

Cursos Extraordinarios

Verano 2024

**“Inteligencia Artificial y Grandes
Modelos de Lenguaje: Funcionamiento,
Componentes Clave y Aplicaciones”**

Zaragoza, del 3 al 5 de julio

Transformer

- **Arquitectura**
 - Residual layers
 - Layer normalization
 - Multi-head attention
 - **Feed forward**
 - Positional embedding
 - Embedding de entrada
 - Arquitectura general

Transformer

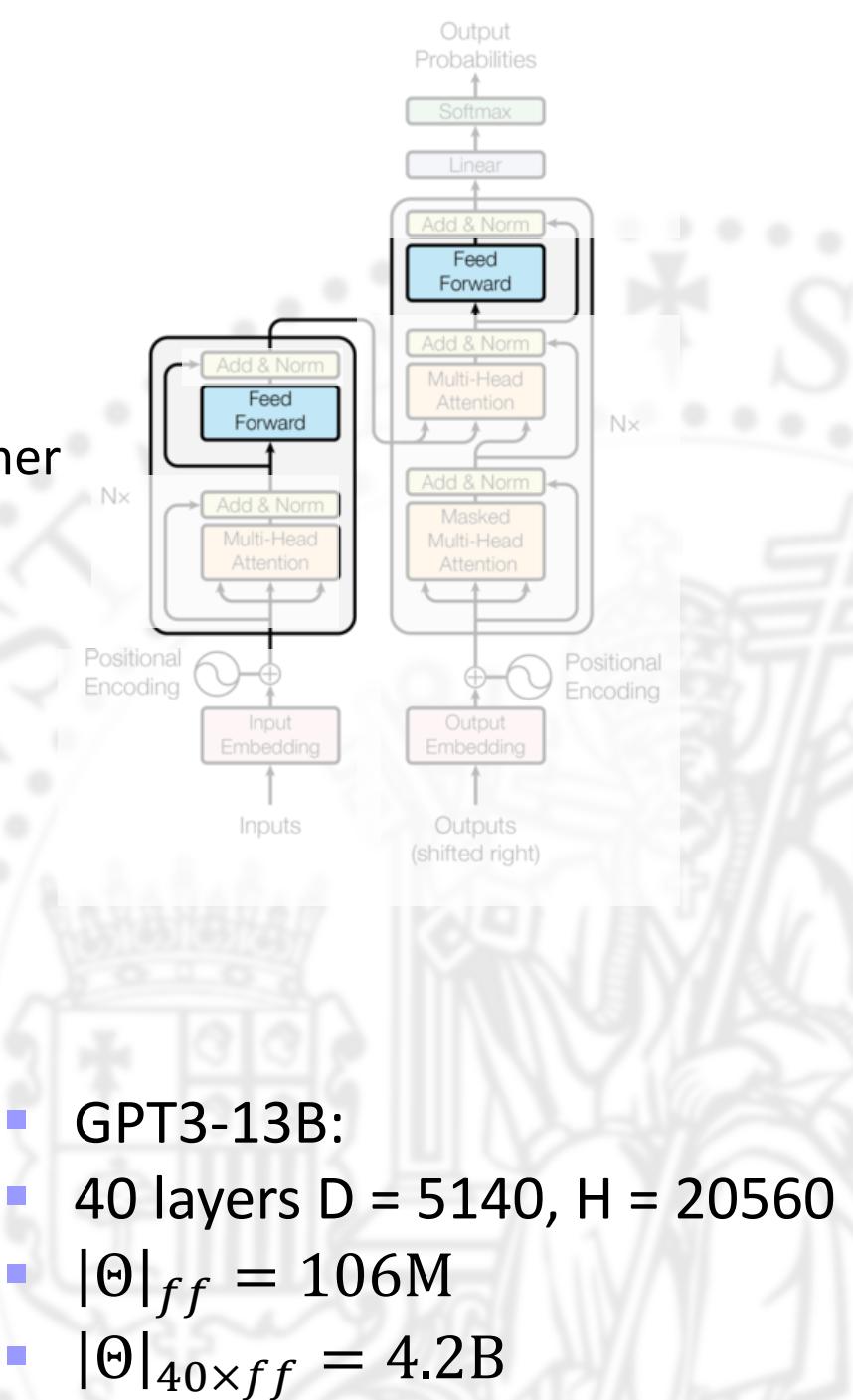
- **Bloque Feed forward**

- La mayor parte de los parámetros de un transformer
- La dimensión de la capa oculta $H > D$
 - Normalmente $H = 4D$

$$f(x) = x + \underbrace{\max(x \cdot W_1, 0) \cdot W_2}_{\Delta x}$$

$W_1 \in \mathbb{R}^{D \times H}$
 $W_2 \in \mathbb{R}^{H \times D}$

- Ejemplos
 - GPT3-7B:
 - 32 layers $D = 4096$, $H = 16384$
 - $|\Theta|_{ff} = 67M$
 - $|\Theta|_{32 \times ff} = 2.1B$



- GPT3-13B:
 - 40 layers $D = 5140$, $H = 20560$
 - $|\Theta|_{ff} = 106M$
 - $|\Theta|_{40 \times ff} = 4.2B$

Transformer

- **Otras implementaciones**

- LLAMA, Mistral

$$f(x) = x + (\text{silu}(x \cdot W_{gate}) \circ (x \cdot W_{up})) \cdot W_{dw}$$

$$W_{up} \in \mathbb{R}^{D \times H}, W_{gate} \in \mathbb{R}^{D \times H}$$

$$W_{dw} \in \mathbb{R}^{H \times D}$$

<https://github.com/mistralai/mistral-src/blob/main/mistral/model.py#L141C16-L141C68>
https://github.com/huggingface/transformers/blob/main/src/transformers/models/llama/modeling_llama.py#L268C12-L268C89

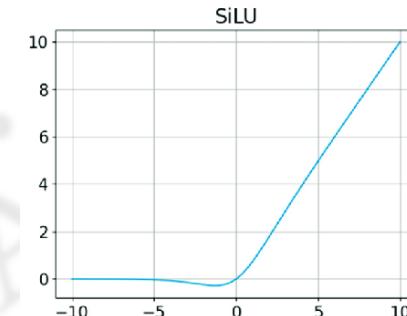
- Gate attention

Srivastava, R. K., Greff, K., & Schmidhuber, J. (2015). Highway networks. arXiv preprint arXiv:1505.00387.

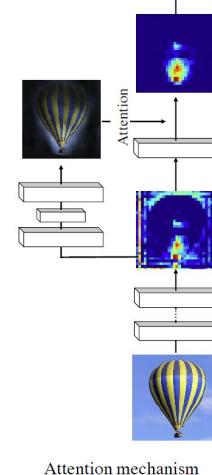
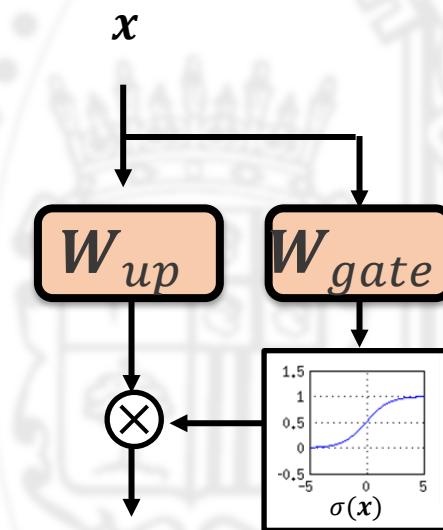
Wang, F., Jiang, M., Qian, C., Yang, S., Li, C., Zhang, H., ... & Tang, X. (2017). Residual attention network for image classification. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 3156-3164).

- Element-wise product:

- El mecanismo de atención tipo puerta /gate
- Deja pasar o inhibe la información

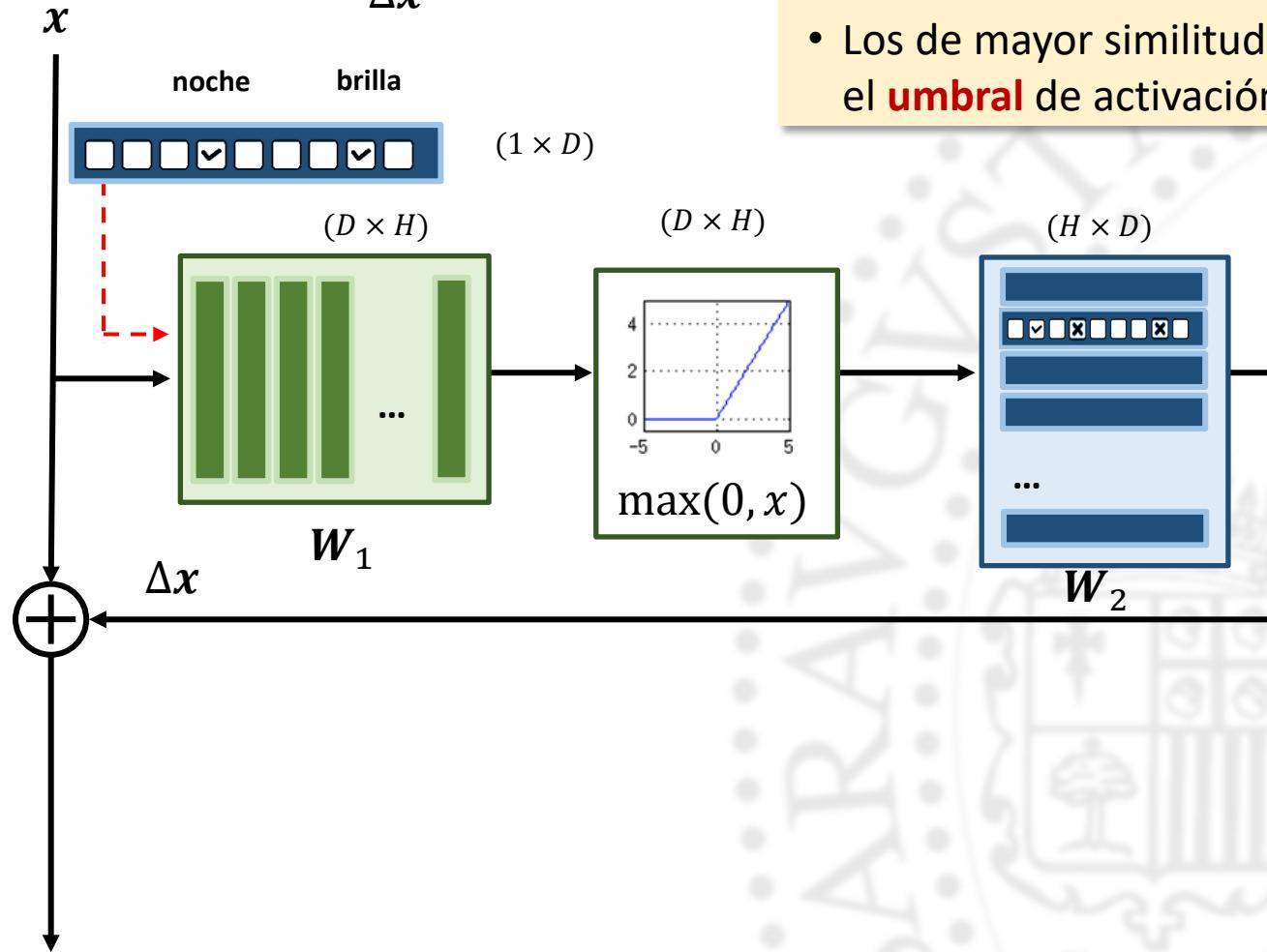


$$\text{silu}(x) = x \cdot \sigma(x)$$



Transformer

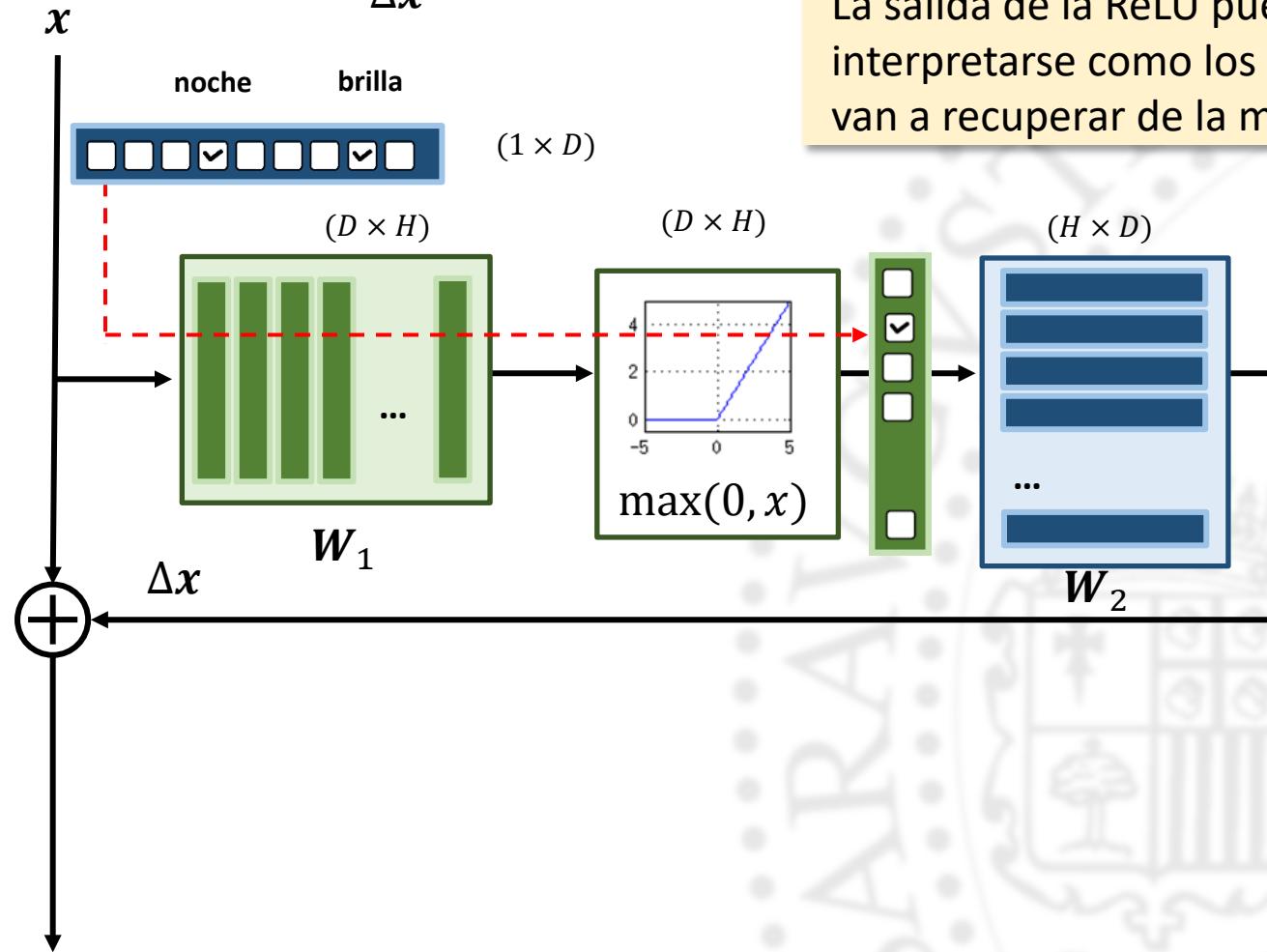
$$f(x) = x + \underbrace{\max(x \cdot W_1, 0)}_{\Delta x} \cdot W_2$$



- W_1 contiene los vectores prototipo para **indexar** la memoria
- Los de mayor similitud superan el **umbral** de activación

Transformer

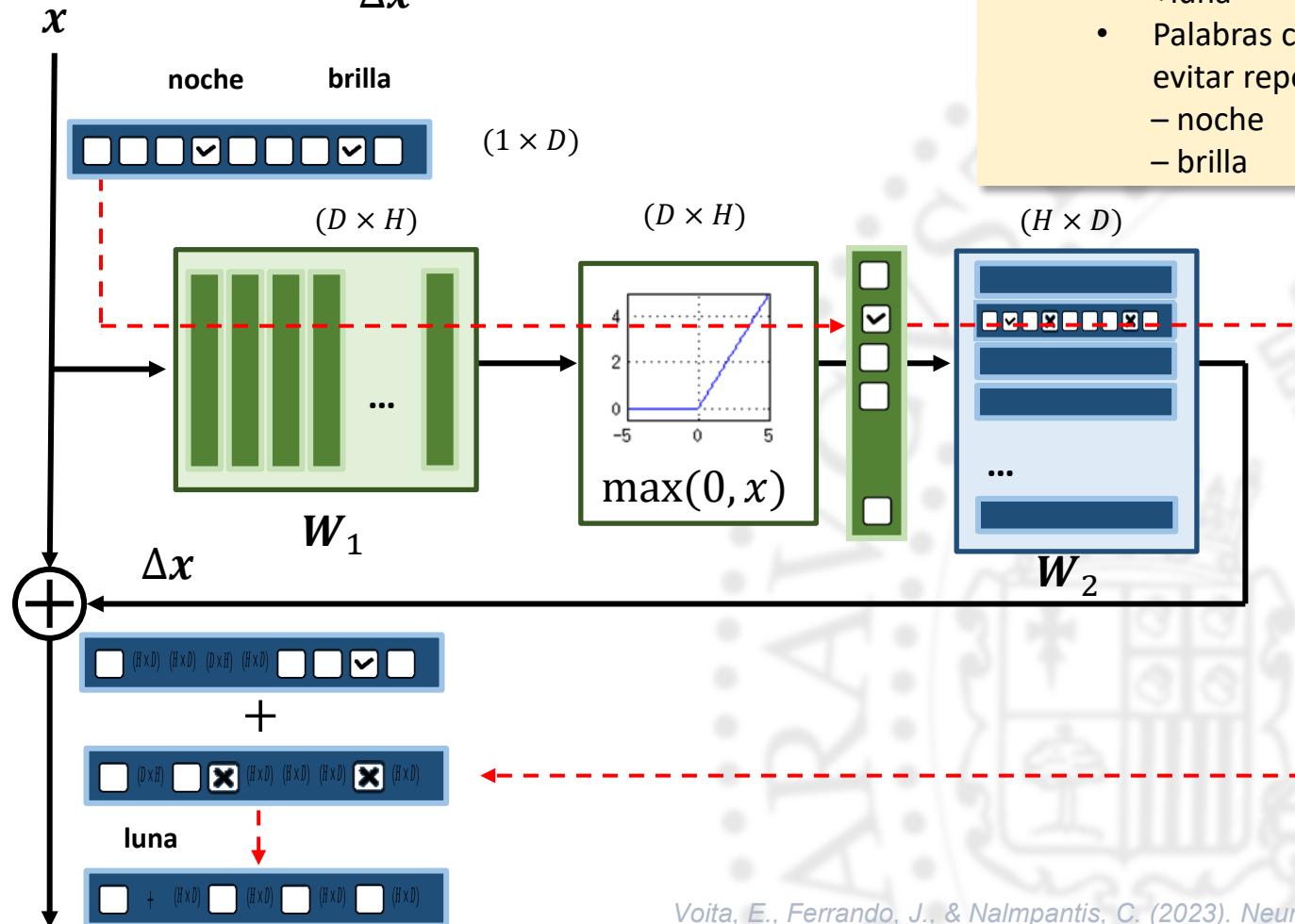
$$f(x) = x + \underbrace{\max(x \cdot W_1, 0)}_{\Delta x} \cdot W_2$$



La salida de la ReLU puede interpretarse como los índices que se van a recuperar de la memoria W_2

Transformer

$$f(x) = x + \underbrace{\max(x \cdot W_1, 0)}_{\Delta x} \cdot W_2$$



- La memoria W_2 almacena los vectores Δx como un almacén
- Puede interpretarse como
 - Palabras/conceptos promocionados
+luna
 - Palabras/conceptos suprimidos para evitar repeticiones o incoherencias
– noche
– brilla

