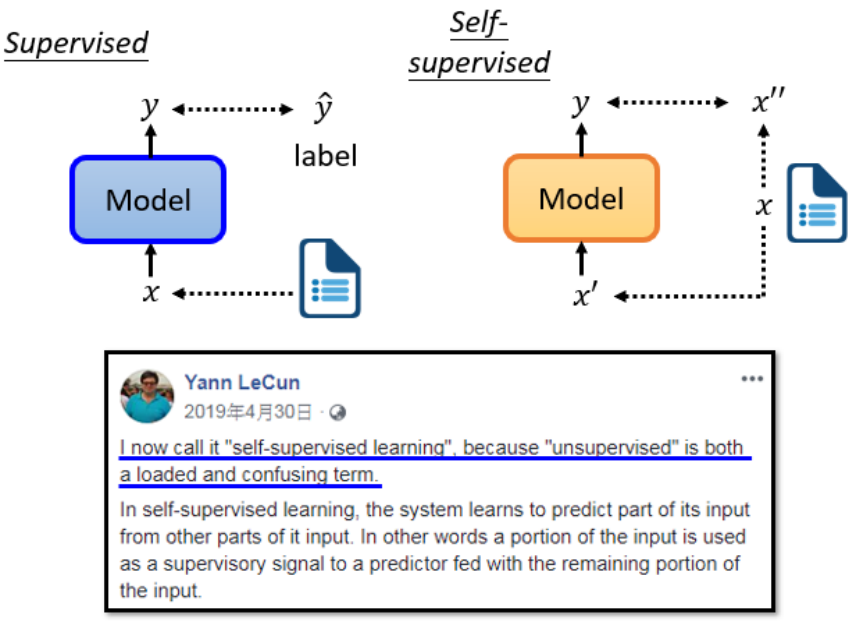
07-Self-Supervised Learning（BERT）

1. Self-supervised Learning

self-supervised learning 屬於 unsupervised learning 的一種，其資料本身沒有標籤，但是訓練過程中實際上有模型自己生成的標籤



把訓練資料分為兩部分，一部分為**輸入資料**、另一部分為**標註資料**

2. BERT

BERT 是一個 **transformer 的 encoder**。BERT 可以輸入一排向量，然後輸出另一排向量，輸出的長度與輸入的長度相同。BERT 一般用於**自然語言處理**，它的輸入是一串文本，也可以輸入語音、圖像等向量序列

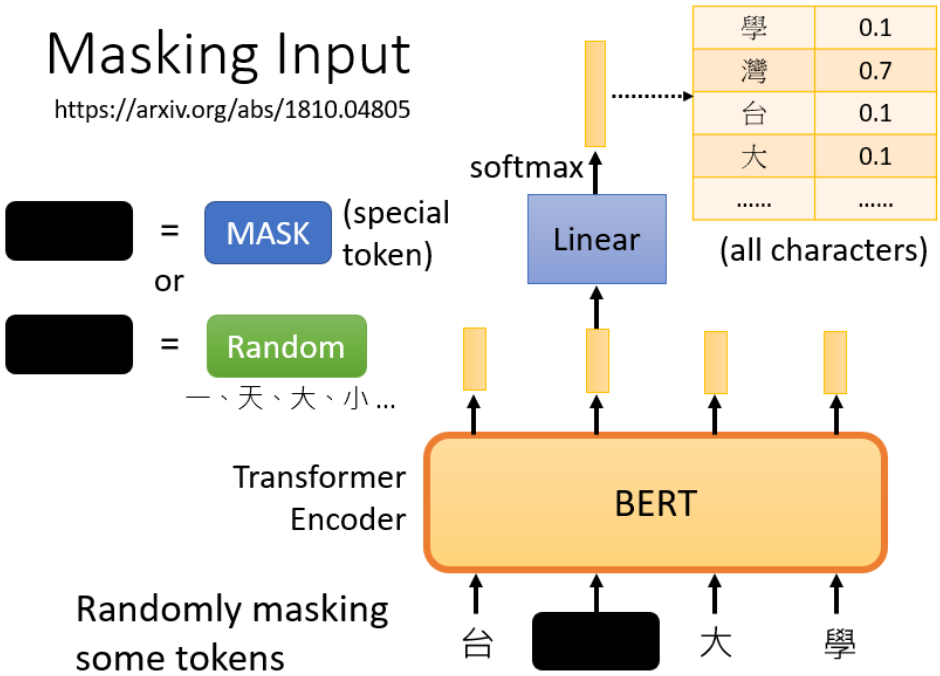
訓練 BERT 有兩個任務，分別是 **Masking Input** 及 **Next Sentence Prediction**

