BERT

1.Tổng quan về BERT

1.1. BERT là gì?

BERT, viết tắt của **Bidirectional Encoder Representations from Transformers**, là một mô hình Machine Learning (Học máy) dành cho xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP). Nó được phát triển vào năm 2018 bởi các nhà nghiên cứu tại Google AI Language và được xem như một "con dao đa năng" cho hơn 11+ tác vụ ngôn ngữ phổ biến, chẳng hạn như phân tích cảm xúc ,nhận dạng thực thể có tên, trả lời câu hỏi, tóm tắt, giải quyết từ đa nghĩa, …

1.2. BERT sinh ra để làm gì?

Các phương pháp biểu diễn từ truyền thống như TF-IDF, Word2Vec, GloVe có hạn chế lớn là Vector tĩnh (static embeddings): Mỗi từ chỉ có một vector duy nhất, không thay đổi theo ngữ cảnh → không xử lý được đa nghĩa (polysemy).
→ Ví dụ: "đi" trong *"đi du lịch"* ≠ "đi nhanh".

Vì vậy, ta cần biểu diễn động (contextual embeddings) – vector thay đổi theo ngữ cảnh, và biểu diễn sâu (deep representations) để hiểu ngôn ngữ phức tạp hơn.

Giai đoạn chuyển tiếp – Mô hình dựa trên LSTM

- ELMo (2018): Dùng LSTM hai chiều, học từ dữ liệu không nhãn → vector từ thay đổi theo ngữ cảnh.
  Cải thiện đáng kể (5–10%) nhưng chậm, khó song song hóa.

- ULMFit: Dùng pre-training + fine-tuning trên LSTM, áp dụng kỹ thuật *gradual unfreezing* để tránh overfitting.

Hạn chế: vẫn dựa trên RNN, gặp vấn đề *vanishing gradient*, không tận dụng GPU hiệu quả.

Cách mạng Transformer (2018)

Ra đời từ bài báo “Attention is All You Need”, thay thế hoàn toàn RNN bằng Self-Attention. Hai mô hình phổ biến:

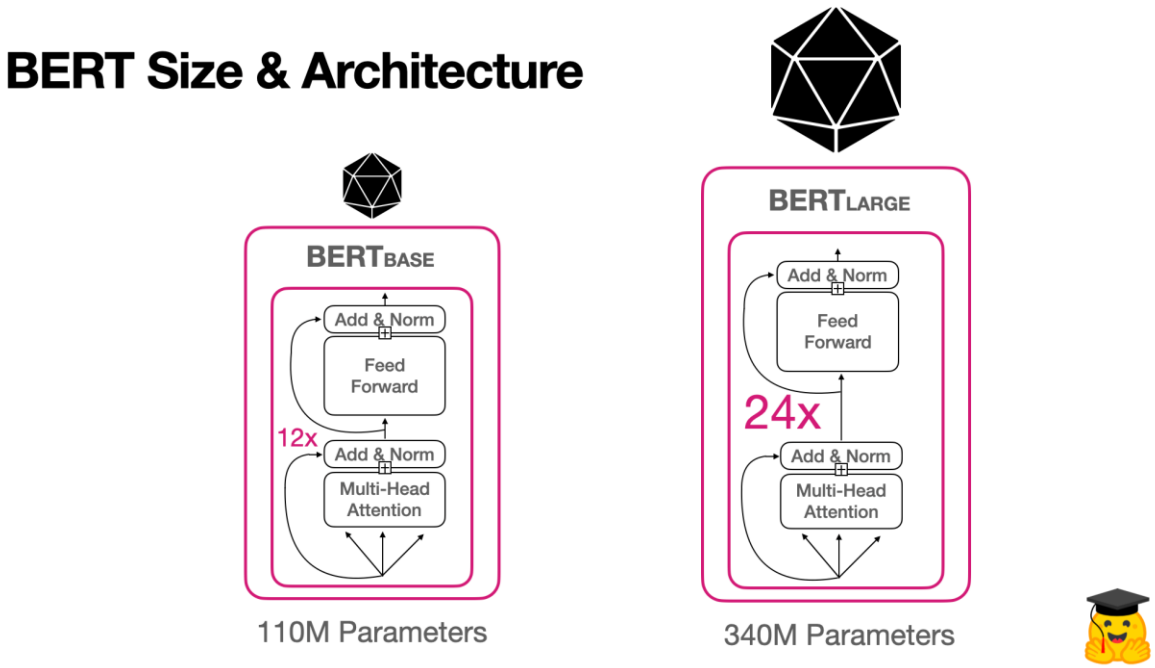
-Bert-Sử dụng Encoder

-GPT-Sử dụng Decoder

2. Kiến trúc của Bert

Thông số kỹ thuật của hai mô hình BERT gốc:

	Transformer Layers	Hidden Size	Attention Heads	Parameters	Processing	Length of Training
BERTbase	12	768	12	110M	4 TPUs	4 days
BERTlarge	24	1024	16	340M	16 TPUs	4 days



Các mô hình Bert khác:

	Layers	d_k	d_{ff}	Parameters
BERT-tiny	2	128	512	4M
BERT-mini	4	246	1,024	11M
BERT-small	4	512	2,048	29M
BERT-medium	8	512	2,048	41M
BERT-base	12	768	3,072	110M
BERT-large	24	1,024	4,096	340M

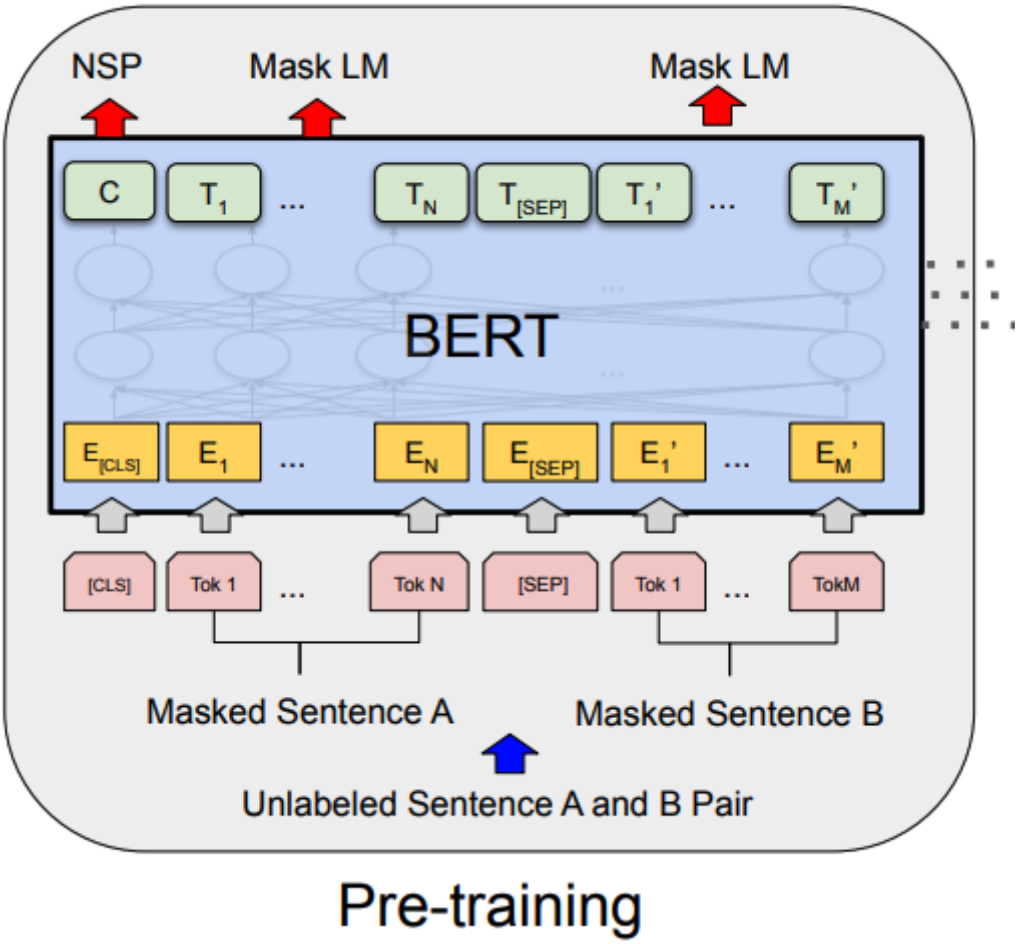
3. Pre-train Bert

BERT được pre-train trên **3,3 tỷ từ** đã góp phần tạo nên thành công vượt trội của BERT.