Transformer

- **Arquitectura**
 - Residual layers
 - Layer normalization
 - Multi-head attention
 - Feed forward
 - **Positional embedding**
 - Embedding de entrada
 - Arquitectura general

Transformer

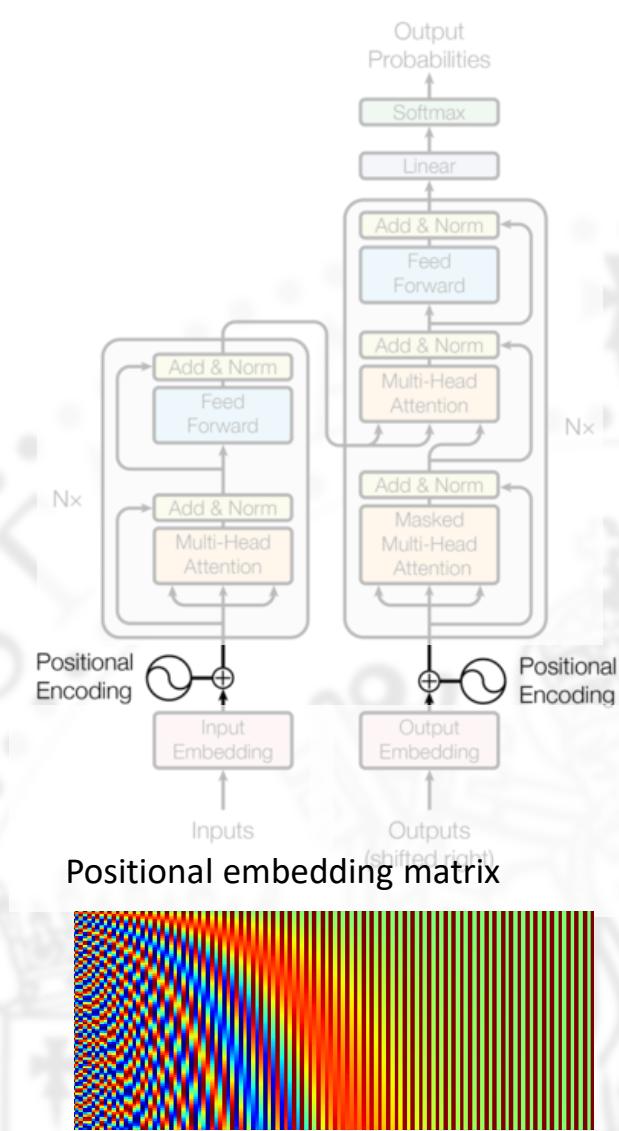
- **Embedding posicional**

- Se proporciona a modo de referencia temporal
- Permite
 - ubicar elementos en la secuencia
 - medir la distancia entre elementos de la secuencia

$$PE_{(pos,2i)} = \sin(pos/10000^{2i/d_{\text{model}}})$$

$$PE_{(pos,2i+1)} = \cos(pos/10000^{2i/d_{\text{model}}})$$

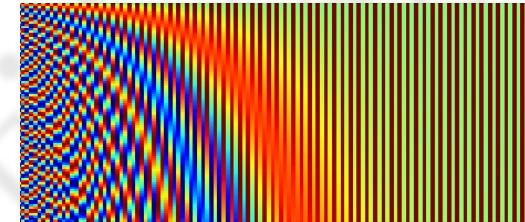
- En otras modalidades de embedding posicional se deja que toda la matriz sean parámetros entrenables



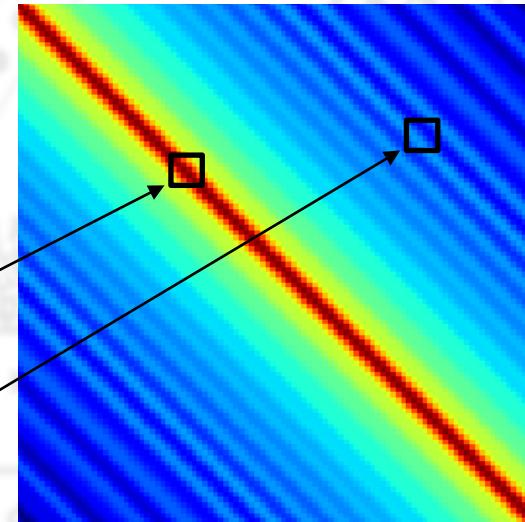
Transformer

- **Embedding posicional**
 - Ejemplo ilustrativo
 - La figura de abajo indica el producto de todos los vectores del embedding posicional
 - Los vectores cercanos tienen alta similitud
 - Los elementos alejados tienen menor similitud

Positional embedding matrix



Positional embedding similarities



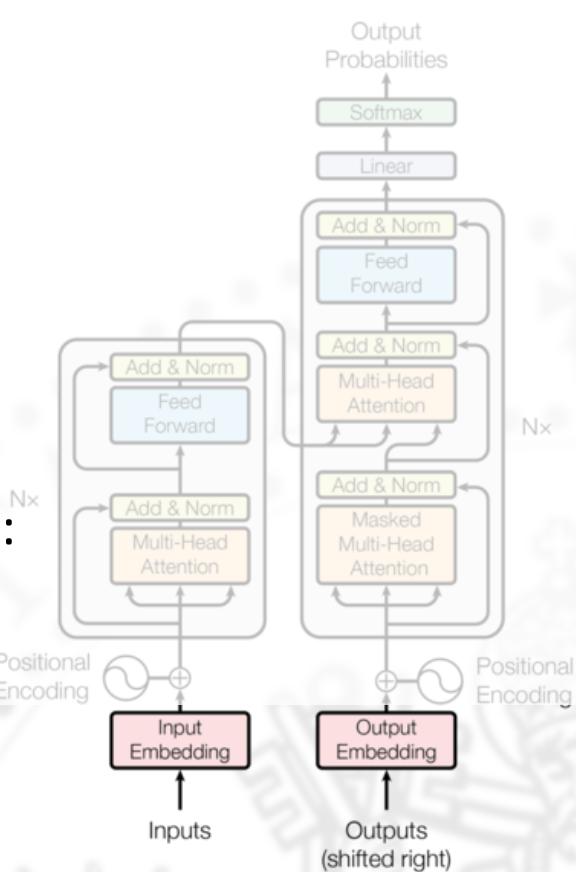
Transformer

- **Arquitectura**
 - Residual layers
 - Layer normalization
 - Multi-head attention
 - Feed forward
 - Positional embedding
 - **Embedding de entrada**
 - Arquitectura general

Transformers

- **Embeddings de entrada**
 - Hemos visto la interpretación simplificada de la representación mediante vectores y sus implicaciones:
 - Medida del parecido
 - Operaciones algebraicas -> analogías

palabra		rey		reina		gato		árbol		ráiz		gustará		odiaba
<hr/>														
propiedades														
persona		<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>										
monarquía		<input checked="" type="checkbox"/>			<input checked="" type="checkbox"/>									
vegetal						<input checked="" type="checkbox"/>			<input checked="" type="checkbox"/>					
animal							<input checked="" type="checkbox"/>							
masculino		<input checked="" type="checkbox"/>				<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>						
femenino			<input checked="" type="checkbox"/>					<input checked="" type="checkbox"/>						
positivo								<input checked="" type="checkbox"/>						
negativo									<input checked="" type="checkbox"/>					
verbo									<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>			
presente										<input checked="" type="checkbox"/>				
pasado											<input checked="" type="checkbox"/>			
futuro												<input checked="" type="checkbox"/>		



A change in meaning can be associated with changing one of those aspects; they resemble more a Chinese ideogram than a representation through a phonetic alphabet.

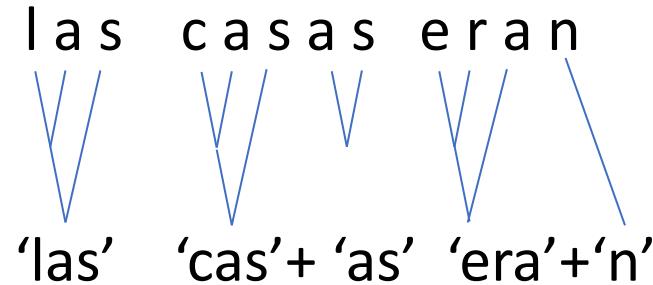
木 → 本
Árbol Raíz

Transformers

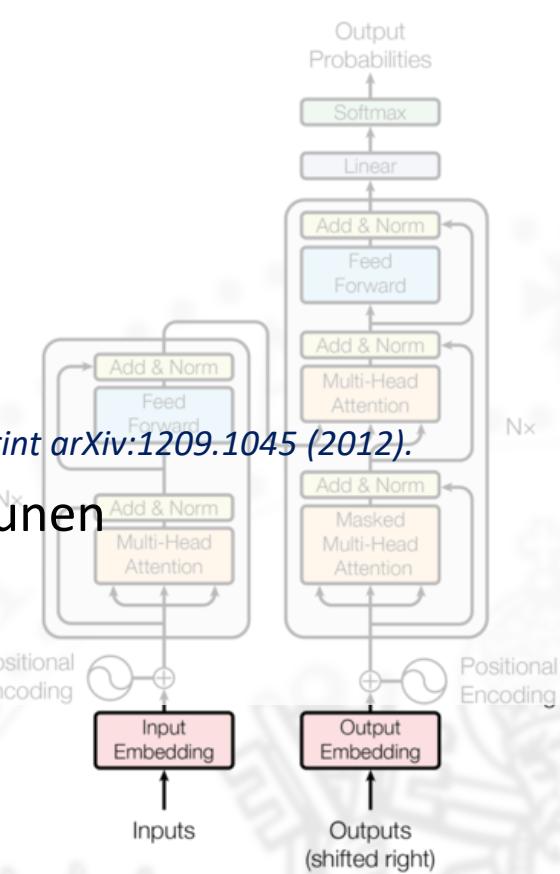
- **Tokenizadores: Byte-Pair Encoding (BPE)**

Suarjaya, I. M. A. D. "A new algorithm for data compression optimization." *arXiv preprint arXiv:1209.1045* (2012).

- Se analizan los pares de símbolos más frecuentes y se unen
- Formar tokens o unidades subpalabra más grande.



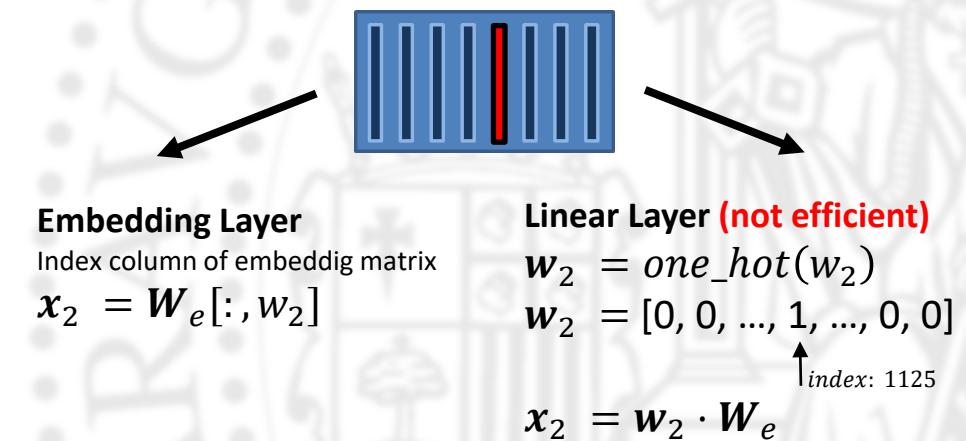
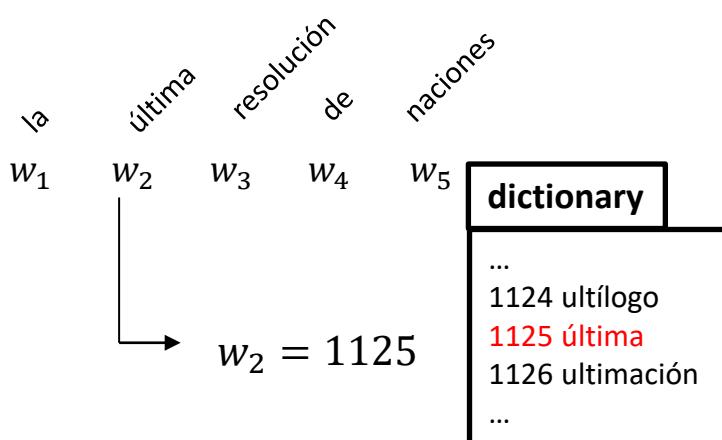
- Depende mucho de los datos de entrenamiento
 - Si están bien adaptados tokens muy grandes define palabras enteras o casi enteras
 - Si no están bien representados en el entrenamiento las palabras se definen con más unidades



Transformer

- **Capa Embedding**

- Almacena las representaciones de cada símbolo de entrada
 - En el caso de texto con LMs: tokens de un tokenizador
 - Aunque en realidad es una entrada discreta de tipo one_hot multiplicada por una capa lineal
 - La forma eficiente es evitar multiplicar por 0 y simplemente indexar.



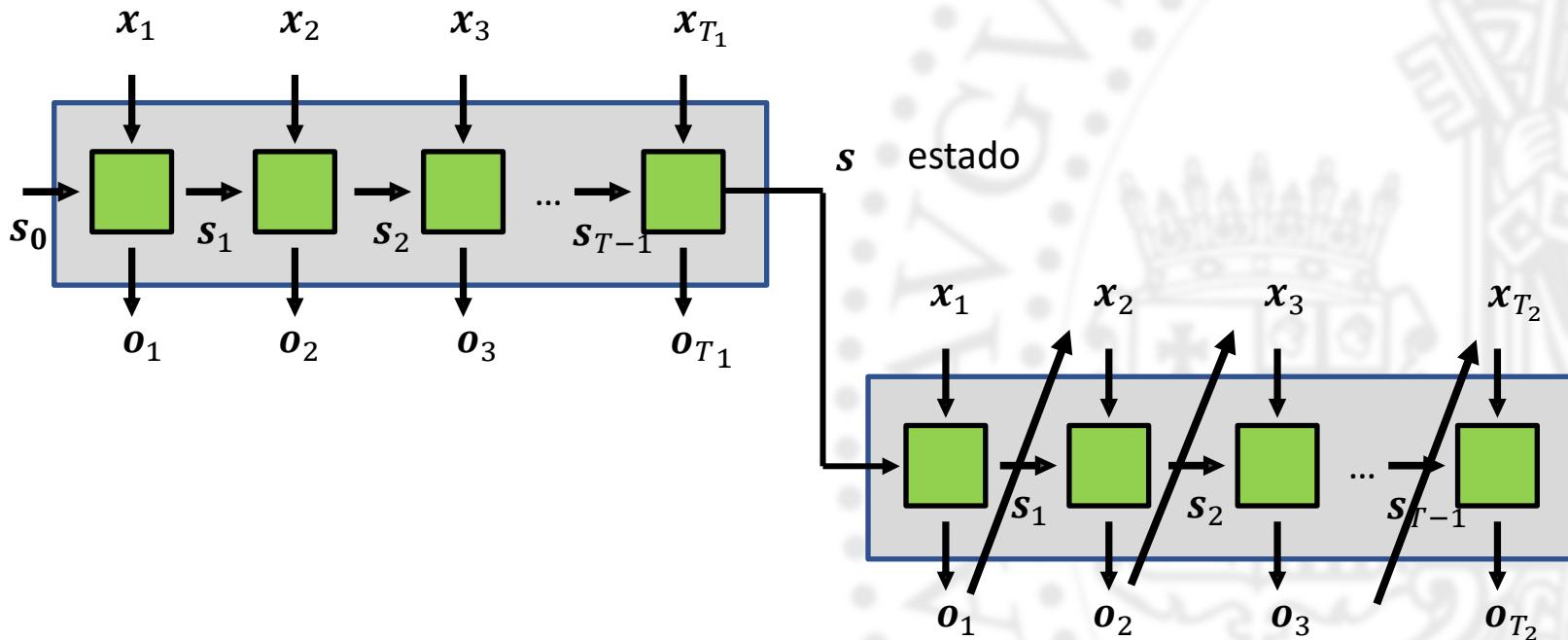
Transformer

- **Arquitectura**
 - Residual layers
 - Layer normalization
 - Multi-head attention
 - Feed forward
 - Positional embedding
 - Embedding de entrada
 - **Arquitectura general**

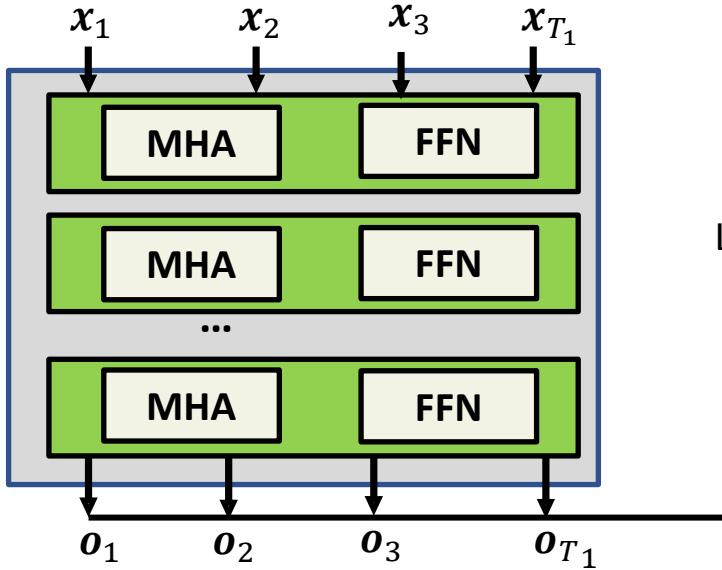
Transformer

- **Seq2seq**

- Los transformer comparte la idea de los modelos seq2seq
 - Se divide principalmente en dos bloques encoder y decoder
 - el problema de estos modelos era el cuello de botella que suponía almacenar todo en un vector de estado



