja con lenguajes humanos

Procesamiento del lenguaje natrual (PLN)

Corrector ortográfico

Buscador de palabras

PNL: es la parte de la Ciencias de la Computación e Inteligencia artificial que trabaja con lenguajes humanos

Procesamiento del lenguaje natrual (PLN)

Corrector ortográfico

Predictor de palabras

Buscador de palabras

PNL: es la parte de la Ciencias de la Computación e Inteligencia artificial que trabaja con lenguajes humanos

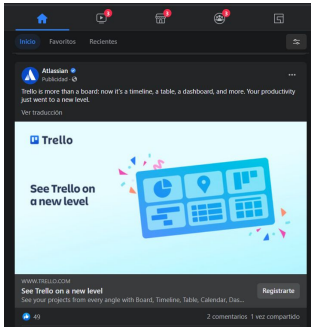
Procesamiento del lenguaje natrual (PLN)

Corrector ortográfico

Predictor de palabras

Buscador de palabras

Publicidad dirigida



PNL: es la parte de la Ciencias de la Computación e Inteligencia artificial que trabaja con lenguajes humanos

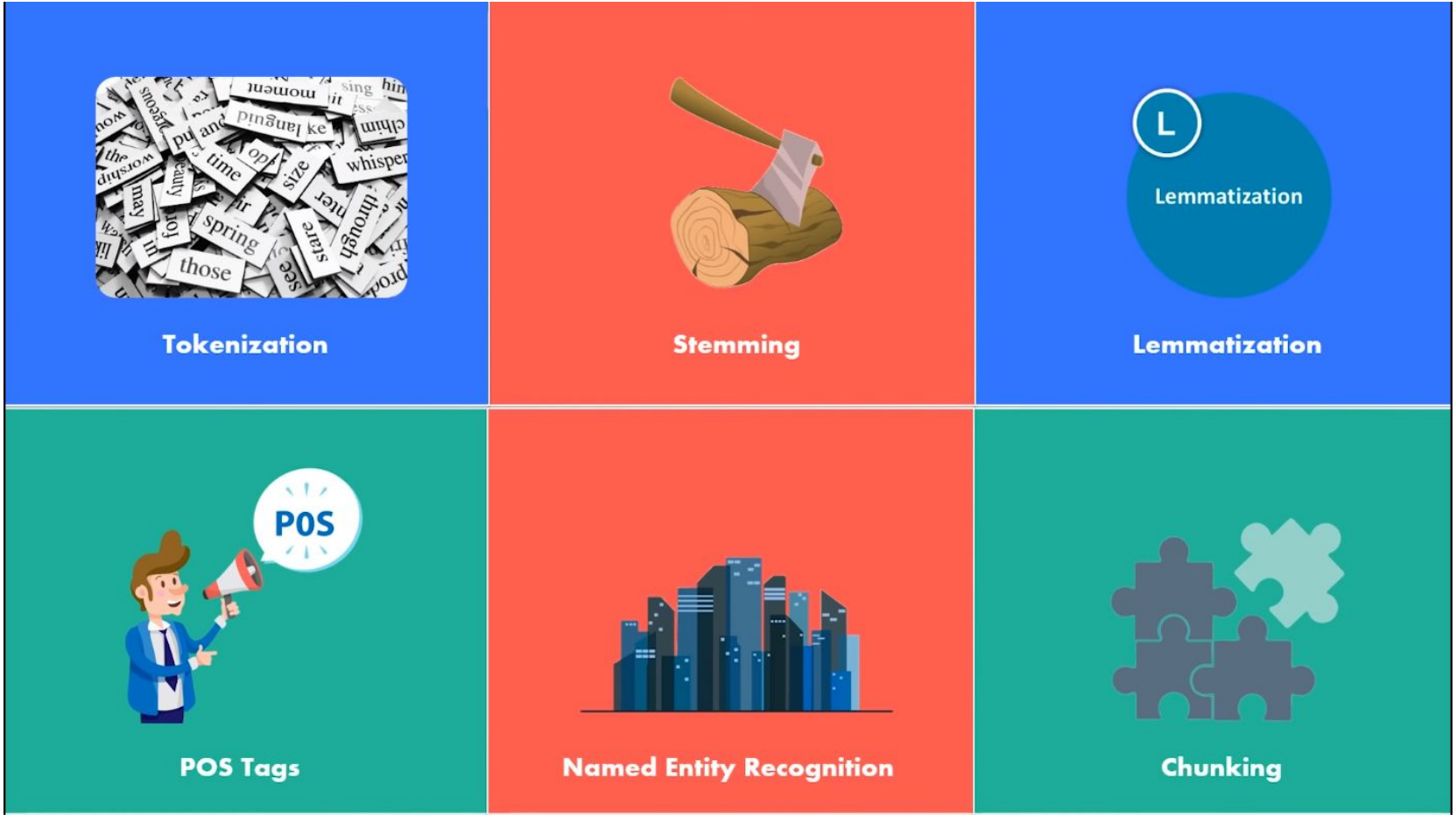
Hay sesgo en las aplicaciones de PLN?

