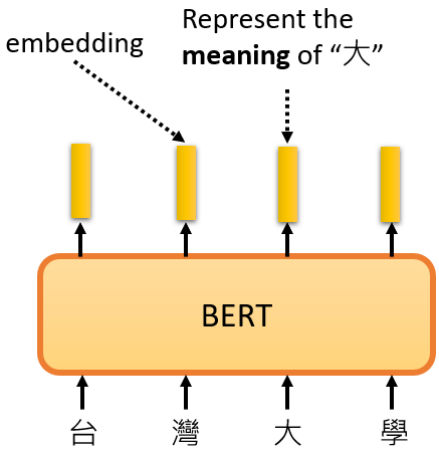
BERT P2_Fun Facts about BERT

Why does BERT work?

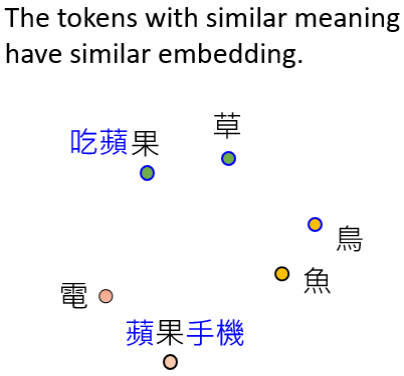
"为什么BERT有用？"

最常见的解释是，当输入一串文本时，每个文本都有一个对应的向量。对于这个向量，我们称之为embedding。



它的特别之处在于，这些向量代表了**输入词**的**含义**。例如，模型输入 "台湾大学"（国立台湾大学），输出4个向量。这4个向量分别代表 "台"、"湾"、"大 "和 "学"

更具体地说，如果你把这些词所对应的向量画出来，或者计算它们之间的**距离**

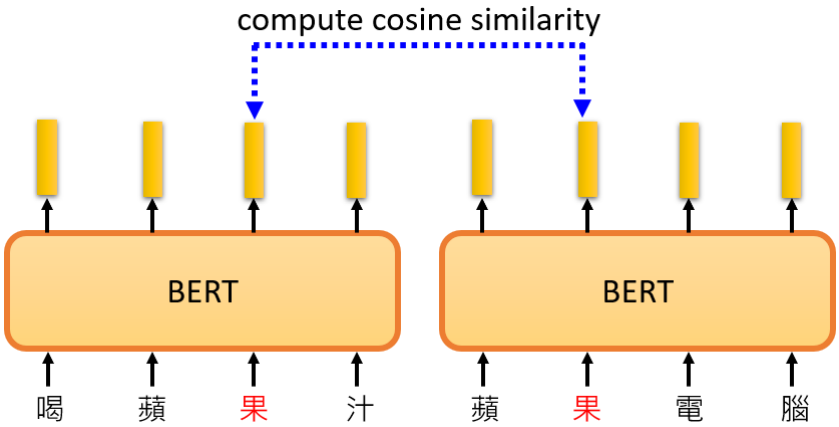


你会发现，**意思比较相似的词**，它们的**向量比较接近**。例如，水果和草都是植物，它们的向量比较接近。但这是一个假的例子，我以后会给你看一个真正的例子。"鸟 "和 "鱼 "是动物，所以它们可能更接近。

你可能会问，中文有歧义，其实不仅是中文，很多语言都有歧义，**BERT可以考虑上下文**，所以，同一个词，比如说 "苹果"，它的上下文和另一个 "苹果 "不同，它们的向量也不会相同。