Transformer

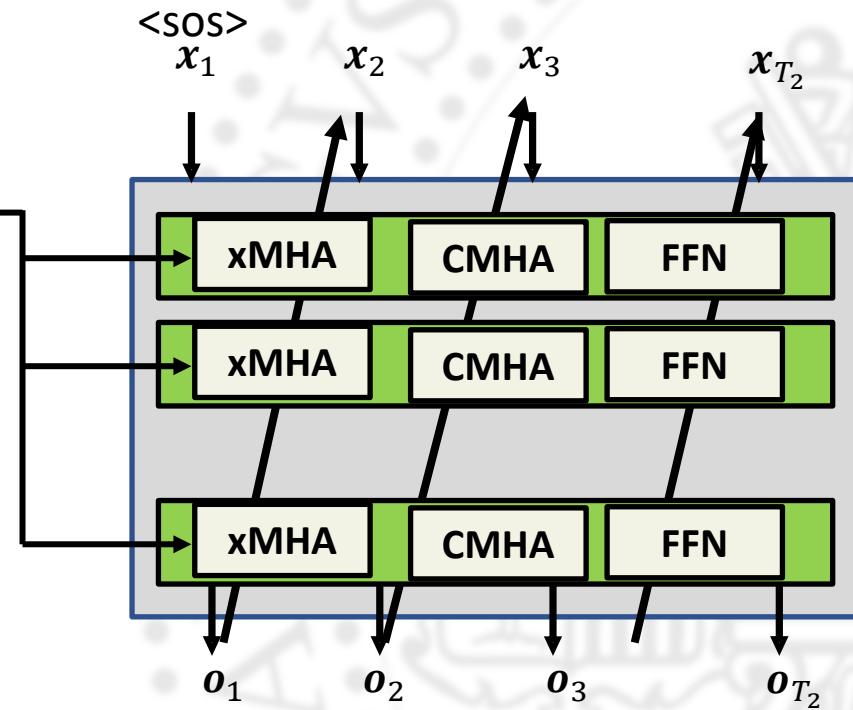


MHA: multihead self att

CMHA: causal multihead self att

xMHA: multihead cross-att

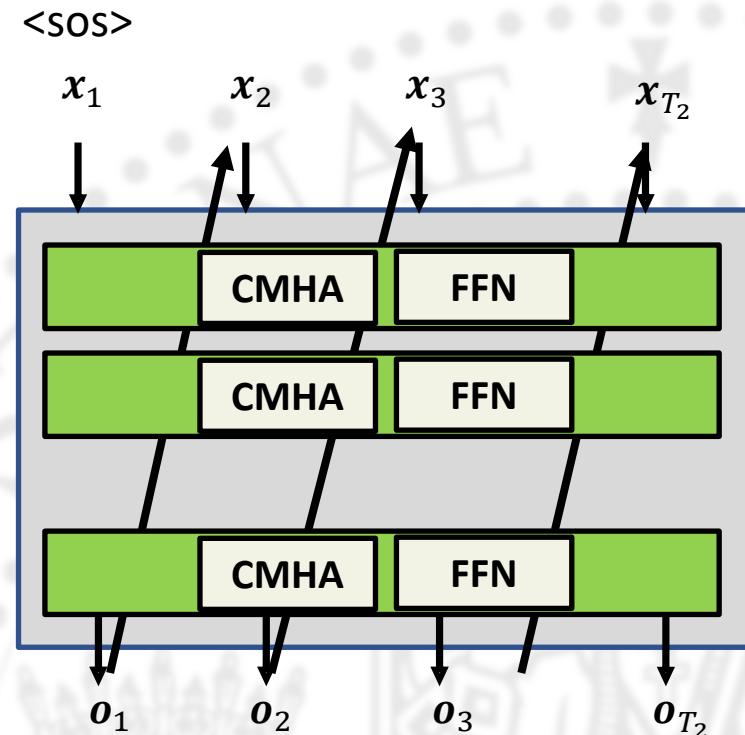
La salida completa del encoder va a todas las capas del decoder



Transformer

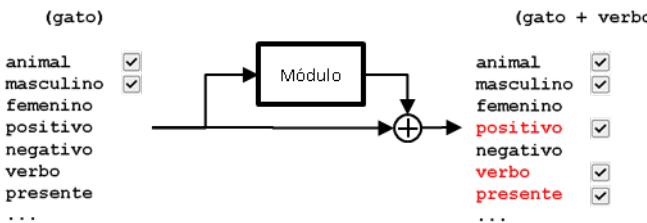
- **Decoder**

- Un bloque decoder aislado no utiliza cross-att
- La aplicación de este tipo de modelos es LM
 - Predecir una palabra dadas las anteriores
 - Para ello se realimenta de la salida anterior
 - Para generar cada nueva palabra el mecanismo de Self-att tiene acceso a TODA la secuencia previa
 - Alto coste
 - No es tan pronunciado el efecto de cuello de botella



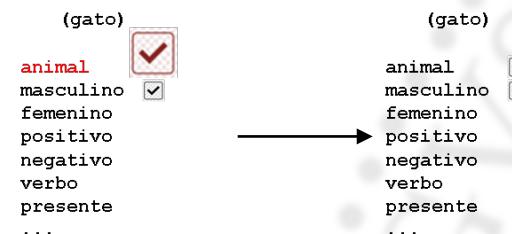
Transformer

- **Transformers (summary)**



La información se procesa **incrementalmente** (residual)

Thought vectors (G. Hinton)



Es importante para la **convergencia** normalizar la escala



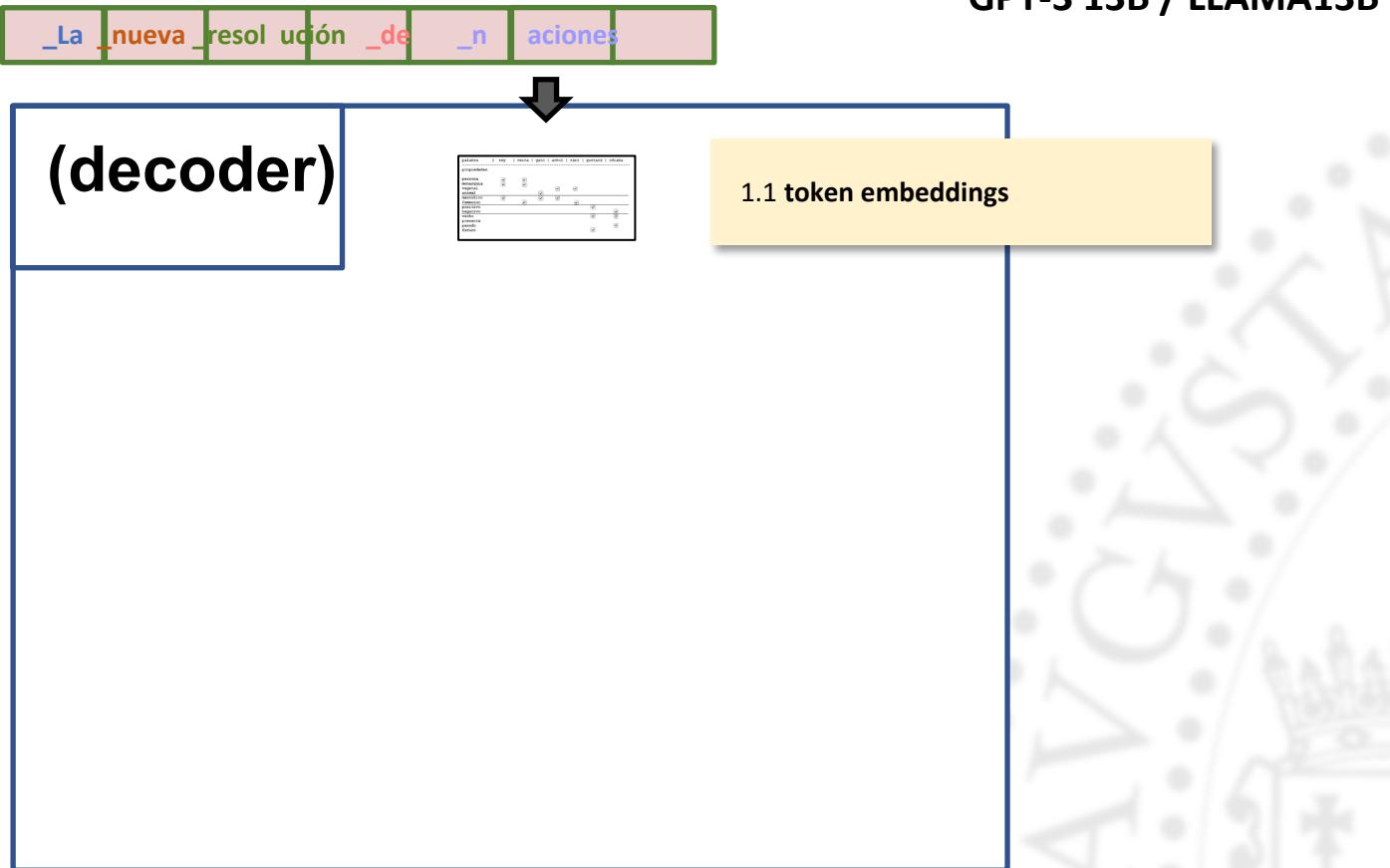
Dos tipos de módulos:
 Procesado independiente (vectores)

- FFN

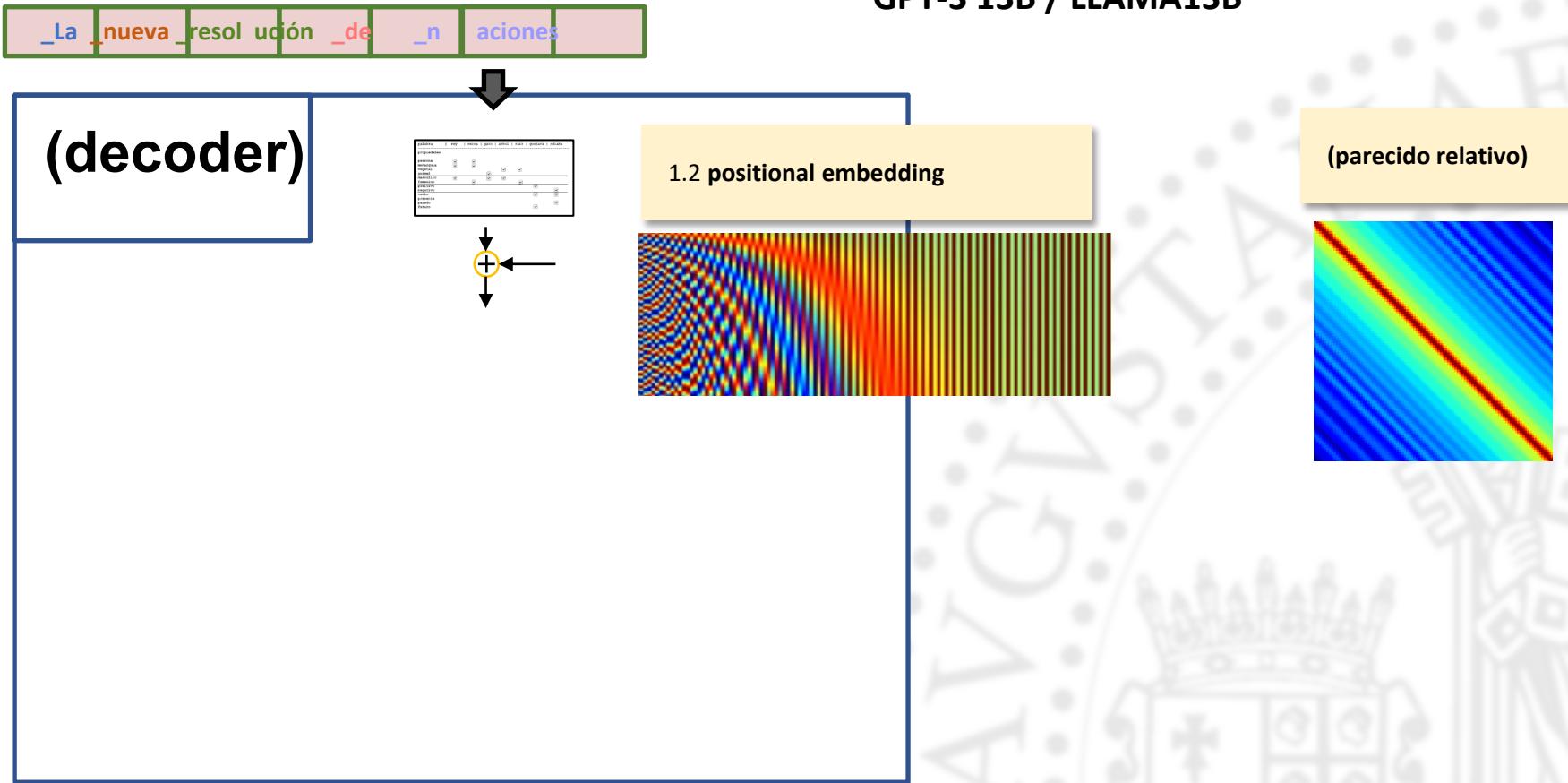
 Mezcla de vectores

- **mecanismo de atención** (self)
 (weighted sum)

