Estado del arte de Modelos de Lenguaje

Modelos	1
Tipos de modelos de lenguaje modernos	1
Cuantización	1
Ejemplos de modelos fundacionales LLM Open Source más famosos	2
Ejemplos de modelos BERT y mt5 más útiles, seleccionados	4
Finetunning (Supervised Fine tunning, SFT)	5
Librerías para hacer Fine Tunning	6
Casos de ejemplo	6
Optimización de preferencias	7

Modelos

Un modelo de Machine Learning es una ecuación o fórmula matemática que tiene variables "vacías" o sin valor (llamados parámetros), las cuales se completan en la fase de entrenamiento, a través de un método de optimización.

Las redes neuronales son una arquitectura o "meta modelo", que permite crear diferentes modelos, a través del uso de los llamados "hiper parámetros" que crean diferentes versiones de una red neuronal.

Según el patrón de conexión de las neuronas, las redes neuronales se clasifican en diferentes "arquitecturas", como las redes neuronales convolucionales, recurrentes, y ahora último los transformers.

Tipos de modelos de lenguaje modernos

Existen varios tipos de modelos de lenguaje en el mundo open source. Las principales arquitecturas basadas en Transformers conforman los principales 3 tipos de modelos (creados el 2019, 2020 y 2021 respectivamente).

- BERT: Para tareas simples, como crear embeddings, MASK inference (adivinar la palabra en medio) y QA cortas
- MT5: Para tareas de traducción, summarization y QA corto (un poco más largo que BERT)
- LLM (Large Language Model) / SLM (Small Language Model): modelos basados en la arquitectura GPT
 - o Mono-modelos: Un único modelo, la forma típica
 - Mixture Of Experts (MoE): Un modelo compuesto de varios modelos expertos en ciertos temas cada uno. Es más eficiente. Se puede "forzar" la expertiz de cada submodelo, o bien dejarlo a la red que escoja la expertiz.

Cuantización

Los modelos pueden estar en su "forma base" como fueron entrenados, la mayoría usa formato "HF" (coma flotante de 16 bits), o bien se pueden usar "cuantizados" para que pesen menos (los

lobotimiza un poco, es decir les quita rendimiento/accuracy), en números enteros de 8, 6, 5, 4, 3 o 2 bits. En general de 8 bits se considera que pierde muy poco rendimiento, casi nada, y hasta 5 bits es recomendable, 4 bits pierde mucha información y 2 bits habla muchas tonterías (sólo para hacer pruebas experimentales, no para uso en producción).

Ejemplos de modelos fundacionales LLM Open Source más famosos

A continuación modelos de lenguaje por empresas:

Modelo	Idioma	Empresa	RoPe	Parámetros	Peso HF*	Link
Falcon	Multi	Emiratos	2048	7B	15GB	https://huggingface.co/tiiuae/fa
		Árabes				lcon-7b
Falcon-40B	Multi	Emiratos	2048	40B	84GB.	https://huggingface.co/tiiuae/fa
		Árabes				<u>lcon-40b</u>
Llama2-7B	Inglés	Faceboo	4k	7B	13.5GB	https://huggingface.co/meta-
		k				<u>llama/Llama-2-7b-chat-hf</u>
Llama2-13B	Inglés	Faceboo	4k	13B	26GB	https://huggingface.co/meta-
		k				<u>llama/Llama-2-13b-chat-hf</u>
Llama2-70B	Inglés	Faceboo	4k	70B	150GB	https://huggingface.co/meta-
		k				<u>llama/Llama-2-70b-chat-hf</u>
Llama3-8B	Multi	Faceboo	8k	8B		https://huggingface.co/meta-
		k				<u>llama/Meta-Llama-3-8B-Instruct</u>
Llama3-70B	Multi	Faceboo	8k	70B		https://huggingface.co/meta-
		k				<u>llama/Meta-Llama-3-70B-</u>
						<u>Instruct</u>
Gemma-2b	Inglés	Google		2.51B		https://huggingface.co/google/g
						emma-2b-it
Gemma-7b	Inglés	Google		8.54B		https://huggingface.co/google/g
						emma-7b-it
Gemma2-						
9b						
Gemma2-						
27b						
Phi2	Inglés	Microsof	2048	2.78B		https://huggingface.co/microsof
51.0	<u> </u>	t		2 222		t/phi-2
Phi-3-mini	Princip	Microsof	4k o	3.82B		https://huggingface.co/microsof
	alment	t	128k			t/Phi-3-mini-4k-instruct o
	e inglés					https://huggingface.co/microsof
61:0 11	5		01	7.000		t/Phi-3-mini-128k-instruct
Phi-3-small	Princip	Microsof	8k o	7.39B		https://huggingface.co/microsof
	alment	t	128k			t/Phi-3-small-8k-instruct o
	e inglés					https://huggingface.co/microsof
Dh: 2	Duliu - 1 -	N.A	41	140		t/Phi-3-small-128k-instruct
Phi-3-	Princip	Microsof	4k o	14B		https://huggingface.co/microsof
medium	alment	t	128k			t/Phi-3-medium-4k-instruct o
	e inglés					https://huggingface.co/microsof
Dhi 2 mining	Duin sis	Minussa	1201	4.150	+	t/Phi-3-medium-128k-instruct
Phi-3-vision	Princip	Microsof	128k	4.15B		https://huggingface.co/microsof
	alment	t				t/Phi-3-vision-128k-instruct
Nometran	e inglés	Nuidia	4000	340P		https://buggingfo.co.co/go.idio/bl
Nemotron-	50	Nvidia	4096	340B		https://huggingface.co/nvidia/N
340B	idioma]]			emotron-4-340B-Instruct o

