

# Introducción al Procesamiento de Lenguaje Natural

Grupo PLN – InCo

---

---

---

# Análisis de Subjetividad

# Análisis de Sentimiento

---

---

# Análisis de Subjetividad

---

- Análisis de sentimiento: clasificación de textos según su polaridad, típicamente, positivo/negativo/neutro.
  - Análisis de emociones: se refina el análisis de sentimiento para clasificar según emociones: alegría, tristeza, enojo, ...
  - Análisis de humor: clasificación entre humor/no humor, grado de gracia de un chiste, mecanismo humorístico, “tema” del chiste, ...
    - Identificación de ironía y sarcasmo.
  - Detección de discurso de odio (racismo, misoginia, ...)
-

# Opiniones

---

¿Qué significa opinión?

Del latín *opinio*, es una idea, juicio o concepto que una persona tiene o se forma acerca de algo o alguien y que puede ser cuestionable

---

# Opiniones

---

Me compré un iPhone hace unos días. Fue una compra excelente. La pantalla táctil estaba buenísima. El sonido espectacular. Aunque la batería no dura mucho, yo tampoco lo uso tanto. Sin embargo mi señora se puso furiosa conmigo, ya que no le dije antes de comprar el teléfono. Sabía que el teléfono era demasiado caro y prácticamente me obligó a devolverlo y comprar uno más barato.

---

# Opiniones

---

Me compré un iPhone hace unos días. Fue una compra **excelente**. La pantalla táctil estaba **buenísima**. El sonido **espectacular**. Aunque la batería **no** dura **mucho**, yo **tampoco** lo uso tanto. **Sin embargo** mi señora se puso **furiosa** conmigo, ya que **no** le dije antes de comprar el teléfono. Sabía que el teléfono era **demasiado caro** y prácticamente me obligó a devolverlo y comprar uno **más barato**.

---

# Opiniones



**HP Officejet 6500A Plus e-All-in-One Color Ink-jet - Fax / copier / printer / scanner**  
**\$89 online, \$100 nearby** ★★★★★ 377 reviews  
September 2010 - Printer - HP - Inkjet - Office - Copier - Color - Scanner - Fax - 250 sheets

## Reviews

**Summary** - Based on 377 reviews



### What people are saying

ease of use		"This was very easy to setup to four computers."
value		"Appreciate good quality at a fair price."
setup		"Overall pretty easy setup."
customer service		"I DO like honest tech support people."
size		"Pretty Paper weight."
mode		"Photos were fair on the high quality mode."
colors		"Full color prints came out with great quality."

# Opiniones

---

Cuando tomamos una decisión, muchas veces nos fijamos en las opiniones de

- la gente en quien confiamos (familiares, amigos)
- comentarios en internet

pero...

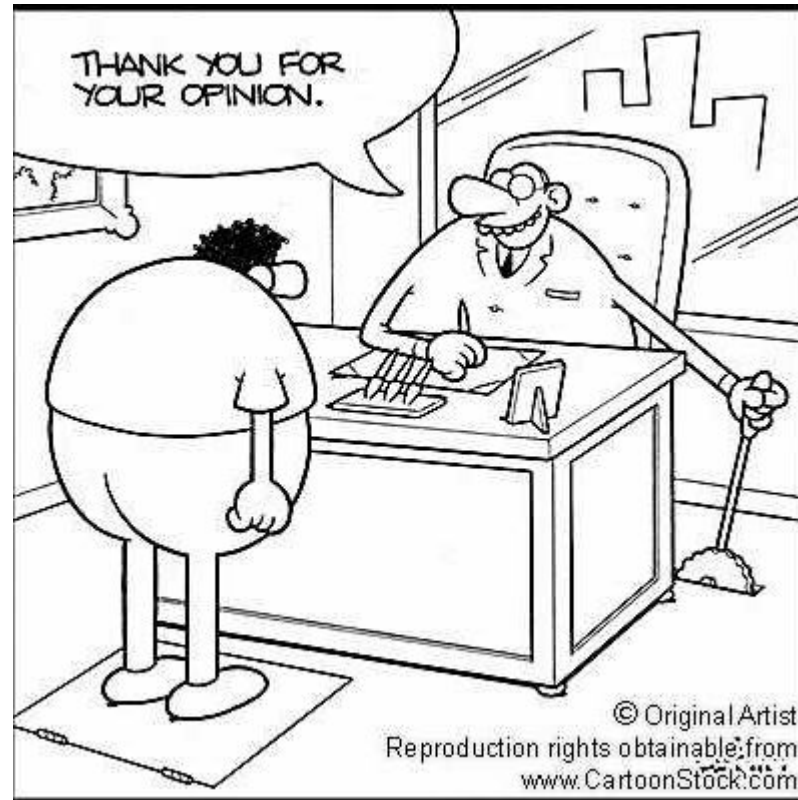
- opiniones sesgadas
- la autoría de quien la hizo