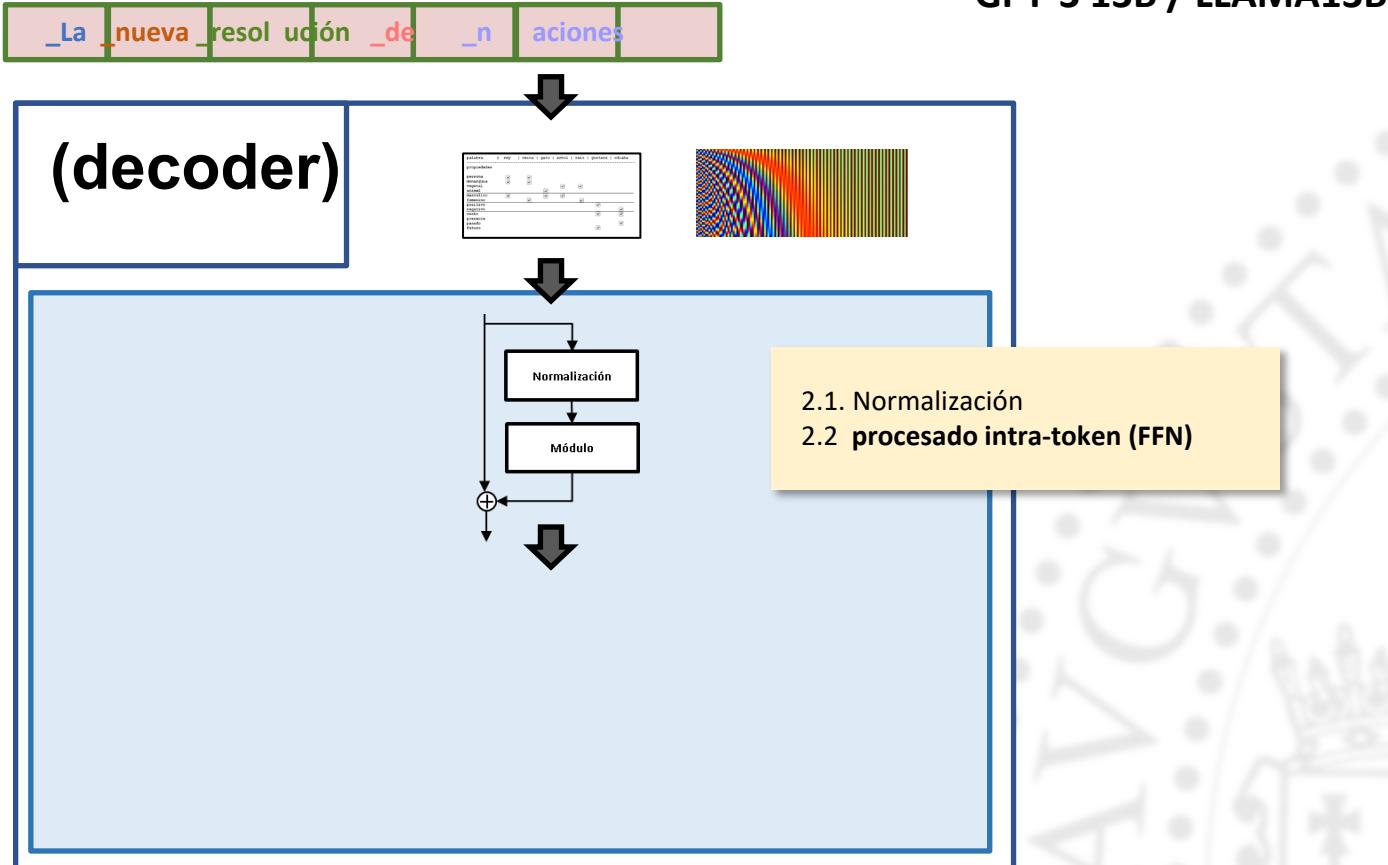
Transformer



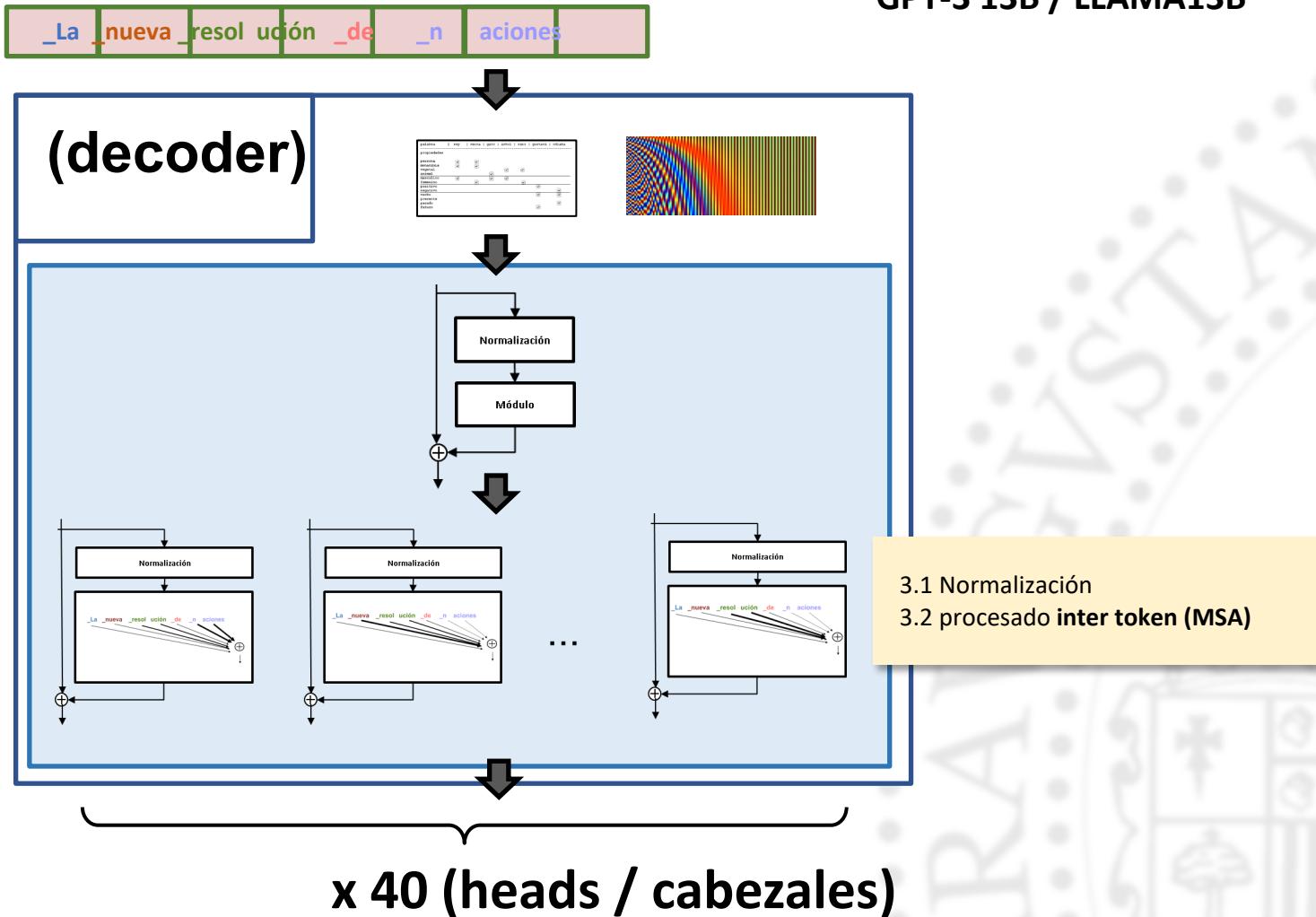
Transformer



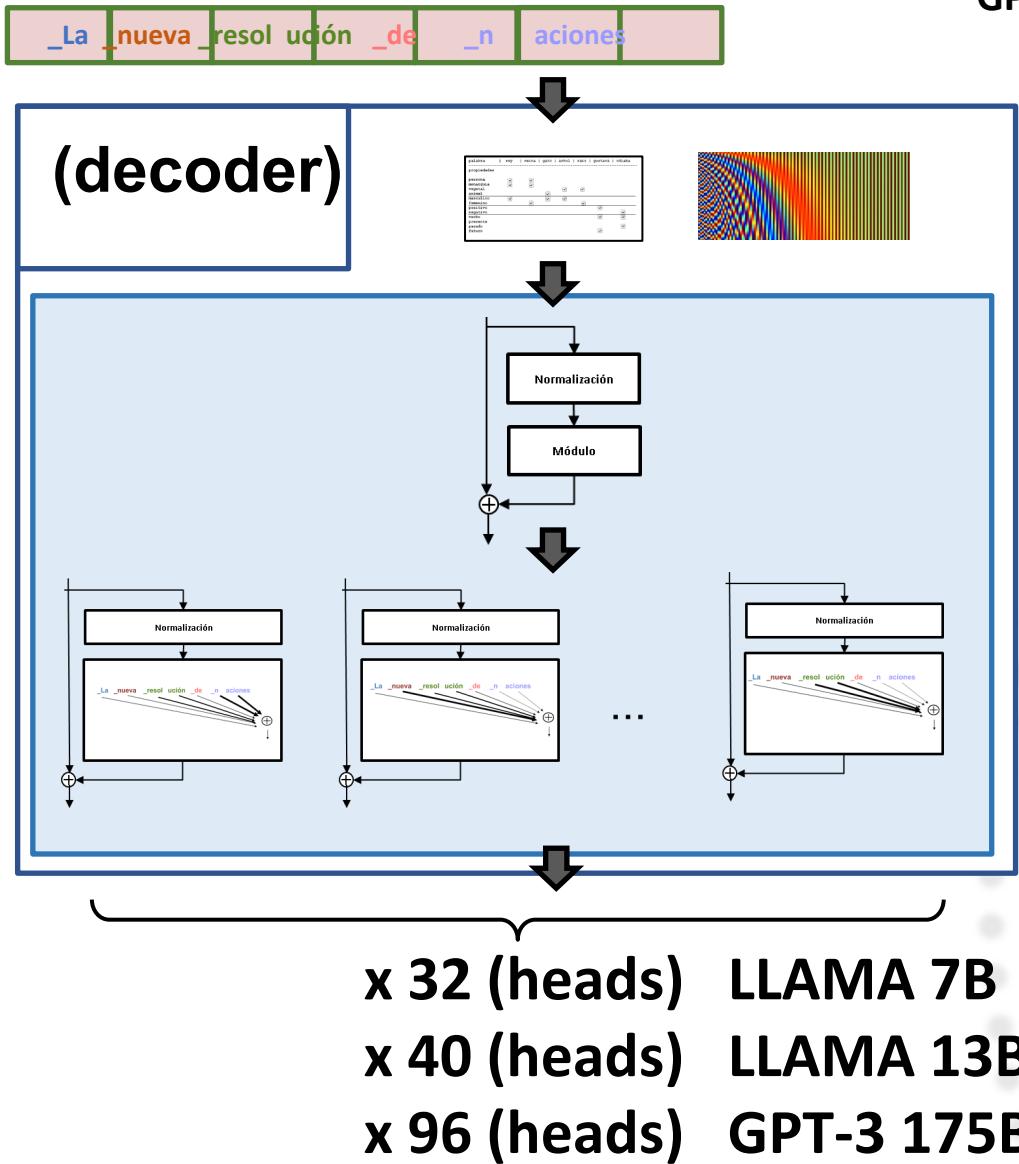
Transformer



Transformer



Transformer



GPT-3 13B / LLAMA13B

Model Name	n_params	n_layers	d _{model}	n_heads	d _{head}	Batch Size	Learning Rate
GPT-3 Small	125M	12	768	12	64	0.5M	6.0×10^{-4}
GPT-3 Medium	350M	24	1024	16	64	0.5M	3.0×10^{-4}
GPT-3 Large	760M	24	1536	16	96	0.5M	2.5×10^{-4}
GPT-3 XL	1.3B	24	2048	24	128	1M	2.0×10^{-4}
GPT-3 2.7B	2.7B	32	2560	32	80	1M	1.6×10^{-4}
GPT-3 6.7B	6.7B	32	4096	32	128	2M	1.2×10^{-4}
GPT-3 13B	13.0B	40	5140	40	128	2M	1.0×10^{-4}
GPT-3 175B or "GPT-3"	175.0B	96	12288	96	128	3.2M	0.6×10^{-4}

x 32 layers LLAMA7B
x 40 layers LLAMA13B
x 96 layers GPT-3 175B

Transformer

- **Modelos:**

- Bert
- Conformer
- Vit
- Whisper

Transformer

- **ELMO (Peters 2018)**

Peters, M. E., Neumann, M., Iyyer, M., Gardner, M., Clark, C., Lee, K., & Zettlemoyer, L. (2018). Deep contextualized word representations. arXiv preprint arXiv:1802.05365...

- Entrenado como un LM
 - Predecir la siguiente palabra
 - También versión bidireccional (orden inverso)
 - Concatena las dos salidas

$$p(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n p(x_i | x_1, \dots, x_{i-1})$$

$$p(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n p(x_i | x_{i+1}, \dots, x_n)$$

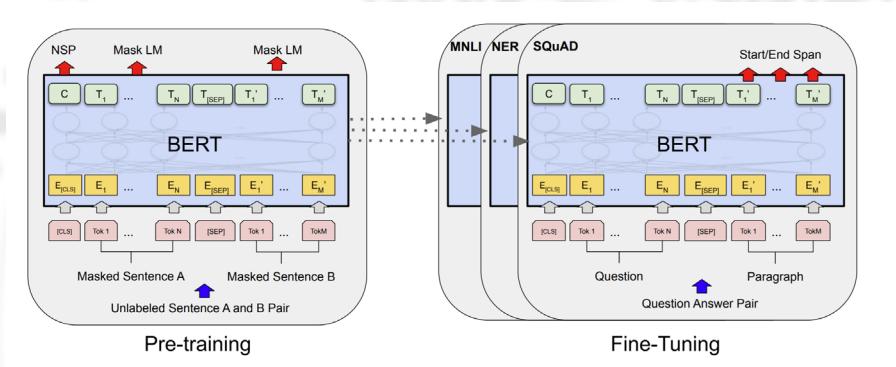
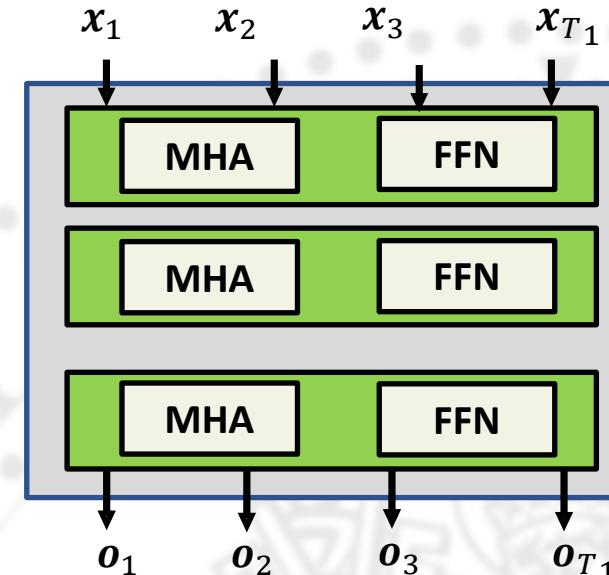
(reverse order)

Transformer

- **BERT (Devlin 2018)**

Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2018). Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. arXiv preprint arXiv:1810.04805..

- Utiliza solo el bloque encoder (bidireccional)
- BERT: Bidirectional Encoder Representations from Transformers
- Su idea es muy utilizada actualmente como modelo para generar **representaciones**
 - Con su representación se han tratado multitud de tareas relacionadas con el texto:
 - Clasificación de tema, autoría, idioma, estado emocional



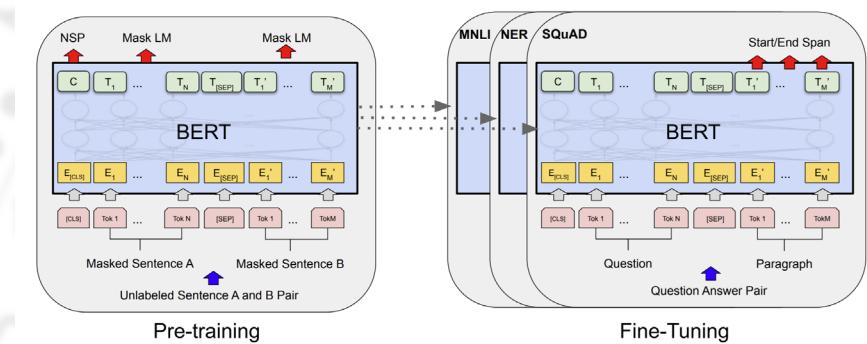
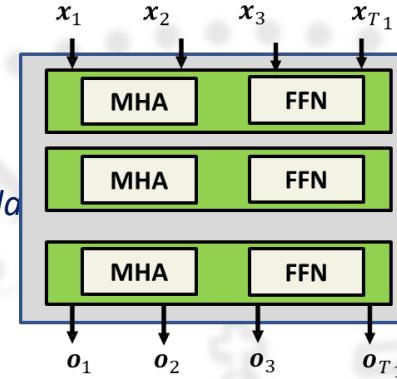
BERT BASE (L=12, H=768, A=12, Total Parameters=110M)
BERT LARGE (L=24, H=1024, A=16, Total Parameters=340M)

Transformer

- **BERT (Devlin 2018)**

Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2018). Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. arXiv preprint arXiv:1810.04805..

- **Tarea 1**
- Predecir elementos sustituidos por <MASK> (denoising discreto)
- Las máscaras se generan de esta forma:
 - 80% de los tokens reemplazados por '<MASK>'
– Example: "My dog is <MASK>"
 - 10% reemplazados por tokens aleatorios
– Example: "My dog is apple"
 - 10% se dejan intactos
– Example: "My dog is hairy"
- **Task 2**
- Se entregan siempre 2 frases
- La segunda tarea consiste en decir si las dos frases van seguidas en el texto de origen



BERT BASE (L=12, H=768, A=12, Total Parameters=110M)
BERT LARGE (L=24, H=1024, A=16, Total Parameters=340M)

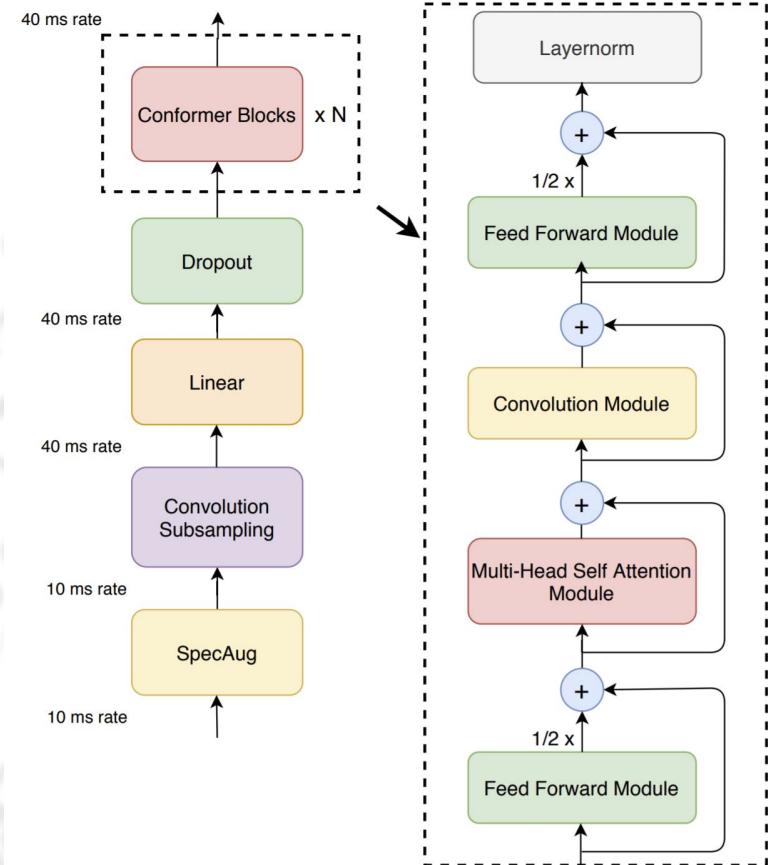
Transformer

- **Conformer(Gulati 2020)**

Gulati, A., Qin, J., Chiu, C. C., Parmar, N., Zhang, Y., Yu, J., ... & Pang, R. (2020). Conformer: Convolution-augmented Transformer for Speech Recognition. arXiv preprint arXiv:2005.08100.

- combina CNNs y transformers
- modela dependencias locales and globales
 - buenas prestaciones: ASR

Method	#Params (M)	WER Without LM		WER With LM	
		testclean	testother	testclean	testother
Hybrid					
Transformer [33]	-	-	-	2.26	4.85
CTC					
QuartzNet [9]	19	3.90	11.28	2.69	7.25
LAS					
Transformer [34]	270	2.89	6.98	2.33	5.17
Transformer [19]	-	2.2	5.6	2.6	5.7
LSTM	360	2.6	6.0	2.2	5.2
Transducer					
Transformer [7]	139	2.4	5.6	2.0	4.6
ContextNet(S) [10]	10.8	2.9	7.0	2.3	5.5
ContextNet(M) [10]	31.4	2.4	5.4	2.0	4.5
ContextNet(L) [10]	112.7	2.1	4.6	1.9	4.1
Conformer (Ours)					
Conformer(S)	10.3	2.7	6.3	2.1	5.0
Conformer(M)	30.7	2.3	5.0	2.0	4.3
Conformer(L)	118.8	2.1	4.3	1.9	3.9

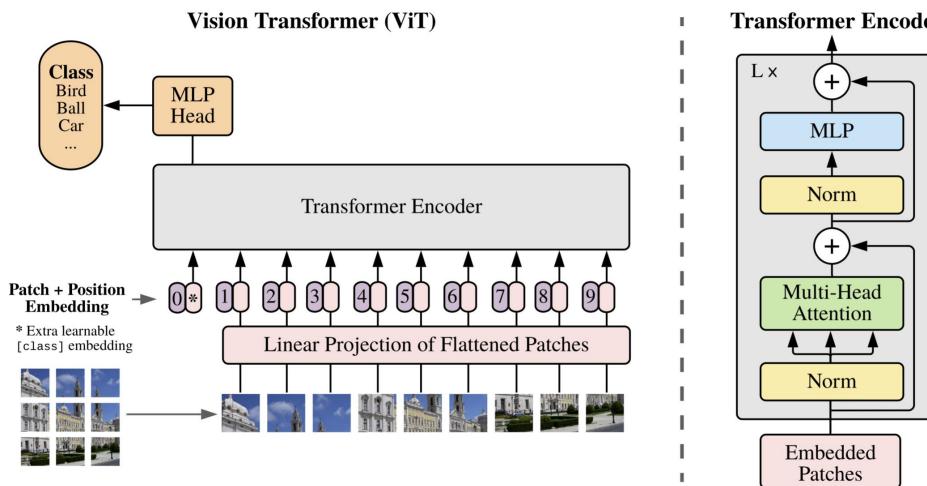


Transformer

- **Vision Transformer(Dosovitskiy 2020)**

Dosovitskiy, A., Beyer, L., Kolesnikov, A., Weissenborn, D., Zhai, X., Unterthiner, T., ... & Uszkoreit, J. (2020). An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale. arXiv preprint arXiv:2010.11929...

- Se descompone la imagen en parches (16x16 patches) de izquierda a derecha
- Imagenet 88.55% (i.e. ResNExt 101: 85.4%) Top1 accuracy



Model	Layers	Hidden size D	MLP size	Heads	Params
ViT-Base	12	768	3072	12	86M
ViT-Large	24	1024	4096	16	307M
ViT-Huge	32	1280	5120	16	632M

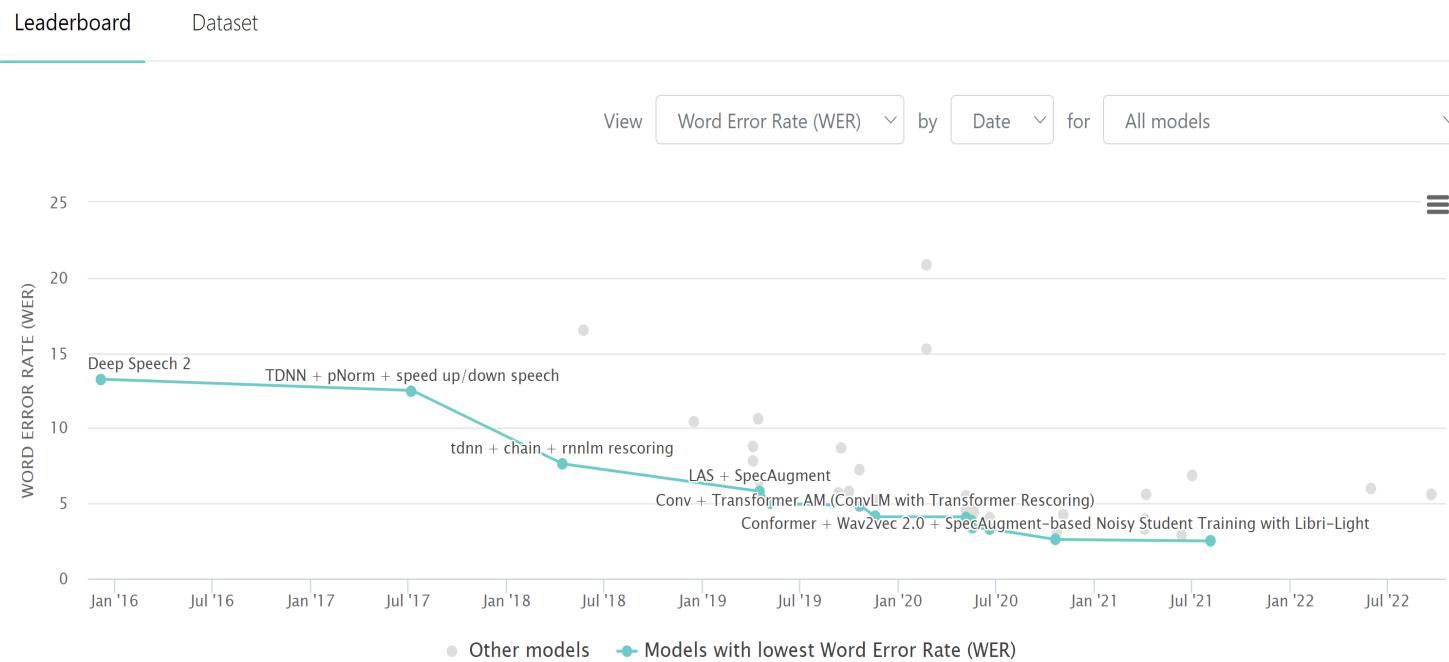
Model size and parameters

Transformer

- Automatic Speech Recognition ASR

<https://paperswithcode.com/sota/speech-recognition-on-librispeech-test-other>

Speech Recognition on LibriSpeech test-other

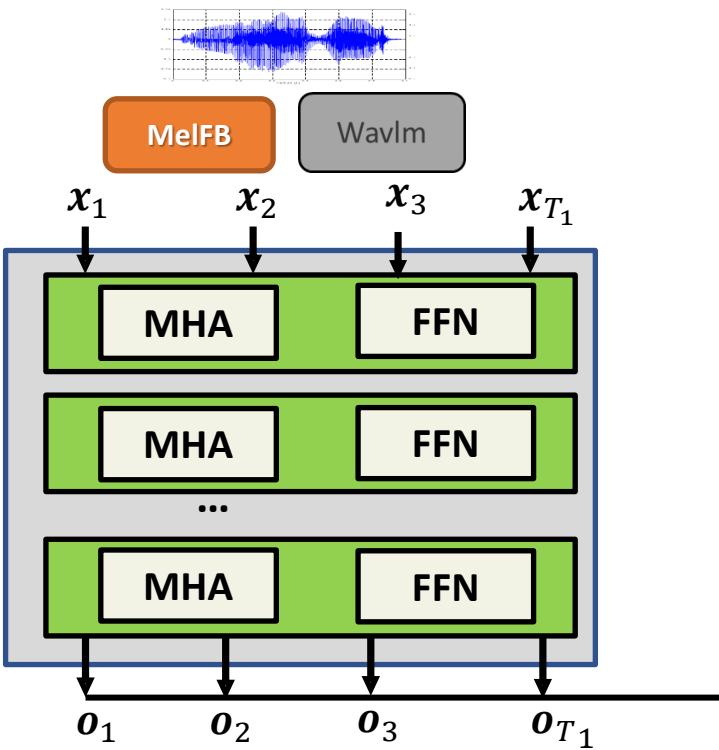


Lectura de libros inglés (no nativos)