	s y 40					https://huggingface.co/nvidia/N
	lenguaj					emotron-4-340B-Reward
	es de					CHIOCION 1 3 10B Reward
	código					
Mistral-0.2	Inglés	MistralAl		7B	15GB	https://huggingface.co/mistralai
						/Mistral-7B-Instruct-v0.2
Mistral-0.3	Multi	MistralAI		7B		https://huggingface.co/mistralai
						/Mistral-7B-Instruct-v0.3
Mixtral	Multi5	MistralAl		8x7B	95GB (full	https://huggingface.co/mistralai
					32 bits)	/Mixtral-8x7B-Instruct-v0.1
Mixtral	Multi	MistralAl		8x22B (141)		https://huggingface.co/mistralai
						/Mixtral-8x22B-Instruct-v0.1
CommandR	Multi1	Coheren		35B	69.7 GB	https://huggingface.co/CohereF
	0	ce				orAI/c4ai-command-r-v01
DBRX		Databric	32768	132B (16		https://huggingface.co/databric
		ks		expertos y		ks/dbrx-instruct
				elige 4)		
Grok		Twitter	8,192	314B		https://huggingface.co/xai-
						org/grok-1
SmolLM-		HuggingF		135M		https://huggingface.co/Hugging
135M		ace				FaceTB/SmolLM-135M-Instruct
SmolLM-		HuggingF		360M		https://huggingface.co/Hugging
360M		ace				FaceTB/SmolLM-360M-Instruct
SmolLM-		HuggingF		1.7B		https://huggingface.co/Hugging
1.7B		ace				FaceTB/SmolLM-1.7B-Instruct
Mistral-	Multi	MistralAI		12B		
Nemo						
Codestral	Progra	MistralAl				
	mming					
Mathstral		MistralAI				
DCLM		Apple				

Otros modelos, de uso académico o experimental:

Modelo	Idioma	Principal cualidad	RoPe	Parám	Peso HF*	Link
				etros		
Tinyllama	Sólo inglés	Académico, es un modelo muy liviano. Trained on 90 days using 16 A100-40G GPUs on 3 trillion tokens		1.1B	2.2GB	https://huggingface.co/Ti nyLlama/TinyLlama-1.1B- Chat-v1.0
Tinyllama	Español	Experimental		1.1b	2.2GB	https://huggingface.co/bi ololab/tinyllama- spanish 16bit
MoE Tinyllama 3x1.1B	Multi2 6	Experimental		3x1.1B	5.2GB	https://huggingface.co/NickyNicky/Mix TinyLlama 3x1B oasst2 chatML Cluster 3 2 1 V1