Virtualmente, cualquier lengua humana puede ser tratada por los ordenadores. Lógicamente, limitaciones de *interés económico o práctico* hace que solo las **lenguas más habladas o utilizadas en el mundo digital tengan aplicaciones en uso**.

Pensemos en cuántas lenguas hablan Siri (**20**) o Google Assistant (**8**). El inglés, español, alemán, francés, portugués, chino, árabe y japonés (no necesariamente en este orden) son las que cuentan con más aplicaciones que las entienden. Google Translate es la que más lenguas trata, superando el centenar… pero hay entre 5000 y 7000 lenguas en el mundo.

Aplicación básica de PLN

Aplicación básica de PLN



Aplicación básica de PLN

Aplicación básica de PLN

Preprocesamiento de texto:

Aplicación básica de PLN

Preprocesamiento de texto:

- Limpieza del texto (texto característico de los formatos)
- Expandir contracciones típicas del inglés (ej. simple: “can’t” -> “can not”, hay algunas ambigüas que dependen de la oración)
- Cambiar mayúsculas por minúsculas
- Eliminar signos de puntuación (#$%&?’!.,)

Aplicación básica de PLN

Preprocesamiento de texto:

- Limpieza del texto (texto característico de los formatos)
- Expandir contracciones típicas del inglés (ej. simple: “can’t” -> “can not”, hay algunas ambigüas que dependen de la oración)
- Cambiar mayúsculas por minúsculas
- Eliminar signos de puntuación (#$%&?’!.,)

Dividir el texto en unidades más pequeñas. De párrafo a oraciones. De oración a palabras.

Aplicación básica de PLN

Preprocesamiento de texto:

- Limpieza del texto (texto característico de los formatos)
- Expandir contracciones típicas del inglés (ej. simple: “can’t” -> “can not”, hay algunas ambigüas que dependen de la oración)
- Cambiar mayúsculas por minúsculas
- Eliminar signos de puntuación (#$%&?’!.,)

Dividir el texto en unidades más pequeñas. De párrafo a oraciones. De oración a palabras.

[“dividir el texto en unidades más pequeñas”, “de párrafo a oraciones”, …]
[“dividir”, “el”, “texto”, “en”, …]

Aplicación básica de PLN

Aplicación básica de PLN

Hay palabras que provienen de una misma ***raíz***.

Quiero cortar las palabras para quedarme únicamente con la raíz.

Aplicación básica de PLN

Hay palabras que provienen de una misma ***raíz***.

Quiero cortar las palabras para quedarme únicamente con la raíz.

“Affectation” “Affects” “Affections” “Affected” “Affection” “Affecting”

Aplicación básica de PLN

Hay palabras que provienen de una misma ***raíz***.

Quiero cortar las palabras para quedarme únicamente con la raíz.