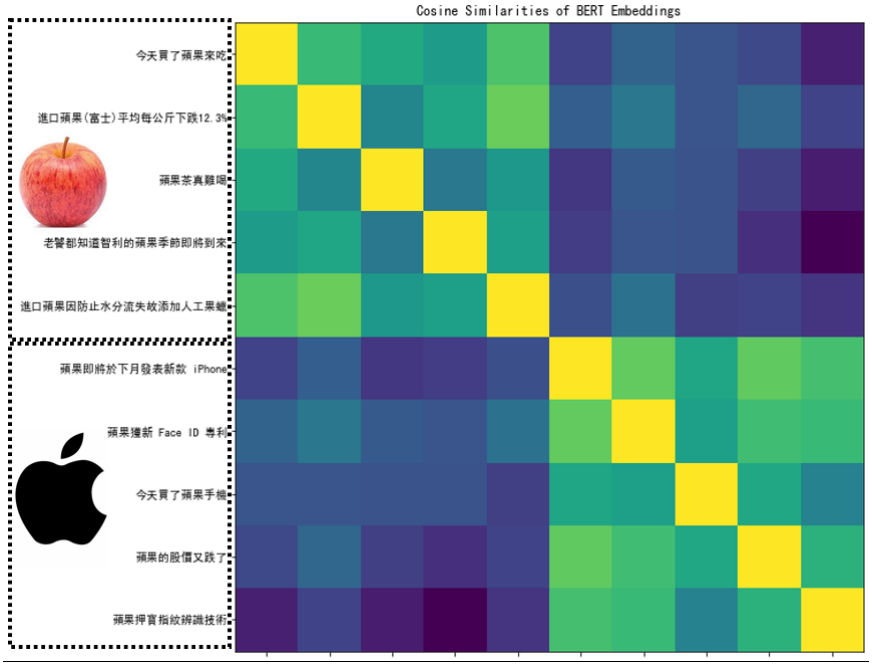
水果 "苹果 "和手机 "苹果 "都是 "苹果"，但根据上下文，它们的**含义是不同**的。所以，它的**向量和相应的embedding会有很大不同**。水果 "苹果 "可能更接近于 "草"，手机 "苹果 "可能更接近于 "电"。

现在我们看一个真实的例子。假设我们现在考虑 "苹果 "这个词，我们会收集很多有 "苹果 "这个词的句子，比如 "喝苹果汁"、"苹果Macbook "等等。然后，我们把这些句子放入BERT中。



接下来，我们将计算 "苹果 "一词的相应embedding。输入 "喝苹果汁"，得到一个 "苹果 "的向量。为什么不一样呢？在Encoder中存在Self-Attention，所以根据 "苹果 "一词的不同语境，得到的向量会有所不同。接下来，我们计算这些结果之间的cosine similarity，即计算它们的相似度。

结果是这样的，这里有10个句子



- 前5个句子中的 "苹果 "代表**可食用**的苹果。例如，第一句是 "我今天买了苹果吃"，第二句是 "进口富士苹果平均每公斤多少钱"，第三句是 "苹果茶很难喝"，第四句是 "智利苹果的季节来了"，第五句是 "关于进口苹果的事情"，这五个句子都有 "苹果 "一词，
- 后面五个句子也有 "苹果 "一词，但提到的是**苹果公司**的苹果。例如，"苹果即将在下个月发布新款iPhone"，"苹果获得新专利"，"我今天买了一部苹果手机"，"苹果股价下跌"，"苹果押注指纹识别技术"，共有十个 "苹果"

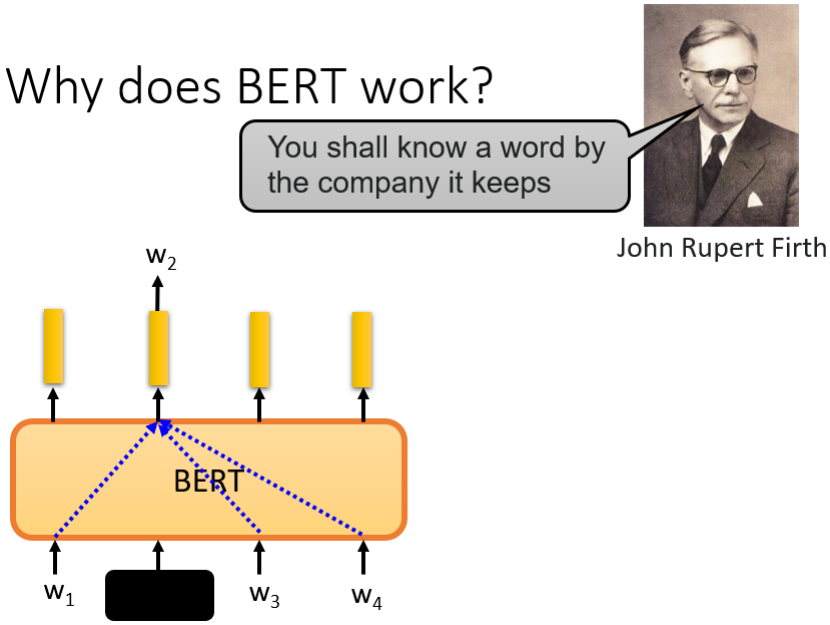
计算每一对之间的相似度，得到一个10×10的矩阵。**相似度越高，这个颜色就越浅**。所以，自己和自己之间的相似度一定是最大的，自己和别人之间的相似度一定是更小的。