# Opiniones

---

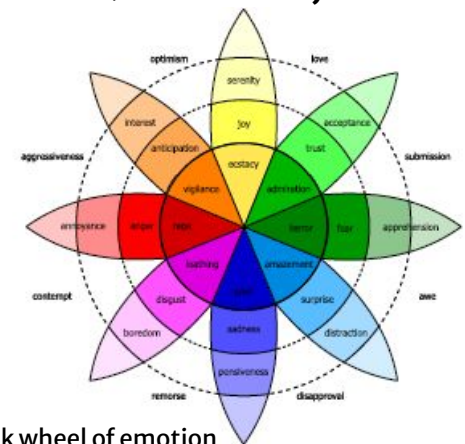


# Análisis de Emociones

---

## Definición del conjunto de emociones:

- esquema que surge de la combinación de tres dimensiones: valence (polaridad), arousal (grado de activación), dominance (grado de control) (Russell, 1980).
- esquema de 6 emociones: surprise, happiness, anger, fear, disgust, sadness (Ekman, 1999).
- esquema de 8 emociones: 4 pares de opuestos: joy–sadness, anger–fear, trust–disgust, and anticipation–surprise (Plutchik, 1980).
  - de este esquema de 8 emociones se derivan otras:



(Jurafsky & Martin) – Figure 21.2 Plutchik wheel of emotion

# Análisis de Emociones

---

## Otros recursos:

- Léxicos anotados con emociones.
- Conjuntos de textos clasificados según diferentes esquemas de emociones.

## Trabajos de clasificación de tweets:

- EmoEvalEs (IberLEF 2021, SEPLN): corpus desbalanceado (esquema de Ekman), clases difíciles de distinguir (fear/disgust), clase “other” se confunde con las demás.
-

# Análisis de Sentimiento

---

Sentiment Analysis also known as Opinion Mining involves computational techniques to detect, extract and evaluate sentiments, emotions, and subjectivity expressed in a text. [Liu 2010] :



# Análisis de Sentimiento

---

- El análisis de sentimiento nos permite entender la percepción de calidad/grado de confianza asociado a una entidad por parte de un conjunto de personas (usuarios) en la web
- Permite entender cuales son los rasgos de personalidad, actitudes y emociones de los autores que escriben dichos textos
- La polaridad de un texto se refiere a al grado de intensidad de un determinado sentimiento con respecto a la información implícita en ese texto



# Análisis de Sentimiento

---

- El término *análisis de sentimiento* se refiere al proceso de detectar y extraer expresiones subjetivas implícitas en los textos
  - Existe un gran contenido emocional cuando se expresa una opinión
  - Lo ideal es tener en cuenta el contexto (con todo lo que ello implica....)
-

# Análisis de Sentimiento

---

Definición (1): “*Tratamiento computacional de opiniones, sentimientos y subjetividad en textos.*” (Pang, B., & Lee, L. Opinion mining and sentiment analysis. Foundations and Trends in Information Retrieval. 2008)

Definición (2): “*Conjunto de técnicas computacionales para la extracción, clasificación, comprensión y evaluación de opiniones expresadas en fuentes publicadas en Internet, comentarios en portales web y en otros contenidos generados por usuarios.*” (Cambria, E., & Hussain, A. Sentic computing: Techniques, tools, and applications (Vol. 2). Springer Science & Business Media. 2012)

---

# Análisis de Sentimiento

---

## Usos del análisis de sentimiento:

- Relevancia y clasificación de textos (RRSS, opiniones sobre películas, hoteles, etc.) según su polaridad (positivos o negativos)
  - Proceso de toma de decisiones
  - Análisis de la tendencia de opinión
  - Campañas políticas y de mercado
  - Extraer opiniones a partir de textos (por ejemplo, prensa)
  - Para cada opinión:
    - Autor
    - Polaridad (P, N, P+, N+, Neu, etc.)
    - Aspectos: celular – batería P, pantalla N
    - ...
-



# Análisis de Sentimiento

---

Cada vez se habla más del análisis de sentimiento:

- Mayor disponibilidad de datasets para entrenar algoritmos de aprendizaje automático
- Aumento de la eficiencia de los métodos de aprendizaje automático, procesamiento del lenguaje natural y recuperación información
- Incremento masivo del uso de las redes sociales por el público en general para expresar opiniones



# Redes Sociales

---



*estructura formada por un conjunto finito de actores y relaciones que los vinculan de acuerdo con algún criterio*

---

# Redes Sociales

---

## Las redes sociales...

- Involucran una estructura social o un proceso social
  - Pueden ser redes formales/conscientes, tales como la amistad, profesional, parentesco, etc.
  - Pueden ser informales/inconscientes, tales como la gente que asiste a los mismos eventos, compra en la misma tienda, baja música similar
  - Pueden involucrar gente muy cercana o gente que nunca se ha conocido
  - Pueden involucrar conceptos que se relacionan de alguna manera
-

# Análisis de Redes Sociales

---

- Es una aproximación metodológica y teórica que enfatiza el estudio de las relaciones entre actores (personas, países, organizaciones o cosas)
- Se basa en la recopilación sistemática de datos sobre las relaciones y las interacciones entre los actores
- Muchas veces se utiliza la representación gráfica
- Emplea herramientas matemáticas/computacionales

*(Linton Freeman, Researcher, professor, University of California, Irvine)*

---

# Análisis de Redes Sociales

---

## Algunas ventajas:

- Permiten conocer personas o contactarse con viejos conocidos, organizar eventos
- Permiten estar informado sobre hechos y eventos actuales, tanto sociales como académicos, políticos, etc.
- Logran una comunicación instantánea
- Aumentan visibilidad de marca, canal de difusión



## Algunas desventajas:

- Permiten que todo el mundo se entere de todos tus movimientos (desventaja?)
- Suplantaciones de identidad
- Vida privada (¿?)
- Adicción (perder mucho tiempo pendiente de lo que pasa en “las redes”)



# Análisis de Redes Sociales

---

- El análisis de las redes sociales puede servir para entender cuál es el sentimiento asociado a un tópico de interés, y se ha vuelto una área relevante en los últimos años debido al gran volumen de textos disponibles
  - El uso de distintas técnicas basadas en el procesamiento del lenguaje natural y el aprendizaje automático han sido diseñadas e implementadas con el propósito de entender y analizar este tipo de contenido
-

# Análisis de Redes Sociales

---

## Desafíos:

### ➤ Lenguaje informal

El lenguaje usado tiene errores ortográficos y no siempre ayudan los correctores

*“kereees decirM ques esssssooo #Tasahi”*



# Análisis de Redes Sociales

---


## Desafíos:



- Formas sutiles de expresar sentimientos:
    - “Mario Benedetti es un excelente escritor” **Palabras con polaridad**
    - “Se trata de la fragancia que quería, por favor, úsela exclusivamente en casa y cierre las ventanas” **Sin palabras negativas**
    - “Si, seguro, cómo no!!” **Ironía**
    - “Vamos a ponerse las pilas” **Expresiones coloquiales**
    - “Si creíste que iba a ser una buena película, no fue una buena elección” **Negación**
-





# Clasificación de tweets



---

Qué bien que    
marcaron a Messi

Gracias a la gente de    
Brookfield por su excelente  
atención. <https://t.co/r38i4q7cIV,P>






pues a mi me ha    
encantado #sherlock




@user top secret: el #psoe de    
andalucía despilfarra otros 90 millones de  
euros en subvenciones. <http://t.co/aiwhnxrj>

---



# Clasificación de tweets




---

Qué bien que    
marcaron a Messi 

Gracias a la gente de    
Brookfield por su excelente  
atención. <https://t.co/r38i4q7cIV,P> 







@user top secret: el #psoe de    
andalucía despilfarra otros 90 millones de  
euros en subvenciones. <http://t.co/aiwhnxrj>

pues a mi me ha    
encantado #sherlock 



# Clasificación de tweets

---

- *Qué bien* que marcaron a Messi 
  - *Gracias* a la gente de Brookfield por su *excelente* atención. <https://t.co/r38i4q7clV,P> 
  - *pues a mi me ha encantado* #sherlock 
  - @user top secret: el #psoe de andalucía *despilfarra* otros 90 millones de euros en subvenciones. <http://t.co/aiwhnxrj> 
-








