



ESCUELA DE INGENIERÍA  
FACULTAD DE INGENIERÍA

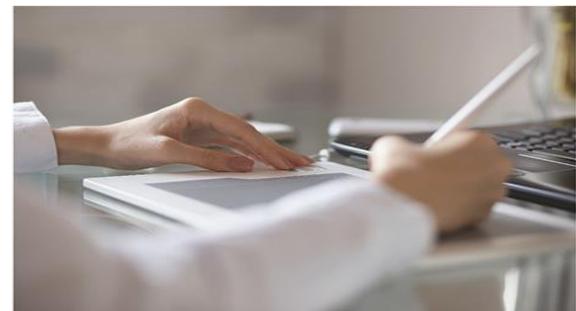
EDUCACIÓN  
PROFESIONAL

# Diplomado Big Data y Analítica de Datos 2021

## Curso: Fundamentos Machine & Deep Learning

Educación Profesional Escuela de Ingeniería UC

Profesor: Rodrigo Sandoval



← Responder ← Responder a todos → Reenviar Eliminar Establecer marca

## Confirmación hora médica, martes 24 de abril, VidalIntegra

CE Camila Eniax <camilaeniax@vidaintegra.cl>  
21-04-2018 18:23

Para: rodrigo@naturastock.com . . .

Estimado Rodrigo,

Le escribo para confirmar su hora con Paula Leiva Araya, Medico General, pa  
VidalIntegra.

¿Asistirá a la hora?

Quedo a la espera de la respuesta.

Saludos.  
Camila,  
Ejecutiva Vidaintegra



## RE: Confirmación hora médica, martes 24 de abril, VidalIntegra

RS Rodrigo Sandoval <rodrigo@naturastock.com>  
21-04-2018 18:49

Para: Camila Eniax

Estimada Camila.

Confirmo asistencia este ma

Atte,

Rodrigo Sandoval

## RE: Confirmación hora médica, martes 24 de abril, VidalIntegra

CE Camila Eniax <camilaeniax@vidaintegra.cl>  
21-04-2018 18:51

Para: rodrigo@naturastock.com . . .

Buenas tardes, Gracias por la respuesta. La hora queda confirmada para el martes 24 de abril con el Paula Leiva Araya a las 10:45. La atención será en VidalIntegra, ubicado en Avenida El Bosque Norte 0110, Las Condes. El bono lo puede comprar en el centro médico a través de sistema imed. Recuerde llevar su cédula de identidad y llegar con 15 minutos de anticipación. Si por algún motivo no puede asistir, le pido notificarme por esta vía para poder reasignar la hora a otra persona. Hasta luego, Saludos, Camila Eniax, Ejecutiva Vidaintegra



**De:** Isabel ...

**Fecha:** 30 de julio de 2018, 17:33:46 CLT

**Para:** Alicia Eniax <[alicia.eniax@....](mailto:alicia.eniax@....)>

**Asunto:** Re: Confirmación cita médica, miércoles 1 de agosto, Integramedica

Si ando con ganas, voy

Isabel ...

El 30-07-2018, a la(s) 08:38, Alicia Eniax <[alicia.eniax@....](mailto:alicia.eniax@....)> escribió:

Buenos días Isabel,

Soy Alicia, Ejecutiva de Salud. Le escribo para confirmar su hora con el Dr Veronica \_\_\_\_\_, para el miércoles 1 de agosto a las 13:15, en sucursal Las Condes.  
¿Asistirá a la cita?

Muchas gracias y quedo a la espera de su respuesta.

Saludos cordiales,  
Alicia Eniax,  
Ejecutiva IntegraMédica

**De:** Alicia Eniax <[alicia.eniax@....](mailto:alicia.eniax@....)>

**Fecha:** 30 de julio de 2018, 17:39:03 CLT

**Para:** <[email](mailto:email)>

**Asunto:** Re: Confirmación cita médica, miércoles 1 de agosto, Integramedica

**Responder a:** Alicia Eniax <[alicia.eniax@....](mailto:alicia.eniax@....)>

Hola,

Gracias por la respuesta. La cita queda confirmada para el miércoles 1 de agosto con el Especialidad Veronica Apellido Apellido a las 13:15. La atención será en Sucursal Las Condes. Recuerde llevar su cédula de identidad y llegar con 20 minutos de anticipación.

Puede comprar el bono en nuestros totems de atención digital, pagando con Tarjeta de Crédito o Débito.

Para cambiar los datos de reserva debe llamar al 2 111 2 11 2 o en recepción antes de la cita.

Saludos,  
Alicia Eniax,  
Ejecutiva Salud

## De las técnicas de NLP ...

La clasificación es útil para tomar decisiones sobre el contenido de un bloque de texto.

La extracción es útil para reconocer elementos clave dentro de un bloque de texto.

Pero al enfocarse en comparaciones más directas (entre palabras o conjuntos de palabras) no se logra el objetivo correcto **de interpretar un texto en lenguaje natural con toda su semántica**.

# Ejemplos...

*El producto cumple con mis expectativas y no tengo problemas.*

*vs.*

*Tengo problemas con el producto y no cumple mis expectativas.*

*Contexto 1: Análisis del nivel de empleabilidad mensual.*

*Contexto 2: Reporte médico de un paciente de nombre Julio.*

*Los niveles de Julio se ven mejores que antes.*

*Contexto 1: Análisis del producto ID = 2021*

*Contexto 2: Análisis de la venta anual*

*En la venta total de 2021 se aprecia una disminución preocupante.*

# Ejemplo de completar palabras ...

Los alumnos abrieron su \_\_\_\_\_

Alternativas: libro, cuaderno, laptop, mente

¿De qué depende?

Del contexto.

# Para lograr entendimiento de lenguaje natural ...

Se necesita conocer el contexto y/o la relación lingüística de las palabras.

Se necesita considerar las palabras en una secuencia, para poder predecir la próxima palabra.

Se necesita poder armar una respuesta que depende de los elementos de la pregunta y del contexto, para que sea útil al receptor.



ESCUELA DE INGENIERÍA  
FACULTAD DE INGENIERÍA

EDUCACIÓN  
PROFESIONAL

## 7.2. NLU y NLG

# Objetivos en NLU y NLG

## Interpretación

- Relación entre porciones de texto y la semántica equivalente.
- Incorporación de contexto en la interpretación.

## Interacción

- Una combinación de los anteriores, con una capacidad de generar respuestas y predecir las palabras adecuadas.

Un resumen de las técnicas más utilizadas hoy

Word Embedding

Secuencia en redes neuronales

Transformers

# Word Embedding

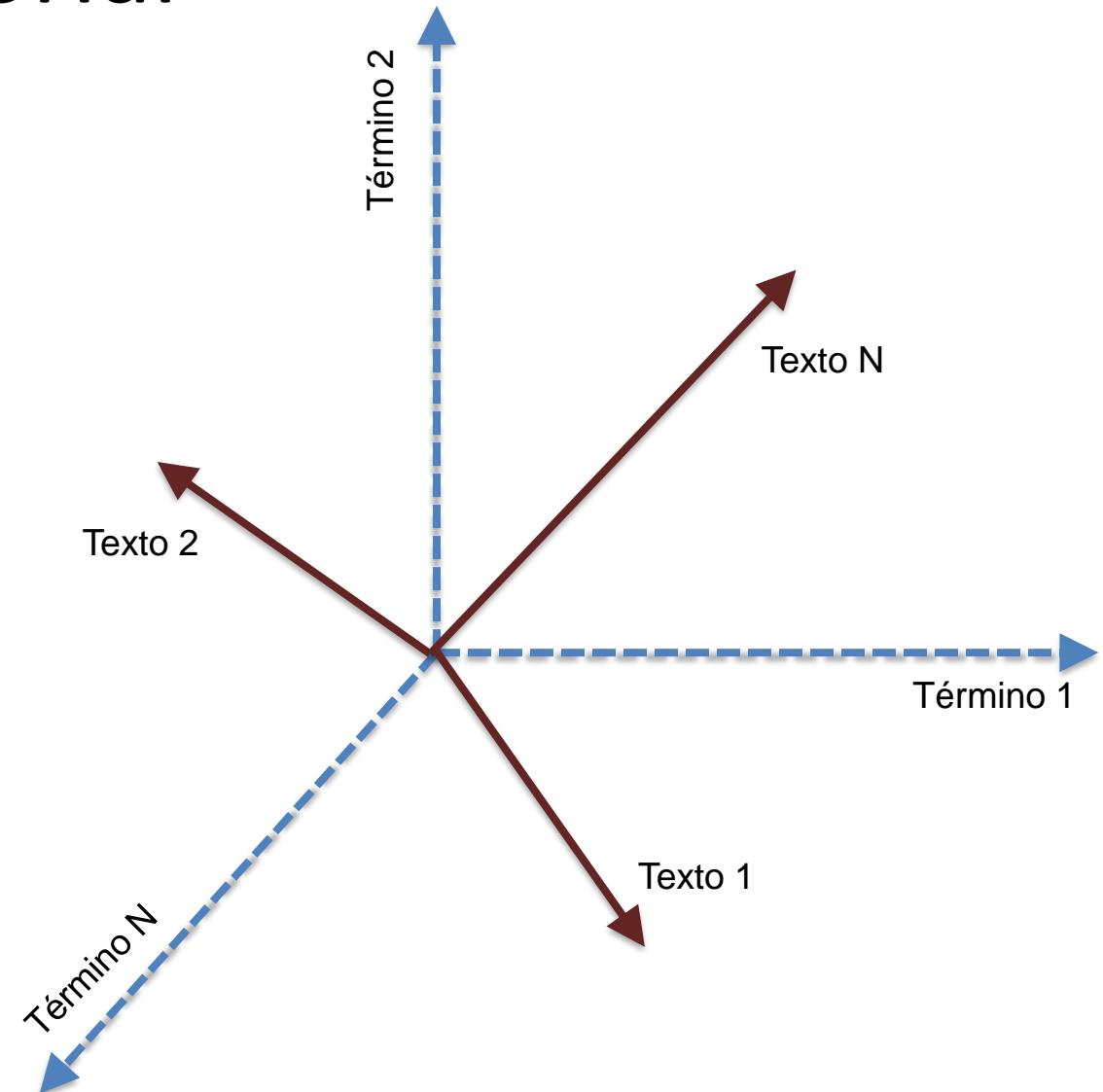
manejo de texto como vectores de ejemplos contextuales



# Modelo de Espacio Vectorial

**VSM** (Vector Space Model) es un espacio en el que el texto es representado por un vector de números, en lugar de su representación original.

Hay diferentes enfoques de vectorización, coincidiendo en referenciar la ocurrencia de los términos en diferentes porciones de texto (documentos o frases)

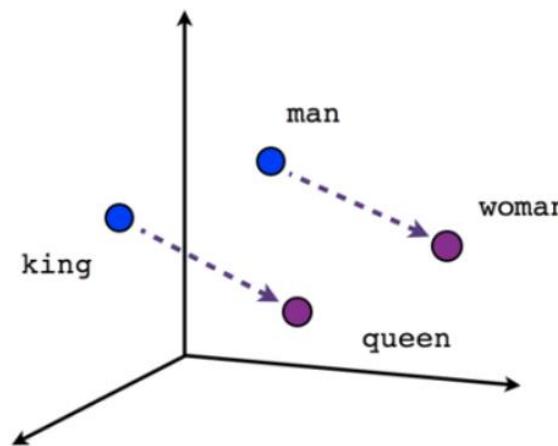


# Vectores de Distribución

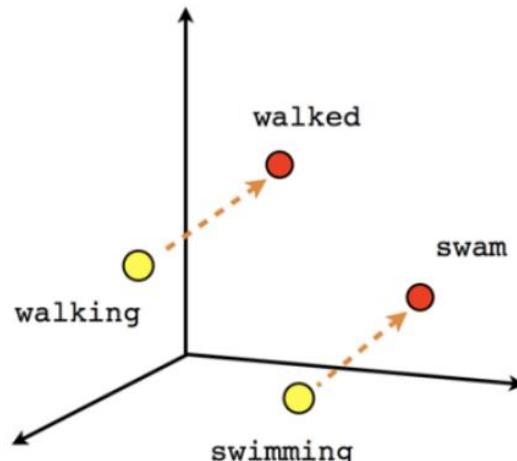
- **Hipótesis de Distribución** [Harris, 1954]: las palabras que ocurren en los mismos **contextos**, tienden a tener significados similares.  
*“Una palabra es caracterizada por su compañía”*
- **Representaciones de Distribución**: las palabras son representadas por vectores de alta dimensionalidad basado en el contexto en que éstas ocurren.

# Word Embedding

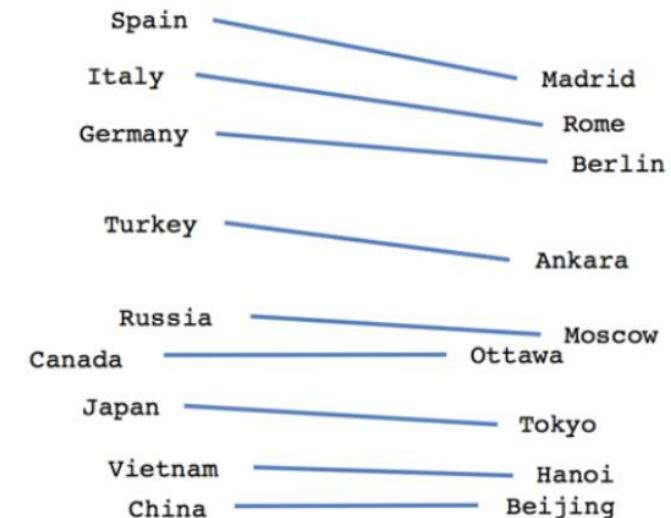
Incorpora la equivalencia o relación entre diferentes palabras en un lenguaje y contexto.