En menos de 5 years
de 13.2% a 2.5% WER

>10 years:
HMM+GMM: 22%

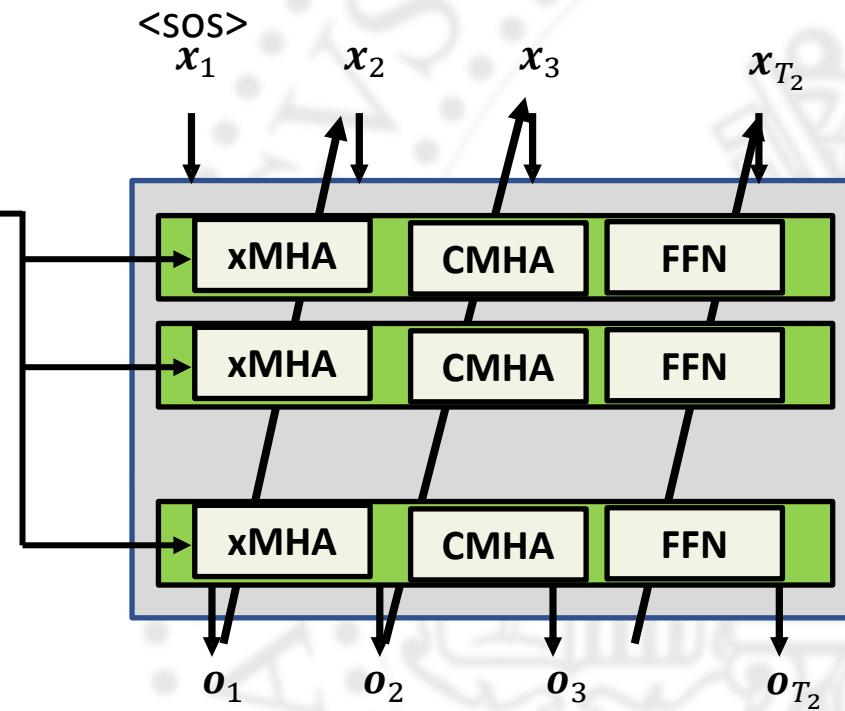
Transformer



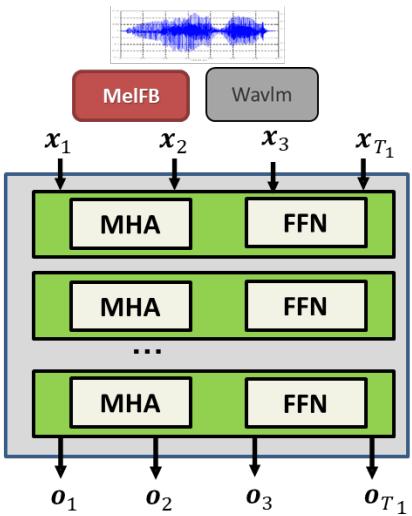
MHA: multihead self att

CMHA: causal multihead self att

xMHA: multihead cross-att



Transformer



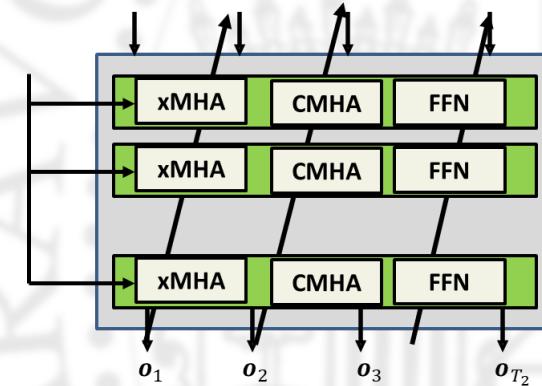
```
class Encoder(torch.nn.Module):
    def __init__(self, nb_layers=6, seq_len=400, **kwargs):
        super().__init__()
        self.pos = torch.nn.Parameter(torch.randn(1, seq_len, kwargs['d_model']))
        self.att = torch.nn.ModuleList([SelfAttention(**kwargs) for _ in range(nb_layers)])
        self.ff = torch.nn.ModuleList([FeedForward(**kwargs) for _ in range(nb_layers)])

    def forward(self, x):
        b, t, d = x.shape
        x = x + self.pos[:, :t, :]
        for att, ff in zip(self.att, self.ff):
            x = x + att(x)
            x = x + ff(x)
        return x
```

Transformer

```
class Decoder(torch.nn.Module):
    def __init__(self, nb_layers=6, seq_len=400, **kwargs):
        super().__init__()
        self.pos = torch.nn.Parameter(torch.randn(1, seq_len, kwargs['d_model']))
        self.att = torch.nn.ModuleList([CausalSelfAttention(**kwargs) for _ in range(nb_layers)])
        self.cross_att = torch.nn.ModuleList([CrossAttention(**kwargs) for _ in range(nb_layers)])
        self.ff = torch.nn.ModuleList([FeedForward(**kwargs) for _ in range(nb_layers)])

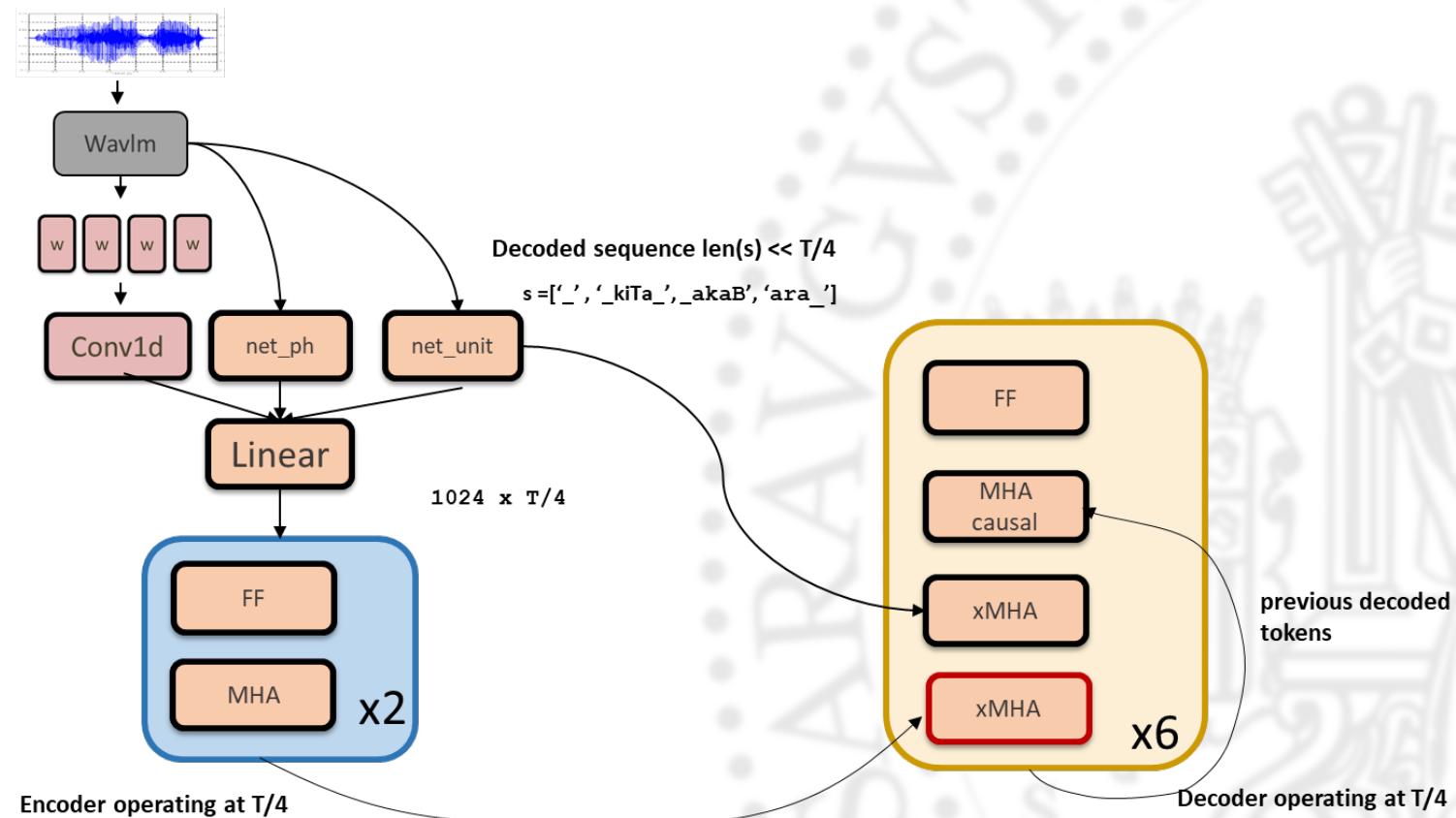
    def forward(self, x, enc):
        b, t, d = x.shape
        x = x + self.pos[:, :t, :]
        for att, cross_att, ff in zip(self.att, self.cross_att, self.ff):
            x = x + att(x)
            x = x + cross_att(x, enc)[0]
            x = x + ff(x)
        return x
```



Transformer

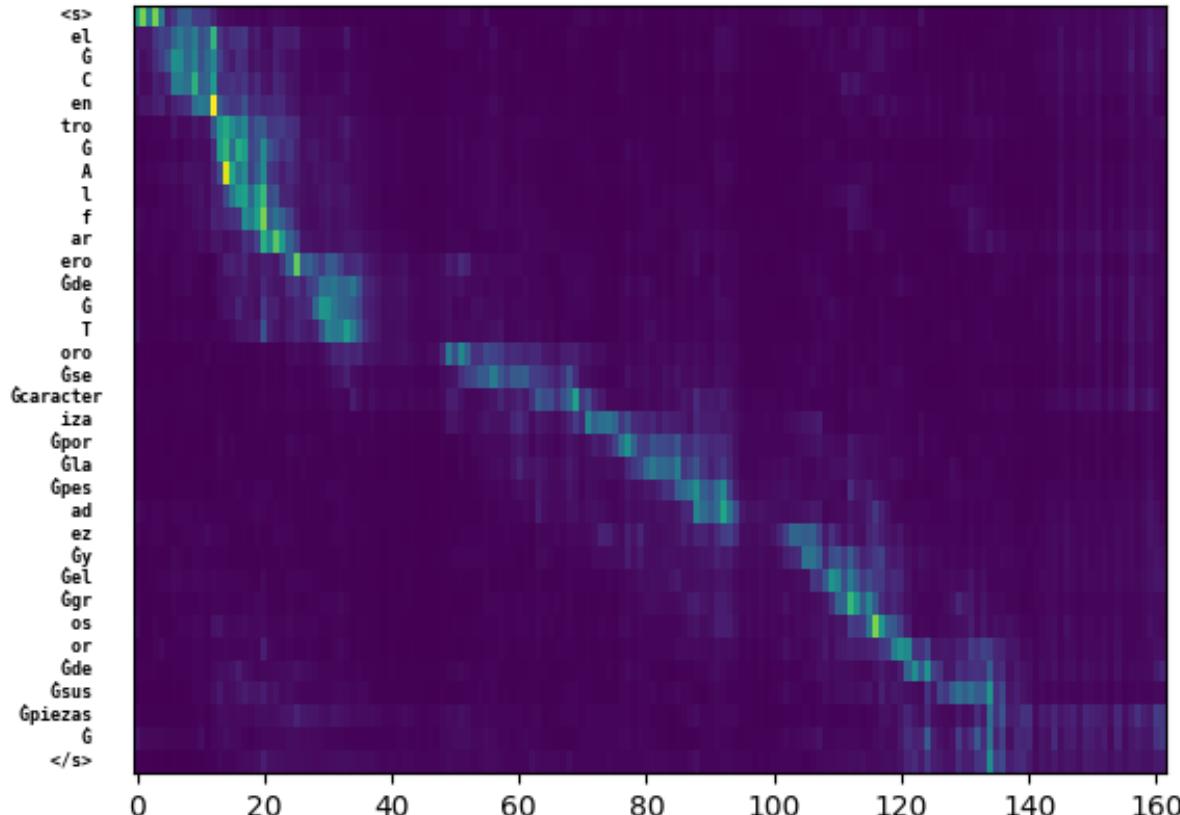
- **ASR: información extra**

- Podemos usar bloques cross-att adicionales para introducir información al decoder
 - Ejemplo del sistema vivolab usando bloques extra cross-attention



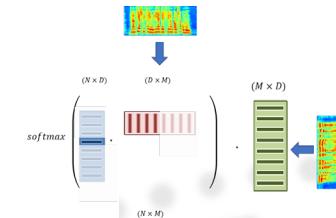
Transformer

DG90323101

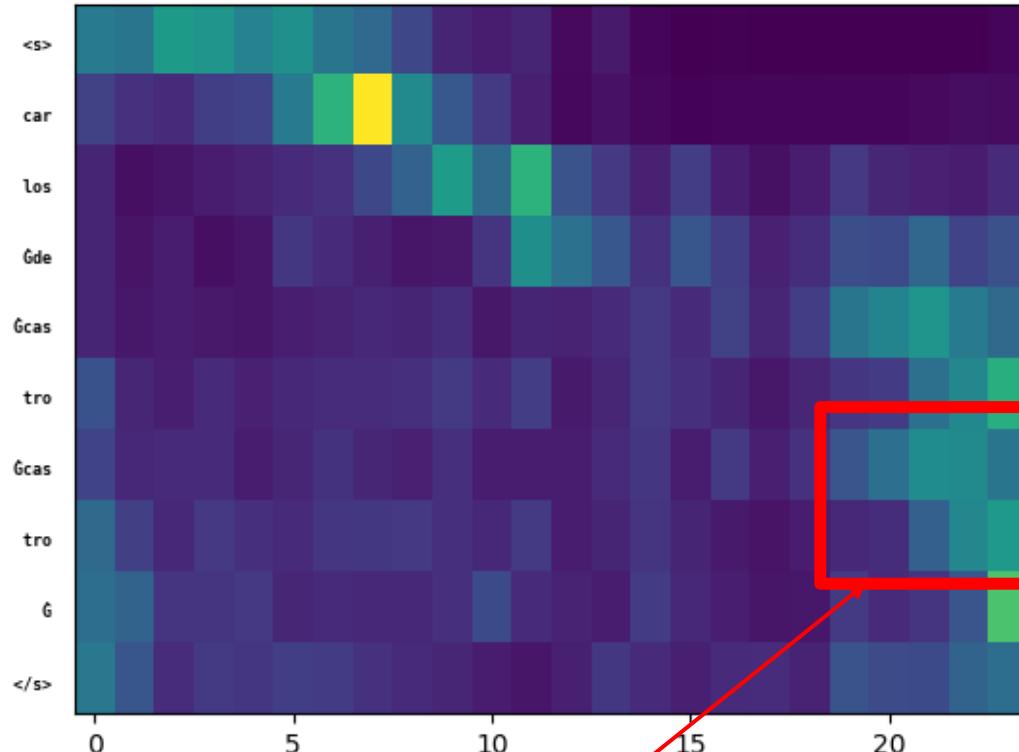


Scores: (#C #S #D #I) 28 0 0 0

REF: el centro alfarero de toro se caracteriza por la pesadez y el grosor de sus piezas así como por su botijo de carro que no tiene lado plano
HYP: el centro alfarero de toro se caracteriza por la pesadez y el grosor de sus piezas así como por su botijo de carro que no tiene lado plano