2.1 Masking Input

mask 的方法：

- 方法一：用一個特殊的 token “**MASK” 蓋住句子中的一個詞**
- 方法二：**隨機把某一個字換成另一個字**

兩種方法**都可以使用**，使用哪種方法也是**隨機決定的**



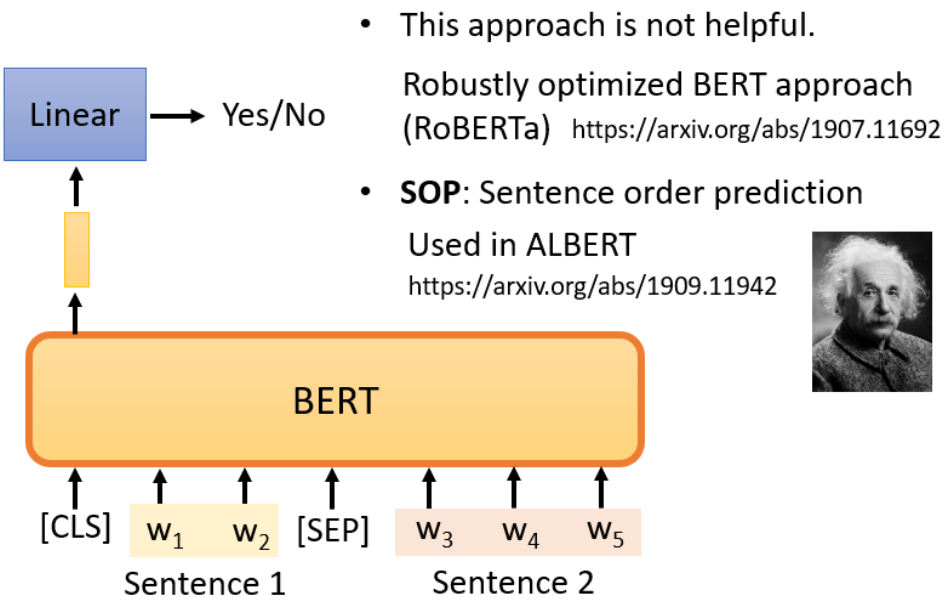
訓練方法：

1. 向 BERT 輸入一個句子，先隨機決定哪一部分的字將被 mask
2. 輸入一個序列，我們把 BERT 的相應輸出看作是另一個序列
3. 在輸入序列中尋找 mask 部分的相應輸出，將這個向量通過一個 linear transform（矩陣相乘），並做 softmax 得到一個分布
4. 用 one-hot vector 表示被 mask 的字符，並使輸出和 one-hot vector 之間的 cross entropy 最小

本質上就是在解決一個分類問題，BERT 要做的是預測什麼字被蓋住

2.2 Next Sentence Prediction

在兩個句子之間添加一個特殊標記 **[SEP]**，代表兩句子的分隔，如此 BERT 就知道是兩個不同的句子，此外還會在句子的開頭添加另一個特殊標記 **[CLS]**



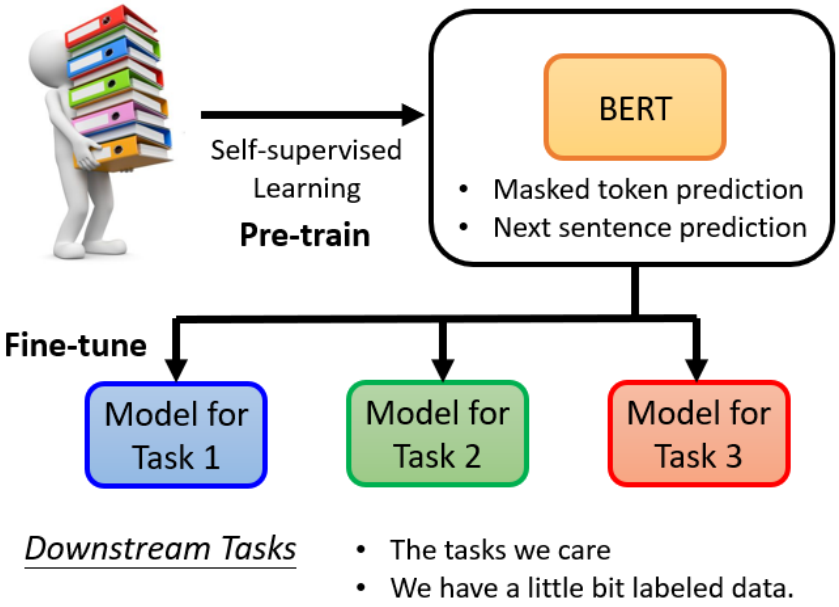
只看 [CLS] 的輸出，把它乘以一個 linear transform，做一個二分類問題，輸出 yes/no，判斷兩句是否前後連續

注意：

論文 *Robustly Optimized BERT Approach*（RoBERTa）指出 Next Sentence Prediction 的方法幾乎沒有幫助，但還有另一種更有用的方法叫做 **Sentence Order Prediction**，該方法選擇兩個句子本來就是連接在一起，但順序可能顛倒或沒有顛倒兩種可能性，BERT 要回答是哪一種可能性。它被用於名為 **ALBERT** 的模型中，該模型是 **BERT 的進階版本**

2.3 BERT 的實際用途

BERT 可以用於其他任務，這些任務不一定與填空有關， 它可能是完全不同的東西，這些任務是真正使用 BERT 的任務，其稱為 **downstream tasks**

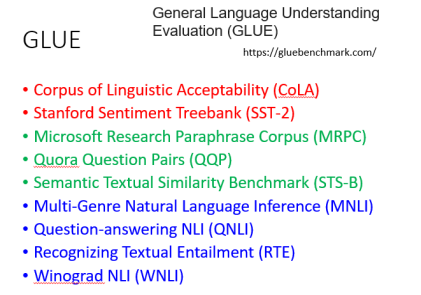


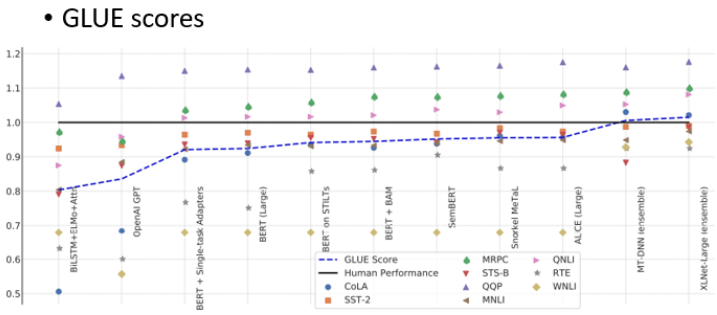
- 預訓練（Pre-train）：產生 BERT 的過程
- 微調（Fine-tune）：利用一些特別的訊息，使 BERT 能夠完成某種任務