Male-Female



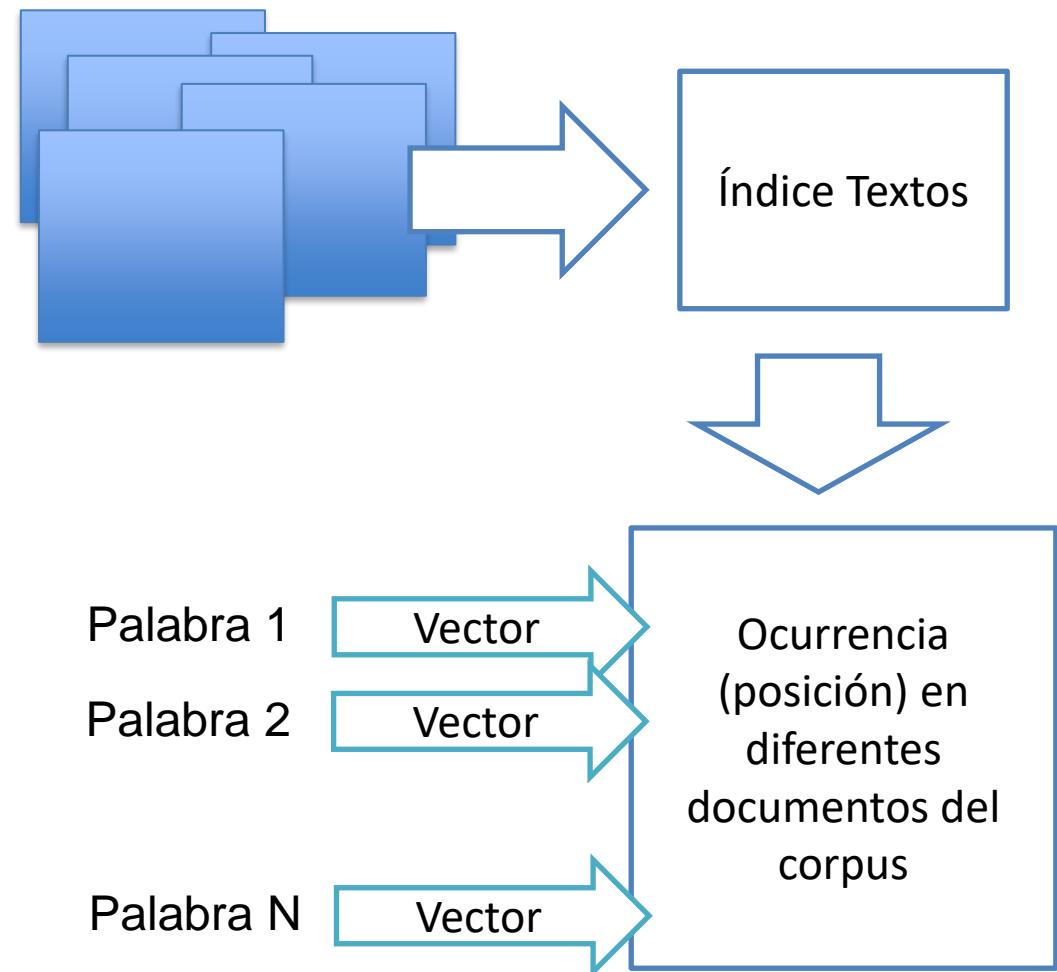
Verb tense



Country-Capital

# Vectorización de Palabras – Word Vectors

- Se identifican y vectorizaron todas las palabras encontradas en un corpus (por ej, Wikipedia en español).
- Cada palabra, en un vocabulario, queda asociada a la posición donde – en general – aparece en los textos → Vector
- Entonces, se pueden comparar vectorialmente.



<https://github.com/dccuchile/spanish-word-embeddings>

# Word Embedding desde fuente masiva

- Wikipedia (ESP)

The image displays two side-by-side screenshots of Wikipedia pages in Spanish. On the left is the article 'Actor', which discusses the role of an actor in theater. It includes a sidebar with links such as 'Portada', 'Actualidad', and 'Cambios recientes'. The main content area features a section titled 'Referencia esencial' containing the text: 'Jorge Pérez @perez Universidad de Chile Instituto Milenio Fundamentos de los Datos'. On the right is the article 'República de Chile', which provides information about the country, including its flag and coat of arms. Both pages feature the standard Wikipedia header with tabs for 'Artículo', 'Discusión', 'Leer', 'Ver código', 'Ver historial', and 'Buscar en Wikipedia'.

**DATA**

1 tensor found  
Palabras comunes

Edit by **label** Tag selection as

**Load** **Publish** **Download** Label

Sphereize data [?](#)

Checkpoint:

Metadata: [https://raw.githubusercontent.com/jorgeperezrojas/jorgeperezrojas.github.io/master/common\\_emb.txt](https://raw.githubusercontent.com/jorgeperezrojas/jorgeperezrojas.github.io/master/common_emb.txt)

---

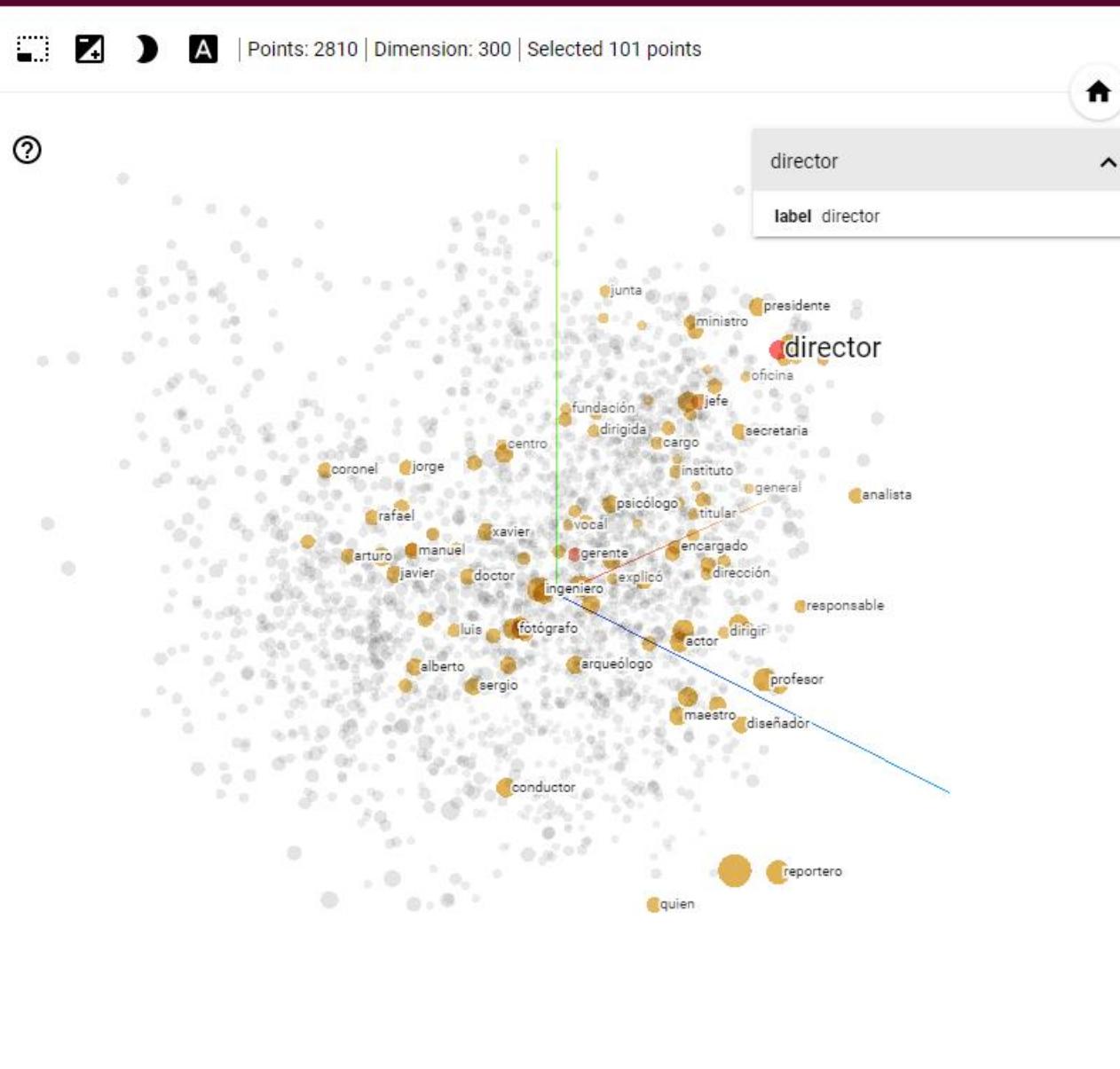
**UMAP** **T-SNE** **PCA** **CUSTOM**

X Component #1 Y Component #2

Z Component #3

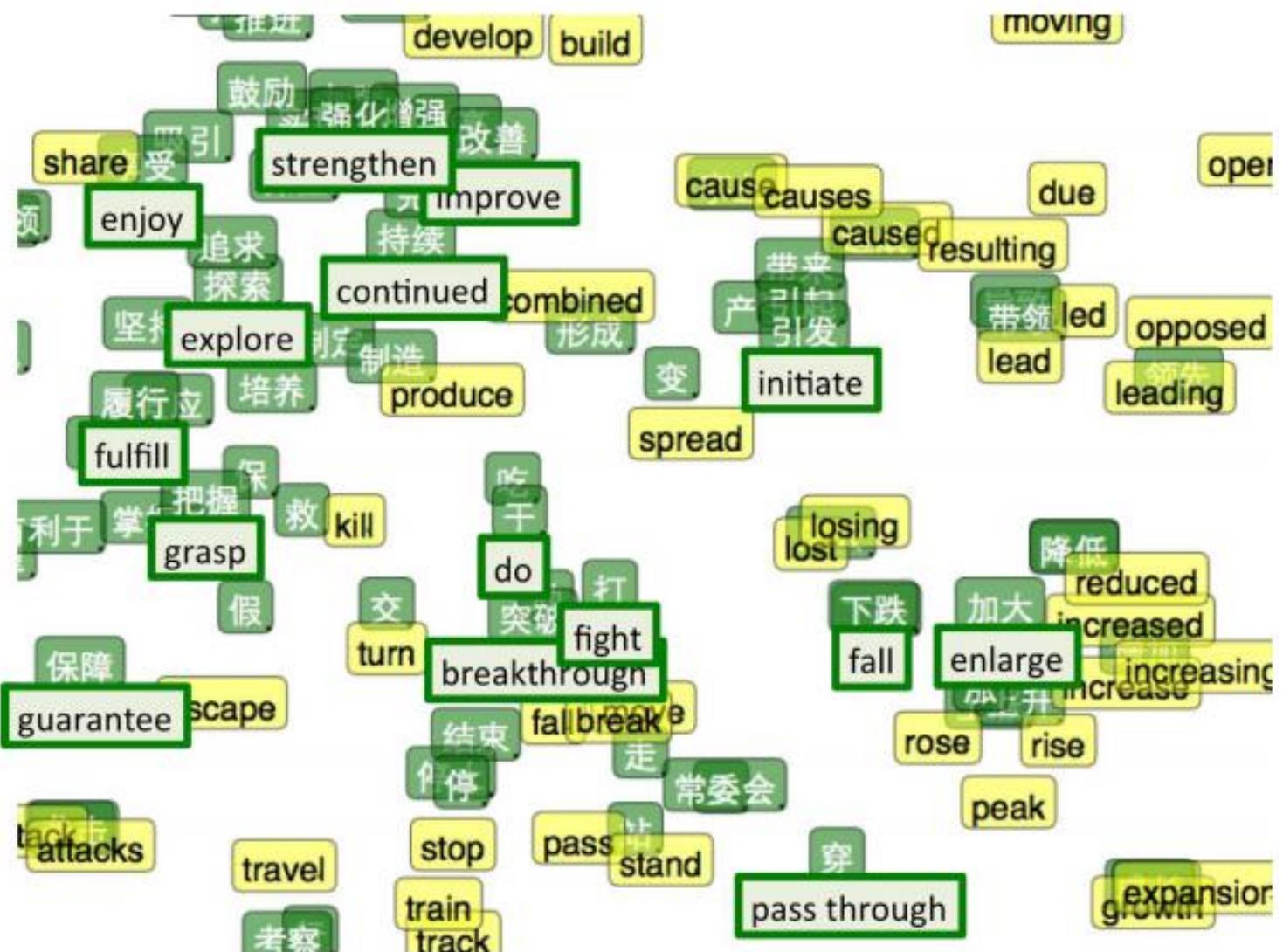
PCA is approximate. [?](#)

Total variance described: 11.2%.



# Aplicación de Word Embedding en Traducción de Máquina

- Es capaz de relacionar palabras de un idioma con otro (sin considerar expresiones de más palabras).
  - La ventaja es que es una “traducción” automática.