“Affectation” “Affects” “Affections” “Affected” “Affection” “Affecting”

Aplicación básica de PLN

Hay palabras que provienen de una misma ***raíz***.

Quiero cortar las palabras para quedarme únicamente con la raíz.

“Affectation”	“Affects”	“Affections”	“Affected”	“Affection”	“Affecting”
“Affect”	“Affect”	“Affect”	“Affect”	“Affect”	“Affect”

Aplicación básica de PLN

Hay palabras que provienen de una misma ***raíz***.

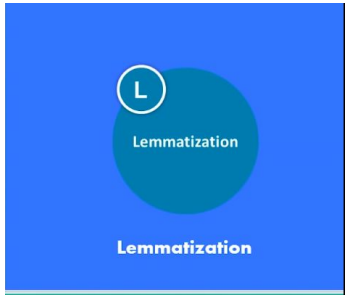
Quiero cortar las palabras para quedarme únicamente con la raíz.

“Affectation” “Affects” “Affections” “Affected” “Affection” “Affecting”

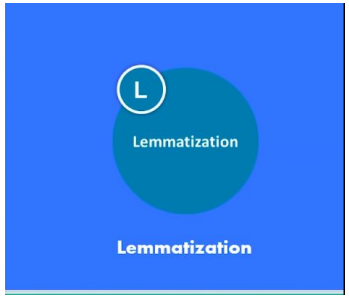
“Affect” “Affect” “Affect” “Affect” “Affect” “Affect”

Inconveniente: No funciona siempre. Hay palabras que su raíz **depende del contexto** de la oración. Se requiere un análisis morfológico.

Aplicación básica de PLN

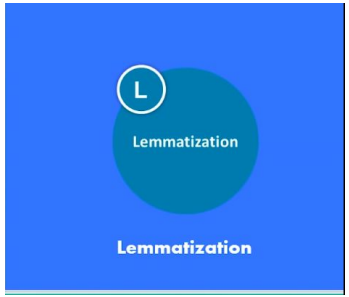


Aplicación básica de PLN



En vez de buscar la raíz de la palabra se busca su **lema**

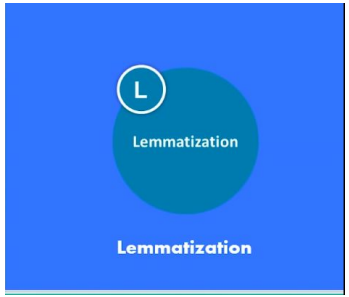
Aplicación básica de PLN



En vez de buscar la raíz de la palabra se busca su **lema**

el lema es la palabra que nos encontraríamos en el diccionario tradicional:

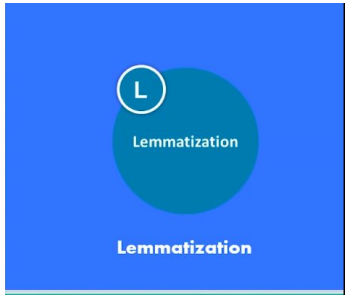
Aplicación básica de PLN



En vez de buscar la raíz de la palabra se busca su **lema**

el lema es la palabra que nos encontraríamos en el diccionario tradicional:
-singular para sustantivos (“Mesa” -> “Mesas”)
-masculino singular para adjetivos (“guapas” -> “guapo”)
-infinitivo para verbos (“dije”, “diré”, “dijéramos” -> “decir”)

Aplicación básica de PLN



En vez de buscar la raíz de la palabra se busca su **lema**

el lema es la palabra que nos encontraríamos en el diccionario tradicional:
-singular para sustantivos (“Mesa” -> “Mesas”)
-masculino singular para adjetivos (“guapas” -> “guapo”)
-infinitivo para verbos (“dije”, “diré”, “dijéramos” -> “decir”)

Es *similar* a **stemming** ya que mapea muchas palabras a una sola pero el resultado de **lemmatization** es una palabra mientras que en stemming puede no serlo