# Clasificación de tweets

---

- *Entró la magia al camp nou vamo #Messi*
  - *Uruguay sin mucho fútbol pero con abundante marca y actitud*
  - *volvió la #bestia... volvió Lionel Andrés #Messi!!! #GIGANTE #FCBDEP*
  - *Qué fantasma este pelado! Roja inexistente.*
  - *Después de esto como para que no lo echaran a Sanmartino*
  - *ajaja muy bueno <https://t.co/i4mfeb1qdY>*
-

# Clasificación de tweets

---

- *Entró la magia al camp nou vamo #Messi* 
  - *Uruguay sin mucho fútbol pero con abundante marca y actitud* 
  - *volvió la #bestia... volvió Lionel Andrés #Messi!!! #GIGANTE #FCBDEP* 
  - *Qué fantasma este pelado! Roja inexistente.* 
  - *Después de esto como para que no lo echaran a Sanmartino ¿*   ?
  - *ajaja muy bueno <https://t.co/i4mfeb1qdY>* 
-

# Clasificación de tweets

---

## Tareas previas al análisis del contenido de un texto:

- Obtener los textos de interés: tweets, comentarios en foros o blogs, mails, etc.
  - Limpiarlos: eliminar o sustituir símbolos, enlaces, etiquetas.
  - Guardarlos: definir el modelo de datos y los campos relevantes.
-

# Clasificación de tweets

---







## Primer enfoque: Reglas Manuales

- Escritura de reglas en base al análisis de ejemplos
  - Las reglas incluyen conocimiento lingüístico:
    - Lematización
    - POS tagging (categorías gramaticales de palabras)
    - Parsing (estructura sintáctica de oraciones)
  - También conocimiento específico del dominio o del problema:
    - Léxicos afectivos para análisis de sentimiento
    - Negadores e intensificadores
-

# Clasificación de tweets

---

➤ Léxicos afectivos

<i>excelente</i>		<i>horrible</i>	
<i>útil</i>		<i>despilfarrar</i>	
<i>felicitar</i>		<i>guerra</i>	
...		...	



# Clasificación de tweets

---

- Léxicos afectivos
- Lematización

*sugerencia/sugerencias → sugerencia*  
*despilfarra/despilfarraron/despilfarrando → despilfarrar*  
*buen/buena/buenos/buenas → bueno*

# Clasificación de tweets

---

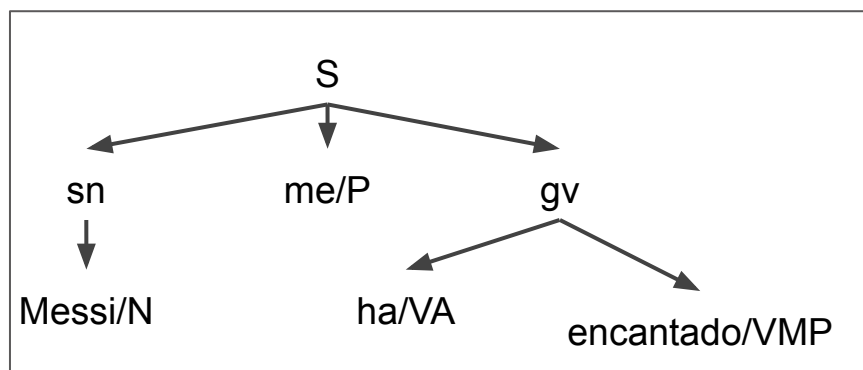
- Léxicos afectivos
- Lematización
- POS-tagging

Messi	→	NP
me		PP
ha		VAIP
encantado		VMP

# Clasificación de tweets

---

- Léxicos afectivos
- Lematización
- POS-tagging
- Parsing



# Clasificación de tweets

---

Ejemplo (1):

*Gracias a la gente de Brookfield por su excelente atención.*

Posible regla:

busco palabras en léxicos afectivos

si `cantidad_palabras_positivas > cantidad_palabras_negativas`  
    el tweet es positivo

si no

    el tweet es negativo

---

# Clasificación de tweets

---

Ejemplo (2):

*Gracias a la gente de Brookfield por sus excelentes sugerencias.*

Posible regla:

```
busco lemas en léxicos afectivos
si cantidad_lemas_positivos > cantidad_lemas_negativos
    el tweet es positivo
si no
    el tweet es negativo
```

# Clasificación de tweets

---

## Ejemplo (3):

*La atención de Brookfield es **excelente**, **pero** los productos son de **mala** calidad.*

