



## **Ezequiel Paura**

Senior Data Scientist



ezequiel.paura@keepler.io



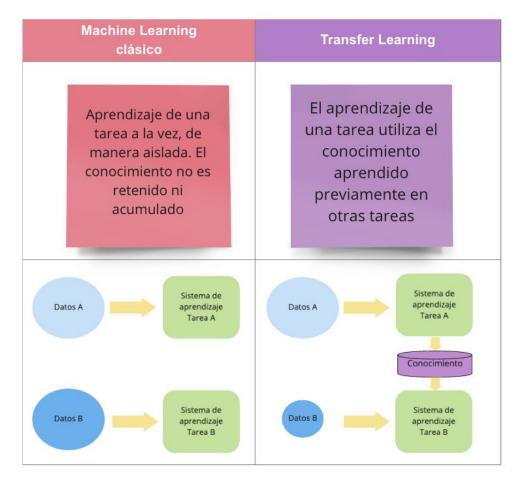
@ezequielpaura

### ¿Qué es este webinar?

- Es una breve introducción a algunos conceptos generales de la transferencia de aprendizaje en el Procesamiento del Lenguaje Natural.
- El contenido de la presentación es fundamentalmente una adaptación (y traducción) de:
  - Tutorial NAACL 2019 "<u>Transfer Learning in Natural Language</u> <u>Processing"</u>
  - "An introduction to transfer learning in NLP and HuggingFace with Thomas Wolf"
  - <u>Sebastian Ruder: Transfer Learning in Open-Source Natural Language</u>
    <u>Processing (spaCy IRL 2019)</u>
- Es también una demostración práctica de cómo entrenar y desplegar estos modelos utilizando la librería <u>spaCy</u> (v.2) en la nube de <u>AWS</u>

# Conceptos ¿Qué es la transferencia de aprendizaje en ML?

## ¿Qué es la transferencia de aprendizaje?



Adaptación de Pan and Yang (2010)

# Aplicación en Procesamiento del Lenguaje Natural...¿por qué?

#### Conocimiento común

Muchas tareas de PNL comparten un conocimiento común sobre el lenguaje. Por ejemplo: representaciones lingüísticas, estructuras gramaticales, etc.

### Una tarea puede informar a la siguiente

Por ejemplo, la tarea de etiquetar partes del discurso (POS o *Part-of-speech tagging*) informa a tareas como extracción de entidades (NER o *Named Entity Recognition*) o la clasificación de texto.

### Datos, datos, datos!

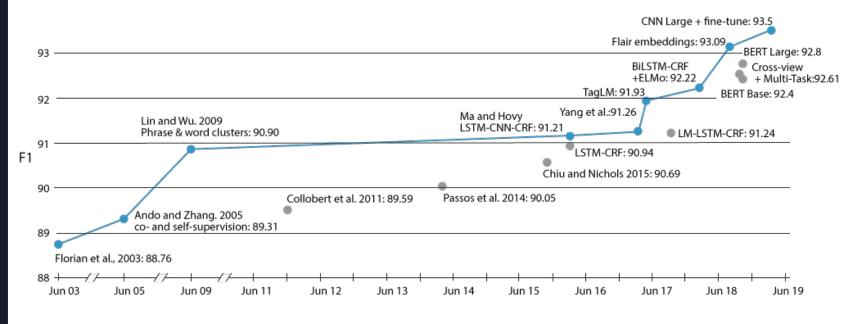
La disponibilidad de datos <u>bien</u> etiquetados, en especial en los idiomas "de bajos recursos" (*low resource languages*), son muy escasos. La transferencia de aprendizaje (en adelante, TA) permite hacer un mayor uso de los datos disponibles.

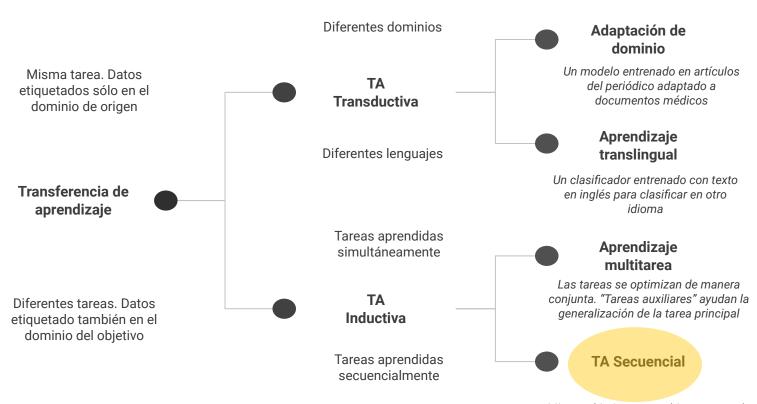
### En la práctica...

el uso de TA resultó en un nuevo "estado del arte" (SOTA, *State-of-the-art*) en muchas tareas supervisadas de Procesamiento del Lenguaje Natural (por ejemplo: clasificación de texto, extracción de información, pregunta-respuesta, etc.)