Mixtral Q8	Multi5	Versión cuantizada		8x7B	49.62 GB	https://huggingface.co/T
WIIXLI AI QO	IVIUILIS			OX/D		
		del original			(52.12 GB for	heBloke/Mixtral-8x7B-
					inference)	v0.1-GGUF
MiniCPM-	Inglés y	Versión con visión, de		8.54		https://huggingface.co/o
Llama3-V	Chino	una empresa China				penbmb/MiniCPM-
2.5						Llama3-V-2_5
Jamba	Multi?	No usa Transformers	256K	51.6B	102GB	https://huggingface.co/ai
		sino otra arquitectura				21labs/Jamba-v0.1
		llamada Mamba				
JetMoE	Multi	MIT, Princeton, y	4096	8B	17GB	https://huggingface.co/je
		otras, Académico,		(MoE		tmoe/jetmoe-8b-chat
		Entrenado con datos		con		
		de muy buena		2.2		
		calidad, alcanza el		active)		
		rendimiento de		,		
		llama2 gastando				
		0.08Millones en su				
		entrenamiento (96				
		•				
Flor-1.3B	Ina	H100 por 2 semanas) Basado en BLOOM		1.3B		https://buggingfo.co.co/p
FI01-1.3D	Ing-			1.36		https://huggingface.co/p
	esp-cat	para español y				rojecte-aina/FLOR-1.3B-
		catalán				Instructed
Flor-6.3B	Ing-	Basado en BLOOM		6.3B		https://huggingface.co/p
	esp-cat	para español y				rojecte-aina/FLOR-6.3B-
		catalán				<u>Instructed</u>
Aguila-7B	Ing-	Basado en Falcon		7B		https://huggingface.co/p
	esp-cat	para español y				rojecte-aina/aguila-7b
		catalán				

^{*}Peso HF es en 16 bits float (cuantizado en Q8 (entero de 8 bits) pesa aproximadamente la mitad, en Q4 un cuarto, etcétera).

Ejemplos de modelos BERT y mt5 más útiles, seleccionados

Nombre	Autor	Función	Comentarios	Link
BETO	DCC Uchile	Existen	Es un	https://huggingface.co/dccuchile/ber
		diversos	referente y	t-base-spanish-wwm-cased o
		modelos para	usado como	https://huggingface.co/dccuchile/ber
		feature	modelo	t-base-spanish-wwm-uncased
		extraction (por	fundacional	
		palabra), Fill	para hacer	
		MASK, entre	FT	
		otros		
Tulio	DCC Uchile	Fill MASK	Entrenado	https://huggingface.co/dccuchile/tuli
			con español	o-chilean-spanish-bert
			general y	
			Chileno	
			además	
Patana	DCC Uchile	Fill MASK	Entrenado	https://huggingface.co/dccuchile/pat
			sólo con	ana-chilean-spanish-bert
			español	

			Chilan-	
			Chileno	
			(noticias,	
			webs,	
			reclamos y	
			tweets)	
NV-	Nvidia	Sentence	Se puede	https://huggingface.co/nvidia/NV-
embed		Transformers	intencionar	Embed-v1
			el	
			embedding	
Fast-		Sentence	Librería	https://github.com/qdrant/fastembe
Embed		Transformers		d
Sentence	HilamSid	Sentence	La he usado	https://huggingface.co/hiiamsid/sent
Similarity		Transformers	con buenos	ence similarity spanish es
Spanish			resultados,	
			tiene miles	
			de	
			descargas	
			mensuales	
nomic-	Nomic-Al	Sentence	Redimensio	https://huggingface.co/nomic-
	NOMIC-AI	Transformers		
embed-		Transformers	nable	ai/nomic-embed-text-v1.5
text-v1.5		6	11	This was the second for the ball to be a
PubMed		Sentence	Hecho en	https://huggingface.co/NeuML/pubm
BERT		Transformers	base a	edbert-base-embeddings
Embeddi			pubmed	
ngs				
The		Sentence		https://huggingface.co/mixedbread-
crispy		Transformers		ai/mxbai-embed-large-v1
sentence	<u>mixedbread-</u>			
embeddi	<u>ai</u>			
ng family				
from				
<u>mixedbre</u>				
ad ai.				
GliNER	Estudiante	NER	Detecta	https://huggingface.co/urchade/gline
	phd en LIPN		Entidades	r multi-v2.1
	(París)		dada una	
	, ,		categoría	
Bert2Bert	Un	Summarization	FT de BETO	https://huggingface.co/mrm8488/ber
	emprendedor			t2bert_shared-spanish-finetuned-
				summarization
				<u> </u>

Finetunning (Supervised Fine tunning, SFT)

Finetunning es el proceso de tomar un modelo fundacional, como los de arriba, y entrenarlo para que siga determinado idioma, estilo, conocimiento.