Transformer

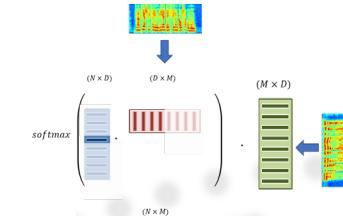


YR-C1

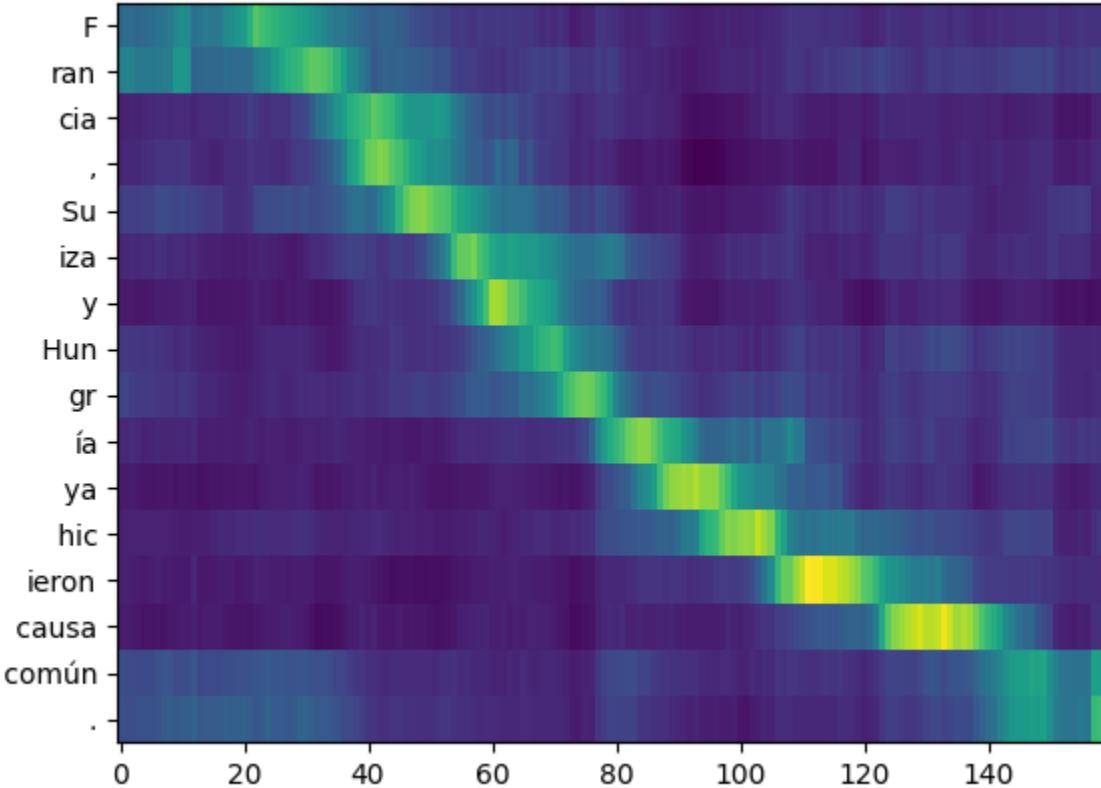
Scores: (#C #S #D #I) 3 0 0 1

REF: carlos de castro *****

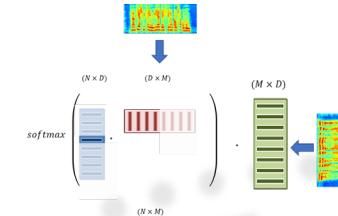
HYP: carlos de castro **CASTRO**



Transformer



whisper medium model

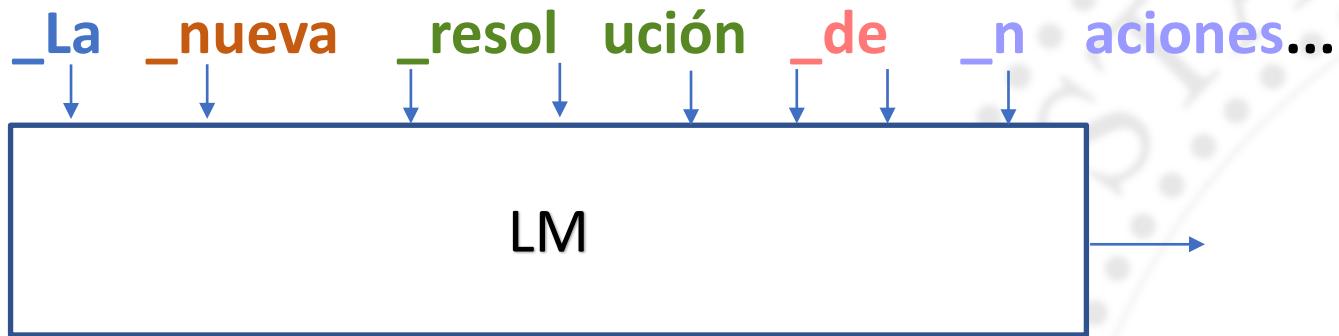


Transformer

- Técnicas de generación:
 - Muestreo
 - Greedy
 - N-best

Transformer

- Ejemplo LLAMA 7B 32k tokens

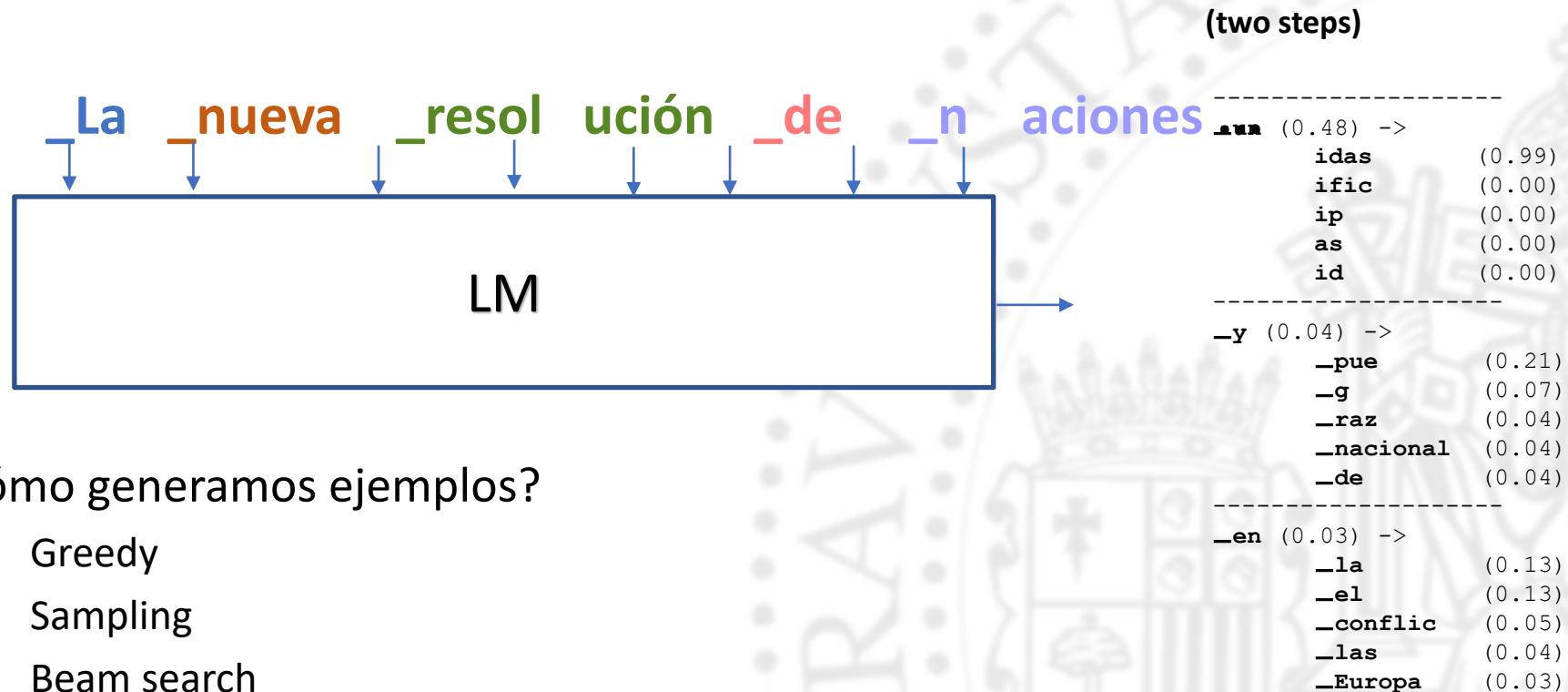


$p(\text{unidas} \mid \text{_La, } \text{_nueva, } \text{_resol, } \text{ución, } \text{_de, } \text{_n, } \text{acciones})$

token	prob
_un	0.48
_y	0.04
_en	0.03
_Un	0.03
_que	0.02
,	0.02
...	

Transformer

- Ejemplo LLAMA 7B 32k tokens

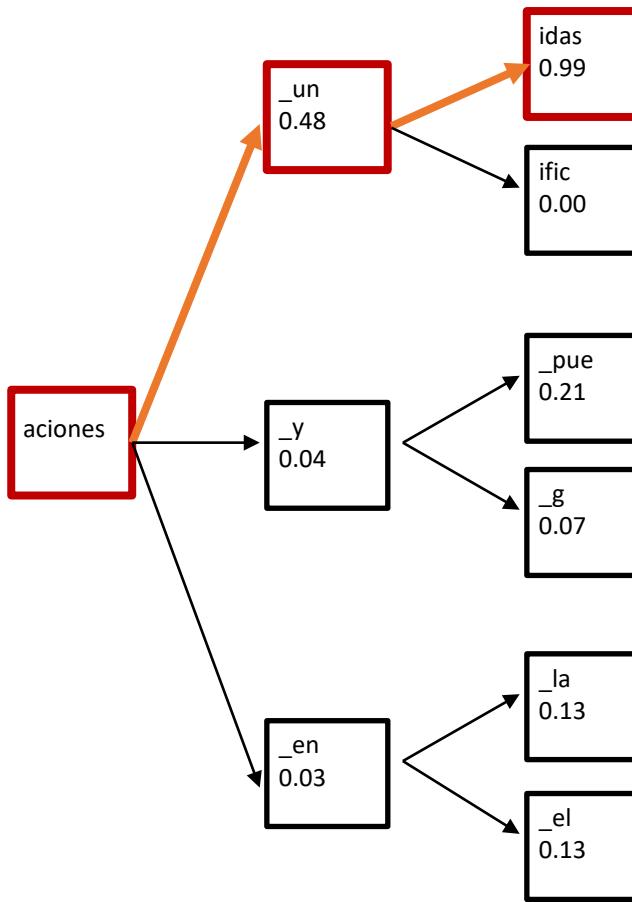


- Cómo generamos ejemplos?
 - Greedy
 - Sampling
 - Beam search

Transformer

- **Greedy generation**

- Se podrían representar todas las posibilidades de continuación



- Seleccionar después sobre las opciones la que mejor $p(x_t | x_1^{t-1})$
- <SOS> _La _nueva _resol ucción _de _n acciones _un idas

<u>_un</u> (0.48) ->	idas (0.99)
<u>ific</u> (0.00)	
<u>ip</u> (0.00)	
<u>as</u> (0.00)	
<u>id</u> (0.00)	

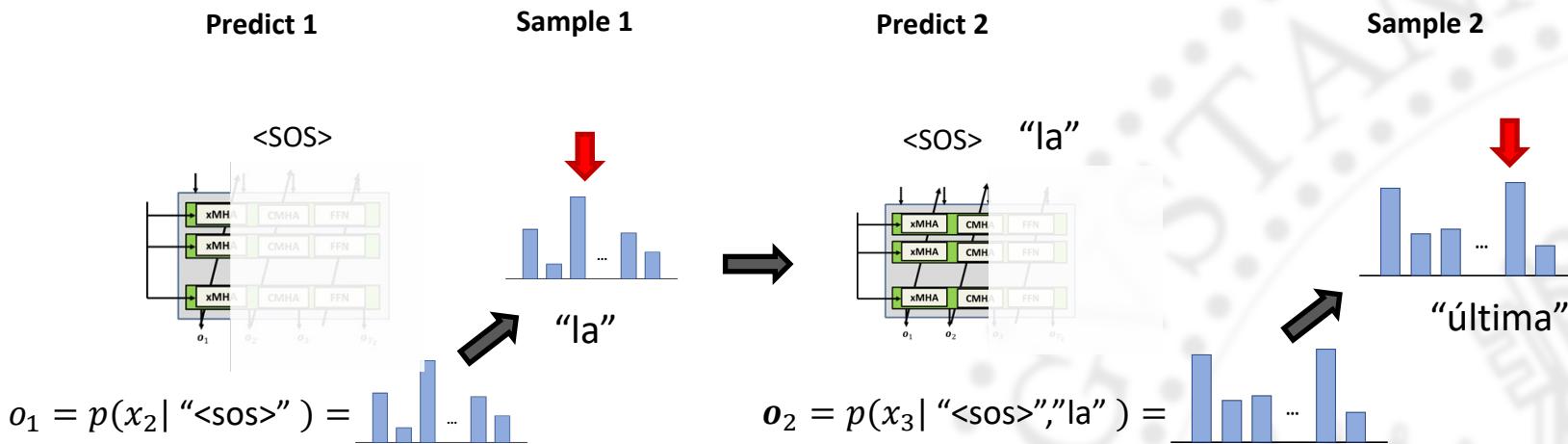
<u>_y</u> (0.04) ->	_pue (0.21)
<u>g</u> (0.07)	
<u>raz</u> (0.04)	
<u>nacional</u> (0.04)	
<u>de</u> (0.04)	

<u>_en</u> (0.03) ->	_la (0.13)
<u>el</u> (0.13)	
<u>conflic</u> (0.05)	
<u>las</u> (0.04)	
<u>Europa</u> (0.03)	

Transformer

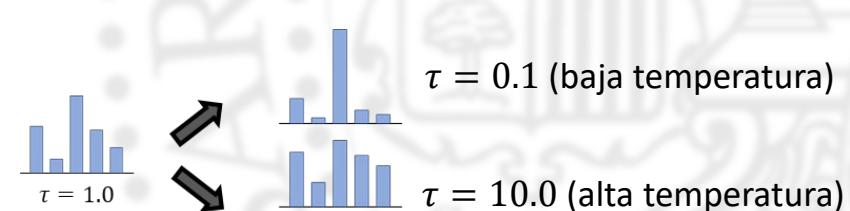
- **Random generation**

– Muestreo de la distribución: $x_t \sim p(x_t | x_1^{t-1})$



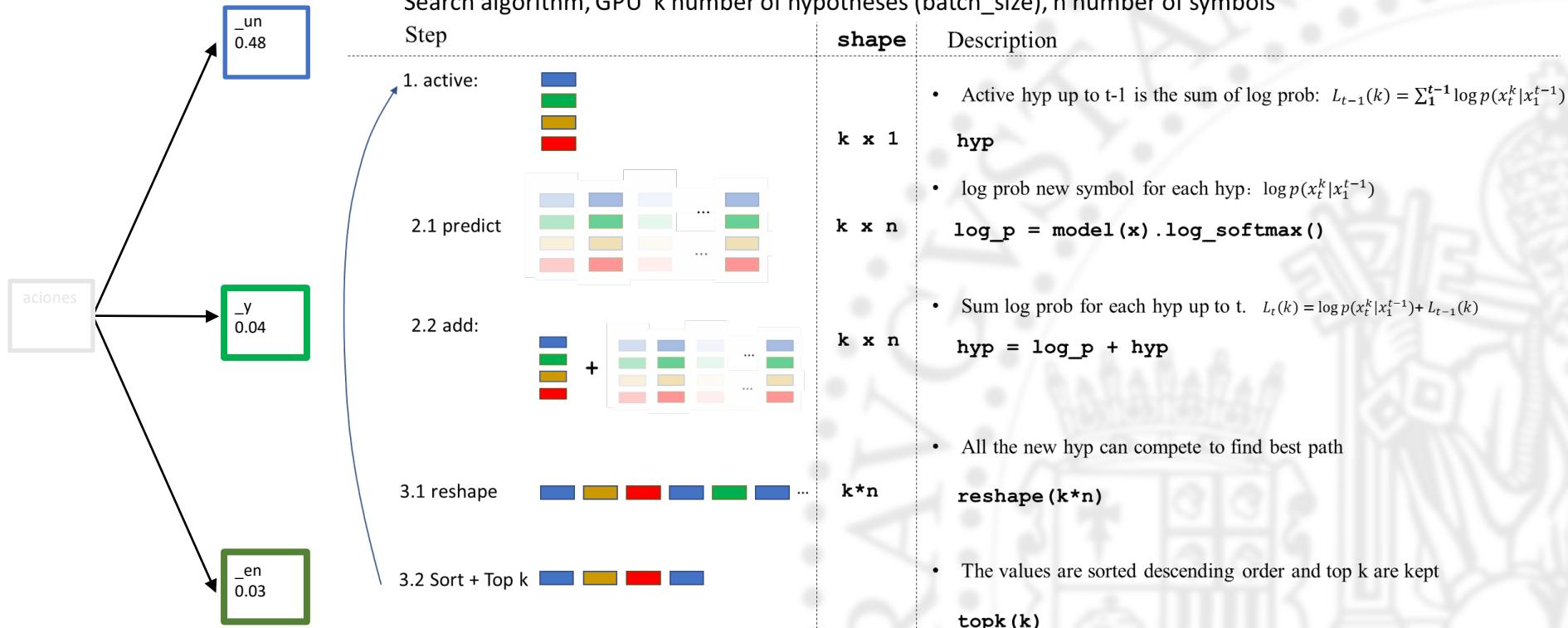
- Las distribuciones pueden ajustarse para favorecer los símbolos más probables (low temperature) o distribuciones más uniformes (alta)
 - Se escala el vector (logits) antes de la capa softmax

$$\text{softmax}_T(x, \tau) = \frac{\exp x_c / \tau}{\sum_{c'} \exp x_{c'} / \tau}$$



Transformer

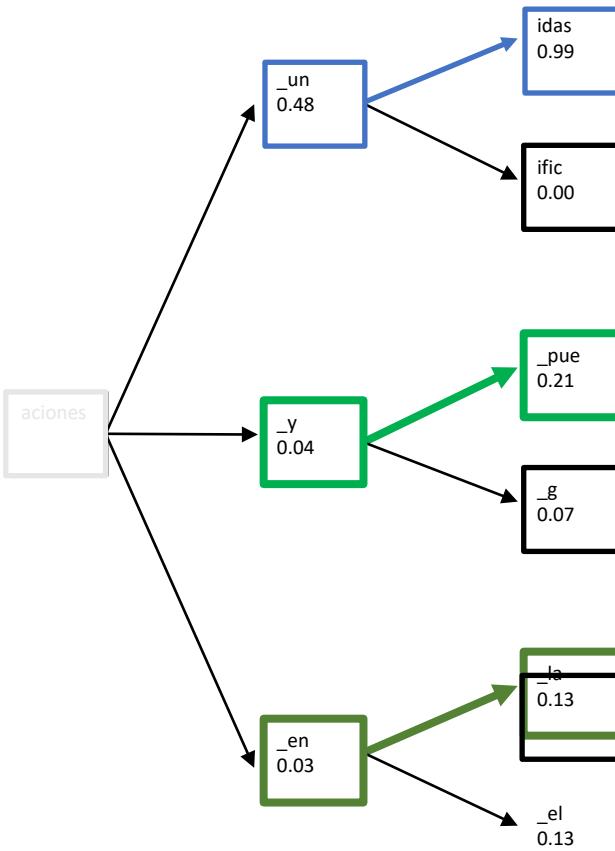
- Beam search: múltiples hipótesis + beam



Transformer

Beam search

- Multiple active hypotheses + beam



Step	shape	Description
1. active:	$k \times 1$	<ul style="list-style-type: none"> Active hyp up to t-1 is the sum of log prob: $L_{t-1}(k) = \sum_1^{t-1} \log p(x_t^k x_1^{t-1})$ hyp
2.1 predict	$k \times n$	<ul style="list-style-type: none"> log prob new symbol for each hyp: $\log p(x_t^k x_1^{t-1})$ log_p = model(x).log_softmax()
2.2 add:	$k \times n$	<ul style="list-style-type: none"> Sum log prob for each hyp up to t. $L_t(k) = \log p(x_t^k x_1^{t-1}) + L_{t-1}(k)$ hyp = log_p + hyp
3.1 reshape	$k * n$	<ul style="list-style-type: none"> All the new hyp can compete to find best path reshape(k*n)
3.2 Sort + Top k	k	<ul style="list-style-type: none"> The values are sorted descending order and top k are kept topk(k)

For example with **beam 3**, active hyp:
 $\underline{\text{un}} + \text{idas} : 0.48 * 0.99 = 0.4752$
 $\underline{\text{y}} + \underline{\text{pue}}: 0.04 * 0.21 = 0.0084$
 $\underline{\text{en}} + \underline{\text{la}}: 0.03 * 0.13 = 0.0039$

Transformer

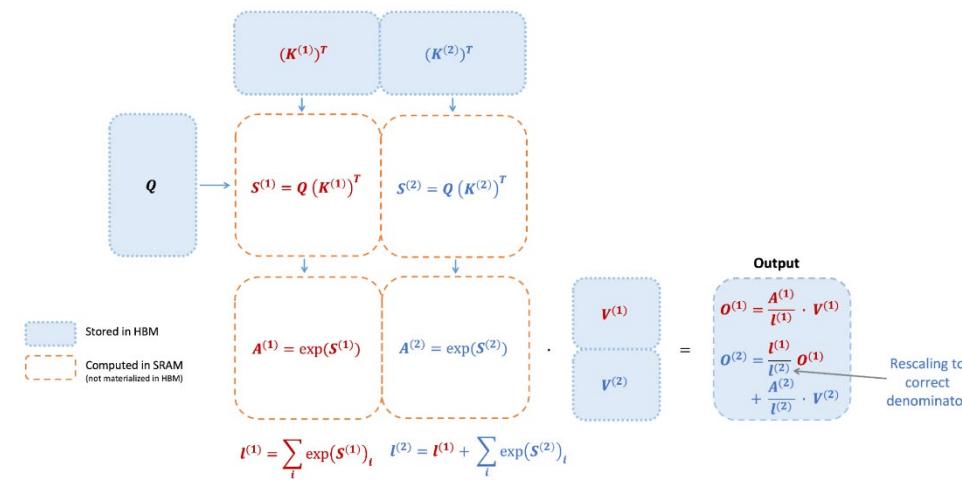
- Optimizaciones:
 - Implementación: einops, rearrange
 - Flash Attention
 - Rotary Positional Embedding
 - Sliding window attention
 - MoE

Transformer

- **Flash attention, Flash attention2**

Dao, T., Fu, D., Ermon, S., Rudra, A., & Ré, C. (2022). Flashattention: Fast and memory-efficient exact attention with io-awareness. Advances in Neural Information Processing Systems, 35, 16344-16359.

Dao, T. (2023). Flashattention-2: Faster attention with better parallelism and work partitioning. arXiv preprint arXiv:2307.08691...