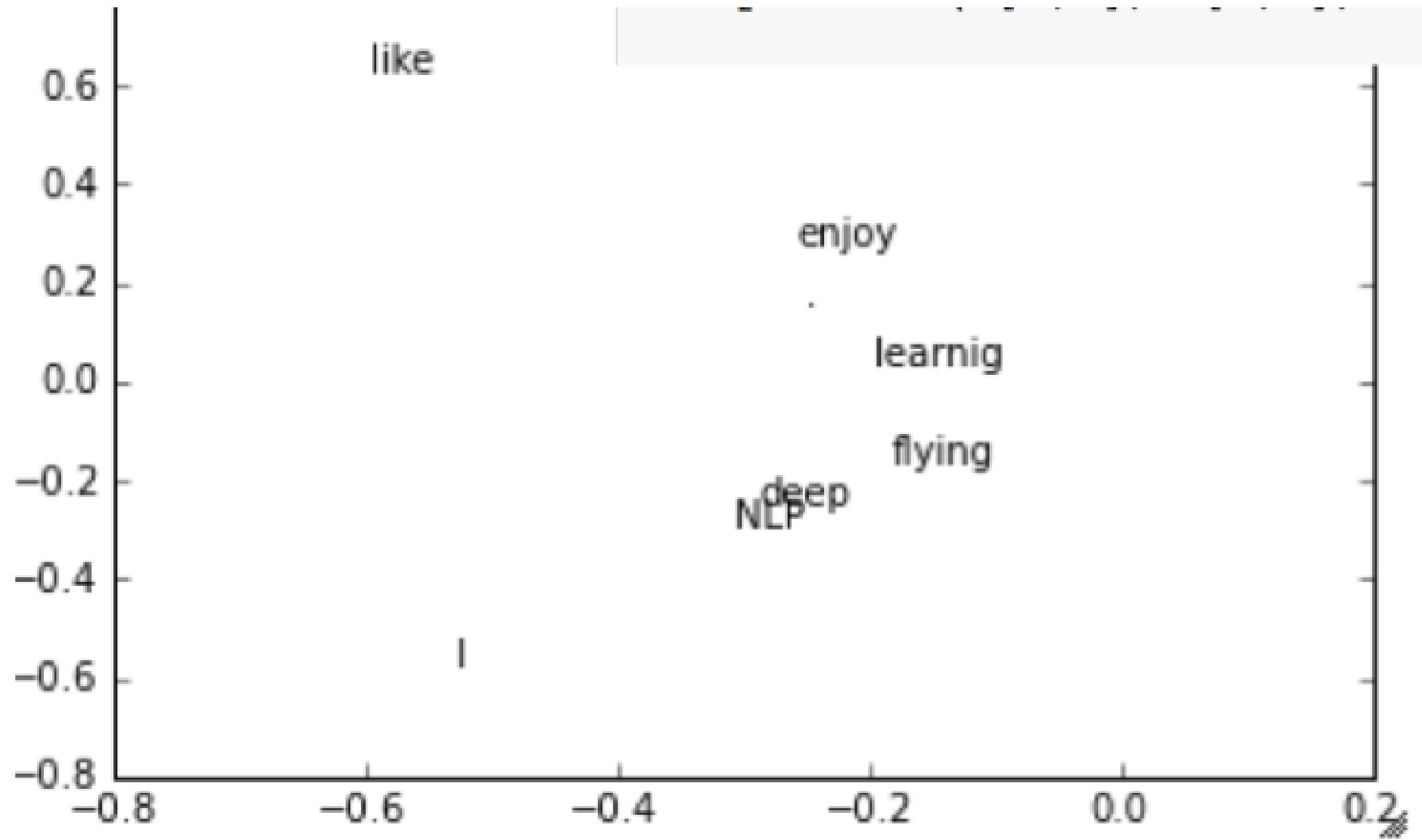


# Extracción de relaciones

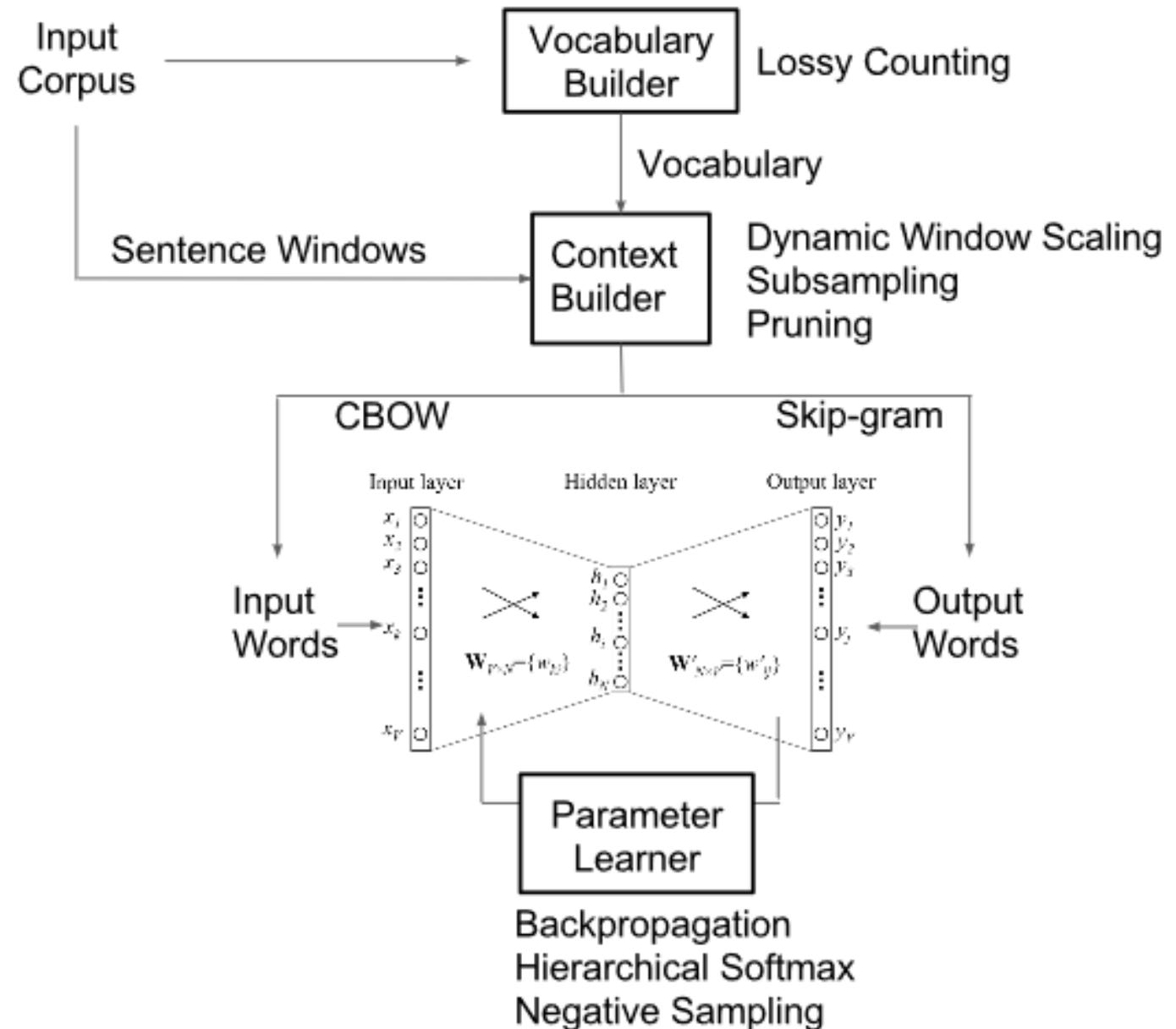
Relationship	Example 1	Example 2	Example 3
France - Paris big - bigger	Italy: Rome small: larger	Japan: Tokyo cold: colder	Florida: Tallahassee quick: quicker
Miami - Florida	Baltimore: Maryland	Dallas: Texas	Kona: Hawaii
Einstein - scientist	Messi: midfielder	Mozart: violinist	Picasso: painter
Sarkozy - France copper - Cu	Berlusconi: Italy zinc: Zn	Merkel: Germany gold: Au	Koizumi: Japan uranium: plutonium
Berlusconi - Silvio	Sarkozy: Nicolas	Putin: Medvedev	Obama: Barack
Microsoft - Windows	Google: Android	IBM: Linux	Apple: iPhone
Microsoft - Ballmer	Google: Yahoo	IBM: McNealy	Apple: Jobs
Japan - sushi	Germany: bratwurst	France: tapas	USA: pizza

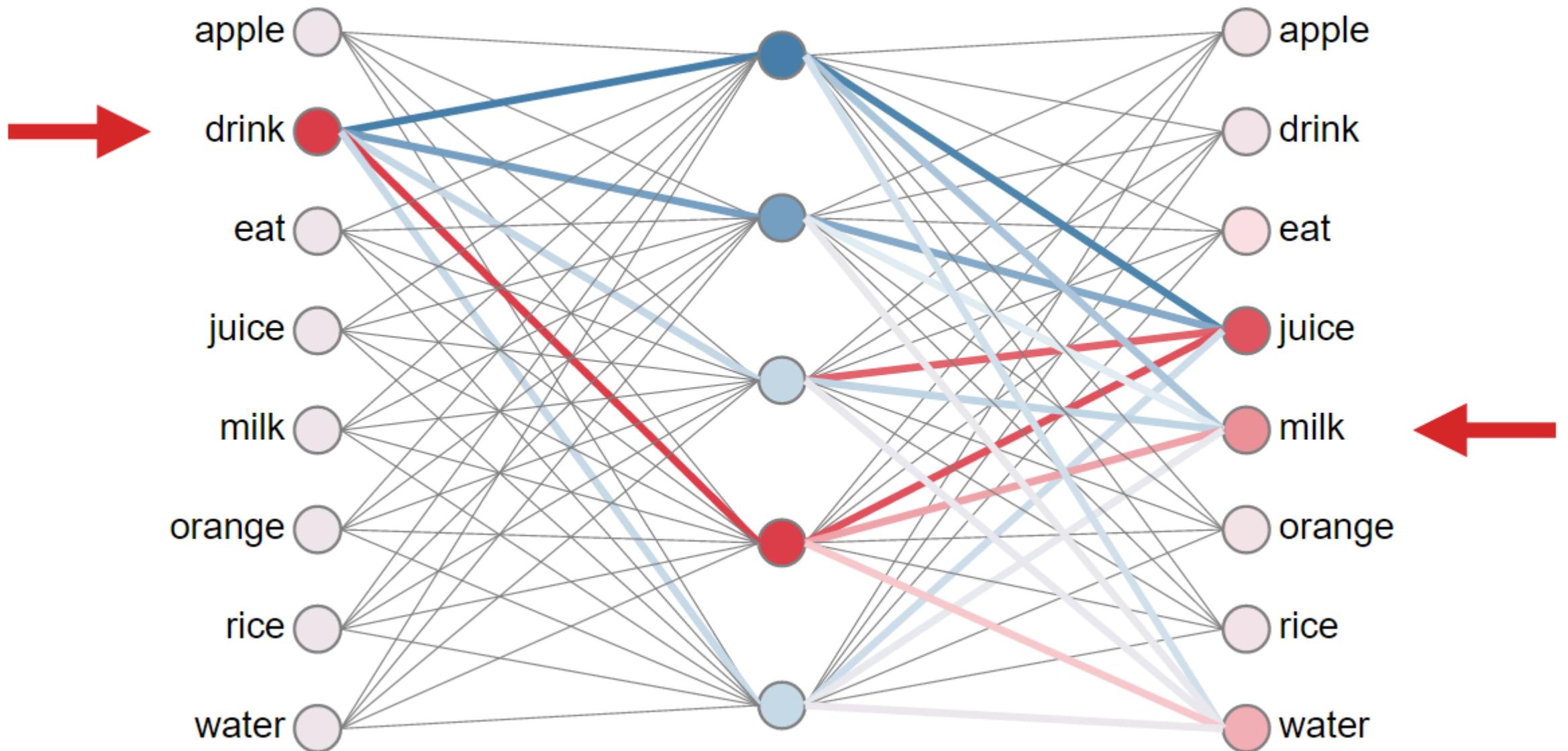
# Matriz de Co-Ocurrencia – Recurrente en algunos modelos

counts	I	like	enjoy	deep	learning	NLP	flying	.
I	0	2	1	0	0	0	0	0
like	2	0	0	1	0	1	0	0
enjoy	1	0	0	0	0	0	1	0
deep	0	1	0	0	1	0	0	0
learning	0	0	0	1	0	0	0	1
NLP	0	1	0	0	0	0	0	1
flying	0	0	1	0	0	0	0	1
.	0	0	0	0	1	1	1	0



# Arquitectura





# Modelos de Word Embedding

Word2Vec  
(w2v)  
Google

GloVe  
Stanford Univ

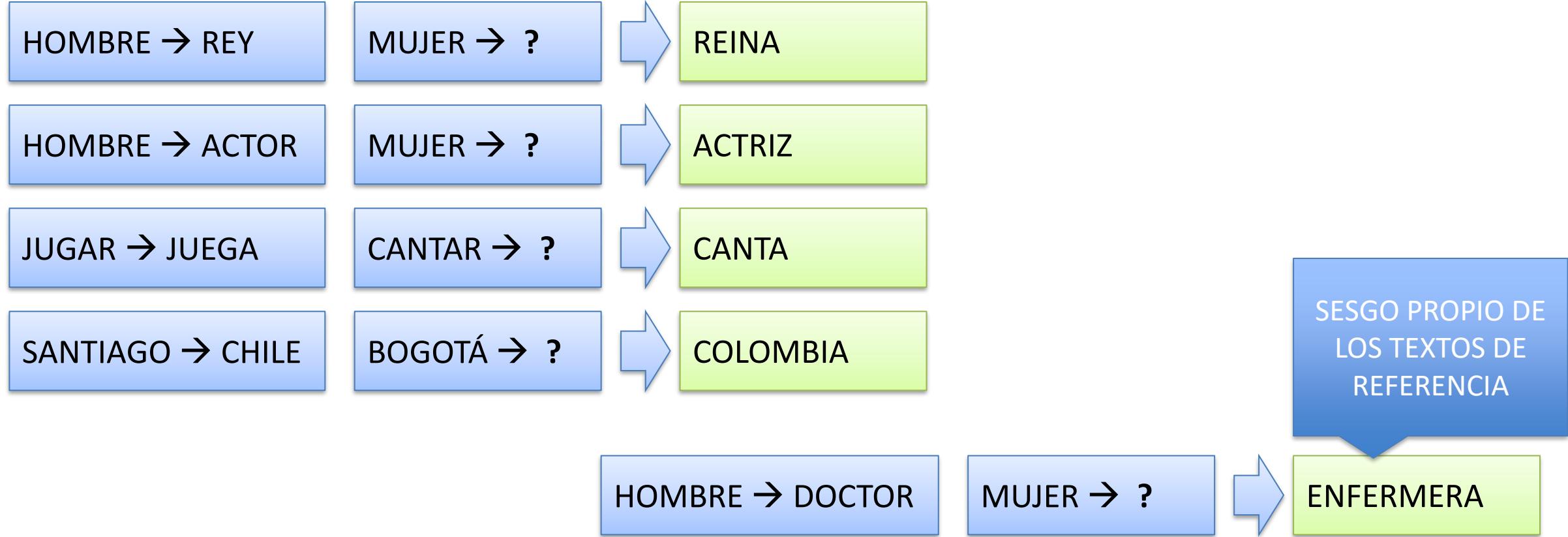
ELMo  
AlienNLP

fastText

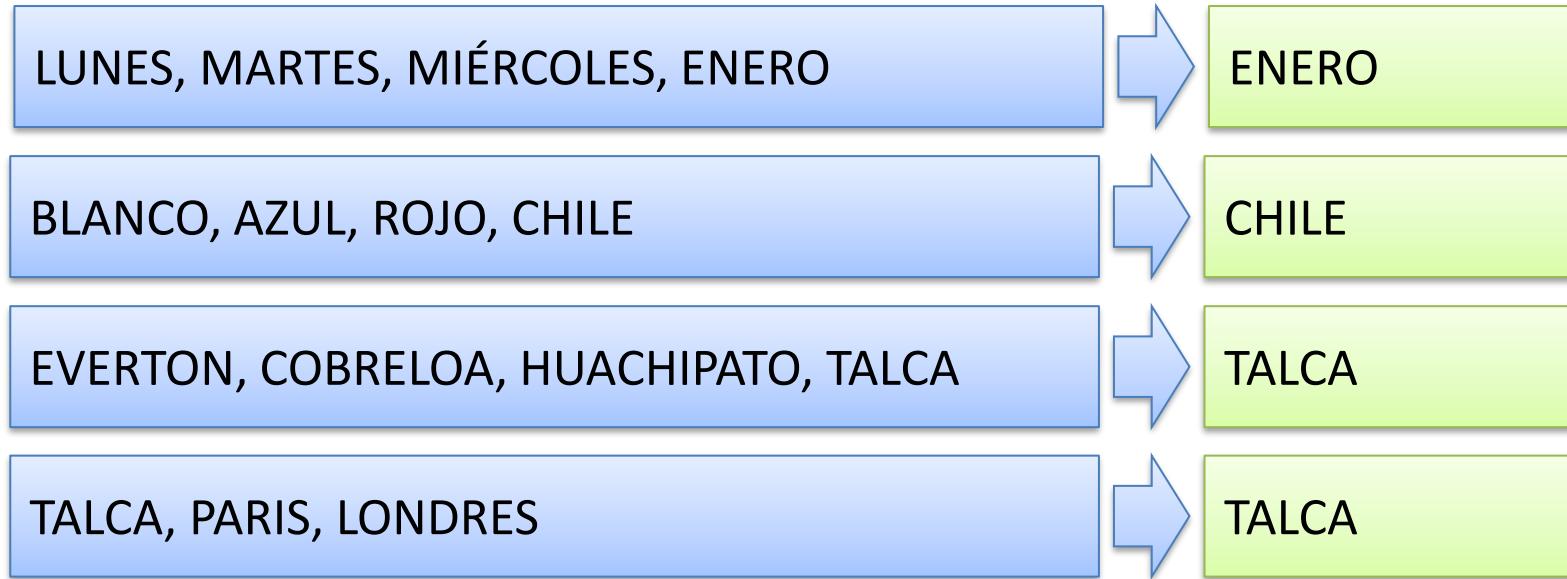
Gensim

Otros...

# ¿Cómo se aplica?



# ¿Cómo se aplica? – Término Excluido



# EJEMPLO

Pregunta: “*¿Cuál es la ley que protege los derechos del consumidor?*”

## PAUTA

Relación entre **proveedores de bienes o servicios y los consumidores** está **regulada por la Ley N° 19.496 de protección de los derechos de los consumidores**. En septiembre del 2018, se publica la Ley N° 21.081, que fortalece la protección de los consumidores, dotando al Servicio con facultad para **fiscalizar** y mejorando diversos procesos

## RESPUESTA

Existe una ley que vela por la buena relación entre los clientes y los vendedores de servicios o productos y es la **número 19496**, llamada “ley de los derechos del consumidor”. Esta se complementa por la ley número **21081**, que **ahonda en los resguardos**, estableciendo formas y capacidades de **fiscalización**

¿Cuál es la distancia sintáctico-semántica entre ambos textos?