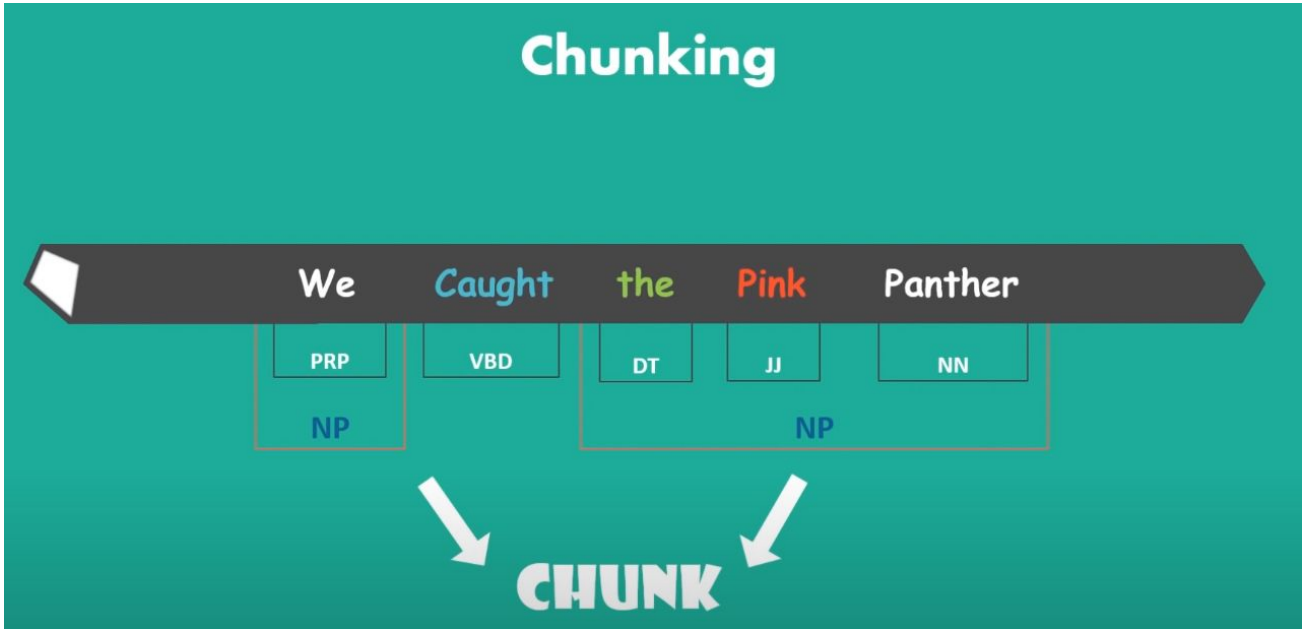
Aplicación básica de PLN

Aplicación básica de PLN

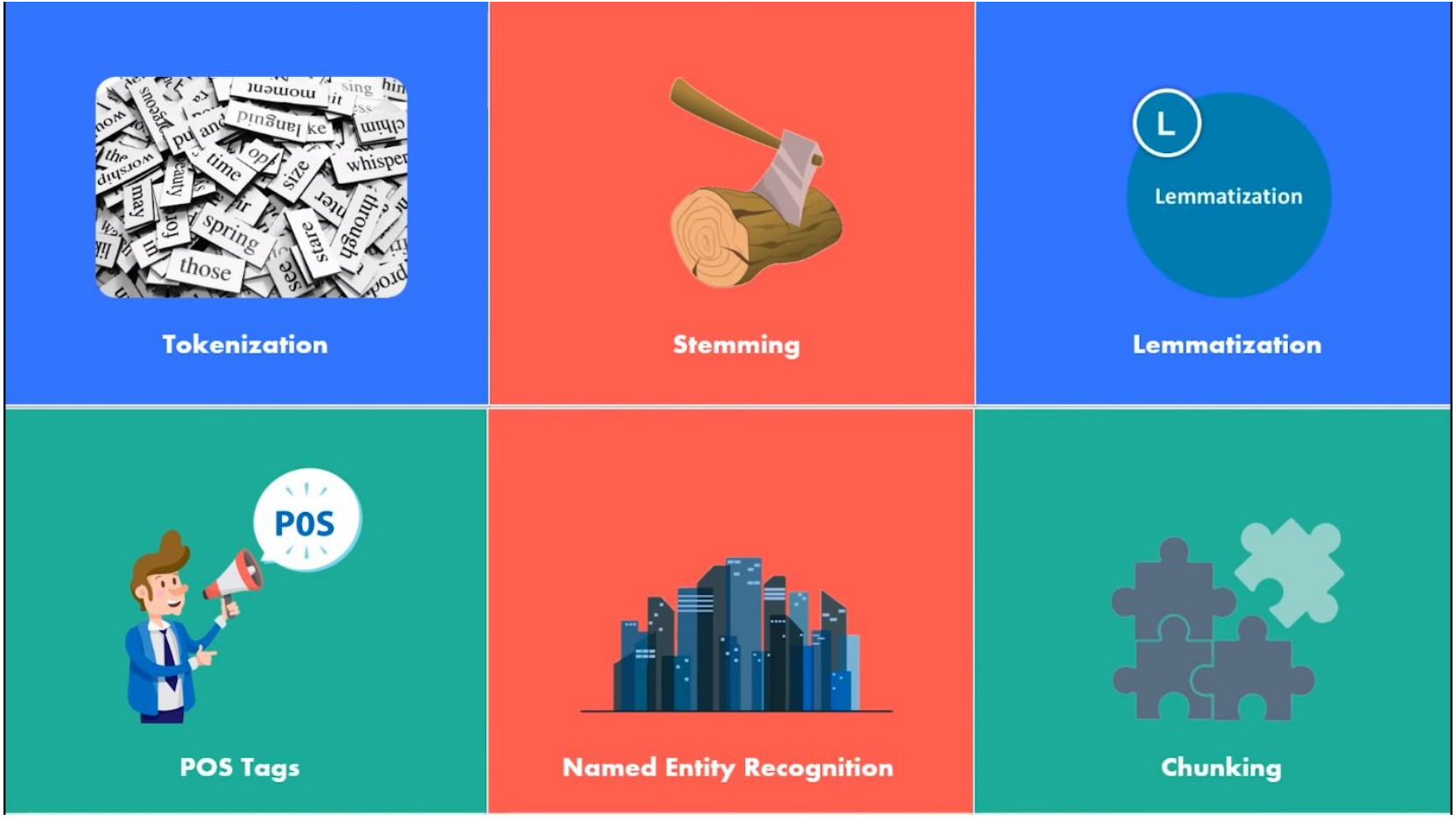
Part of Speech taggin:
Identificamos el rol gramatical de cada palabra (si es un verbo, adjetivo, sustantivo, etc.)

Named Entity Recognition:
Reconocer entidades como (empresas, personas, películas, lugares)

Aplicación básica de PLN



Aplicación básica de PLN



Matriz de frecuencia/Bolsa de palabras (BoW)

Matriz de frecuencia/Bolsa de palabras (BoW)

Oración 1: “Tengo suculentas en mi escritorio.”

Oración 2: “Mi escritorio es de madera y tiene suculentas encima.”

Matriz de frecuencia/Bolsa de palabras (BoW)

Oración 1: “Tengo suculentas en mi escritorio.”

Oración 2: “Mi escritorio es de madera y tiene suculentas encima.”

tengo | suculentas | en | mi | escritorio | es | de | madera | y | tiene | encima

Matriz de frecuencia/Bolsa de palabras (BoW)

Oración 1: “Tengo suculentas en mi escritorio.”

Oración 2: “Mi escritorio es de madera y tiene suculentas encima.”

	tengo	suculentas	en	mi	escritorio	es	de	madera	y	tiene	encima
1											
2											

Matriz de frecuencia/Bolsa de palabras (BoW)

Oración 1: “Tengo suculentas en mi escritorio.”