透過預訓練及微調讓 BERT 能夠完成各式各樣的 downstream tasks

2.3.1 GLUE 指標（General Language Understanding Evaluation）

一個測試指標，為了**測試 self-supervised 學習的能力**，通常會在一個任務集上測試它的準確性，取其平均值得到總分

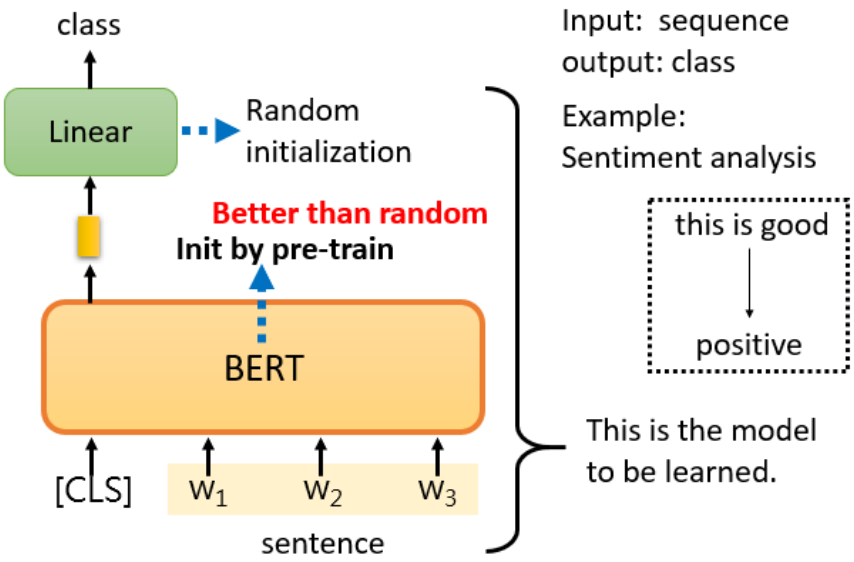




Source of image: https://arxiv.org/abs/1905.00537

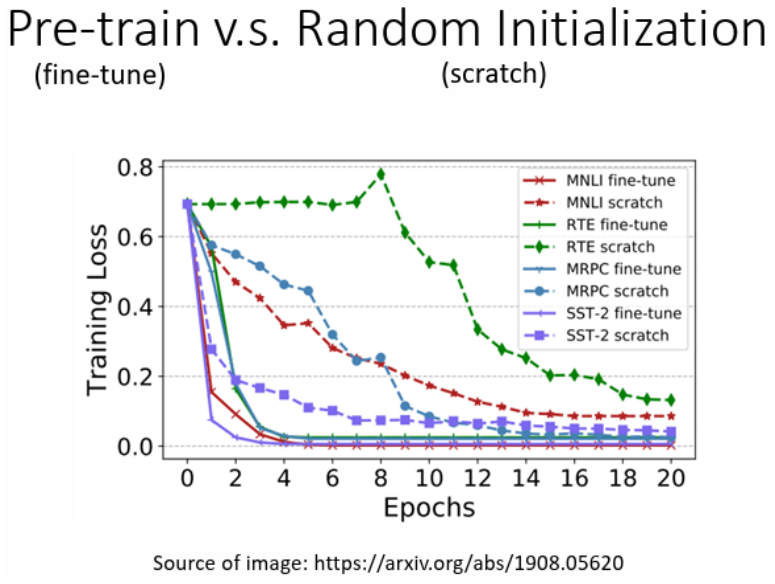
2.3.2 Case 1：Sentiment analysis

給 model 一個句子，把 [CLS] 放在句子的前面，只關注 [CLS] 的輸出向量，對它進行 linear transform + softmax，得到類別



針對情感分析任務作訓練需要一些有標註的資料，訓練的時候，linear transform 和 BERT 模型都是利用 gradient descent 來更新參數的

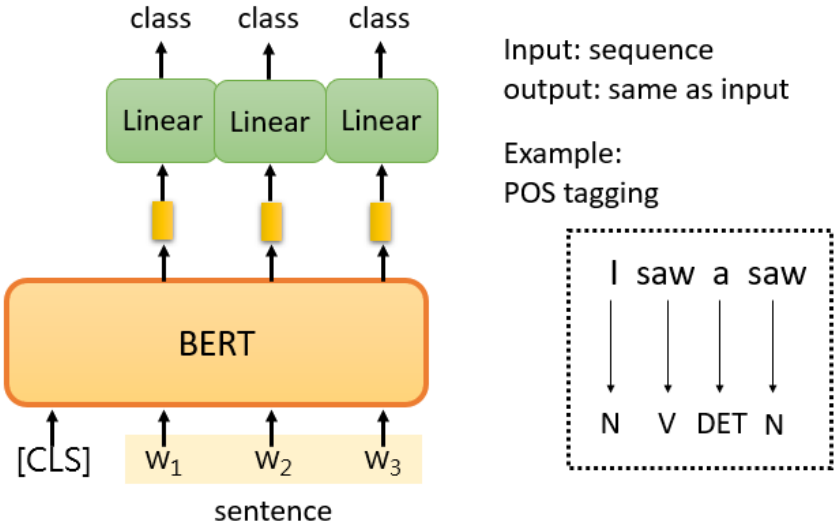
- linear transform 的參數是**隨機初始化**的
- BERT 的初始化參數是 pre-train 時學到的參數，此舉**會有更好的性能**