## Posible regla:

busco lemas en léxicos afectivos

si  $\text{cantidad\_lemas\_positivos} > \text{cantidad\_lemas\_negativos}$

el tweet es positivo

si no, si  $\text{cantidad\_lemas\_positivos} < \text{cantidad\_lemas\_negativos}$

el tweet es negativo

si no

el tweet es neutro

---

# Clasificación de tweets

---

## Ejemplo (3):

*La atención de Brookfield es **excelente**, pero los productos son de **mala** calidad.*

busco lemas en léxicos afectivos

```
si cantidad_lemas_positivos = 0 y cantidad_lemas_negativos = 0
  el tweet es neutro (o no_sent)
```

```
si no
```

```
  si cantidad_lemas_positivos > cantidad_lemas_negativos
    el tweet es positivo
```

```
  si no, si cantidad_lemas_positivos < cantidad_lemas_negativos
    el tweet es negativo
```

```
  si no
```

```
    el tweet es mixto (o neutro)
```

---

# Clasificación de tweets

---

## Ejemplo (4):

*La atención de Brookfield es **excelente**, pero los productos **no** son **buenos**.*

## Posible regla:

```
busco lemas en léxicos afectivos
invierto valor afectivo de palabras negadas
si cantidad_lemas_positivos > cantidad_lemas_negativos
    el tweet es positivo
si no, si cantidad_lemas_positivos < cantidad_lemas_negativos
    el tweet es negativo
si no
    el tweet es neutro
```

---



# Clasificación de tweets

---

## Primer enfoque: Reglas Manuales

- Es muy difícil abarcar todos los casos escribiendo reglas manuales.
  - Se amplía la cobertura con grandes cantidades de ejemplos y métodos de aprendizaje automático supervisado, también con métodos híbridos.
  - Esto es posible si se cuenta con conjuntos de datos anotados.
  - Actualmente, los grandes modelos de lenguaje logran buenos resultados sin corpus anotados específicamente para la tarea.
-

# Clasificación de tweets

---

Segundo enfoque: Aprendizaje automático basado en *features* manuales

- Corpus de tweets
    - Cada uno con su clasificación (positivo, negativo, etc...)
    - Etiquetados a mano
  - Aprender una función que prediga la clase dado el tweet:
    - Entradas de la función: conjunto de atributos (*features*)
    - Salidas: la clase predicha
  - En estos casos hablamos de aprendizaje automático supervisado
-

# Clasificación de tweets

---

Segundo enfoque: Aprendizaje automático basado en *features* manuales

- Posibles métodos: Naïve Bayes, Árboles de Decisión, SVM, ...
  - Algunos atributos posibles para análisis de sentimiento:
    - palabras (*bag of words*)
    - lemas
    - categorías gramaticales
    - cantidad de palabras positivas/negativas
    - presencia de negación
    - información sintáctica
    - ...
-

# Clasificación de tweets

---

Segundo enfoque: Aprendizaje automático basado en *features* manuales

- Posibles métodos: Naïve Bayes, Árboles de Decisión, SVM, ...
  - Algunos atributos posibles para análisis de sentimiento:
    - ~~palabras (*bag of words*)~~ word embeddings
    - lemas
    - categorías gramaticales
    - cantidad de palabras positivas/negativas
    - presencia de negación
    - información sintáctica
    - ...
-

# Clasificación de tweets

---

## Tercer enfoque: Aprendizaje Profundo (Deep learning)

- word embeddings como entrada de la red
- diferentes arquitecturas
- bi-LSTM mejores resultados

--- --

- modelo de lenguaje neuronal (*transformers*) + *fine tuning*
  - modelo de lenguaje neuronal (*transformers*) + capa LSTM entrenada
-

# Clasificación de tweets: competencia TASS

---

Análisis de sentimiento en tweets en español TASS (IberLEF, SEPLN)  
(Sociedad Española para el Procesamiento de Lenguaje Natural)

- La organización distribuye datos para entrenamiento y validación a los participantes.
  - 1 mes y medio para desarrollo de sistemas.
  - Se publican datos de testeo (sin anotaciones).
  - Los participantes envían los resultados sobre testeo, que son evaluados contra el gold standard y rankeados.
  - Medidas de evaluación: Macro-F (promedio de Medida F por cada clase) y Accuracy.
-

# Clasificación de tweets: competencia TASS

---

Conjunto de etiquetas del TASS (hasta 2019): P, N, NEU, NONE

- *“@user top secret: el #psoe de andalucía despilfarra otros 90 millones de euros en subvenciones. <http://t.co/aiwhnxrj>”* **N**
  - *“pues a mi me ha encantado #sherlock”* **P**
  - *“el principio ha sido súper iconic pero con tanto movimiento iba muerta la pobre #vmas”* **NEU**
  - *“hoy conoceremos datos definitivos de 2011 del padrón municipal. datos ine: en españa hay casi un 1% más de mujeres q de hombres”* **NONE**
-