# Desempeño de la TA en la tarea de reconocimiento de entidades, sobre los datos CoNLL-2003 (en inglés)

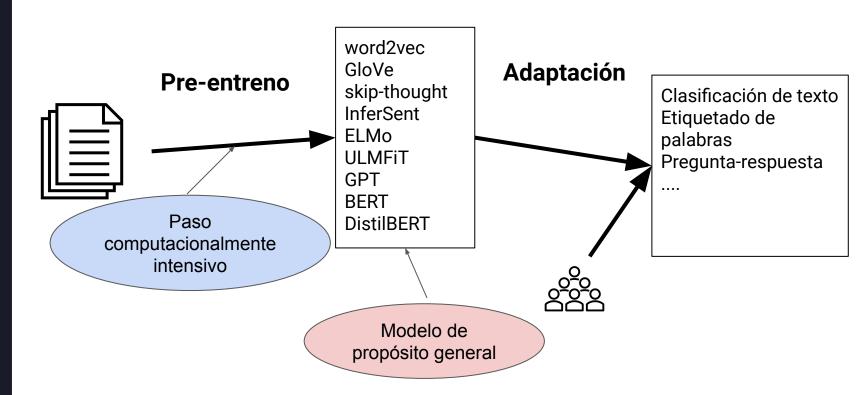


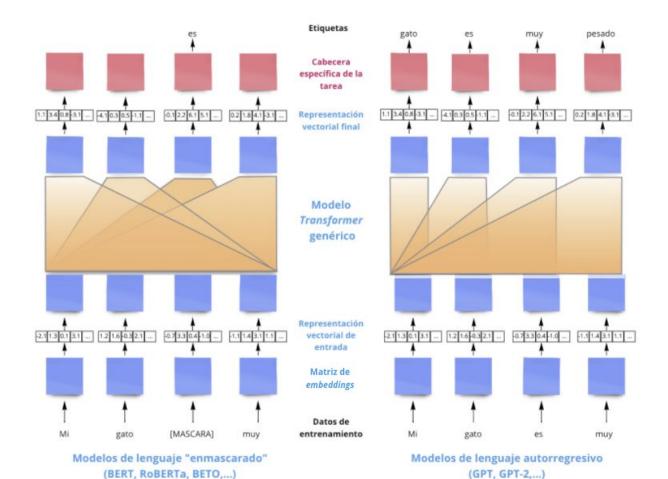


Mismo objetivo que multitarea pero el entrenamiento es secuencial. Cada tarea se optimiza por separado.

<sup>\*</sup>Adaptado y traducido de Ruder (2019)

# Aprender sobre una tarea o datos, transferir el conocimiento a otra tarea o datos





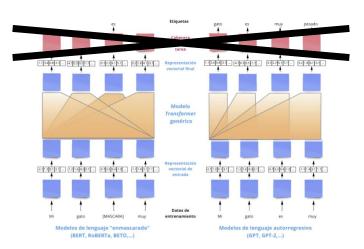
*k*eepler

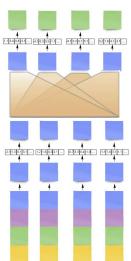
propósito general

# Adaptación a tareas: clasificación de texto

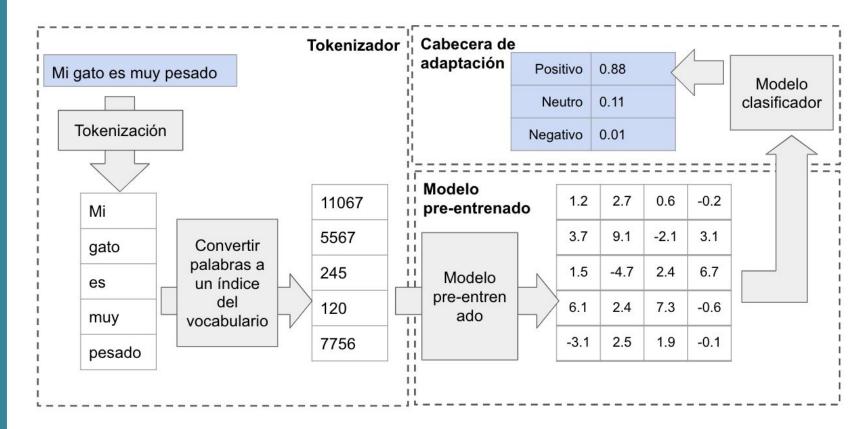
 Removemos la cabecera específica de la tarea de pre-entreno