但前五个 "苹果 "和后五个 "苹果 "之间的相似度相对较低。

BERT知道，前五个 "苹果 "是指可食用的苹果，所以它们比较接近。最后五个 "苹果 "指的是苹果公司，所以它们比较接近。所以**BERT知道，上下两堆 "苹果 "的含义不同。**

BERT的这些向量是输出向量，每个向量代表该词的含义。BERT在填空的过程中已经学会了每个汉字的意思。",也许它真的理解了中文，对它来说，汉字不再是毫无关联的，既然它理解了中文，它就可以在接下来的任务中做得更好。

那么接下来你可能会问，"为什么BERT有如此神奇的能力？",为什么……,为什么它能输出代表输入词含义的向量？ 这里，约翰-鲁伯特-弗斯，一位60年代的语言学家，提出了一个假说。他说，要知道一个词的意思，我们需要看它的 "**Company**"，也就是经常和它**一起出现的词汇**，也就是它的**上下文**。

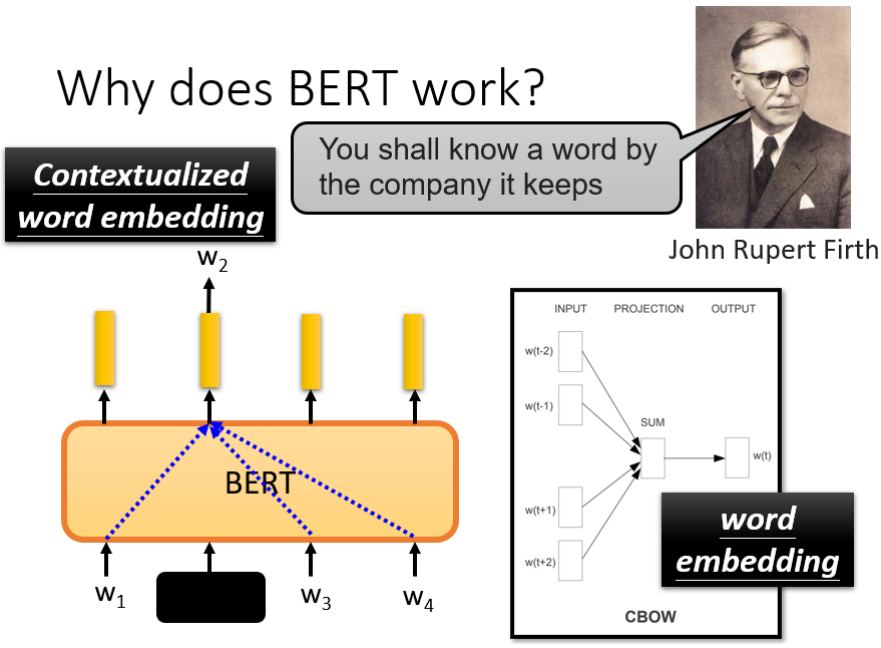


一个词的意思，取决于它的上下文

- 所以以苹果（apple）中的果字为例。如果它经常与 "吃"、"树 "等一起出现，那么它可能指的是可食用的苹果。
- 如果它经常与电子、专利、股票价格等一起出现，那么它可能指的是苹果公司。

当我们训练BERT时，我们给它w1、w2、w3和w4，我们覆盖w2，并告诉它预测w2，而它就是从上下文中提取信息来预测w2。所以这个向量是其上下文信息的精华，可以用来预测w2是什么。

这样的想法在BERT之前已经存在了。在word embedding中，有一种技术叫做CBOW。

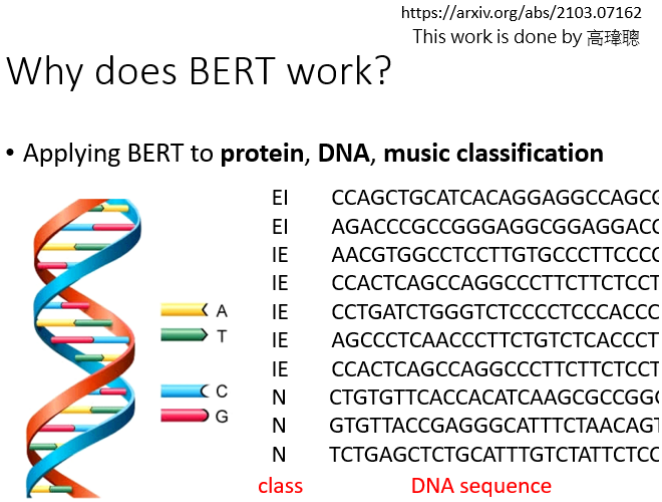


CBOW所做的，与BERT完全一样。做一个空白，并要求它预测空白处的内容。这个CBOW，这个word embedding技术，可以给每个词汇一个向量，代表这个词汇的意义。