- La matriz de atención no se calcula completamente:
 - Se calculan matrices más pequeñas para cada query (fila) -> salida
- Muy dependiente de la arquitectura GPU
 - Se puede ganar mucho tiempo en GPUs recientes, especialmente en precisión como float16

Transformer

- **Einops, rearrange**

- Rearrange permite ejecutar varias operaciones permute, reshape en una llamada

```
q = self.to_q(q).view(b, -1, h, d)
k = self.to_k(k).view(b, -1, h, d)
v = self.to_v(v).view(b, -1, h, d)

q = q.permute(2, 0, 1, 3).contiguous().view(b*h, -1, d)
k = k.permute(2, 0, 1, 3).contiguous().view(b*h, -1, d)
v = v.permute(2, 0, 1, 3).contiguous().view(b*h, -1, d)
```

```
q = rearrange(self.to_q(q), 'b t (h d) -> (b h) t d', h=h)
k = rearrange(self.to_k(k), 'b t (h d) -> (b h) t d', h=h)
v = rearrange(self.to_v(v), 'b t (h d) -> (b h) t d', h=h)
```

- Einops sigue la notación de tensores de Einstein y permite calcular productos, reducciones...

```
scores = torch.matmul(q, k.transpose(-1,-2))
```

```
scores = torch.einsum('bihd,bjhd->bhij', q, k)
```

<https://einops.rocks/pytorch-examples.html>

Transformer

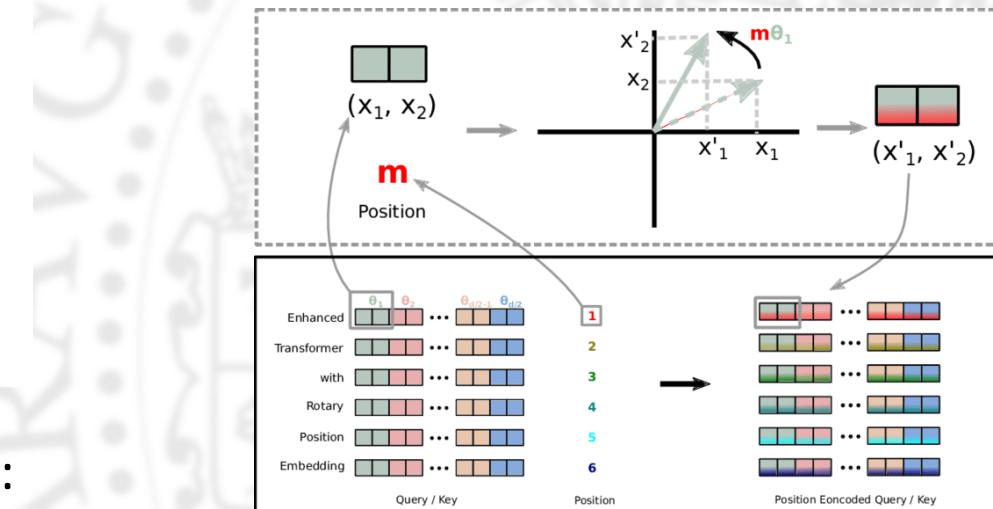
- **Rotary Positional Embedding (RoPE)**

Su, J., Lu, Y., Pan, S., Murtadha, A., Wen, B., & Liu, Y. (2021). Roformer: Enhanced transformer with rotary position embedding. arXiv preprint arXiv:2104.09864..

- Las secuencias q, k se modulan con una exponencial compleja
 - El producto escalar de los vectores complejos es equivalente al producto escalar de los vectores originales y un término dependiente de la **diferencia relativa de los índices** (modulación)

$$\begin{aligned}
 \text{RoPE}(x, m) &= xe^{mi\varepsilon} \\
 \langle \text{RoPE}(q_j, m), \text{RoPE}(k_j, n) \rangle &= \langle q_j e^{mi\varepsilon}, k_j e^{ni\varepsilon} \rangle \\
 &= q_j k_j e^{mi\varepsilon} \overline{e^{ni\varepsilon}} \\
 &= q_j k_j e^{(m-n)i\varepsilon} \\
 &= \boxed{\text{RoPE}(q_j k_j, m - n)}
 \end{aligned}$$

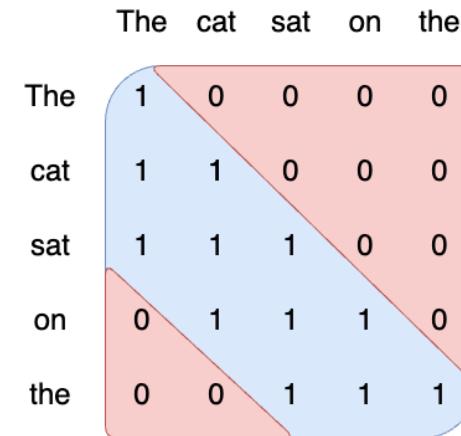
- Es útil con implementaciones tipo flash-att:
 - Se puede aplicar a q, k antes de la atención



Transformer

- **Sliding window attention**

Beltagy, I., Peters, M. E., & Cohan, A. (2020). Longformer: The long-document transformer. arXiv preprint arXiv:2004.05150....

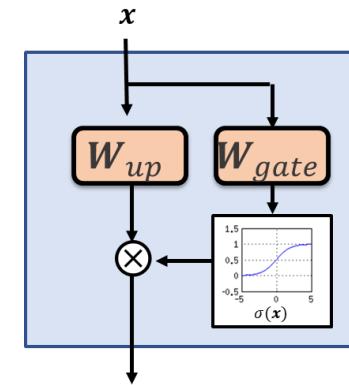


- Se limita el contexto a un tamaño pequeño, menor que el tamaño de la secuencia
 - Está implementado en flash attention2 con ahorro de operaciones
 - Recuerda a la idea las convoluciones causales (i.e. wavenet)
 - La mascara de atención define un tamaño de relación máximo.
- Ejemplo los modelos recientes de mistral y otros como gemma2
- <https://github.com/mistralai/mistral-src>

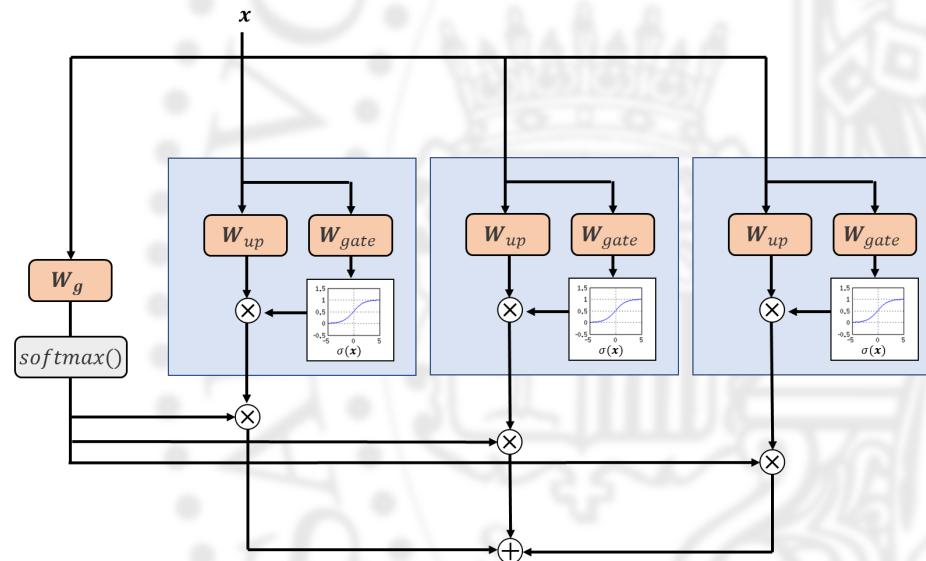
Transformer

- **Mixture of Experts**

- En lugar de una FFN simple
- Se define una mezcla de FFNs
 - Una capa lineal con una softmax elige los “expertos”
 - Por afinidad de tema
 - Los expertos equivalen a una capa con una memoria mucho mayor pero ahorrando en cálculo
 - Si no se eligen no se computan



	LLaMA 2 70B	GPT - 3.5	Mixtral 8x7B
MMLU (MCQ in 57 subjects)	69.9%	70.0%	70.6%
HellaSwag (10-shot)	87.1%	85.5%	86.7%
ARC Challenge (25-shot)	85.1%	85.2%	85.8%
WinoGrande (5-shot)	83.2%	81.6%	81.2%
MBPP (pass@1)	49.8%	52.2%	60.7%
GSM-8K (5-shot)	53.6%	57.1%	58.4%
MT Bench (for Instruct Models)	6.86	8.32	8.30



Transformer

- **LORA Low-rank adaptation**

Hu, E.J., Shen, Y., Wallis, P., Allen-Zhu, Z., Li, Y., Wang, S., Wang, L. and Chen, W., 2021. Lora: Low-rank adaptation of large language models. arXiv preprint arXiv:2106.09685.

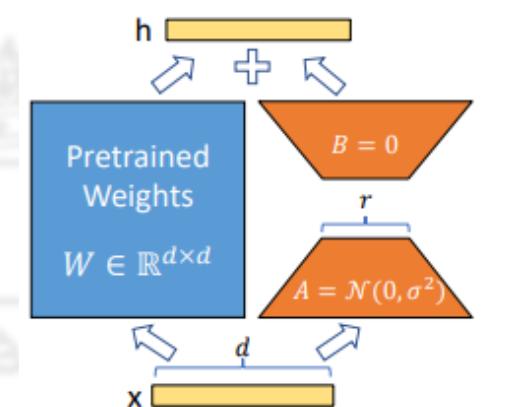
- Cada vez es más habitual tener acceso a grandes modelos preentrenados
- Si no funcionan perfectamente en nuestra tarea podemos pensar en
 - adaptar el modelo con nuestros datos -> finetuning
- El problema es que es muy difícil disponer de tantos datos como serían necesarios
- Una solución muy eficiente es la adaptación LORA
 - La adaptación consiste en dejar bloqueada la matriz \mathbf{W}
 - Lo que realmente se entrena con fine-tuning
 - Matrices \mathbf{A} y \mathbf{B} de forma que:

$$\mathbf{W}' = \mathbf{W} + \mathbf{A} \cdot \mathbf{B}$$

\mathbf{A} y \mathbf{B} son matrices de bajo rango ($d \times r$) ($r \times d$)

Por ejemplo d puede ser 1024 por lo tanto \mathbf{W} tiene más de 1M de parámetros

r puede ser tan pequeño como 8, 16,... así que \mathbf{A} y \mathbf{B} no sumarían más de unos miles de parámetros



Transformer

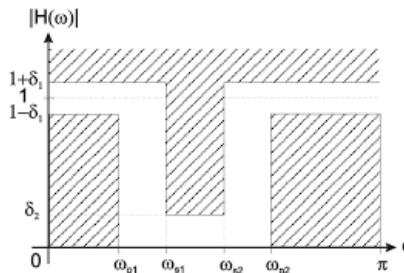
- Limites computacionales:
 - Computación diferenciable
 - World models
 - SSMs
 - XLSTMS

Transformer

- **Transformers: ¿Máquinas de propósito general?**

- Planteamiento clásico de un problema de ingeniería

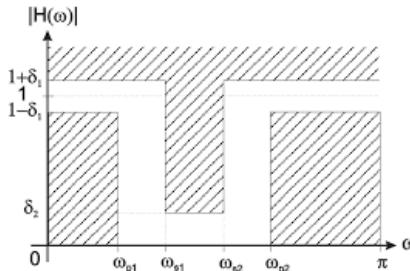
- se plantean unos requisitos/restricciones
- se elige un método para la solución, a veces de forma analítica, otras aproximada, otras por optimización iterativa...
- se comprueba si la solución cumple con las restricciones



Transformer

- **Transformers: ¿Máquinas de propósito general?**

- Planteamiento clásico de un problema de ingeniería
 - se plantean unos requisitos/restricciones
 - se elige un método para la solución, a veces de forma analítica, otras aproximada, otras por optimización iterativa...
 - se comprueba si la solución cumple con las restricciones



- En aprendizaje automático presentamos datos y la solución esperada

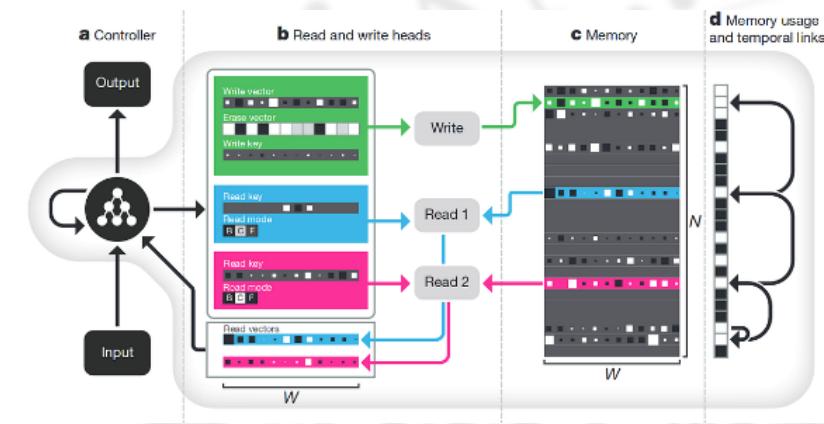
entrada	salida

0, 2, 1, 5	0, 1, 2, 5
4, 5, 3	3, 4, 5
0, 1	0, 1
8, 4, 5	4, 5, 8
...	

- Por ejemplo dar varios números aleatorios y como objetivo querer los números ordenados
- Preparamos muchos ejemplos distintos y entrenamos un sistema
- Medimos la calidad, no siempre acierta el 100% de los casos!

Transformer

- **Transformers: ¿Máquinas programables de propósito general?**
 - “differentiable computer”
 - 2014, Neural Turing Machines
 - 2016, Differentiable Neural Computer
 - Tenía memorías diferenciables:
 - » Escritura / Lectura
 - » Heads / cabezales
 - 2017, Transformers

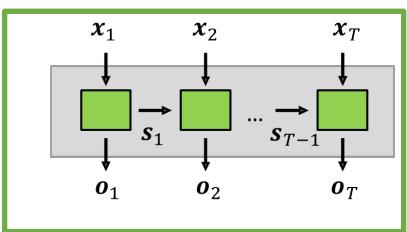


Hybrid computing using a neural network with dynamic external memory

Alex Graves , Greg Wayne , Malcolm Reynolds, Tim Harley, Ivo Danihelka, Agnieszka Grabska-Barwińska, Sergio Gómez Colmenarejo, Edward Grefenstette, Tiago Ramalho, John Agapiou, Adrià Puigdomènech Badia, Karl Moritz Hermann, Yori Zwols, Georg Ostrovski, Adam Cain, Helen King, Christopher Summerfield, Phil Blunsom, Koray Kavukcuoglu & Demis Hassabis

Differentiable computer

2014, Neural Turing Machines
 2016, Differentiable Neural Computer
 2017, Transformers



Controller (LSTM)

k_t (key/address) →

$$\mathbf{r}_t = \sum_i w_t(i) \cdot \mathbf{M}_t[i, :] \quad \sum_i w_t(i) = 1$$

Read head

$$\mathbf{M}_t[i, :] = \mathbf{M}_{t-1}[i, :](1 - w_t(i)\mathbf{e}_t) + w_t(i)\mathbf{a}_t$$

Write head:
erasing \mathbf{e}_t adding \mathbf{a}_t



Memory \mathbf{M}_t ($N \times D$)

- The memory indexing is done by measuring similarity: cosine distance
- similarity of the “index” called **key**, \mathbf{k}_t , to all the memory positions
- Weights are normalized to sum 1 using **softmax**

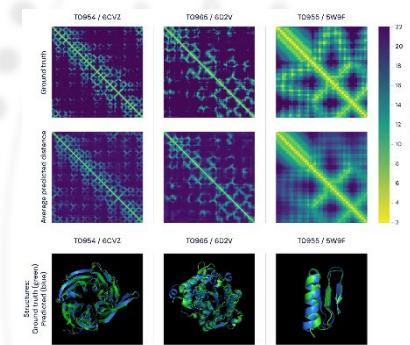
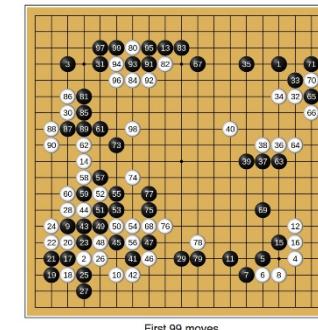
$$w_t(i) = \frac{\exp(\beta_t K[\mathbf{k}_t, \mathbf{M}_t[i, :]])}{\sum_j \exp(\beta_t K[\mathbf{k}_t, \mathbf{M}_t[j, :]])}$$

- This can be interpreted as a posterior probability: the higher most similar to key, and it will be selected to read/write

$$K[\mathbf{u}, \mathbf{v}] = \frac{\mathbf{u} \cdot \mathbf{v}}{\|\mathbf{u}\| \cdot \|\mathbf{v}\|}$$

Transformer

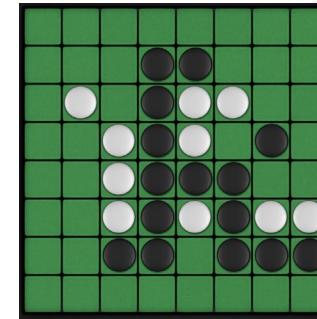
- **¿Qué utilidad tiene aprender un algoritmo que ya existe? (y que no siempre lo hace bien)**
 - Estos experimentos se han hecho para demostrar esa capacidad de generar pequeños algoritmos si se necesitan
 - Esta capacidad destaca cuando no se conoce un algoritmo para resolver la tarea: traducir entre idiomas, resumir textos, evaluar una posición estratégica, predecir el plegado de proteínas...



<https://www.deepmind.com/blog/alphafold-using-ai-for-scientific-discovery-2020>

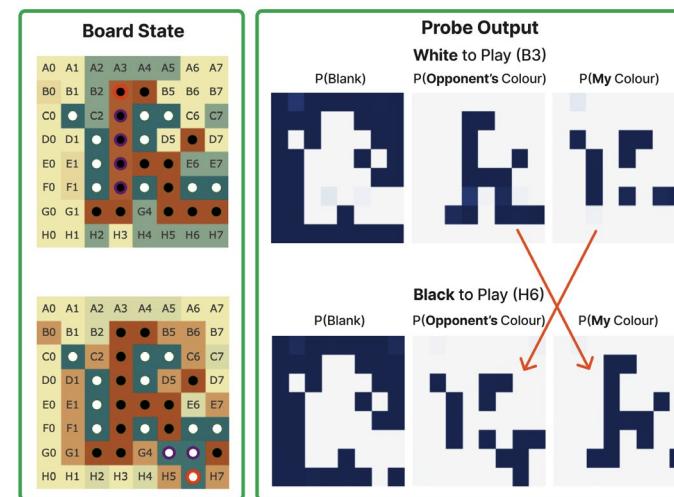
Transformer

- **Ejemplo generación de modelos del mundo**
 - El modelo se entrena para predecir el siguiente movimiento.
 - El modelo tiene una secuencia de movimientos
 - F4, F3, D2, F5, G2, F2, G3, C4, E5, F6, D6, E2, B4, C5, G7, C1, G6, F7, G5, C3, B3, H6
 - Si nos ayudamos de una representación visual entendemos mucho mejor de qué juego se trata y cuál es el estado actual del tablero



Transformer

- **Ejemplo generación de modelos del mundo**
 - En ese ejemplo se muestra cómo procesando los vectores de representación.
 - El modelo representa internamente el mapa del tablero diferenciando el color de las piezas y a quién le toca jugar



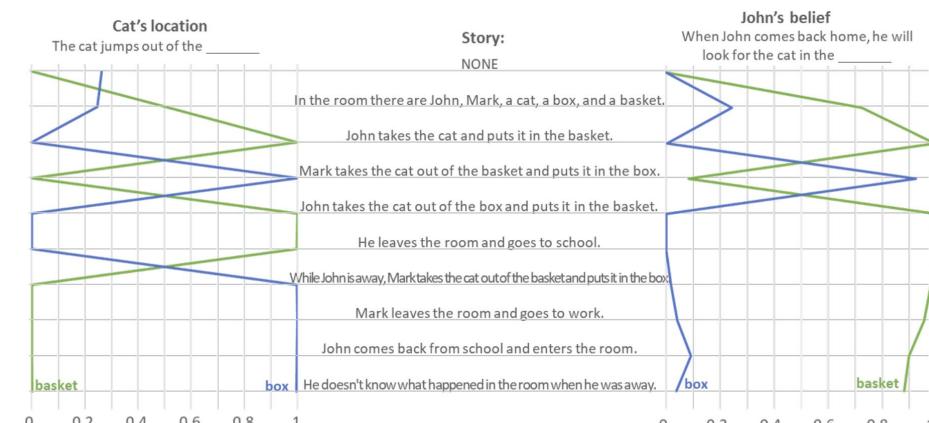
<https://www.lesswrong.com/posts/nmxzr2zsjnTjaHh7x/actually-othello-gpt-has-a-linear-emergent-world>

Transformer

- **Transformers: Razonamiento / modelos del mundo**
 - Existen numerosos trabajos recientes en los que se evalúan o entran LMs para resolver multitud de tareas

Task 1: Single Supporting Fact
Mary went to the bathroom.
John moved to the hallway.
Mary travelled to the office.
Where is Mary? A:office
Task 7: Time Reasoning
In the afternoon Julie went to the park.
Yesterday Julie was at school.
Julie went to the cinema this evening.
Where did Julie go after the park? A:cinema
Where was Julie before the park? A:school
Task 8: Positional Reasoning
The triangle is to the right of the blue square.
The red square is on top of the blue square.
The red sphere is to the right of the blue square.
Is the red sphere to the right of the blue square? A:yes
Is the red square to the left of the triangle? A:yes

Xiang, J et al (2023). Language Models Meet World Models: Embodied Experiences Enhance Language Models.