有 pre-train 的 model 在各個任務上**收斂速度都更快**，在最後也都有**較低的 training loss**

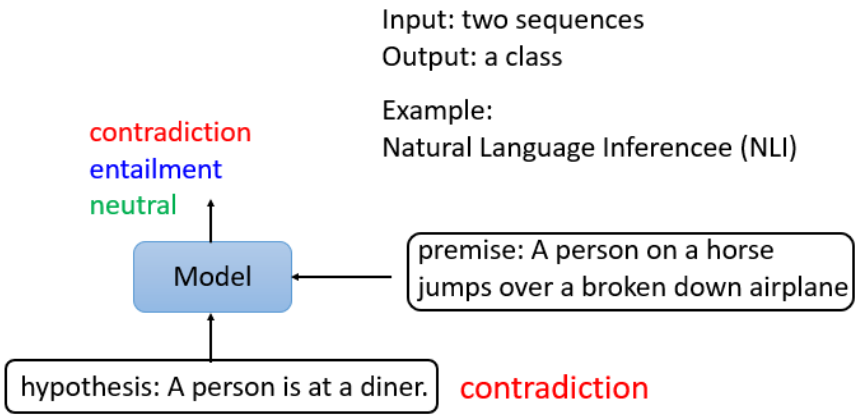
2.3.3 Case 2 ：POS tagging

給 model 一個句子，把 [CLS] 放在句子的前面，關注每個字所對應的輸出向量，對每一個向量進行 linear transform + softmax，得到類別

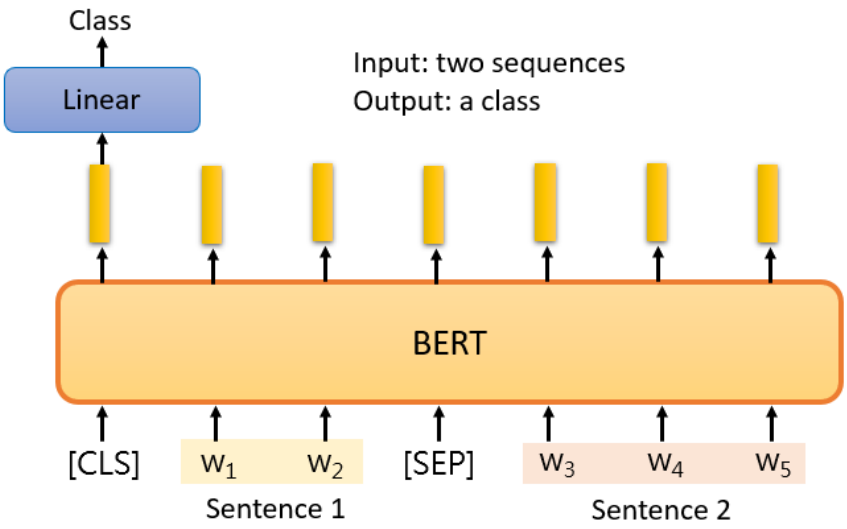


2.3.4 Case 3：Natural Language Inference（NLI）

給出前提和假設，機器要做的是判斷是否有可能從前提中推斷出假設



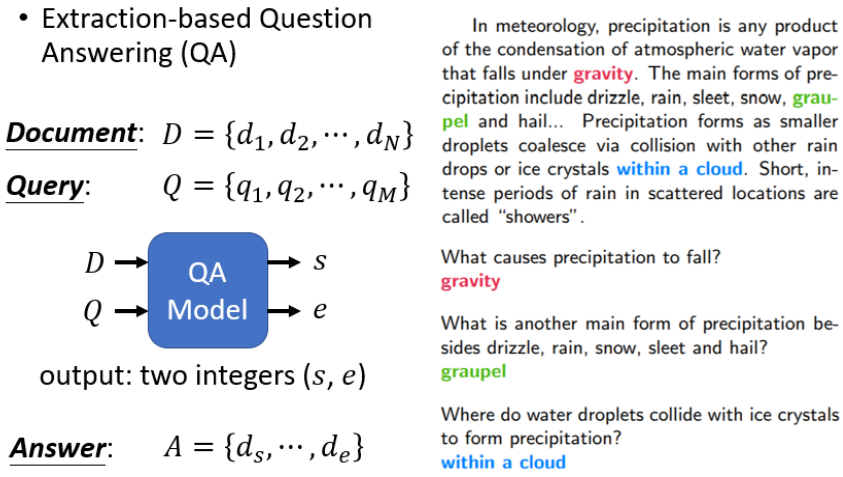
給 model 兩個句子，把 [CLS] 放在句子的前面，以 [SEP] 隔開兩個句子，只關注 [CLS] 的輸出向量，對它進行 linear transform + softmax，得到類別



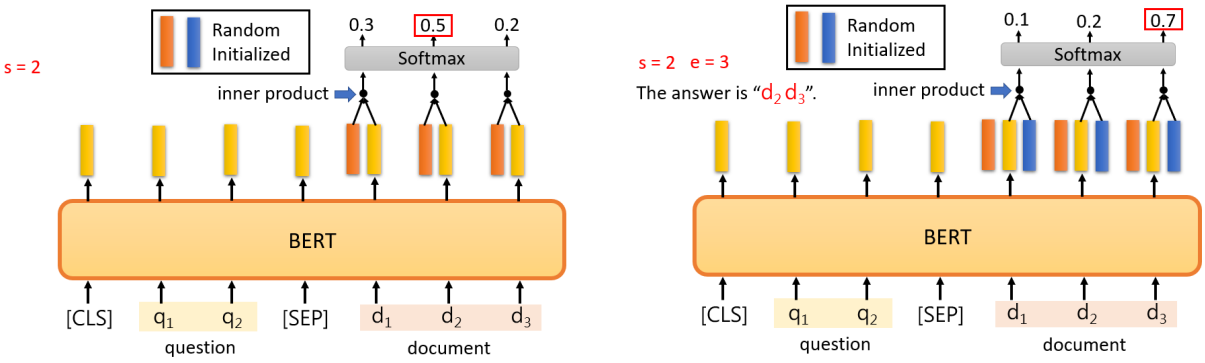
2.3.5 Case 4：Extraction-based Question Answering（QA）