Distancia = 0,35

0,35 < 0,7

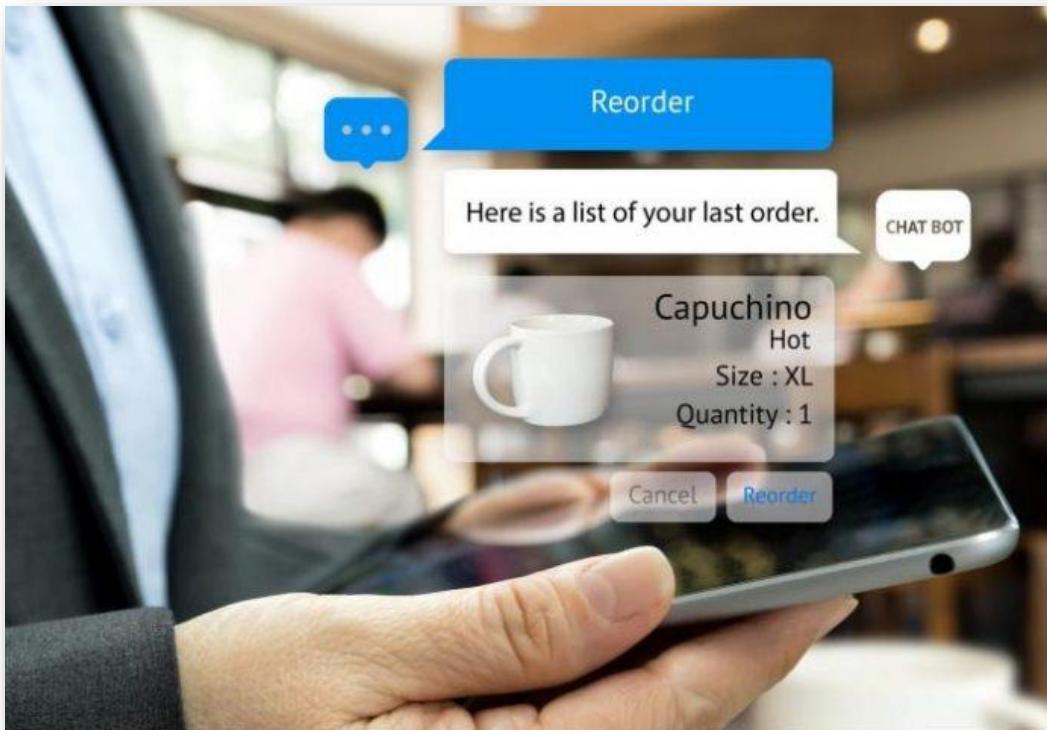
→ ¡SON EQUIVALENTES! (puntaje completo)

# **Interacción**

## **con agentes de diálogo**

# Chatbots

## Conversational Bots



## Predicted Use Cases for Chatbots

*What do you predict you would use a chatbot for?*



2018 State of Chatbots Report

# Ejemplo real

Bienvenid@ al Chat virtual de respuesta automática de Municipalidad de XXXXXXXXX.  
¿En que te podemos ayudar?

El Botiquín Oficial online cuenta con un stock inmediato de más de 670 medicamentos disponibles en los más de 30 locales de la farmacia municipal. Infórmate más acá ➡ <http://bit.ly/as64asj>  
¿Te podemos ayudar en algo más?

Infórmate más acá ➡ <http://bit.ly/as64asj>  
¿Te podemos ayudar en algo más?

Fui a la farmacia municipal en busca de remedio de 10 mg y me dijeron que no lo manejan pero en la lista de la municipalidad aparece. ¿Cómo encontrarlo con el precio que publica la municipalidad?

Ya revisé esa lista y fui a la farmacia y dicen que NO LO TIENEN ni lo van a tener.  
¿Qué hago entonces?

# ¿Puede un chatbot entender de verdad?

**Un chatbot está entrenado en reconocer palabras y/o términos claves en lo que escribe un usuario y responde con textos pre-estructurados lo que ese usuario – seguramente – espera como respuesta.**

**Un chatbot no entiende las preguntas de verdad.**

**Un chatbot no es capaz de explicar cómo armó una respuesta en particular.**

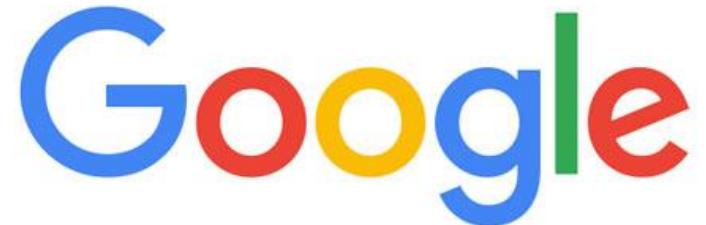
**Un chatbot no razona sobre las preguntas para responderlas.**

# Entonces, ¿cómo se puede mejorar un bot conversacional?

- Lo más importante es lograr interpretar correctamente lo que un usuario está preguntando o diciendo y contestar con texto generado (no necesariamente desde plantillas de respuestas recurrentes), que tenga sentido.
- Para ello, la generación de lenguaje natural (NLG) debe ser capaz de armar una secuencia de palabras, que reflejen algún sentido correcto.
- Esto se logra con modelos de predicción de palabras en una frase.

# **Predicción**

## de la siguiente palabra



el androide



**el androide libre**

[Eliminar](#)

**el androide feliz**

**el androide libre xiaomi mi a1**

**el androide libre calibrar bateria**

**el androide verde**

**el androide libre telegram**

**el androide 21**

**el androide black**

**el androide libre aplicaciones gratis**

**el androide libre xiaomi**

[Buscar con Google](#)

[Voy a tener suerte](#)

[Más información](#)

[Denunciar predicciones inadecuadas](#)

# Predicción de Sig. Palabra en Mensajería



¿Qué tipo de modelo servirá para predecir la  
próxima palabra?

**Redes Neuronales Recurrentes – RNN**

También conocido como

**MODELAMIENTO SECUENCIAL**

# Redes Neuronales Recurrentes - RNN

Gran potencia hasta la salida de los Transformers.

El punto central:  
Modelamiento de secuencia de datos

Dimensión de TIEMPO o de ORDEN está implícitamente presente en el contexto modelado

Está enfocado en el procesamiento de una secuencia de valores  $x^{(1)}, \dots x^{(t)}$

Manejan secuencias notoriamente largas, pero también, de largo variable.

Para lograrlo, se debe aprovechar el concepto de compartir parámetros entre partes del modelo  
(modelamiento estadístico y Machine Learning, años 80)

# RNN – En contexto de NLP

- Predicción del siguiente elemento:

*Los alumnos abrieron su \_\_\_\_\_ (libro, cuaderno, laptop, mente)*

- Más formalmente, dada una secuencia de palabras  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , computar la distribución de probabilidad de la siguiente  $x_{t+1}$ :

$$P(x_{t+1} | x_t, x_{t-1}, \dots, x_1)$$

Donde  $x_{t+1}$  puede ser cualquier palabra de un vocabulario

$$V = \{w_1, w_2, \dots, w_{|V|}\}$$

- Un sistema que hace esto se conoce como un **Modelo de Lenguaje**.

# Modelamiento de Lenguaje

- Más simple: un **Modelo de Lenguaje** es un sistema que le asigna la probabilidad a una porción de texto.
- Por ej si se tiene un texto  $x_1, x_2, \dots, x_T$  entonces la probabilidad de este texto (de acuerdo al **Modelo de Lenguaje**) es:

$$P(x_1, x_2, \dots, x_T) = P(x_1)*P(x_2|x_1)* \dots * P(x_T | x_{T-1}, \dots, x_1)$$

$$= \prod_{t=1}^T P(x_t | x_{t-1}, \dots, x_1) \quad \rightarrow \text{Lo entrega el Modelo de Lenguaje}$$

# Modelos de Lenguaje de n-gramas

- Los estudiantes abrieron su \_\_\_\_\_
- **Pregunta:** ¿cómo aprender un Modelo de Lenguaje?
- **Respuesta** (antes de las redes profundas): aprender un Modelo de Lenguaje de n-gramas.
- **Definición:** un n-grama es un grupo de palabras consecutivas:
  - Unigramas: “Los”, “estudiantes”, “abrieron”, “su”
  - Bigramas: “Los estudiantes”, “estudiantes abrieron”, “abrieron sus”
  - Trigramas: “Los estudiantes abrieron”, “estudiantes abrieron sus”
  - 4-gramas: “Los estudiantes abrieron sus”

# Modelos de Lenguaje de n-gramas

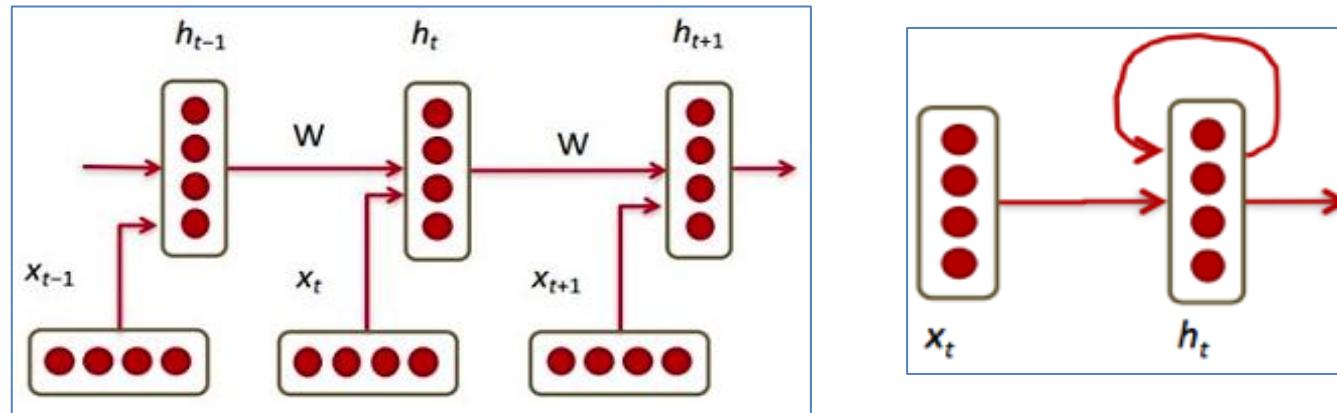
- Entonces, recolectar estadísticas de la frecuencia de los diferentes n-gramas y usarlos para predecir la siguiente palabra.
- Esto sirve también para generar texto:  
predecir las siguientes palabras/frases.
- Estos Modelos de Lenguaje se pueden construir con **Redes Profundas**

# Recurrent Neural Networks (RNNs)

La principal idea para RNN en texto es:

Condición en **todas las palabras previas**

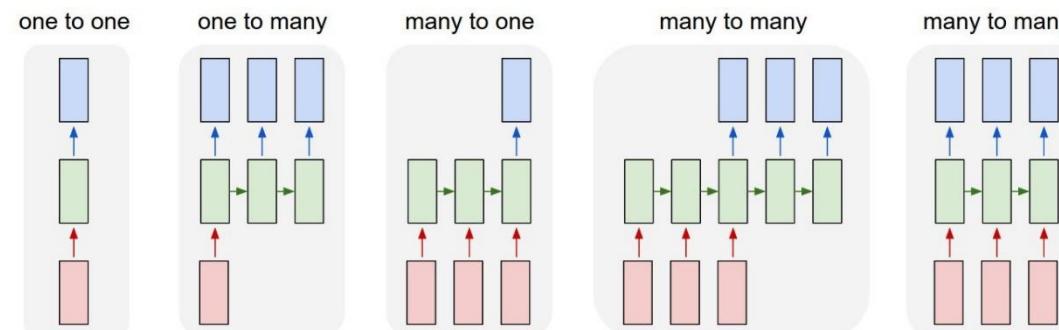
Usar el mismo set de pesos en todos los pasos de tiempo     $h_t = \sigma(W^{(hh)}h_{t-1} + W^{(hx)}x_t)$



<https://pbs.twimg.com/media/C2j-8j5UsAACgEK.jpg>

☺ Apilarlos, bien!

☹ Vanishing gradient problem



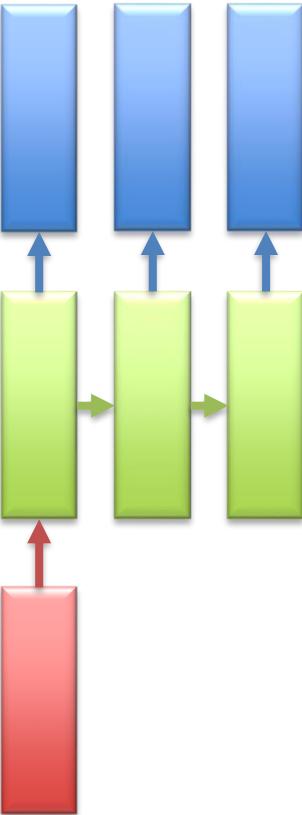
<https://discuss.pytorch.org/uploads/default/original/1X/6415da0424dd66f2f5b134709b92baa59e604c55.jpg>