CBOW是一个非常简单的模型，它使用两个变换，是一个**非常简单的模型**，有人会问，"为什么它只使用两个变换？"，"它可以更复杂吗？"，CBOW的作者，Thomas Mikolov，曾经来到台湾。当时我在上课的时候，经常有人问我，为什么CBOW只用线性，为什么不用深度学习，我问过Thomas Mikolov这个问题，他说可以用深度学习，但是之所以选择线性模型，一个简单的模型，最大的担心，其实是**算力问题**。当时的计算能力和现在不在一个数量级上，可能是2016年的时候，几年前的技术也不在一个数量级上，当时要训练一个非常大的模型还是比较困难的，所以他选择了一个比较简单的模型。

今天，当你使用**BERT**的时候，就相当于一个**深度版本的CBOW**，你可以做更复杂的事情，而且BERT还可以根据不同的语境，从同一个词汇产生不同的embedding。因为它是一个考虑到语境的高级版本的词embedding，BERT也被称为Contextualized embedding，这些由BERT提取的向量或embedding被称为Contextualized embedding，希望大家能接受这个答案。

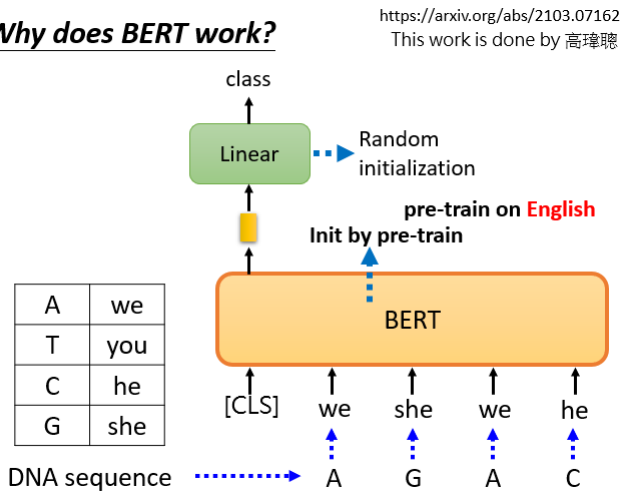
但是，这个答案，它真的是真的吗？这是你在文献中听到最多的答案。当你和别人讨论BERT时，这是大多数人都会告诉你的理由。它真的是真的吗？这里有一个难以理解的，由我们实验室的一个学生做的实验。实验是这样的：我们应用为文本训练的BERT对蛋白质、DNA链和音乐进行分类。



让我们以DNA链的分类为例。DNA是一系列的脱氧核团核酸，有四种，分别用A、T、C和G表示，所以一条DNA链是这样的。

你可能会问，"EI IE和N代表什么？"不要在意细节，我也不知道，总之，这是一个分类问题。只要用训练数据和标记数据来训练它，就可以了。

神奇的部分来了，DNA可以用ATCG来表示，现在，我们要用BERT来对DNA进行分类



例如，"A "是 "we"，"T "是 "you"，"C "是 "he"，"G "是 "she"。对应的词并不重要，你可以随机生成。"A "可以对应任何词汇，"T"、"C "和 "G "也可以，这并不重要，对结果影响很小。只是这串文字无法理解。

例如，"AGAC "变成了 "we she we he"，不知道它在说什么。

然后，把它扔进一个一般的BERT，用CLS标记，一个输出向量，一个Linear transform，对它进行分类。只是分类到了DNA类,我不知道他们是什么意思。

和以前一样，Linear transform使用随机初始化，而BERT是通过预训练模型初始化的。但用于初始化的模型，是学习填空的模型。它已经学会了英语填空。

你可能会认为,这个实验完全是无稽之谈。如果我们把一个DNA序列预处理成一个无意义的序列,那么BERT的目的是什么? 大家都知道,BERT可以分析一个有效句子的语义,你怎么能给它一个无法理解的句子呢? 做这个实验的意义是什么?