- Full sin optimizaciones: No recomendado
- PEFT: Parameter Eficient Fine Tuning, entrenar sólo unos pocos parámetros, no todos.

- LoRa: Descompone la matriz de pesos en 2 matrices más pequeñas. Entrena esas 2 matrices pequeñas y luego el resultado del modelo es la suma de estas 2 matrices multiplicadas + el modelo original
- O QLoRa: LoRa pero cuantizando la matriz de pesos.
- o Para más detalles recomiendo leer
 - https://aman.ai/primers/ai/parameter-efficient-fine-tuning/#
 - https://huggingface.co/docs/peft/main/en/conceptual guides/lora
- MEFT: Memory Eficient. Técnicas para disminuir la memoria
 - Optimizer cuantización: Cuantizar los parámetros del optimizador, que sin modificar pesan aprox lo mismo que el modelo original.
 - Gradient ranking: usar LoRa sobre la matriz de gradientes, permite entrenar Fullparameter usando apenas un 25% más de memoria que el modelo, es muy prometedor el método, se llama GaLore (paper: https://arxiv.org/pdf/2403.03507)
 - o LOMO: Un método que reduce el 10% de memoria, no he leído cómo

Para información MUY técnica visitar:

https://huggingface.co/docs/transformers/perf train gpu one

Librerías para hacer Fine Tunning

- Llama Factory (Parece que es la más fácil, es con interfaz web y un Docker)
- Unsolth (tiene versión gratis y de pago)
- Axolotl (pasó de moda parece)
- Ludwig
- AutoTrain (La oficial de Hugging Face)

Casos de ejemplo

- Usando LOMO: Full parameter 65B model on a single machine with 8 RTX 3090, each with 24GB memory.
- Mixtral 8x7B en LoRa con modelo Q4:
 - o It only requires **28GB** to fine-tune the **8x7B** model with <u>LLaMA Factory</u>.
 - o https://huggingface.co/mistralai/Mixtral-8x7B-v0.1/discussions/10
- Mixtral 8x7B LoRa Q4
 - o A100 40GB
 - https://www.reddit.com/r/LocalLLaMA/comments/18gwoke/fine_tuning_mixtral_8 x7b/
- Llama Factory (una librería para hacer SFT), se puede optimizar aún más con técnicas MEFT, pero aquí una muestra de requerimiento de memoria estimados (tomar como el máximo, se puede mejorar)

Hardware Requirement

^{*} estimated

Method	Bits	7B	13B	30B	70B	8x7B
Full	AMP	120GB	240GB	600GB	1200GB	900GB
Full	16	60GB	120GB	300GB	600GB	400GB
GaLore	16	16GB	32GB	64GB	160GB	120GB
Freeze	16	20GB	40GB	80GB	200GB	160GB

LoRA	16	16GB	32GB	64GB	160GB	120GB
QLoRA	8	10GB	20GB	40GB	80GB	60GB
QLoRA	4	6GB	12GB	24GB	48GB	30GB
QLoRA	2	4GB	8GB	16GB	24GB	18GB

- Unsloth (librería para hacer LoRa muy prometedora)
 - o **0% loss in accuracy** no approximation methods all exact.
 - o Supports 4bit and 16bit QLoRA / LoRA finetuning via bitsandbytes.
 - o DPO SUpport
 - o Mistral7B en sólo 12.4GB de VRAM!!!
 - o CodeLlama 34B con sólo 27.4GB VRAM!!!
 - o https://github.com/unslothai/unsloth
- Axolotl (otra librería para hacer SFT)
 - o https://github.com/OpenAccess-Al-Collective/axolotl

Optimización de preferencias

La optimización de preferencias permite que el modelo escoja la mejor respuesta dado un set de pregunta-respuesta.

Para información técnica: https://huggingface.co/blog/pref-tuning (recomendable leer hasta "Links", después es MUY técnico todo)

• DPO (Direct preference optimization): Requiere un dataset con una pregunta – una respuesta elegida, y una o más respuestas rechazadas.



- IPO (Identity Preference Optimisation): Método optimizado de DPO
- KTO (<u>Kahneman-Tversky Optimisation</u>): permite usar ejemplos etiquetados con manito arriba y manito abajo (for example, the
 [↑] or
 [↑] icons one sees in chat UIs) por lo que es más fácil aplicarlo en la práctica.