# RNN: Secuencias de Procesos

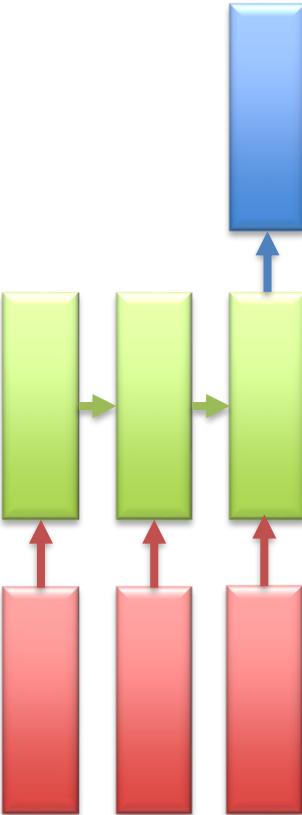
Uno  
a uno



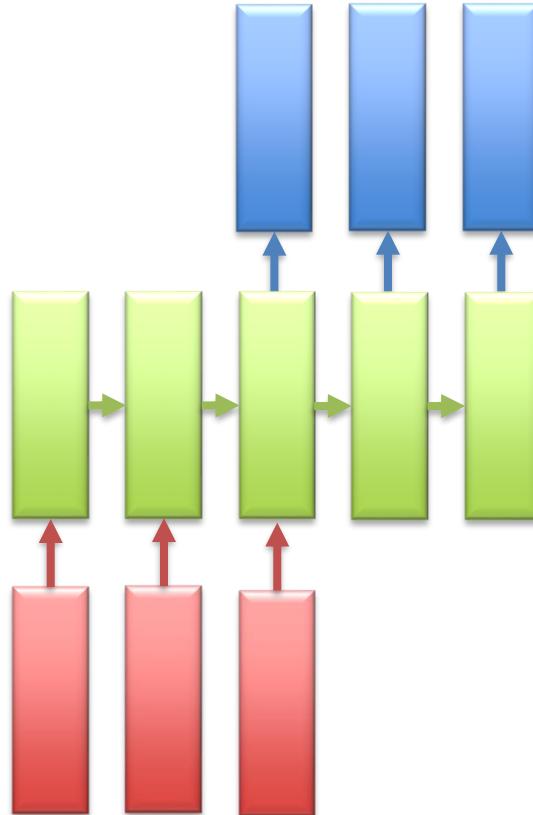
Uno a varios



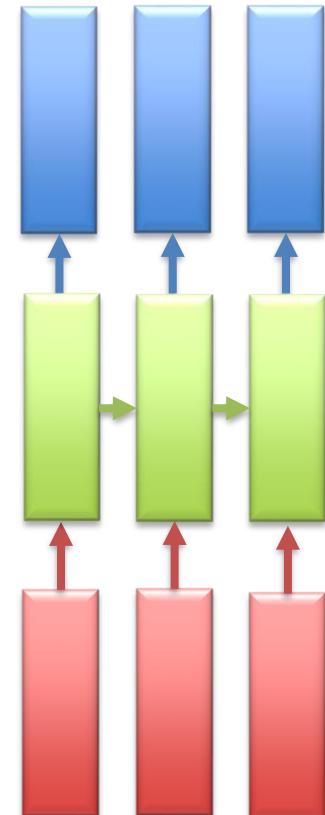
Varios a uno



Varios a varios



Varios a varios



Ejemplo: Etiquetado de  
imágenes  
Imagen →  
**secuencia** de palabras

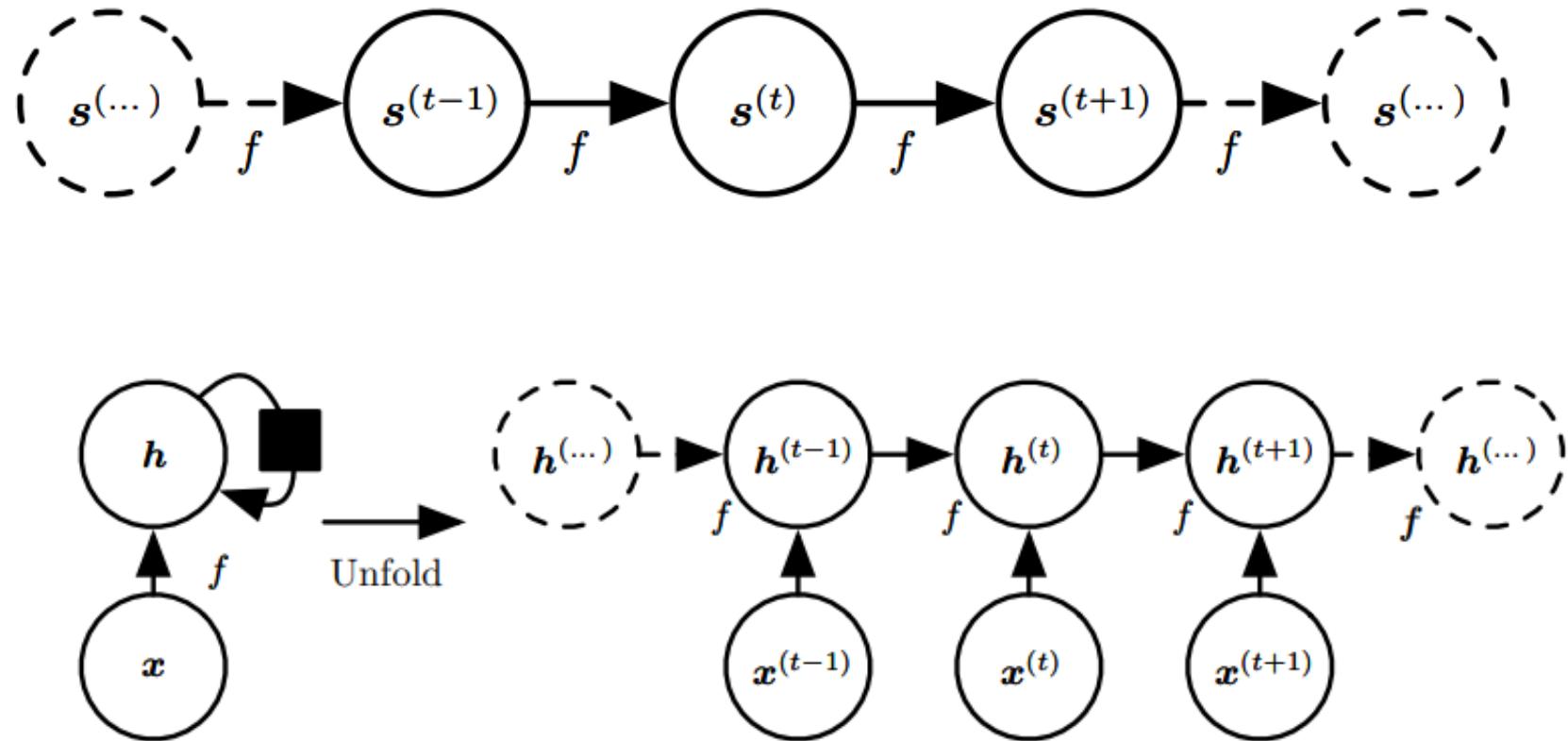
Ejemplo: Análisis de  
Sentimiento  
Secuencia de palabras  
→ una clase

Ejemplo: Traducción de  
Máquina  
Secuencia palabras →  
secuencia palabras

Ejemplo: Clasificación  
de video a nivel de  
frame

# La idea de RNN

- Sistemas dinámicos clásicos
  - Cada nodo es un estado en instante t.
- Unfolding comp graphs.  
RNN sin salida



Se procesa la entrada  $x$  incorporándola al estado  $h$  pasado hacia adelante en el tiempo

# Fórmula de recurrencia en cada paso

- Se puede procesar una secuencia de vectores  $x$  al aplicar una fórmula de recurrencia en cada paso en el tiempo:

$$h_t = f_w(h_{t-1}, x_t)$$

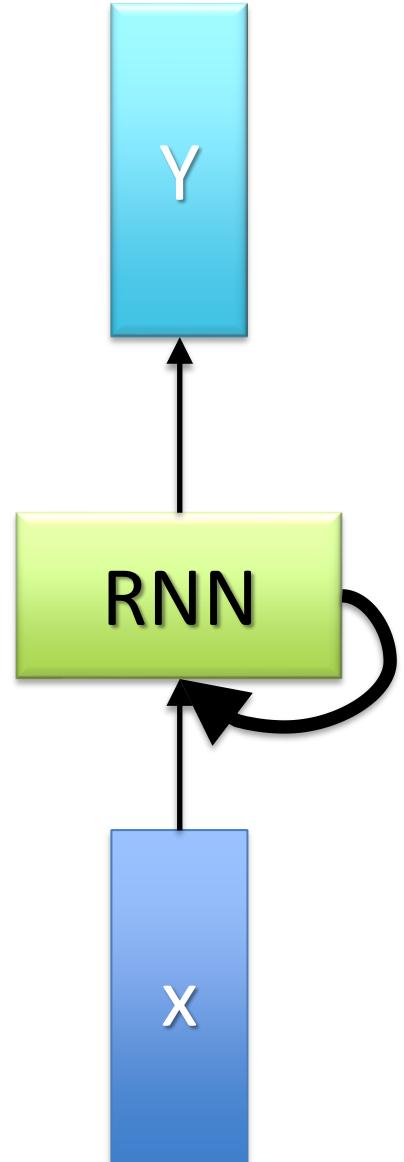
Nuevo Estado

Estado anterior

Una función con parámetros  $W$

Vector entrada en un paso en el tiempo

**Fórmula de Recurrencia**  
(se usa la misma con los mismos parámetros en cada paso de tiempo)



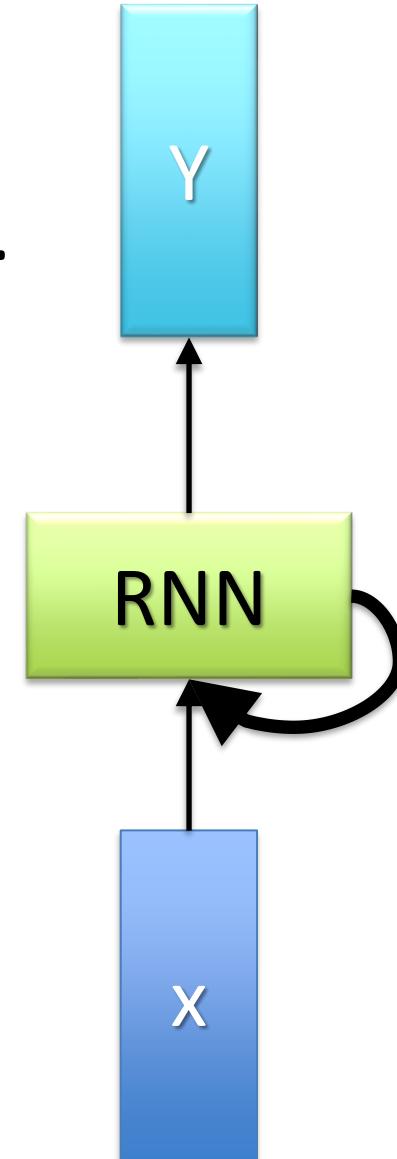
# RNN Simple

El estado consiste en un vector  $h$  único, escondido.

$$h_t = f_w(h_{t-1}, x_t)$$

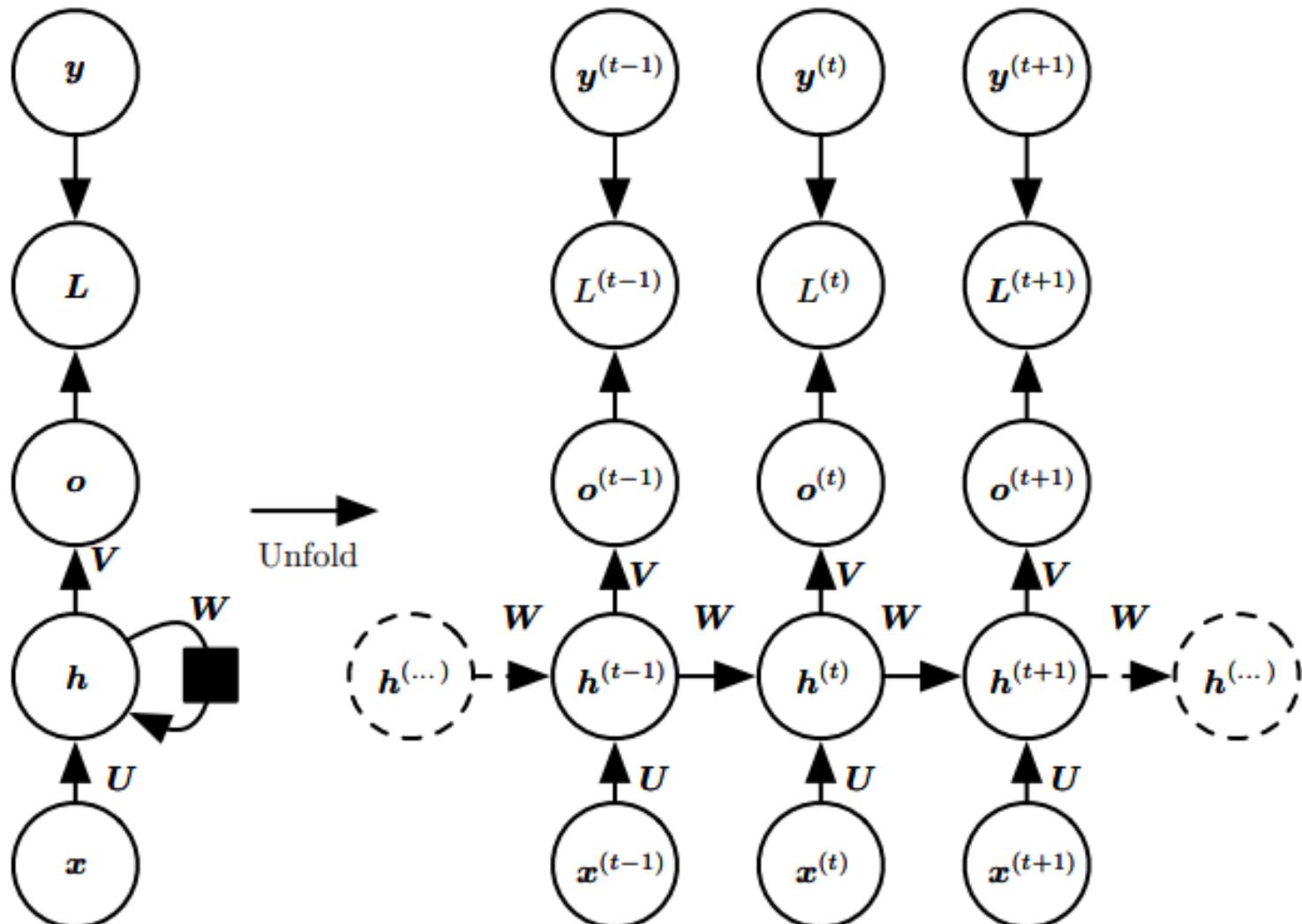
$$h_t = \tanh(W_{hh}h_{t-1} + W_{xh}x_t)$$

$$y_t = W_{hy}h_t$$



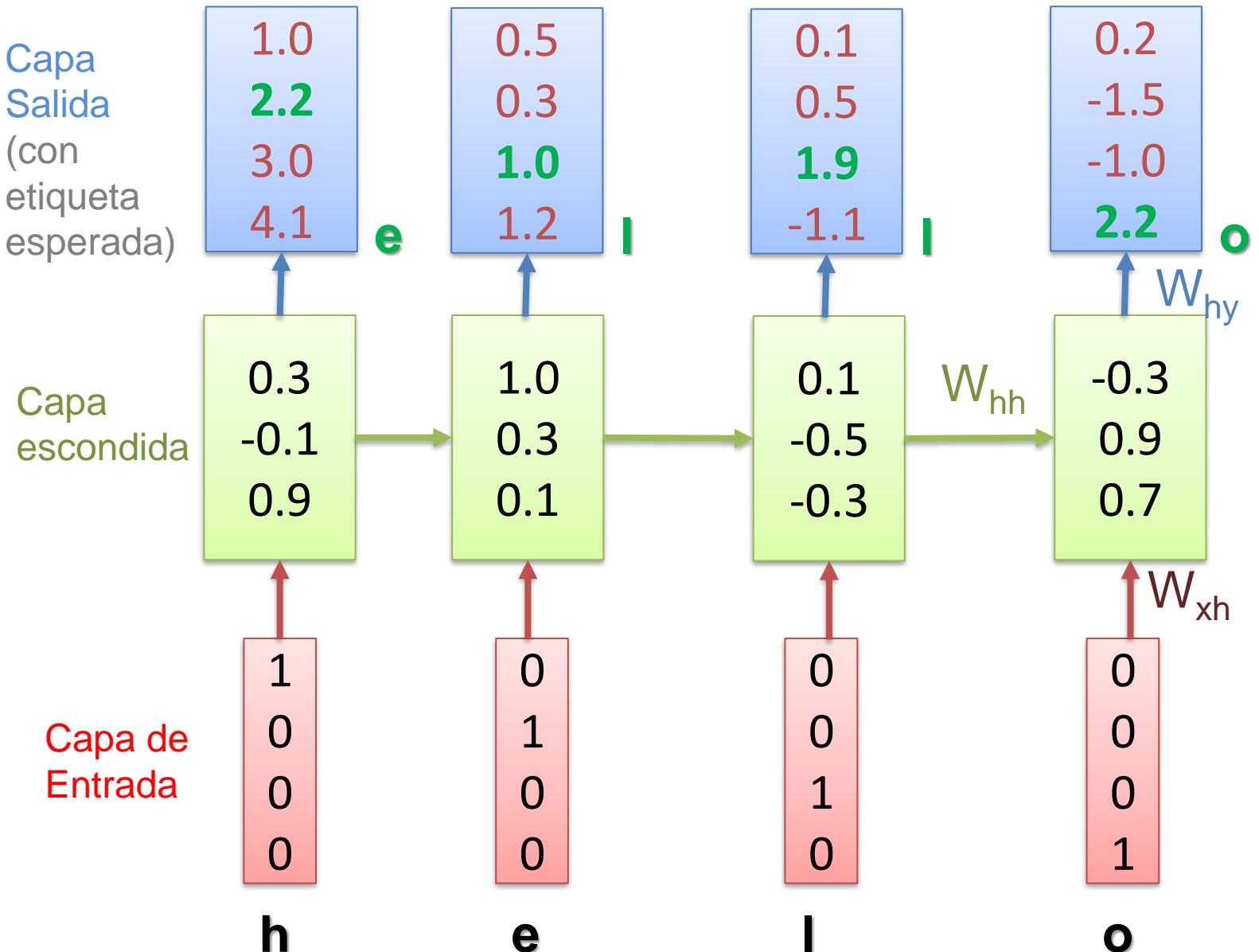
# Recurrent Hidden Units

- Grafo computacional para calcular la pérdida en entrenamiento de una RNN que mapea una secuencia de valores  $x$ , correspondiente a una secuencia de salida  $o$  (salida por softmax)
- Pérdida: L
- Conexiones escondidas: h.
- Pesos: W