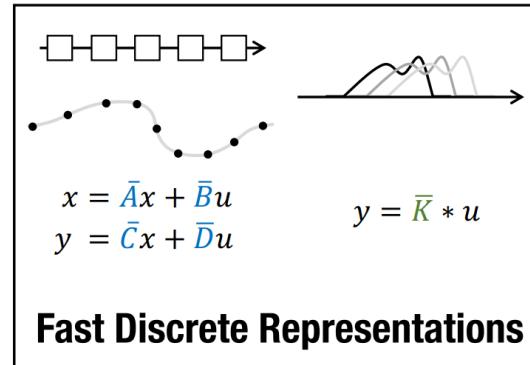
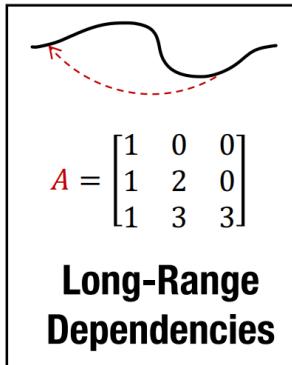
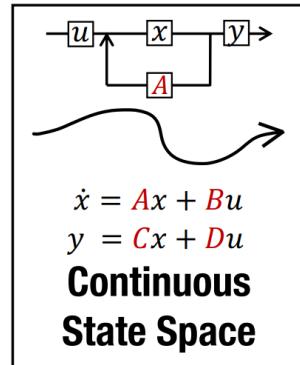


Theory of Mind May Have Spontaneously Emerged in Large Language Models Authors: Michal Kosinski*1

SSMs

• Structured State Spaces

Gu, A., Goel, K., & Ré, C. (2021). Efficiently modeling long sequences with structured state spaces. arXiv preprint arXiv:2111.00396...



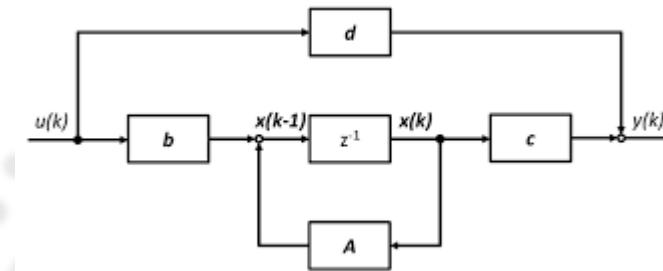
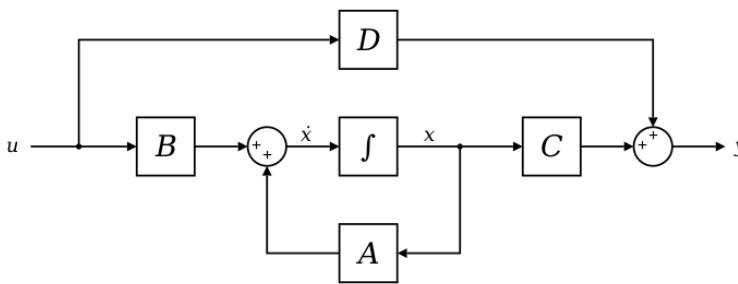
- SSM representa los estados como un sistema dinámico realimentado con una matriz de transición y matrices que controlan la entrada, la salida y la realimentación
- Ampliamente utilizados en Modelado de Sistemas, Sistemas de Control, Protocolos de Red, Diagnóstico de Fallos, Modelado de Procesos de Negocio, Sistemas Biológicos, Robótica, Procesos de Manufactura. ...

<https://srush.github.io/annotated-s4/>

SSMs

• Structured State Spaces

Gu, A., Goel, K., & Ré, C. (2021). *Efficiently modeling long sequences with structured state spaces*. arXiv preprint arXiv:2111.00396...



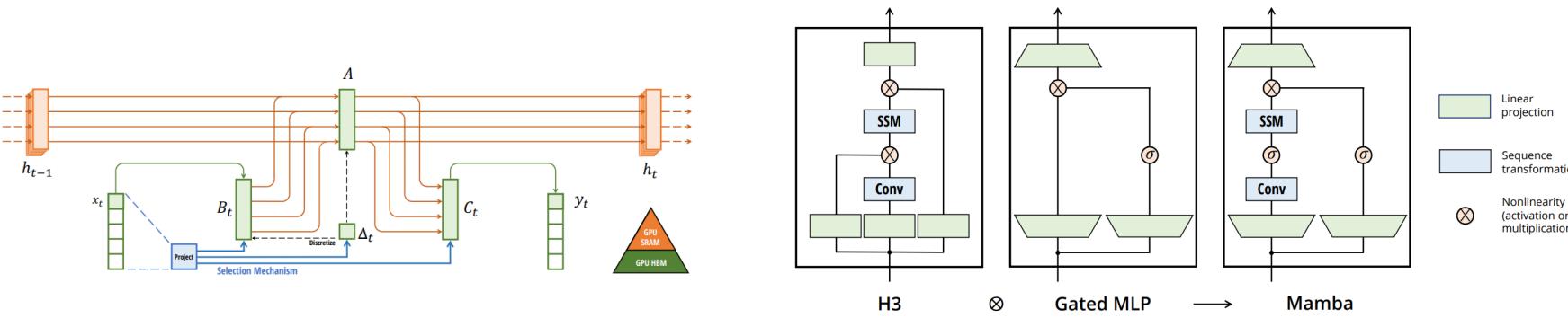
- Si las matrices A, B, C, D son fijas el sistemas invariante
- En ese caso se podría representar su comportamiento como filtro de longitud infinita IIR
 - Se puede utilizar la convolución o la transformada de Fourier
- El paso de discretización puede ser de paso variable

https://en.wikipedia.org/wiki/State-space_representation/

SSMs

- **MAMBA: Linear-time sequence modeling with selective state spaces**

Gu, A., & Dao, T. (2023). Mamba: Linear-time sequence modeling with selective state spaces. arXiv preprint arXiv:2312.00752.

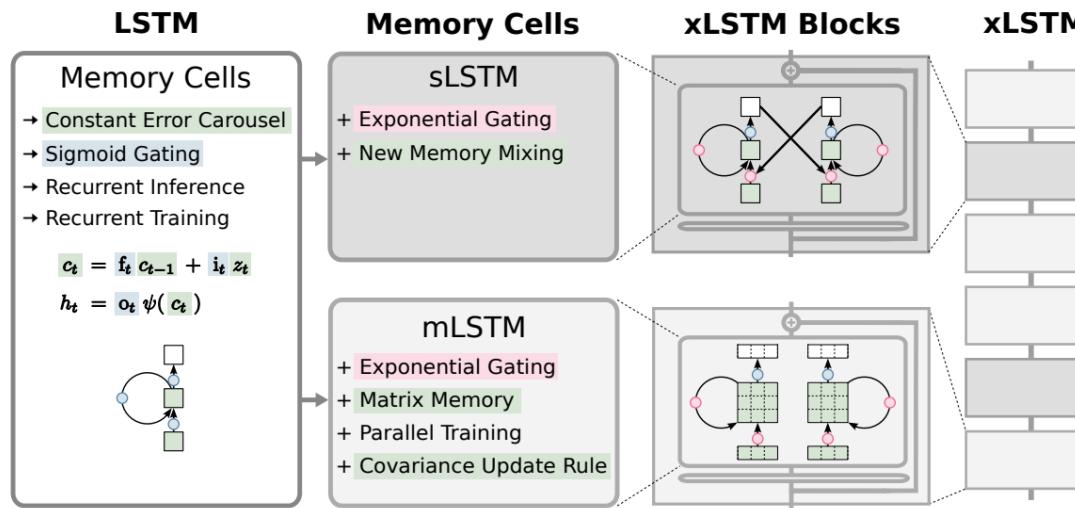


- El filtro en este modelo no es invariante, depende de la entrada, como las RNNs (LSTM, GRU)
- Los valores de las matrices B, C y el paso de discretización se calculan a partir de la entrada
- Se añade además un mecanismo de atención de tipo puerta para controlar la salida
- Se ha implementado mediante un kernel optimizado en cuda
- Responden muy bien a tareas de modelado de secuencias

xLSTM

• xLSTM: Extended Long Short-Term Memory

Beck, M., Pöppel, K., Spanring, M., Auer, A., Prudnikova, O., Kopp, M., Klambauer, G., Brandstetter, J. and Hochreiter, S., 2024. xLSTM: Extended Long Short-Term Memory. *arXiv preprint arXiv:2405.04517*.



<https://github.com/NX-AI/xlstm.git>

Model	#Params M	SlimPajama (15B) ppl ↓
GPT-3	356	14.26
Llama	407	14.25
H3	420	18.23
Mamba	423	13.70
Hyena	435	17.59
RWKV-4	430	15.62
RWKV-5	456	16.53
RWKV-6	442	17.40
RetNet	431	16.23
HGRN	411	21.83
GLA	412	19.56
HGRN2	411	16.77
xLSTM[1:0]	409	13.43
xLSTM[7:1]	408	13.48

- Uno de los autores de las lstms originales renovando el modelo gracias a avances recientes
- Está dando buenos resultados en tareas de modelado de lenguaje, incluso en imagen
- Responden muy bien a tareas de modelado de secuencias y tareas lógicas

xLSTM

Beck, M., Pöppel, K., Spanring, M., Auer, A., Prudnikova, O., Kopp, M., Klambauer, G., Brandstetter, J. and Hochreiter, S., 2024. xLSTM: Extended Long Short-Term Memory. *arXiv preprint arXiv:2405.04517*.

	Context Sensitive		Deterministic Context Free		Regular				Majority	Majority Count
			Mod Arithmetic (w Brackets)	Solve Equation	Cycle Nav	Even Pairs	Mod Arithmetic (w/o Brackets)	Parity		
	Bucket Sort	Missing Duplicate	0.02 ± 0.0	0.02 ± 0.0	0.04 ± 0.01	1.0 ± 0.0	0.03 ± 0.0	0.03 ± 0.01		
Llama	0.92 ± 0.02	0.08 ± 0.0	0.02 ± 0.0	0.02 ± 0.0	0.04 ± 0.01	1.0 ± 0.0	0.03 ± 0.0	0.03 ± 0.01	0.37 ± 0.01	0.13 ± 0.0
Mamba	0.69 ± 0.0	0.15 ± 0.0	0.04 ± 0.01	0.05 ± 0.02	0.86 ± 0.04	1.0 ± 0.0	0.05 ± 0.02	0.13 ± 0.02	0.69 ± 0.01	0.45 ± 0.03
Retention	0.13 ± 0.01	0.03 ± 0.0	0.03 ± 0.0	0.03 ± 0.0	0.05 ± 0.01	0.51 ± 0.07	0.04 ± 0.0	0.05 ± 0.01	0.36 ± 0.0	0.12 ± 0.01
Hyena	0.3 ± 0.02	0.06 ± 0.02	0.05 ± 0.0	0.02 ± 0.0	0.06 ± 0.01	0.93 ± 0.07	0.04 ± 0.0	0.04 ± 0.0	0.36 ± 0.01	0.18 ± 0.02
RWKV-4	0.54 ± 0.0	0.21 ± 0.01	0.06 ± 0.0	0.07 ± 0.0	0.13 ± 0.0	1.0 ± 0.0	0.07 ± 0.0	0.06 ± 0.0	0.63 ± 0.0	0.13 ± 0.0
RWKV-5	0.49 ± 0.04	0.15 ± 0.01	0.08 ± 0.0	0.08 ± 0.0	0.26 ± 0.05	1.0 ± 0.0	0.15 ± 0.02	0.06 ± 0.03	0.73 ± 0.01	0.34 ± 0.03
RWKV-6	0.96 ± 0.0	0.23 ± 0.06	0.09 ± 0.01	0.09 ± 0.02	0.31 ± 0.14	1.0 ± 0.0	0.16 ± 0.0	0.22 ± 0.12	0.76 ± 0.01	0.24 ± 0.01
LSTM (Block)	0.99 ± 0.0	0.15 ± 0.0	0.76 ± 0.0	0.5 ± 0.05	0.97 ± 0.03	1.0 ± 0.0	0.91 ± 0.09	1.0 ± 0.0	0.58 ± 0.02	0.27 ± 0.0
LSTM	0.94 ± 0.01	0.2 ± 0.0	0.72 ± 0.04	0.38 ± 0.05	0.93 ± 0.07	1.0 ± 0.0	1.0 ± 0.0	1.0 ± 0.0	0.82 ± 0.02	0.33 ± 0.0
xLSTM[0:1]	0.84 ± 0.08	0.23 ± 0.01	0.57 ± 0.09	0.55 ± 0.09	1.0 ± 0.0	1.0 ± 0.0	1.0 ± 0.0	1.0 ± 0.0	0.75 ± 0.02	0.22 ± 0.0
xLSTM[1:0]	0.97 ± 0.0	0.33 ± 0.22	0.03 ± 0.0	0.03 ± 0.01	0.86 ± 0.01	1.0 ± 0.0	0.04 ± 0.0	0.04 ± 0.01	0.74 ± 0.01	0.46 ± 0.0
xLSTM[1:1]	0.7 ± 0.21	0.2 ± 0.01	0.15 ± 0.06	0.24 ± 0.04	0.8 ± 0.03	1.0 ± 0.0	0.6 ± 0.4	1.0 ± 0.0	0.64 ± 0.04	0.5 ± 0.0

Bucket Sort

Sequence: 1 4 8 6 1 1 1 4 6 8

Cycle Nav

Sequence: STAY +1 -1 +1 STAY +1 +1 +1 -1 P3

Even Pairs

Sequence: a b b a a b a b a a

Majority

Sequence: 1 7 6 4 3 8 1 7 2 1

Majority Count

Sequence: 1 7 6 4 4 8 1 7 2 2

Missing Duplicate

Sequence: 4 8 6 2 5 4 8 6 2 [MIS] 5

Mod Arithmetic (w/o Braces)

Sequence: 0 - 4 + 0 - 2 = 4 [PAD]

Mod Arithmetic (w Braces)

Sequence: (((2) * - 2) - (- 4 - 2)) = 2

Odds First

Sequence: 2 7 3 2 6 9 [ACT] 2 3 6 7 2 9

Parity:

Sequence: a b b a a b a b

Repetition

Sequence: 2 4 8 6 2 [ACT] 2 4 8 6 2

Reverse String

Sequence: 2 4 8 6 2 [ACT] 2 6 8 4 2

Stack Manipulation

Sequence: ST1 ST1 ST3 POP POP PS3 PS3 [ACT] ST1 ST3 ST3

Set

Sequence: 8 6 6 3 5 4 5 3 [ACT] 8 6 3 5 4

Solve Equation:

Sequence: (((2 + 0) + - x) - (1)) = 2 [ACT] 2

xLSTM

Beck, M., Pöppel, K., Spanring, M., Auer, A., Prudnikova, O., Kopp, M., Klambauer, G., Brandstetter, J. and Hochreiter, S., 2024. xLSTM: Extended Long Short-Term Memory. arXiv preprint arXiv:2405.04517.

- **Bucket Sort** Given a string of tokens of a sorted alphabet, compute the sorted string.

$$|V| = 11 \quad s_{\text{rand}} = \frac{1}{|V|-1}$$

- **Cycle Nav** Given a string of “movement tokens” (+1, -1, STAY) compute the end position of the agent with start position 0. The position must be computed modulo the maximum position.

$$|V| = 9 \quad s_{\text{rand}} = \frac{1}{|V|-4}$$

- **Even Pairs** Given a binary string of a and b tokens, compute whether the number of ab and ba is even. This task can be solved by checking if the first and last token of the string are equal.

$$|V| = 3 \quad s_{\text{rand}} = 0.5$$

- **Majority** Given a string of tokens, compute the token that occurred most often in the sequence.

$$|V| = 64 \quad s_{\text{rand}} = \frac{1}{|V|-1}$$

- **Majority Count** Given a string of tokens of an ordered alphabet. Compute the count of the token that occurred most often in the sequence. If the count exceeds the vocab size, the highest vocab token should be outputted.

$$|V| = 64 \quad s_{\text{rand}} = \frac{1}{|V|-1}$$

- **Missing Duplicate** Given a string of tokens. The string is repeated but one of the tokens is masked in the repetition. Output the token that is masked.

$$|V| = 11 \quad s_{\text{rand}} = \frac{1}{|V|-2}$$

- **Mod Arithmetic (w/o Brackets)** Calculate the result — modulo the max number — of the arithmetic operations in the context. The maximum number is the vocabulary size minus the number of special tokens (+,-,*,=, [PAD]).

$$|V| = 10 \quad s_{\text{rand}} = \frac{1}{|V|-5}$$

- **Mod Arithmetic (w Brackets)** Calculate the result — modulo the maximum number — of the arithmetic operations in the context. The maximum number is vocabulary size minus the number of special tokens (+,-,*,=,(,), [PAD]).

$$|V| = 12 \quad s_{\text{rand}} = \frac{1}{|V|-7}$$

- **Odds First** An string of tokens $t_1, t_2, t_3, \dots, t_n$ is given. Output all tokens with an odd index (t_1, t_3, \dots) then the token with an even index (t_2, t_4, \dots). Apart from that keep the ordering of the initial string.

$$|V| = 12 \quad s_{\text{rand}} = \frac{1}{|V|-2}$$

- **Parity** Given a binary string of a and b tokens, compute if the number of b 's is even. If the number is even output a otherwise b . This is equivalent to sequentially calculating the half-adder sum.

$$|V| = 3 \quad s_{\text{rand}} = 0.5$$

- **Repetition** Given a string of tokens — repeat it.

$$|V| = 12 \quad s_{\text{rand}} = \frac{1}{|V|-2}$$

- **Reverse String** Given a string of tokens — repeat it in reverse order.

$$|V| = 12 \quad s_{\text{rand}} = \frac{1}{|V|-2}$$

- **Stack Manipulation** An initial stack content is given, followed by a sequence of push and pop operations. Compute the stack content after the operations

$$|V| = 11 \quad s_{\text{rand}} = \frac{1}{\lfloor \frac{|V|-3}{2} \rfloor}$$

- **Set** Given a string of tokens, compute the ordered set of the tokens. Keep the ordering so that tokens that occurred first are also outputted first.

$$|V| = 128 \quad s_{\text{rand}} = \frac{1}{|V|-2}$$

- **Solve Equation** Given is an equation with the operators {+,-,*,=,(,),}, number, and an unknown variable x . Compute the value of the variable modulo the max number. The maximum number is vocabulary size minus the number of special tokens (+,-,*,=,(,), [PAD], [ACT]).

$$|V| = 14 \quad s_{\text{rand}} = \frac{1}{|V|-9}$$