 Agregamos elementos específicos de la nueva tarea, encima y debajo



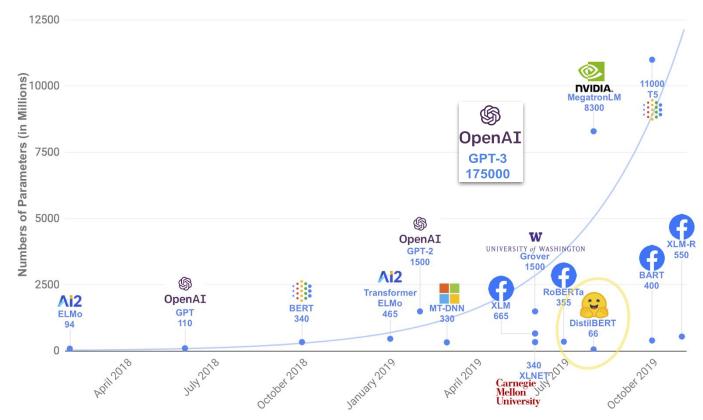


### Clasificación de texto



# Límites y tendencias

# La tendencia es modelos cada vez más grandes, superando los mil millones de parámetros



¿Por qué es un problema?

 Reduce el espacio para la competencia científica

Daño ambiental

 "Más grande es mejor" no es un plan de investigación científica

<b>6</b>				
Rank	Name	Model	URL	Score
1	T5 Team - Google	Т5		90.3
2	ERNIE Team - Baidu	ERNIE		90.0
3	Microsoft D365 AI & MSR AI & GATECH	MT-DNN-SMART		89.9
C	consumption		CO <sub>2</sub> e (lbs)	9.7
A	ir travel, 1 passenge	r, NY⇔SF	1984	8.4
Н	luman life, avg, 1 ye	ar	11,023	8.3
A	merican life, avg, 1	year	36,156	
C	ar, avg incl. fuel, 11	ifetime	126,000	8.1
				7.6



Training ever bigger convnets and LSTMs on ever bigger datasets gets us closer to Strong Al -- in the same sense that building taller towers gets us closer to the moon.

#### Traduire le Tweet

4:44 AM · 28 avr. 2019 · Twitter for Android

621 Retweets 2,4 k J'aime

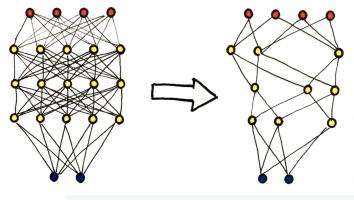
### Tres técnicas de reducción de tamaño

Poda

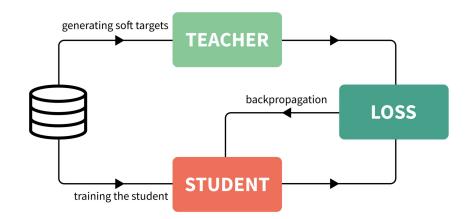
CuantizaciónDe FP32 a INT8

Destilación

DistilBert: Alcanza el 95% de la performance de Bert con un modelo 40% más pequeño y 60% más rápido



1	Prec	1	F1 score	1	Model	Size	1	1 thread	1	4 threads	1
1	FP32	1	0.9019	1	438	MB	1	<b>160</b> sec	1	85 sec	1
1	INT8	1	0.8953	1	181	MB	1	90 sec	1	46 sec	1



### Generalización

# **TextAttack:** A Framework for Adversarial Attacks, Data Augmentation, and Adversarial Training in NLP

John X. Morris<sup>1</sup>, Eli Lifland<sup>1</sup>, Jin Yong Yoo<sup>1</sup>, Jake Grigsby<sup>1</sup>, Di Jin<sup>2</sup>, Yanjun Qi<sup>1</sup>