Extraction-based QA 給模型一段文章，要模型回答跟文章相關的問題，保證答案一定在文章裡面

給定文章和問題，輸出兩個整數 s 和 e，代表文章中的第 s 到 e 個詞彙是模型的答案



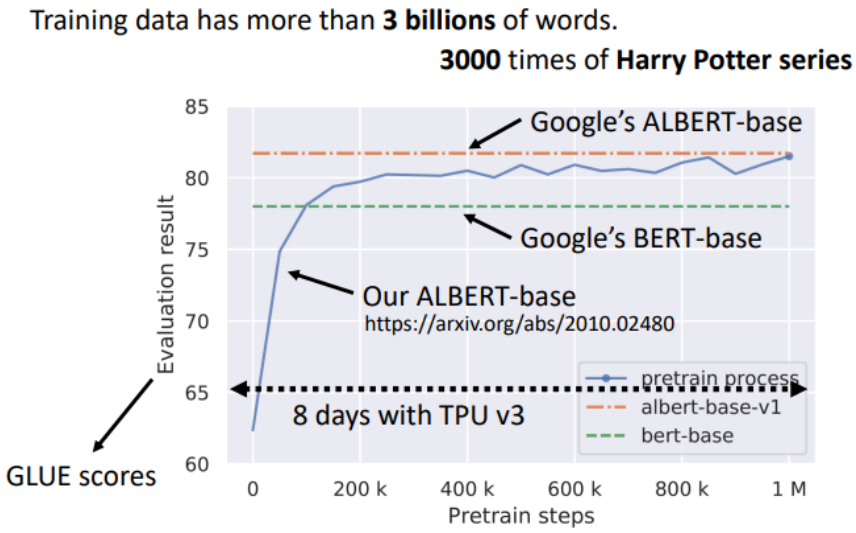
給 model 兩個句子，分別為 question 和 document，把 [CLS] 放在 question 的前面，以 [SEP] 隔開兩個句子，在這個 QA 任務中，只有**兩個向量需要隨機初始化**，用**橘色向量**和**藍色向量**來表示，這兩個向量的長度與 BERT 的輸出相同



方法：

計算 document 中的每一個詞的輸出與橘色向量的 inner product 後，做 softmax 取分數最高的詞彙作為 s；同樣在計算與藍色向量的 inner product 後，做 softmax 取分數最高的詞彙作為 e

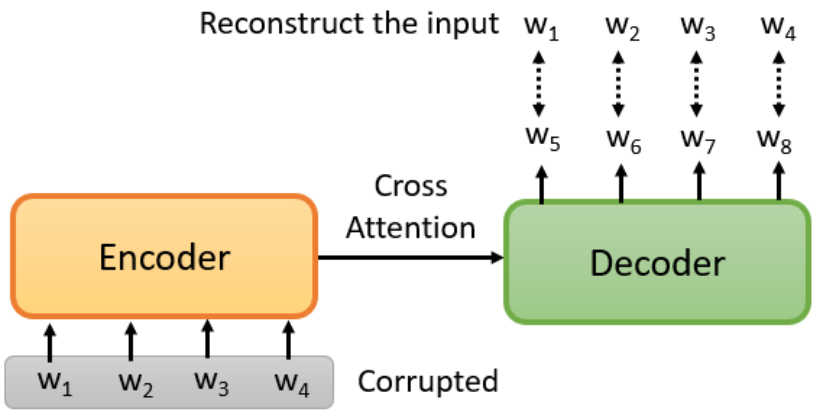
2.4 BERT 訓練難度高



數據量大、訓練過程困難

3. Pre-training a seq2seq model

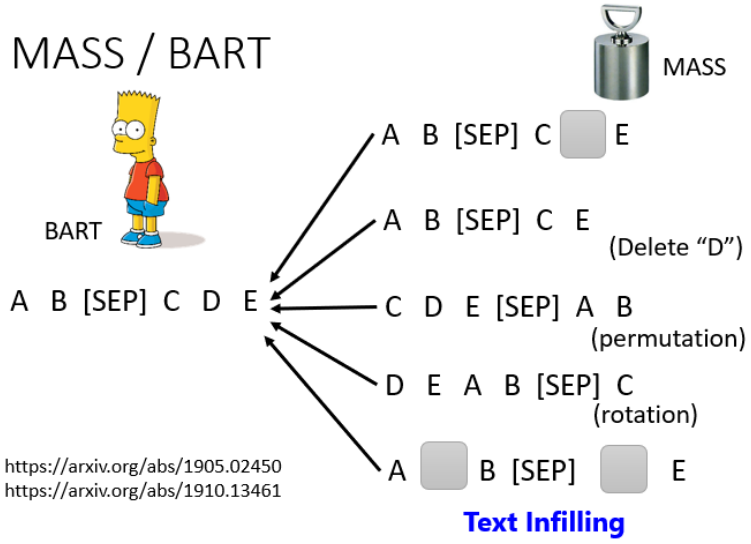
輸入是一串句子，輸出是一串句子，中間用 **cross attention** 連接起來，然後故意在 encoder 的輸入上做些干擾。encoder 看到的是被干擾的結果，decoder 應該輸出句子被破壞前的結果，訓練這個模型實際上是預訓練一個 Seq2Seq 模型