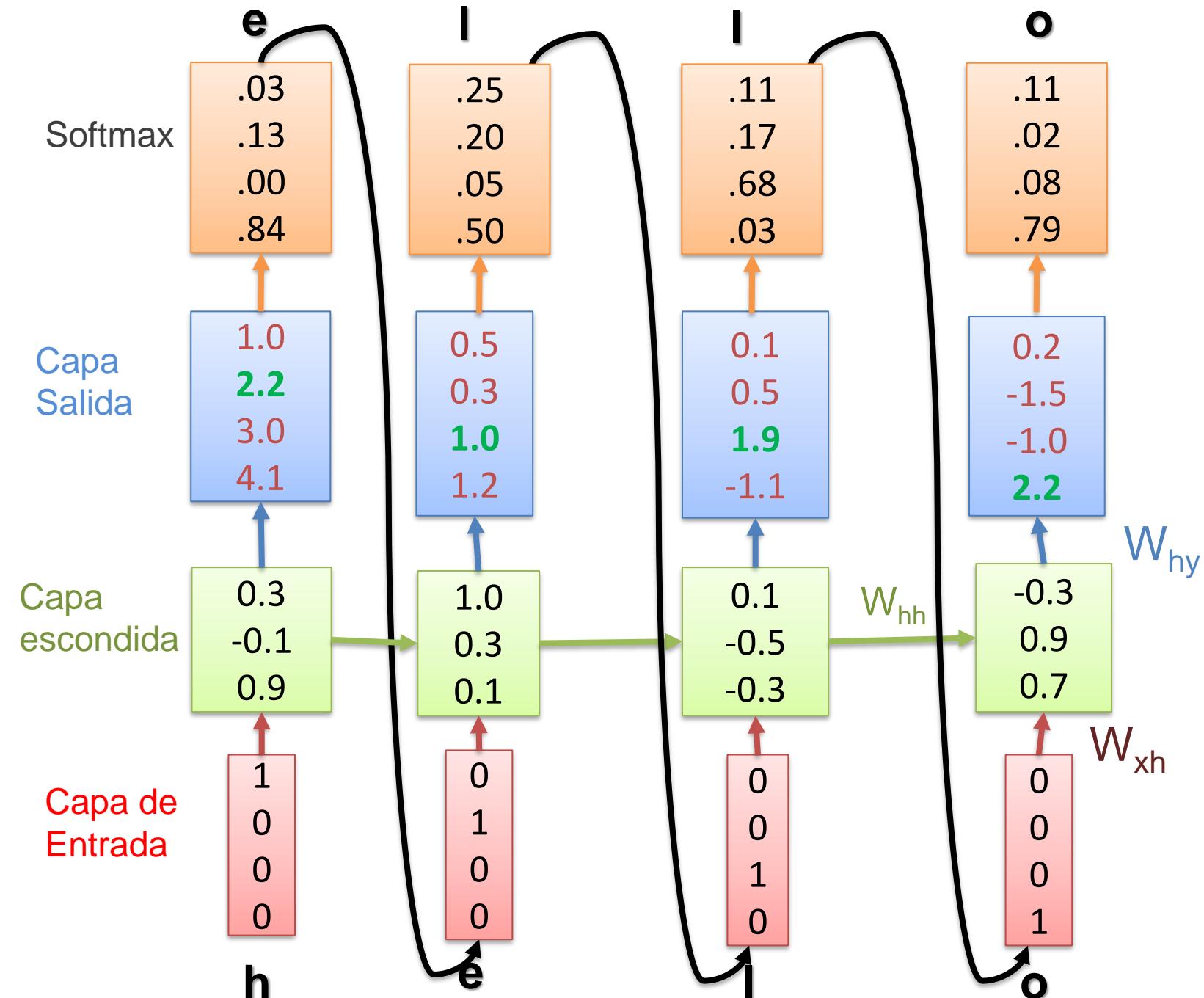
# Ejemplo: Modelo de lenguaje a nivel de caracteres

- Vocabulario:  
[h, e, l, o]
- Secuencia de ejemplo para entrenamiento:  
“hello”

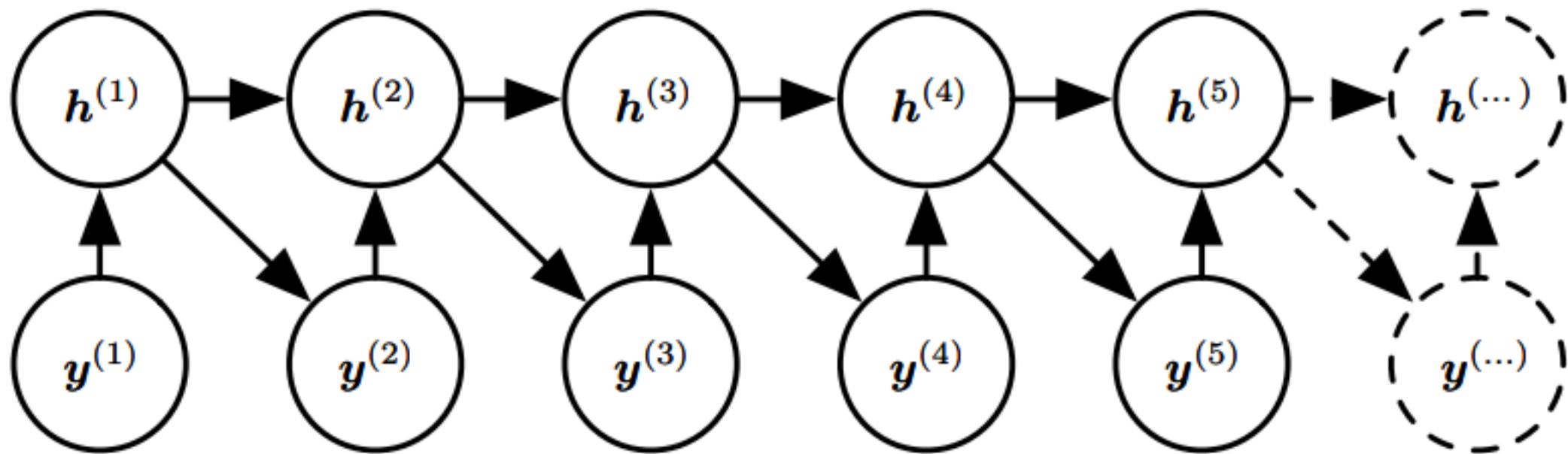


## Ejemplo: Modelo de lenguaje a nivel de caracteres

- Vocabulario: [h, e, l, o]
- Secuencia de ejemplo para entrenamiento: “hello”
- Se retroalimentan los caracteres, uno a la vez, de vuelta al modelo

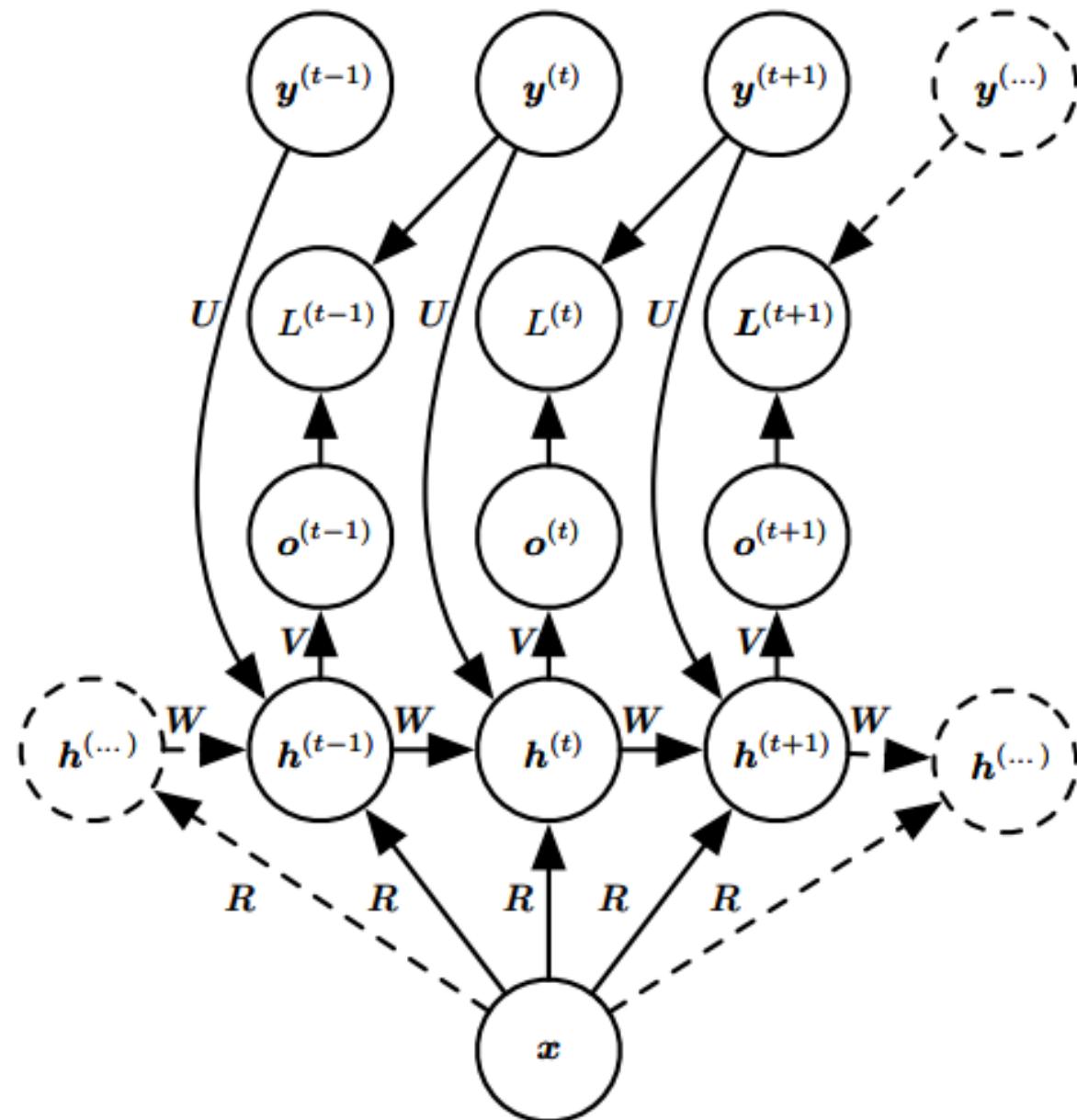


# Modelo Gráfico de las RNN



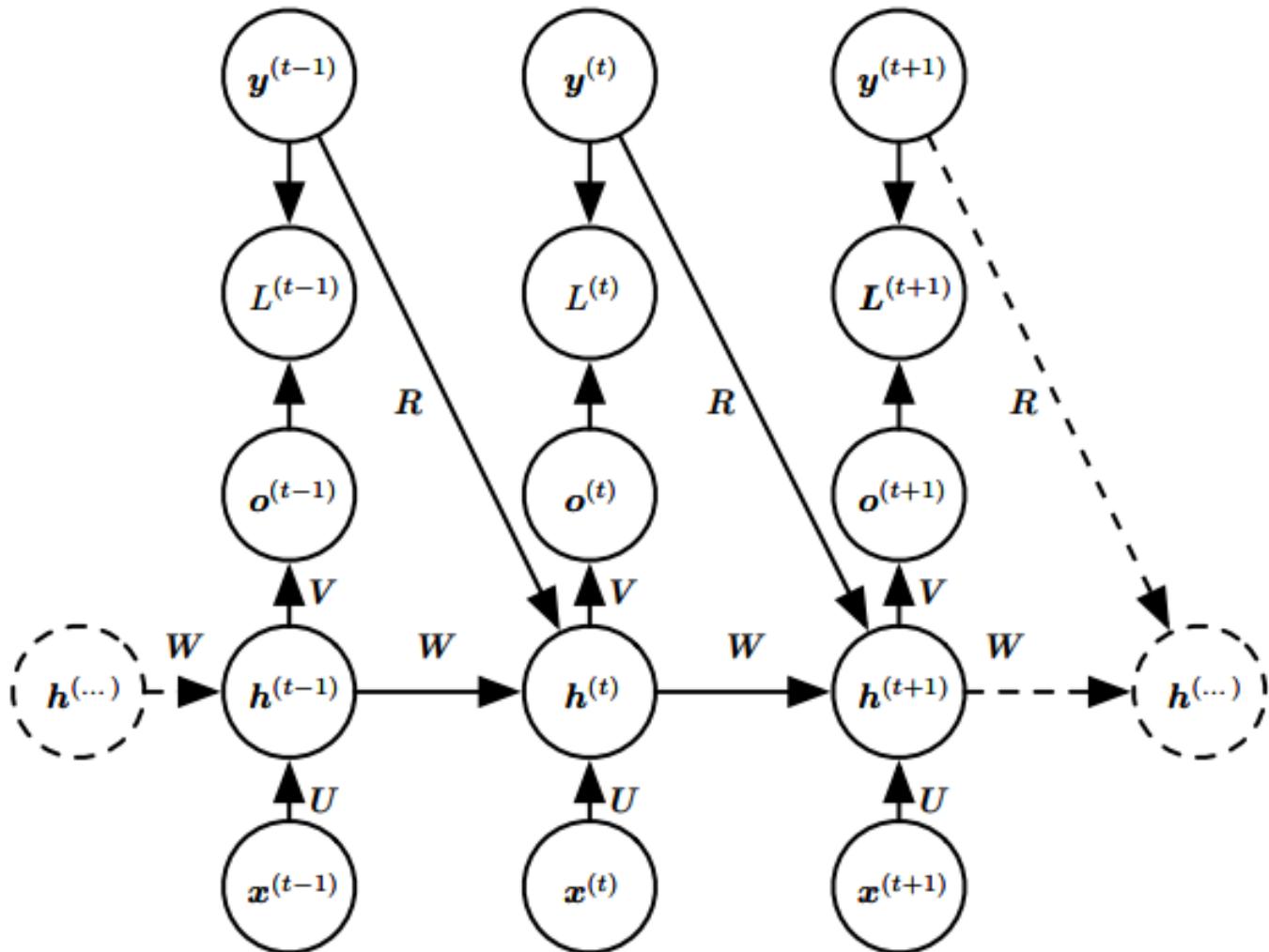
- Las distribuciones condicionales para las unidades escondidas son determinísticas.