Oración 2: “Mi escritorio es de madera y tiene suculentas encima.”

	tengo	suculentas	en	mi	escritorio	es	de	madera	y	tiene	encima
1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
2	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1

Matriz TF-IDF (Term Frequency - Inverse Document frequency)

Medida de la **importancia de cada término (palabra) en nuestro corpus**

Matriz TF-IDF (Term Frequency - Inverse Document frequency)

Medida de la **importancia de cada término (palabra) en nuestro corpus**

$$\mathrm{w}_d = f_{\mathrm{w},d} \cdot \log\left(\frac{|D|}{f_{\mathrm{w},D}}\right)$$

Matriz TF-IDF (Term Frequency - Inverse Document frequency)

Medida de la **importancia de cada término (palabra) en nuestro corpus**

tamaño de colección de documentos
(cantidad de documentos)

para una palabra w en el documento d

$$w_d = f_{w,d} \cdot \log\left(\frac{|D|}{f_{w,D}}\right)$$

frecuencia de w en d

cantidad de documentos donde aparece w

A tener en cuenta

Cuando trabajamos con texto de chats o posteos nos solemos encontrar con:

- Errores de tipeo
- Palabras con letras repetidas “Siiiiiii”
- Abreviaturas
- Usar números para reemplazar palabras “d1”
- emoticones
- palabras en distintos idiomas

Depende del análisis que queremos hacer se puede atacar esto de distintas formas

Notebook

Notebook


casciari
Enviar mensaje
276 publicaciones
163k seguidores
138 seguidos
Hernán Casciari
casciari@gmail.com youtube.com/hcasciari facebook.com/EditorialOrsai
hernancasciari.com
PUBLICACIONES
REELS
IGTV
ETIQUETADAS
Hoy nace «Streaming con Apuesta de libros». Ustedes son muy jóvenes, pero en la semifinal de la Copa América de 2015 hice una apuesta en Twitter: «Si me compran un libro, les regalo otro por cada gol de Argentina esta noche». Me compraron muchísimos libros y yo me creí un gordito marketinero, pero esa noche Argentina le ganó a Paraguay 6 a 1 (Rojo, Pastore, Agüero Higuaín y Di María x2). Yo todavía vivía en Barcelona y en el cuarto gol supe que el chiste me iba a salir caro... Al día siguiente tuve que imprimir y mandar por DHL paquetes de seis libros a dos mil personas del otro lado del océano. La pérdida económica fue de 113.000 USD según mi contador, que renunció ese día. Esta noche vuelvo al ruedo para tomar revancha. En el partido de eliminatorias de las 21 hs (Argentina vs. Chile) volveré a utilizar el sistema que me hizo morder el polvo. Vos elegís mi streaming más un libro a elección y yo te mando tantos libros más por goles de diferencia de Argentina. Vengan. Desvalijenme de nuevo... si pueden.
ZOOM DE LIBROS
EPS

Notebook

Hoy nace «Streaming con Apuesta de libros». Ustedes son muy jóvenes, pero en la semifinal de la Copa América de 2015 hice una apuesta en Twitter: *«Si me compran un libro, les regalo otro por cada gol de Argentina esta noche»*. Me compraron muchísimos libros y yo me creí un gordito marketinero, pero esa noche Argentina le ganó a Paraguay 6 a 1 (Rojo, Pastore, Agüero Higuaín y Di María x2). Yo todavía vivía en Barcelona y en el cuarto gol supe que el chiste me iba a salir caro... Al día siguiente tuve que imprimir y mandar por DHL paquetes de seis libros a dos mil personas del otro lado del océano. La pérdida económica fue de 113.000 USD según mi contador, que renunció ese día. **Esta noche vuelvo al ruedo para tomar revancha.** En el partido de eliminatorias de las 21 hs (Argentina vs. Chile) volveré a utilizar el sistema que me hizo morder el polvo. Vos elegís mi streaming más un libro a elección y yo te mando tantos libros más por goles de diferencia de Argentina. **Vengan. Desvalíjenme de nuevo... si pueden.**