# Clasificación de tweets: competencia TASS

---

Sistemas presentados por el equipo de PLN-InCo (RETUYT) en TASS 2017, 2018, 2019:

- SVM y MLP con varias features calculadas sobre un léxico subjetivo.
- CNN con diferentes arquitecturas.
- LSTM optimizado para neutros.
- Combinación entre salidas de SVM y CNN.
- Adaptación de BERT.

En todos los enfoques, incluso SVM y MLP, representamos los tweets en base a los **embeddings** de sus palabras.

Para SVM y MLP calculamos el vector promedio de los embeddings del tweet.

---



# Clasificación de tweets: competencia TASS

---

## Resultados:

- Enviamos resultados de tres sistemas para cada corpus de testeo provisto por la organización.
  - 2017: 3 corpus
  - 2018: 6 corpus (diferentes variantes de español: España, Perú, Costa Rica, combinaciones entre variantes)
  - 2019: 10 corpus (España, Perú, Costa Rica, México, **Uruguay** (anotado por nosotros))
  - En varios corpus algunos de nuestros sistemas quedaron primeros.
  - Principal problema: tweets neutros. Son pocos y el criterio de anotación no parece muy homogéneo.
  - Resultados generales son bajos: ¡Macro-F aproximadamente 50%!
  - 2020 (tres clases): mejores resultados fueron 67% Macro-F en datos de una sola variante, y 50% en unión de variantes..
-

# Clasificación de tweets: modelo de lenguaje para tweets en español

---

- Entrenamiento de un modelo de lenguaje basado en Roberta (basado a su vez en BERT) con un gran corpus de tweets en español: RroBERTuito (Pérez et al., 2022).
  - Mejoras significativas en una herramienta para análisis de subjetividad, que incluye análisis de sentimiento: pysentimiento (Pérez et al, 2021).
  - La mejor configuración alcanza un 70.7% de Macro F para análisis de sentimiento, sobre el dataset de TASS 2020, usando la unión de todas las variantes.
-

# Referencias

---

- Turney, P. 2002. Thumbs Up or Thumbs Down? Semantic Orientation Applied to Unsupervised Classification of Reviews. Proceedings of the 40th Annual Meeting of the ACL, Philadelphia.
  - Wiebe, J., Wilson, T., Cardie, C., 2005. Annotating Expressions of Opinions and Emotions in Language. Language Resources and Evaluation, Volume 39, Issue 2-3, pp 165-210.
  - Pang, B., Lee, L. 2008. Opinion mining and sentiment analysis. Foundations and Trends in Information Retrieval Vol. 2, No 1-2, 1-135.
  - Liu, B. 2020. Sentiment Analysis. Mining Opinions, Sentiments, and Emotions, 2nd ed.; Cambridge University Press: New York, NY, USA.
  - Rosá, A., Chiruzzo, L., Etcheverry, M., Castro, S. 2017. RETUYT en TASS 2017: Análisis de Sentimiento de tweets en español utilizando SVM y CNN. Proceedings of TASS 2017, co-located with 33rd SEPLN Conference (SEPLN 2017), Murcia, Spain.
  - Chiruzzo, L., Rosá, A. 2018. RETUYT-InCo at TASS 2018: Sentiment Analysis in Spanish Variants using Neural Networks and SVM. Proceedings of TASS 2018, co-located with 34nd SEPLN Conference (SEPLN 2018), Sevilla, Spain.
  - Pastorini, M, Pereira, M, Zeballos, N, Chiruzzo, L, Rosá, A, Etcheverry, M. RETUYT-InCo at TASS 2019: Sentiment Analysis in Spanish Tweets. Proceedings of TASS 2019, co-located with 35th SEPLN Conference (SEPLN 2019), Bilbao, Spain.
  - Pérez, JM., Furman, D., Alemany, L., Luque, F. RoBERTuito: a pre-trained language model for social media text in Spanish. Proceedings of the Thirteenth Language Resources and Evaluation Conference, 2022.
  - Pérez, JM., Giudici, JC., Luque, F. pysentimiento: A Python Toolkit for Sentiment Analysis and SocialNLP tasks, arXiv cs.CL, 2021. <https://arxiv.org/abs/2106.09462>
-