# Del vector a la secuencia



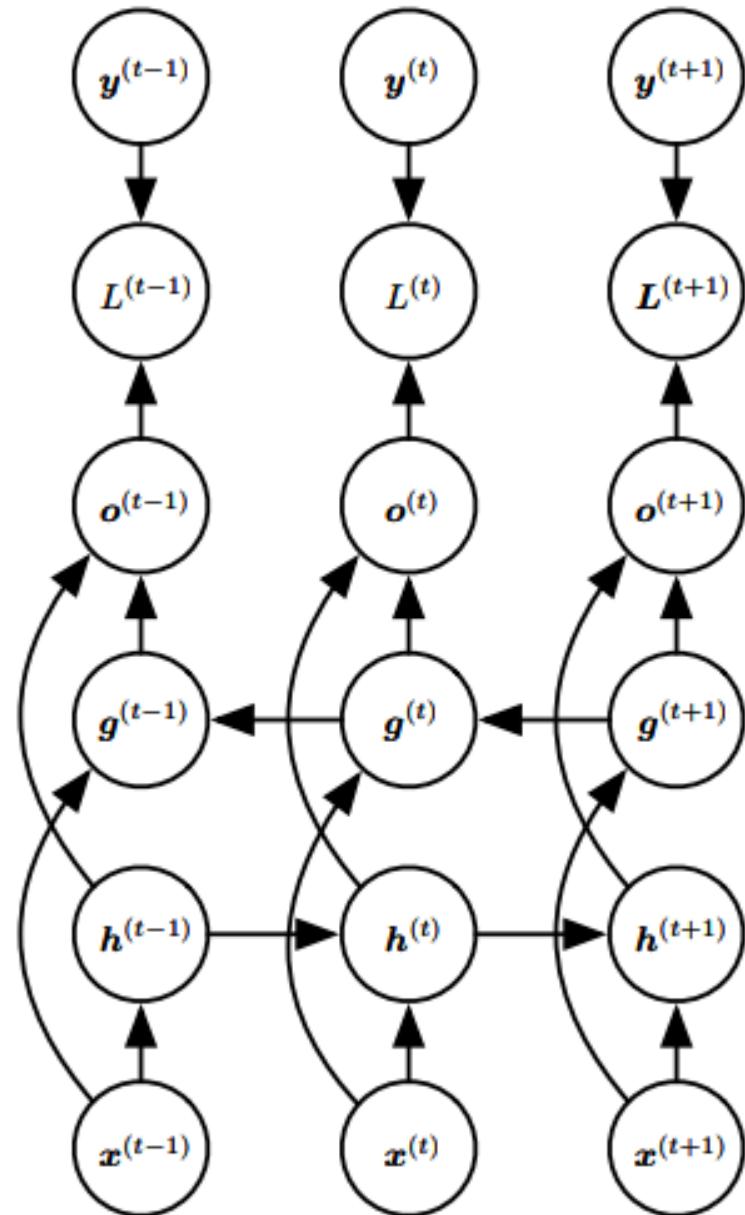
# Recurrencia de lo escondido y de salida

- Los valores de salida no son forzados a ser independientes condicionalmente en este modelo



# RNN Bidireccional

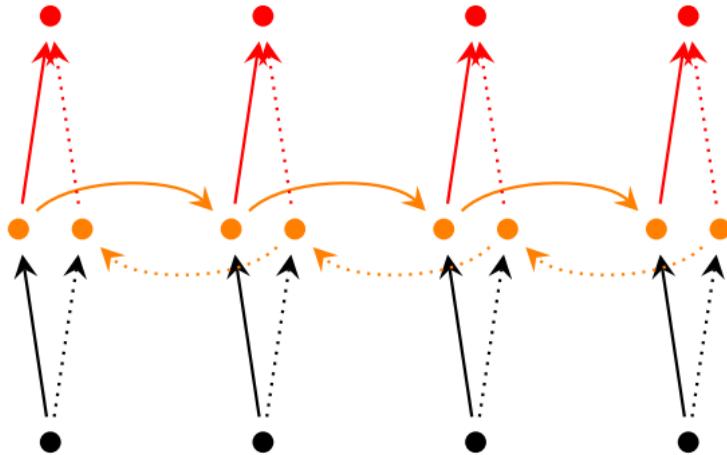
- Reconocer la importancia de los elementos antes y después en el orden de secuencia



# RNNs bidireccionales

Idea principal: incorporar contexto a la izquierda y a la derecha

La salida puede depender de los elementos anteriores y de los posteriores



$$\vec{h}_t = \sigma(\vec{W}^{(hh)}\vec{h}_{t-1} + \vec{W}^{(hx)}x_t)$$

$$\hat{h}_t = \sigma(\hat{W}^{(hh)}\hat{h}_{t+1} + \hat{W}^{(hx)}x_t)$$

$$y_t = f([\vec{h}_t; \hat{h}_t])$$

Pasado y futuro alrededor del token o palabra

<http://www.wildml.com/2015/09/recurrent-neural-networks-tutorial-part-1-introduction-to-rnns/>

Dos RNNs apiladas una sobre la otra

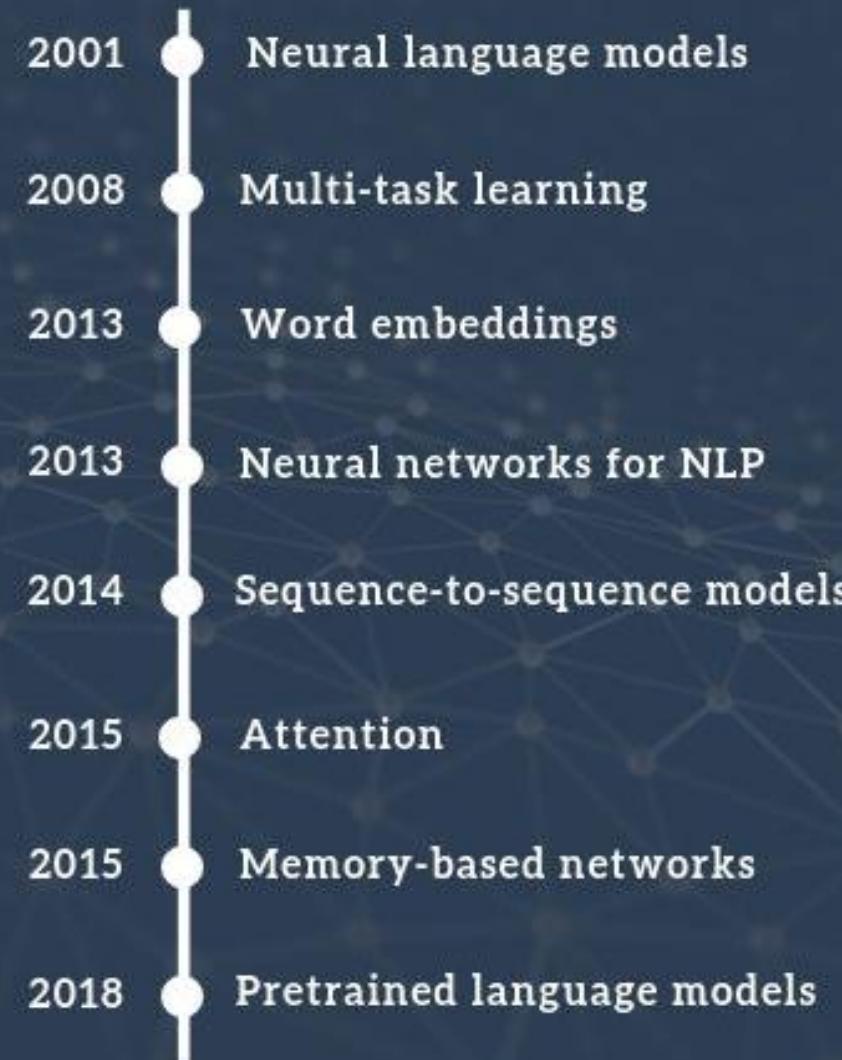
La salida se computa en base al estado escondido de ambas RNNs  $[\vec{h}_t; \hat{h}_t]$

# Deep Learning para NLP con Transformers

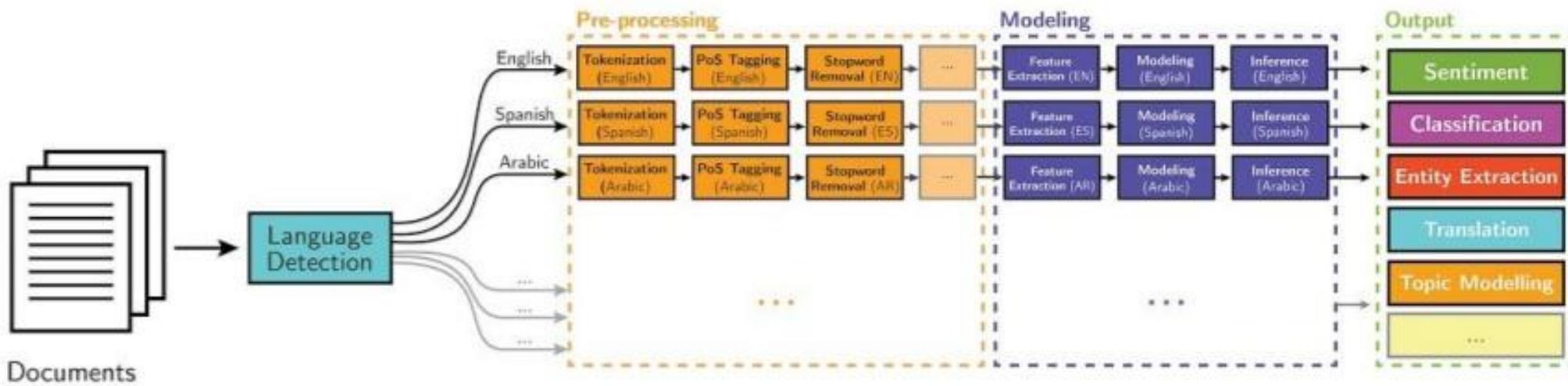
Referencia: Arvind Devaraj

<https://es.slideshare.net/darvind/nlp-using-transformers>

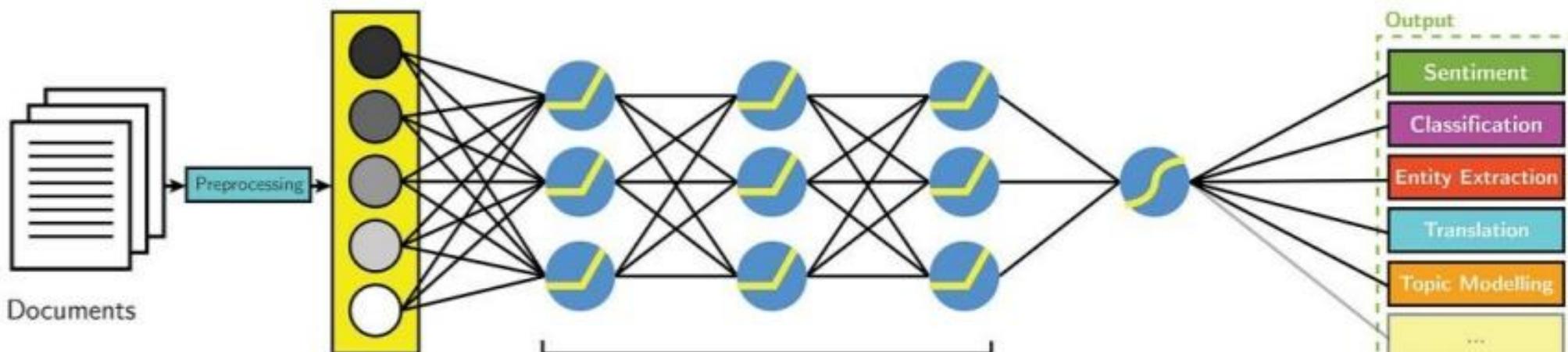
# The Neural History of Natural Language Processing



# Deep learning for NLP



Deep Learning-based NLP



# Traducción de Máquina por Redes Neuronales

- Mejoras significativas sobre la traducción de máquina (MT) estadística.
  - El modelo Transformer se introdujo en 2017.
  - 3 Líneas Potentes:
    - **BERT**
    - **GPT**
    - **XLNet**
- MODELOS:
- Redes Neuronales (w2v)
  - Redes Neuronales Recurrentes (generación)
  - Encoder-Decoder (traducción)
  - Attention Models (traducción, reconoc imagen)
  - Transformers (traducción)

# Attention is all you Need - 2017

The dominant sequence transduction models are based on complex recurrent or convolutional neural networks that include an **encoder and a decoder**. The best performing models also connect the encoder and decoder through an **attention mechanism**. We propose a new simple network architecture, the Transformer, based solely on attention mechanisms, dispensing with recurrence and convolutions entirely.

Experiments on two machine translation tasks show these models to be superior in quality while being more parallelizable and requiring significantly less time to train.

Our model achieves 28.4 BLEU on the WMT 2014 English-to-German translation task, improving over the existing best results, including ensembles, by over 2 BLEU. On the WMT 2014 English-to-French translation task, our model establishes a new single-model state-of-the-art BLEU score of 41.0 after training for 3.5 days on eight GPUs, a small fraction of the training costs of the best models from the literature.

## Attention Is All You Need

Ashish Vaswani\*  
Google Brain  
avaswani@google.com

Noam Shazeer\*  
Google Brain  
noam@google.com

Niki Parmar\*  
Google Research  
nikip@google.com

Jakob Uszkoreit\*  
Google Research  
usz@google.com

Llion Jones\*  
Google Research  
llion@google.com

Aidan N. Gomez\* †  
University of Toronto  
aidan@cs.toronto.edu

Lukasz Kaiser\*  
Google Brain  
lukaszkaiser@google.com

Illia Polosukhin\* ‡  
illia.polosukhin@gmail.com

### Abstract

The dominant sequence transduction models are based on complex recurrent or convolutional neural networks that include an encoder and a decoder. The best performing models also connect the encoder and decoder through an attention mechanism. We propose a new simple network architecture, the Transformer, based solely on attention mechanisms, dispensing with recurrence and convolutions entirely. Experiments on two machine translation tasks show these models to be superior in quality while being more parallelizable and requiring significantly less time to train. Our model achieves 28.4 BLEU on the WMT 2014 English-to-German translation task, improving over the existing best results, including ensembles, by over 2 BLEU. On the WMT 2014 English-to-French translation task, our model establishes a new single-model state-of-the-art BLEU score of 41.0 after training for 3.5 days on eight GPUs, a small fraction of the training costs of the best models from the literature.

### 1 Introduction

Recurrent neural networks, long short-term memory [12] and gated recurrent [7] neural networks in particular, have been firmly established as state of the art approaches in sequence modeling and transduction problems such as language modeling and machine translation [29, 2, 5]. Numerous efforts have since continued to push the boundaries of recurrent language models and encoder-decoder architectures [31, 21, 13].