Data	BooksCorpus (800M words) + English Wikipedia (2,500M words)
Batch size	256 sequences (256 sequences * 512 tokens = 128,000 tokens/batch)
Steps	1M steps (~40 epochs)
Algorithms	Adam with learning rate of 1e-4, β1 = 0.9, β2 = 0.999, L2 weight decay of 0.01, learning rate warmup over the first 10,000 steps, and linear decay of the learning rate.

Dữ liệu **văn bản thô** (Wikipedia, BooksCorpus, Common Crawl, v.v.) có **vô hạn**,
nhưng dữ liệu **có nhãn thủ công** (cho QA, classification, NER, …) thì rất ít.

Vì vậy Bert sử dụng 2 cách học Self-supervised learning là MLM (Masked Language Modeling) và NSP (Next Sentence Prediction) giúp **học biểu diễn ngôn ngữ mạnh mẽ** từ dữ liệu khổng lồ mà **không cần label**.



Pre-training

3.1: Masked Language Model

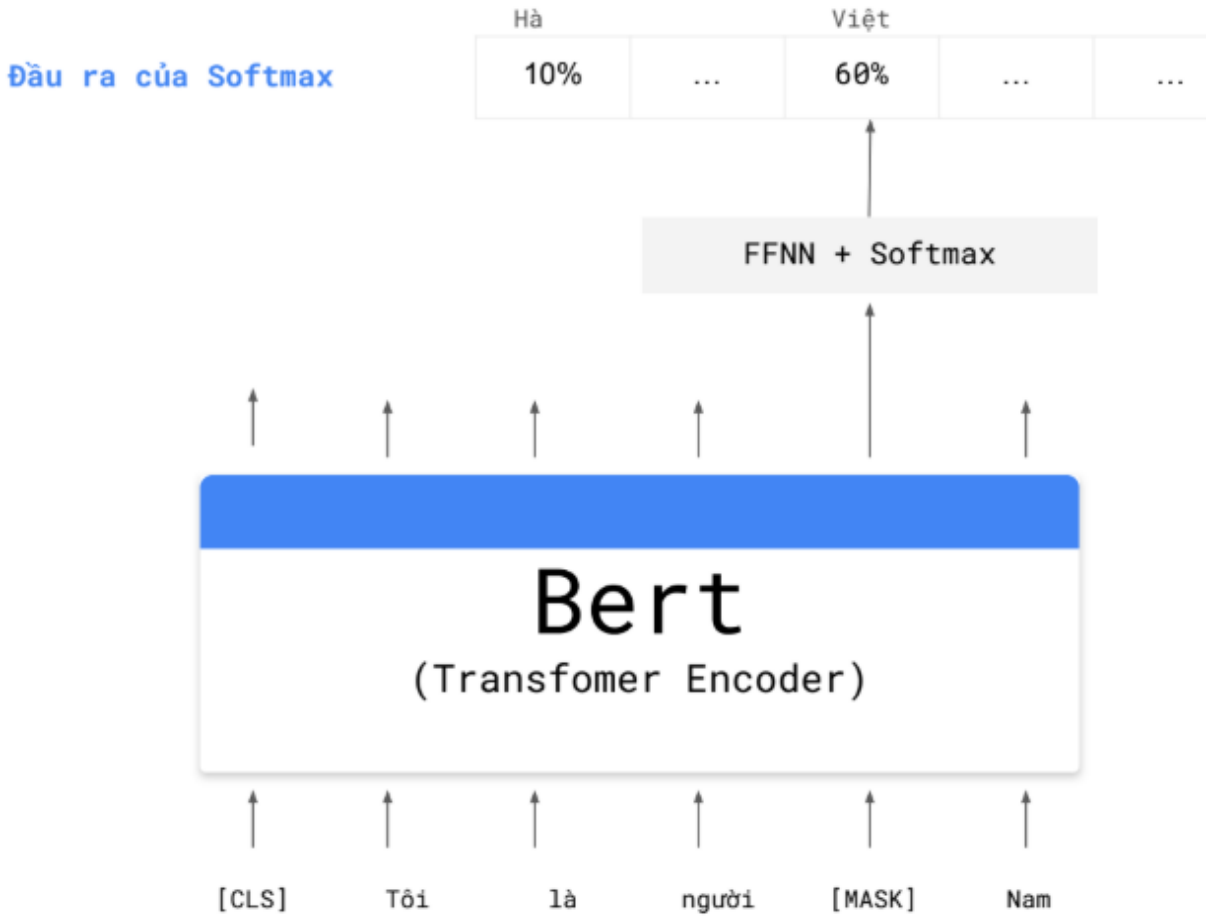
Model được train từ trái qua phải và từ phải qua trái. Điều này cho hiệu năng cao hơn model chỉ train từ trái qua phải như mô hình ngôn ngữ GPT.