- <sup>1</sup> Department of Computer Science, University of Virginia
- <sup>2</sup> Computer Science and Artificial Intelligence Laboratory, MIT {jm8wx, yq2h}@virginia.edu

### **Abstract**

While there has been substantial research using adversarial attacks to analyze NLP models, each attack is implemented in its own code repository. It remains challenging to develop NLP attacks and utilize them to improve model performance. This paper introduces TextAttack, a Python framework for adversarial attacks, data augmentation, and adversarial training in NLP. TextAttack builds at-

#### Original

Perfect performance by the actor → Positive (99%)

#### Adversarial

Spotless performance by the actor → Negative (100%)

Figure 1: Adversarial example generated using Jin et al. (2019)'s TextFooler for a BERT-based sentiment classifier. Swapping out "perfect" with synonym "spotless" completely changes the model's prediction, even though the underlying meaning of the text has not changed.

# Necesidad de representaciones fundamentadas en la "realidad"

- Dificultad para aprender ciertos tipos de representaciones a partir de texto plano
  - El sentido común no está escrito
  - Falta de relación con otras modalidades (imagen, audio...)

- Posible soluciones
  - o Incorporar conocimiento estructurado (ej: bases de datos <u>Zhang et al 2019</u>)
  - o Aprendizaje multimodal (ej: representaciones visuales <u>Sun et al. 2019</u>)
  - Aprendizaje activo/human-in-the-loop (ej: conversaciones <u>Hancock et al. 2018</u>)

### Referencias

- Tutorial NAACL 2019 "<u>Transfer Learning in Natural Language</u> <u>Processing"</u>
- "An introduction to transfer learning in NLP and HuggingFace with Thomas Wolf"
- <u>Sebastian Ruder: Transfer Learning in Open-Source Natural</u>
  <u>Language Processing (spaCy IRL 2019)</u>
- TextAttack: <u>https://www.aclweb.org/anthology/2020.emnlp-demos.16.pdf</u>
- Ruder, S. (2017) "Neural Transfer Learning for NLP" (Tesis Doctoral)
- Multi-Task Learning Objectives for NLP
- Worsham, J. & Kalita, J. (2020): <u>Multi-Task learning for NLP in the</u> 2020s: where are we going?
- <u>Transfer Learning ML's Next Frontier</u>
- How to compress a neural network (T. Danka, 2020)
- Pan & Yang (2010): <u>A Survey on Transfer Learning</u>
- Malte, A. & Ratadiya. P. (2019): <u>Evolution of Transfer Learning in Natural Language Processing</u>



### Herramientas

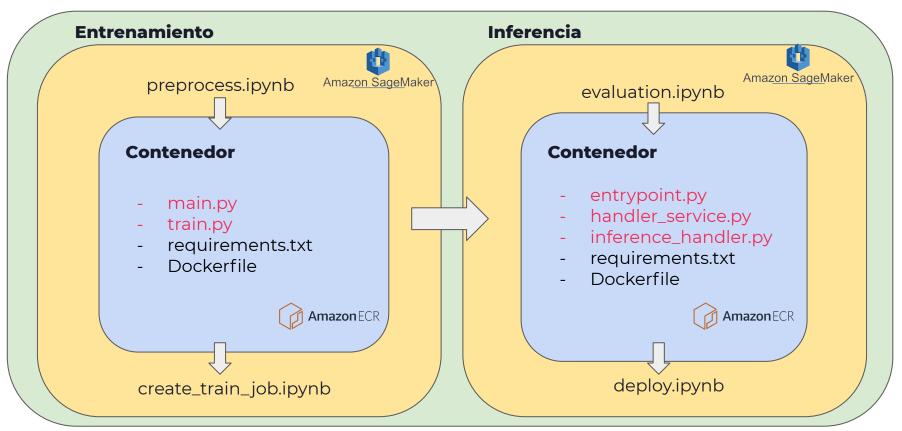








### **Plan**



### **Conclusiones**

 Con igual volumen de datos, utilizando TA obtenemos una mejor performance con menos iteraciones.

Especialmente importante para idiomas como el español, con pocos

datos etiquetados.

Rank	Language	Percentage
1	English	60.6%
2	Russian	8.3%
3	Turkish	3.9%
4	Spanish	3.8%
5	Persian	3.3%
6	French	2.7%
7	German	2.3%
8	Japanese	2.1%
9	Vietnamese	1.7%
10	Chinese	1.4%