方法：

把某些詞遮住、刪除一些詞，打亂詞的順序，旋轉詞的順序、遮住一些詞再去掉一些詞等等

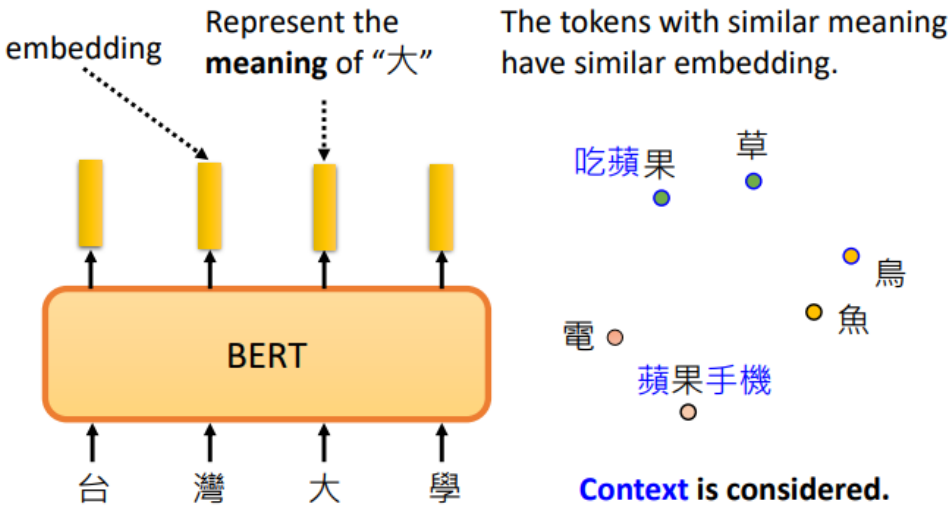
- MASS：把某些詞遮住
- BART：結合全部



4. 為什麼 BERT 有用？

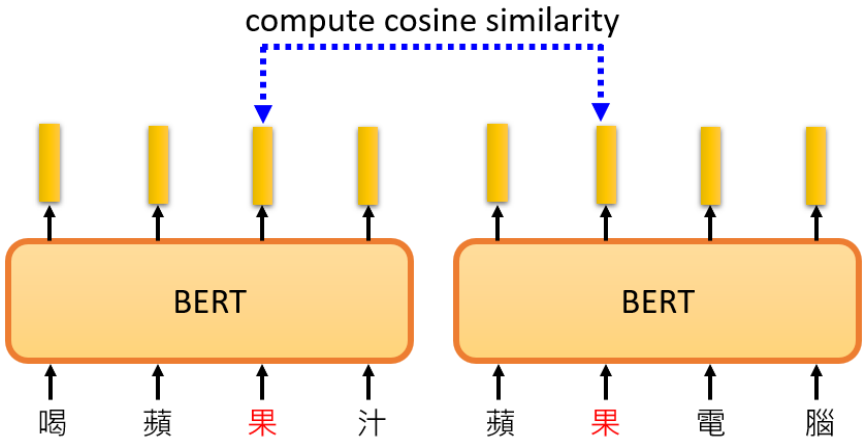
4.1 Embedding

輸入一串文字，每個文字都有對應的向量，稱之為 **embedding**。這些向量代表了**輸入詞的含義**

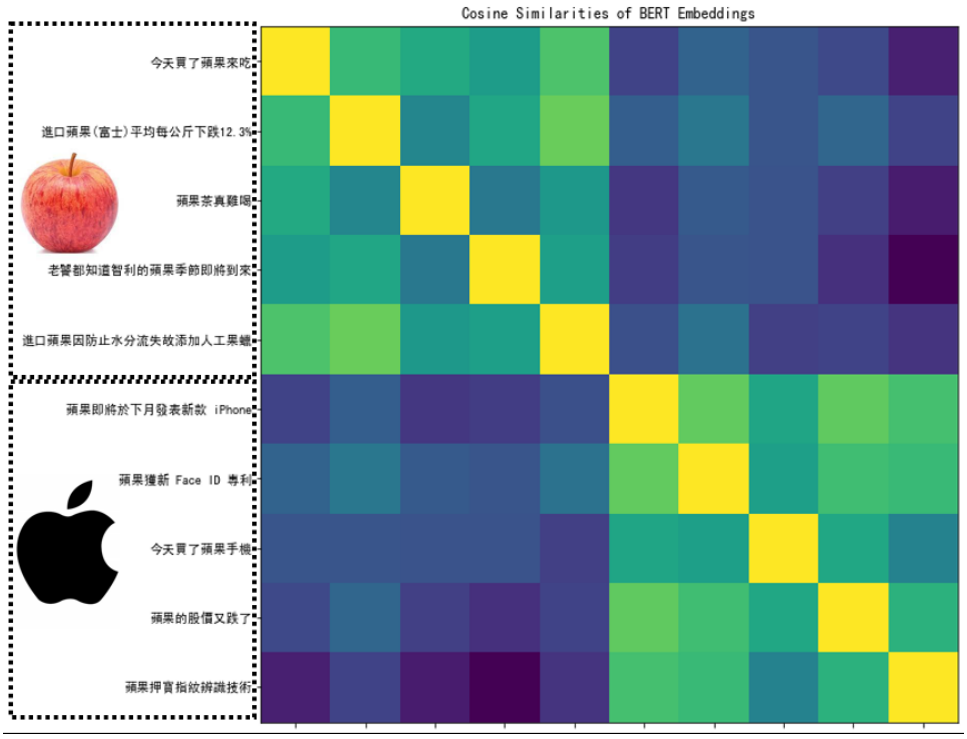


白話地說，把這些詞所對應的向量畫出來，或計算它們之間的**距離**，可以發現意思**比較相似的詞**，它們的**向量比較接近**

訓練 BERT 時，輸入 w_1、w_2、w_3 和 w_4，覆蓋 w_2 要 BERT 預測 w_2，而它就是從上下文中提取訊息來預測 w_2。所以這個向量是其**上下文訊息的精華**，可以用來預測 w_2 是什麼