# Hugging Face

<https://github.com/huggingface/transformers>

- Esta librería de Transformers está compuesta de arquitecturas de propósito general (BERT, GPT-2, RoBERTa, XLM, DistilBert, CLNet, ...) para el Entendimiento de Lenguaje Natural (NLU) y la Generación de Lenguaje Natural (NLG) sobre miles de modelos pre-entrenados en más de 100 idiomas

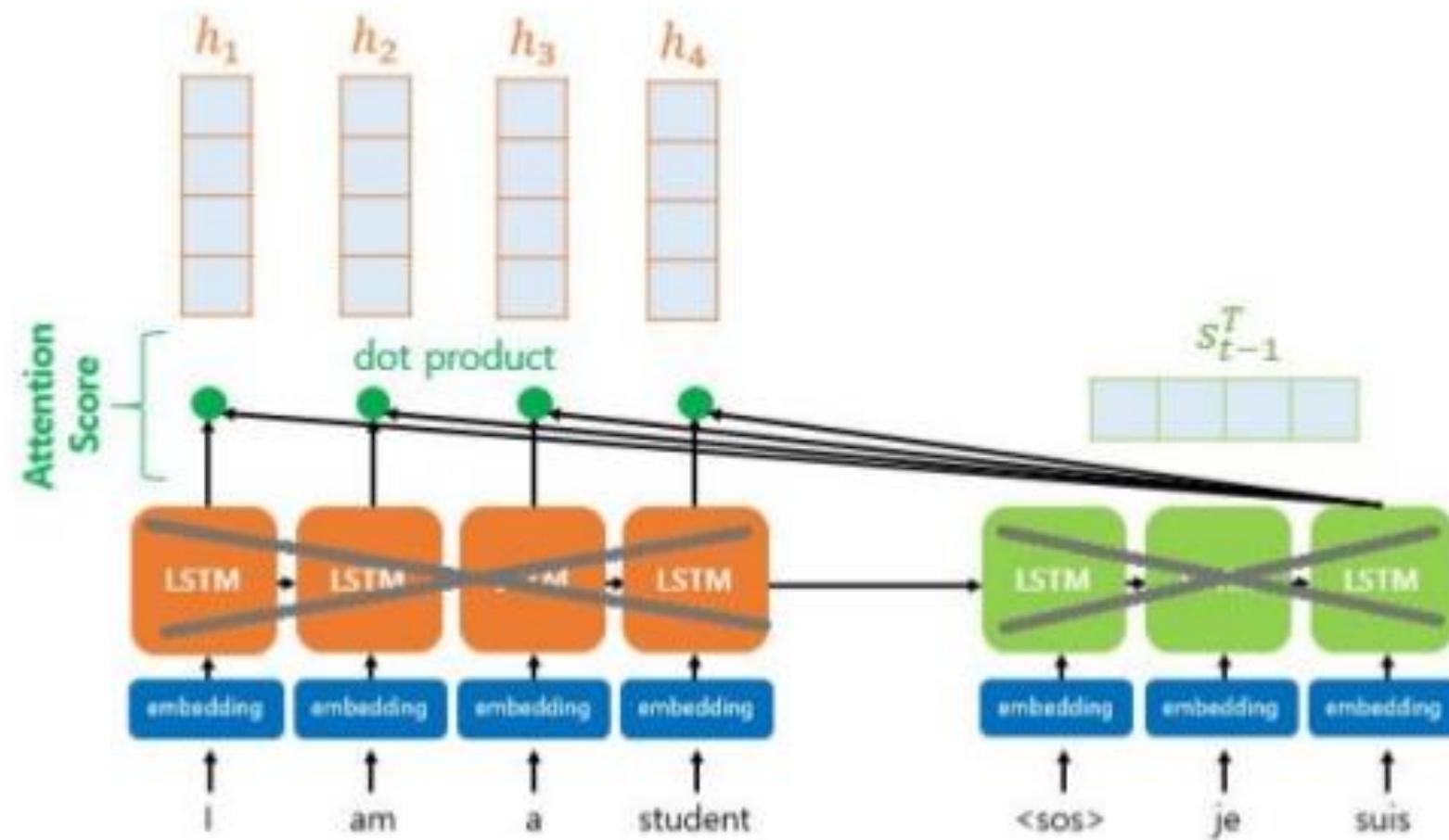
# BERT / BETO

<https://github.com/dccuchile/beto>

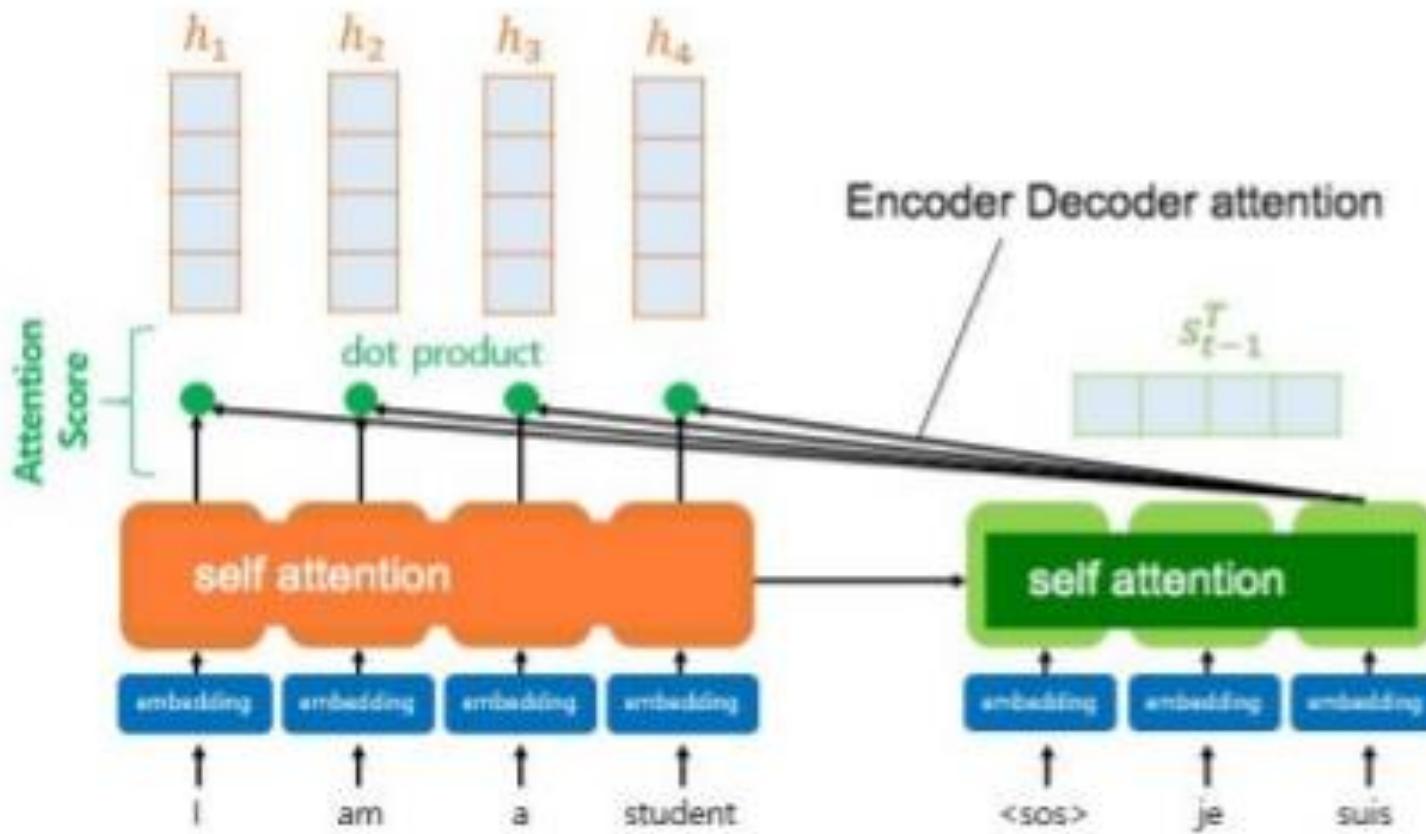
- BETO es un modelo BERT entrenado en un gran *corpus* en español, utilizando la técnica Whole Word Masking.

# Algunas limitaciones modelamiento secuencial RNN

Las RNN son demasiado secuenciales. No es posible paralelizar.



# ¿Por qué Transformers?



Combinar diferentes modelos de:

- Embeddings y codificación+ decodificación.
- Secuencia en la forma del mecanismo de atención.

# Componentes Transformer

- Mecanismo de Atención.
  - En forma más sofisticada que las RNN, es capaz de “mantener la atención” en secuencias infinitas de elementos.
- El Transformer mismo, que incorpora:
  - Word Embeddings.
  - Encoder/Decoders.
  - Posicionamiento de elementos.

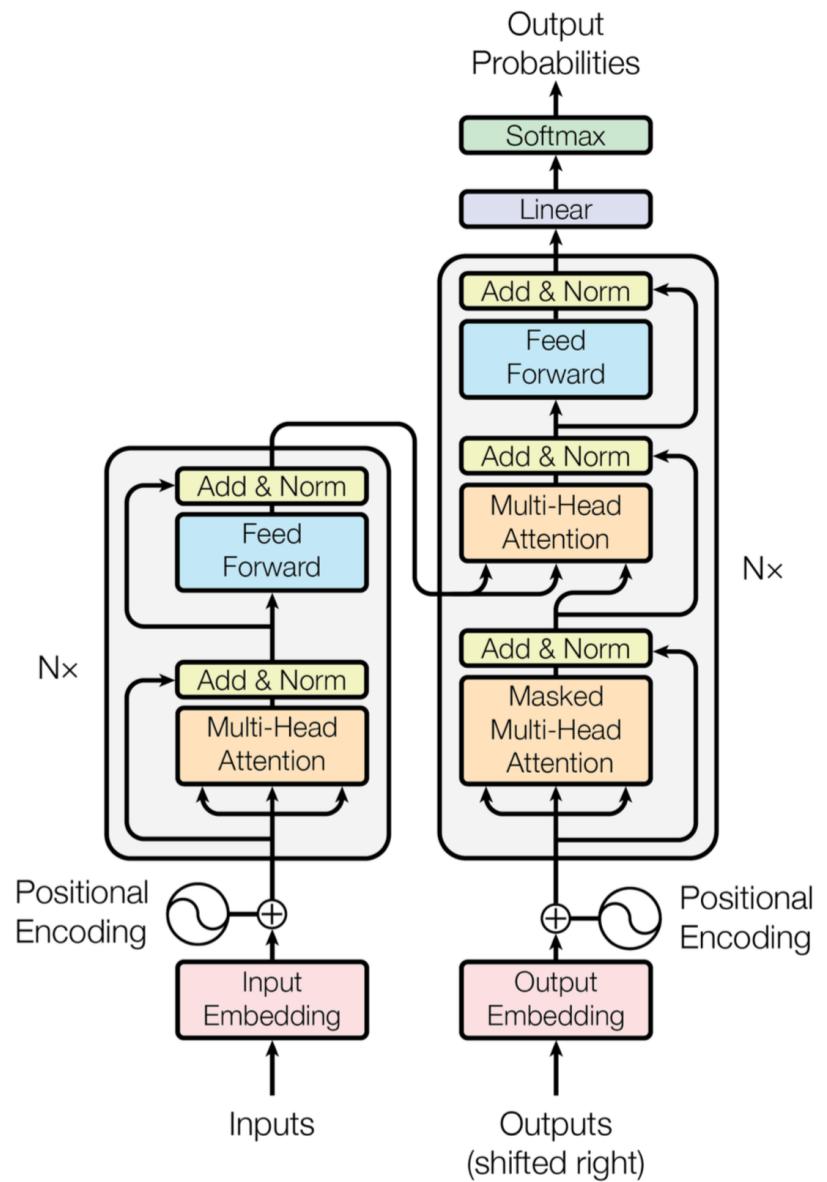


Figure 1: The Transformer - model architecture.

<https://medium.com/inside-machine-learning/what-is-a-transformer-d07dd1fbec04>

# OpenAI has published the text-generating AI it said was too dangerous to share

The lab says it's seen 'no strong evidence of misuse so far'

By James Vincent | Nov 7, 2019, 7:24am EST

f t SHARE

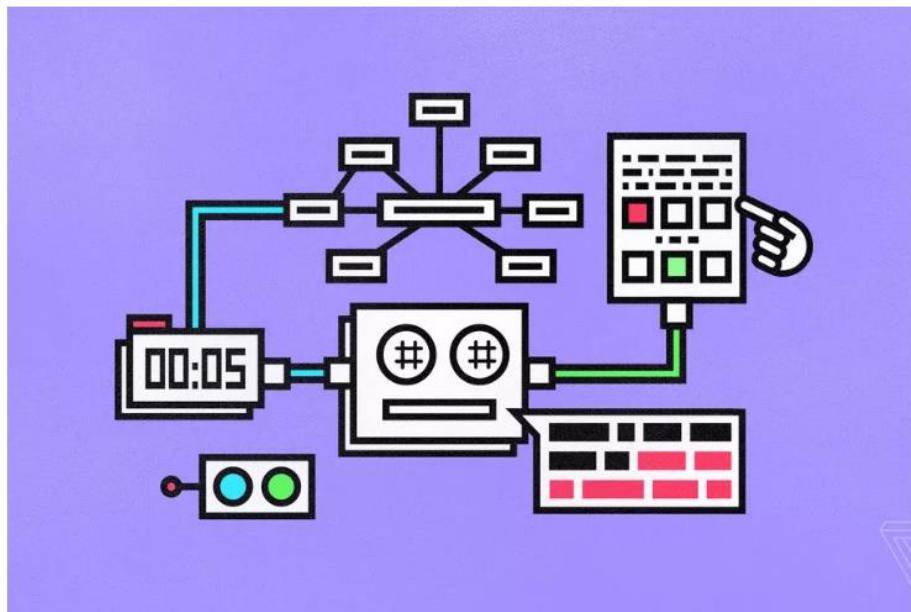


Illustration by Alex Castro / The Verge

<https://openai.com/blog/gpt-2-1-5b-release/>

NOVEMBER 5, 2019 • 4 MINUTE READ

## GPT-2: 1.5B Release

As the final model release of GPT-2's staged release, we're releasing the largest version (1.5B parameters) of GPT-2 along with code and model weights to facilitate detection of outputs of GPT-2 models. While there have been larger language models released since August, we've continued with our original staged release plan in order to provide the community with a test case of a full staged release process. We hope that this test case will be useful to developers of future powerful models, and we're actively continuing the conversation with the AI community on responsible publication.

REPORT

GPT-2 MODEL

DETECTOR MODEL

MODEL CARD

### Our findings

**1. Humans find GPT-2 outputs convincing.** Our partners at Cornell University surveyed people to assign GPT-2 text a credibility score across model sizes. People gave the 1.5B model a "credibility score" of 6.91 out of 10. This is marginally greater than outputs from the 774M model (6.72) and significantly above the medium 355M model (6.07). These results make us more inclined to release the 1.5B model, as the incremental increase in human-perceived credibility relative to 774M seems low.

**2. GPT-2 can be fine-tuned for misuse.** Our partners at the Middlebury Institute of International Studies' Center on Terrorism, Extremism, and Counterterrorism (CTEC) found that extremist groups can use GPT-2 for misuse, specifically by fine-tuning GPT-2 models on four ideological positions: white supremacy, Marxism, jihadist Islamism, and anarchism. CTEC demonstrated that it's possible to create

# Talk to Transformer

See how a modern neural network completes your text. Type a custom snippet or try one of the examples. [Learn more](#) below.



for more neat neural networks.

Elon Musk's debut album

While not normally known for his musical talent, Elon Musk is releasing a debut album



## Completion

**While not normally known for his musical talent, Elon Musk is releasing a debut album** that many may remember from his teenage years.

Musk announced on Twitter this afternoon that his latest project – aptly titled Oozy Melody – is to be released on November 7, just in time for Thanksgiving.

Also joining the project is fellow musician Avi Kaplan, whom Musk made famous in 2008 as a lead singer of the late British group The Exploding Lizards, where they opened for then-headlining acts as well as Jay-Z and Christina Aguilera....

## About

Built by [Adam King \(@AdamDanielKing\)](#) as an easier way to play with OpenAI's new machine learning model. In February, OpenAI unveiled a [language model called GPT-2](#) that generates coherent paragraphs of text one word at a time.

<https://taktotransformer.com/>

# Gracias

 **rsandova@ing.puc.cl**

rodrigo@RSolver.com

 **@RSandovalSolver**

 **/in/RodrigoSandoval**

**www.RodrigoSandoval.net**

www.RSolver.com