Để train mô hình này, tác giả đã ngẫu nhiên che đi (mask) một lượng % tokens trong văn bản sau đó huấn luyện lượng tokens còn lại để dự đoán ra tokens bị che này.

Cụ thể tác giả đã che đi 15% số lượng WordPiece Tokens ở mỗi chuỗi đầu vào một cách ngẫu nhiên. Trong 15% này, tác giả:

- Thay thế 80% bằng token [MASK]
- Thay thế 10% bằng token ngẫu nhiên
- Giữ nguyên 10% còn lại

Tác giả lý giải cách làm này là do token [MASK] chỉ xuất hiện khi train pre-trained và không xuất hiện khi chúng ta fine-tune.



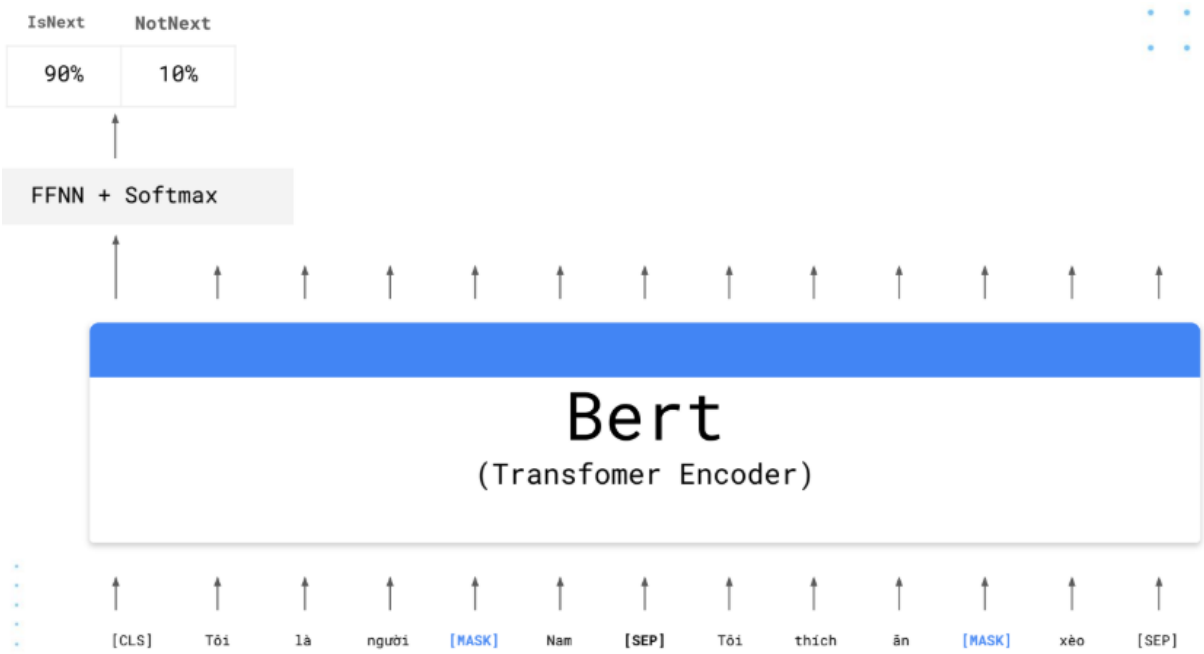
3.2. Next Sentence Prediction (NSP)

NSP giúp BERT học về **mối quan hệ giữa các câu** bằng cách **dự đoán xem một câu có thực sự nối tiếp câu trước đó hay không.**

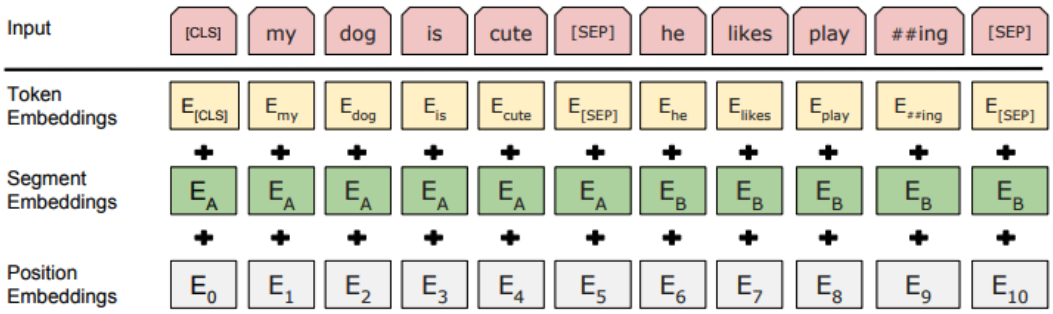
Dữ liệu được train sẽ bao gồm các cặp câu A-B trong đó:

- 50% câu B đi theo sau câu A với nhãn dự đoán là `IsNext`
- 50% câu B ngẫu nhiên từ trong ngữ liệu với nhãn dự đoán là `NotNext`

`Giúp BERT` **`học cách phân biệt sự liên kết giữa các câu.`**



3.3. Cách BERT tạo embedding đầu vào cho mô hình



Trong đó:

Token Embeddings	Vector biểu diễn nội dung từng token (từ hoặc subword)
Segment Embeddings	Phân biệt **câu A** và **câu B** trong cặp câu (phục vụ nhiệm vụ NSP)

Position Embeddings	Mã hóa **vị trí thứ tự của token trong chuỗi**

3. Đánh giá mô hình

Trong paper gốc, sau khi BERT được **pre-train** xong (MLM + NSP), nhóm tác giả phải **đánh giá xem BERT hiểu ngôn ngữ tốt đến mức nào**.
Để làm điều này, họ:

- Fine-tune BERT trên **một loạt benchmark NLP chuẩn quốc tế**
- So sánh với **các mô hình tốt nhất lúc đó (SOTA – State-of-the-Art)**.

Quy trình cụ thể:

1.Fine-tune trên mỗi task riêng

- Mỗi task có một **lớp đầu ra riêng** (output head).
- BERT-base và BERT-large đều được fine-tune **end-to-end** (tất cả tham số được cập nhật).
- Learning rate nhỏ (2e-5 đến 5e-5), batch size 16–32, 3–4 epochs.

2. Sử dụng metric chuyên biệt cho từng task

Ví dụ:

- **Classification task** → Accuracy hoặc F1

- **Semantic similarity** → Pearson / Spearman correlation
- **QA (SQuAD)** → F1 và Exact Match (EM)

3. So sánh với baseline

So sánh với:

- GPT (Generative Pre-trained Transformer)
- ELMo
- OpenAI Transformer
- Các mô hình RNN, CNN khác

BERT **vượt tất cả** với biên độ rõ rệt, đặc biệt ở các task yêu cầu **hiểu ngữ cảnh 2 chiều (bi-directional context)**.

4. Một số biến thể của BERT

4.1.RoBERTa

Mục tiêu: Tối ưu lại quy trình huấn luyện của BERT, không thay đổi kiến trúc.

BERT	RoBERTa
Static masking/substitution	Dynamic masking/substitution
Inputs are two concatenated document segments	Inputs are sentence sequences that may span document boundaries
Next Sentence Prediction (NSP)	No NSP
Training batches of 256 examples	Training batches of 2,000 examples
Word-piece tokenization	Character-level byte-pair encoding
Pretraining on BooksCorpus and English Wikipedia	Pretraining on BooksCorpus, Wikipedia, CC-News, OpenWebText, Stories
Train for 1M steps	Train for up to 500K steps
Train on short sequences first	Train only on full-length sequences

Kết quả: RoBERTa outperform BERT trên hầu hết các benchmark như **GLUE, SQuAD, RACE**.

4.2. DistilBERT (Distilled BERT)

Mục tiêu: Làm mô hình **nhẹ hơn** mà vẫn giữ được **đa phần sức mạnh của BERT**.

Kỹ thuật: Knowledge Distillation

- Dùng BERT gốc (gọi là *teacher model*) để huấn luyện một mô hình nhỏ hơn (*student model*).
- Student học bằng cách:
    - Bắt chước **phân phối xác suất (logits)** của teacher.
    - Học **embedding representation** tương tự.
    - Giữ lại **MLM objective**.

Thành phần	BERT-base	DistilBERT
Layers	12	6
Hidden size	768	768
Parameters	110M	~66M
Training tasks	MLM + NSP	MLM (distillation dùng logits teacher)

Hiệu quả:

- Nhanh hơn 60%,
- Nhẹ hơn 40%,
- Giữ ~97% hiệu năng của BERT-base.