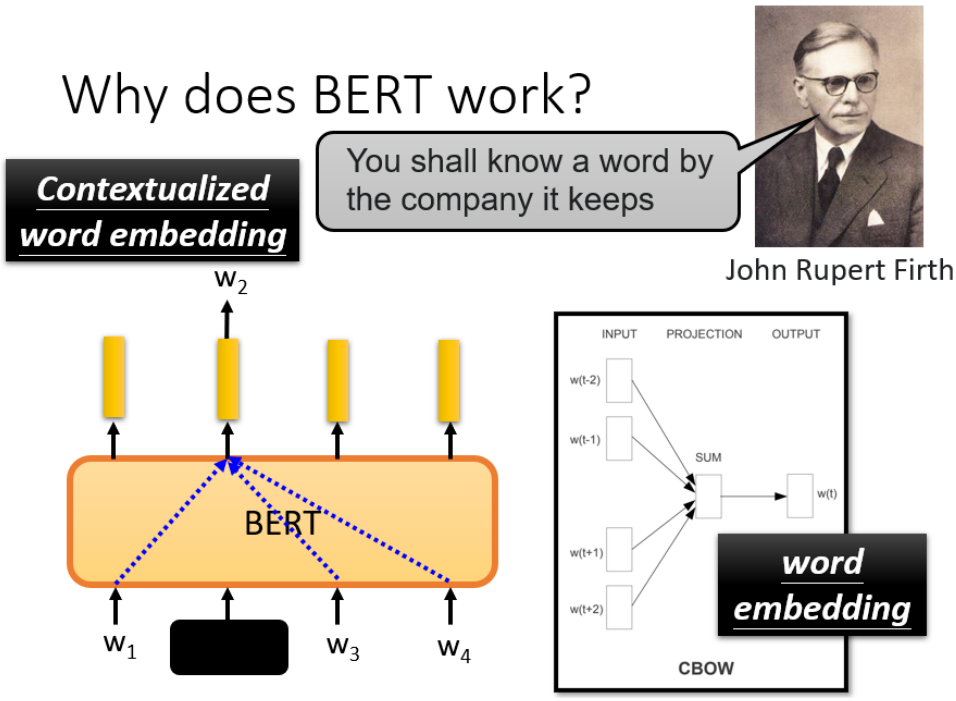
BERT 輸出的這些向量代表了該詞的含義，可以認為 BERT 在填空的過程中已經學會了每個漢字的意思



從上圖針對蘋果的相關性作圖，BERT 知道前五個句子的蘋果代表的是可食用的蘋果，後五個句子的蘋果代表的是蘋果產品

4.1.1 相關技術：CBOW

CBOW 所做的，與 BERT 一樣。做一個空白，並要求它預測空白處的內容。由於算力原因，CBOW 是一個非常簡單的模型，只使用了兩個變換。今天的 BERT，就相當於一個深度版本的 CBOW



4.1.2 contextualized embedding

BERT 還可以根據不同的上下文從相同的詞匯中產生不同的嵌入，因為它是詞嵌入的高級版本，考慮了上下文，BERT 抽取的這些向量或嵌入也稱為 **contextualized word embedding**

4.2 Learn More BERT

To Learn More .....

BERT (Part 1)

https://youtu.be/1_gRK9EIQpc

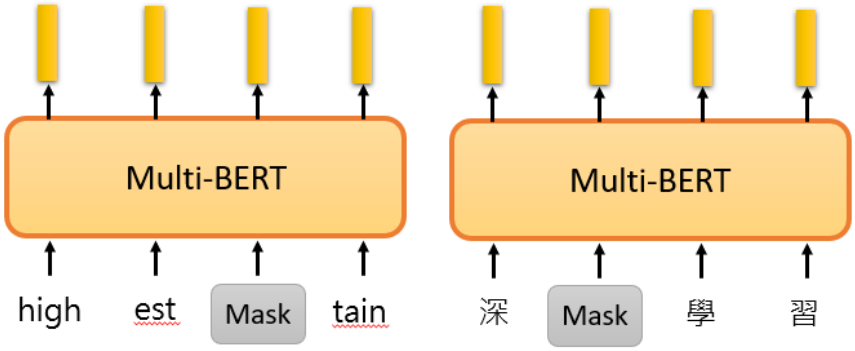
BERT (Part 2)

https://youtu.be/Bywo7m6ySlk

https://youtu.be/1_gRK9EIQpc、https://youtu.be/Bywo7m6ySlk

5. Multi-lingual BERT

使用多語言來進行預訓練，比如中文、英文、德文、法文等等的填空題來訓練 BERT，稱為 **multi-lingual BERT**



Training a BERT model by many different languages.

Google 訓練了一個 multi-lingual BERT，做了 104 種語言的填空題 pre-train。神奇之處是如果用英文問答數據做 fine-tune，但是測試中文問答，BERT 也可以表現得很好

• English: SQuAD, Chinese: DRCD

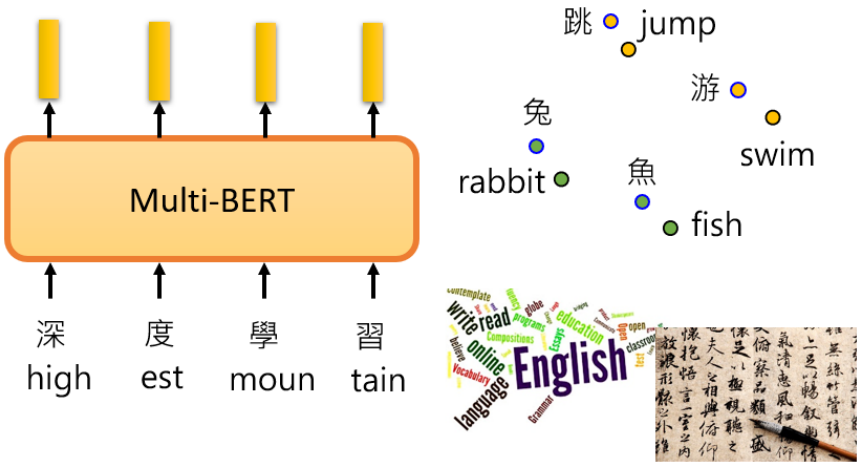
Model	Pre-train	Fine-tune	Test	EM	F1
QANet	none	Chinese	Chinese	66.1	78.1
BERT	Chinese	Chinese		82.0	89.1
	104 languages	Chinese		81.2	88.7
		English		63.3	78.8
		Chinese + English		82.6	90.1

F1 score of Human performance is 93.30%

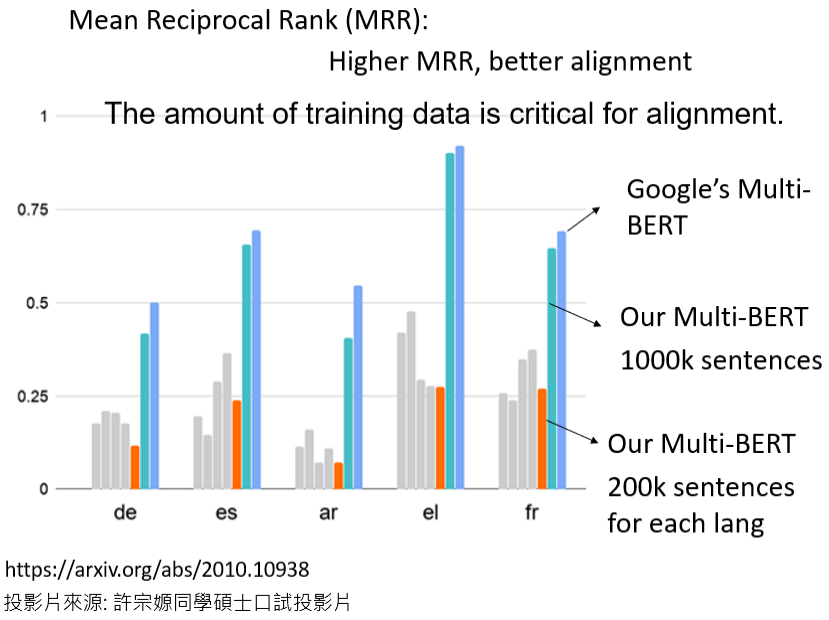
This work is done by 劉記良、許宗嫄
https://arxiv.org/abs/1909.09587

5.1 Cross-lingual Alignment

一個簡單的解釋上述現象，也許對於 multi-lingual 的 BERT 來說，不同的語言並沒有那麼大的差異。無論用中文還是英文顯示，對於**具有相同含義的單詞，它們的 embedding 都很接近**。中文的跳與英文的 jump 接近，中文的魚與英文的 fish 接近，也許在學習過程中 BERT 已經自動學會了



MRR（Mean Reciprocal Rank）的值越高，同樣意思不同語言的詞其向量越接近

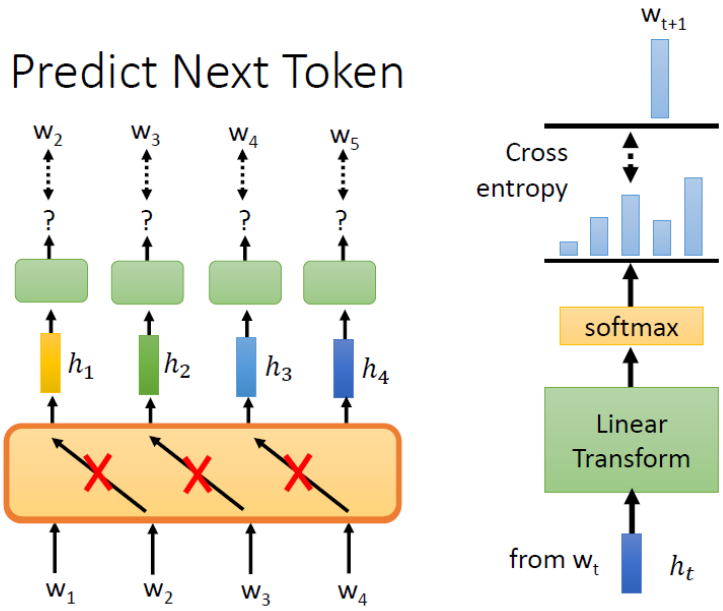


https://arxiv.org/abs/2010.10938
投影片來源: 許宗嫄同學碩士口試投影片

一開始使用的資料較少，每種語言只使用了 20 萬個句子，訓練的模型的結果並不好。之後增加到 100 萬，有了更多的數據，**BERT 可以學習 alignment**，所以資料量是不同語言能否成功對齊的一個非常關鍵的因素

6. GPT

架構類似 transformer encoder，用已知的詞來預測接下來的詞

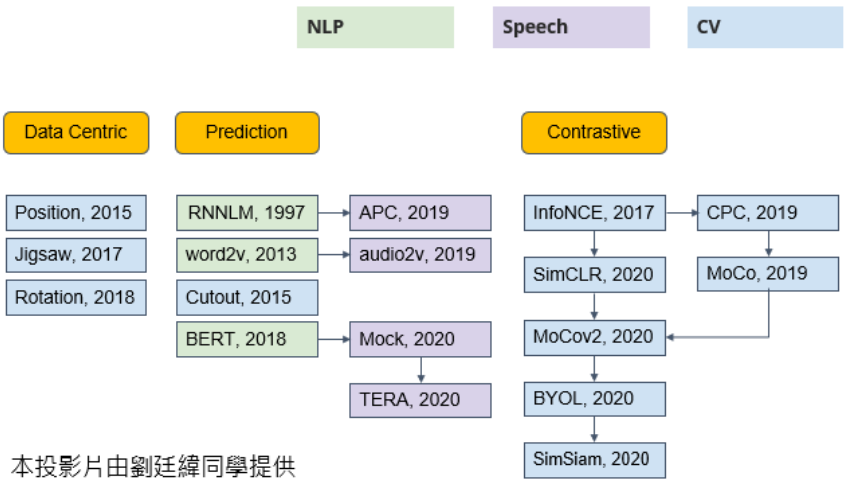


6.1 To Learn More

https://youtu.be/DOG1L9lvsDY

https://youtu.be/DOG1L9lvsDY

7. 其他 Self-supervesed Learning 應用



本投影片由劉廷緯同學提供