蛋白质有三种分类，那么蛋白质是由氨基酸组成的，有十种氨基酸，只要给每个氨基酸一个随机的词汇，那么DNA是一组ATCG，音乐也是一组音符，给它每个音符一个词汇，然后，把它作为一个文章分类问题来做。

• Applying BERT to **protein**, **DNA**, **music classification**

	Protein			DNA				Music
	localization	stability	fluorescence	H3	H4	H3K9ac	Splice	composer
specific	69.0	76.0	63.0	87.3	87.3	79.1	94.1	-
BERT	64.8	74.5	63.7	83.0	86.2	78.3	97.5	55.2
re-emb	63.3	75.4	37.3	78.5	83.7	76.3	95.6	55.2
rand	58.6	65.8	27.5	75.6	66.5	72.8	95	36

你会发现，如果你不使用BERT，你得到的结果是蓝色部分，如果你使用BERT，你得到的结果是红色部分，这实际上更好，你们大多数人现在一定很困惑。

这个实验只能用神奇来形容，没有人知道它为什么有效，而且目前还没有很好的解释，我之所以要谈这个实验，是想告诉你们，要了解BERT的力量，还有很多工作要做。

我并不是要否认BERT能够分析句子的含义这一事实。从embedding中，我们清楚地观察到，BERT知道每个词的含义，它能找出含义相似的词和不相似的词。但正如我想指出的那样，即使你给它一个无意义的句子，它仍然可以很好地对句子进行分类。

所以，**也许它的力量并不完全来自于对实际文章的理解**。也许还有其他原因。例如，也许，BERT只是一套更好的初始参数。也许这与语义不一定有关。也许这套初始参数，只是在训练大型模型时更好。

是这样吗？这个问题**需要进一步研究**来回答。我之所以要讲这个实验，是想让大家知道，我们目前使用的模型往往是非常新的，需要进一步的研究，以便我们了解它的能力。

你今天学到的关于BERT的知识，只是沧海一粟。我会把一些视频的链接放在这里。

To Learn More ……

BERT (Part 1)

https://youtu.be/1_gRK9EIQpc

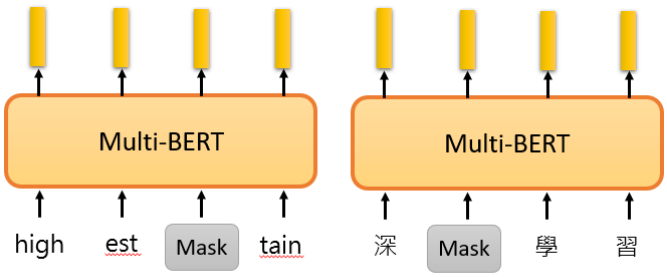
BERT (Part 2)

https://youtu.be/Bywo7m6ySIk

如果你想了解更多关于BERT的知识，你可以参考这些链接。你的作业不需要它，,这学期剩下的时间也不需要。我只想告诉你，BERT还有很多其他的变种。

Multi-lingual BERT

接下来，我要讲的是，一种叫做Multi-lingual BERT的BERT。Multi-lingual BERT有什么神奇之处?

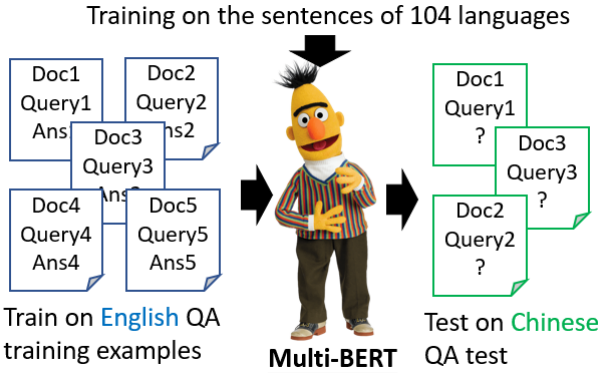


Training a BERT model by many different languages.

它是由很多语言来训练的，比如中文、英文、德文、法文等等，用填空题来训练BERT，这就是Multi-lingual BERT的训练方式。

Zero-shot Reading Comprehension

google训练了一个Multi-lingual BERT，它能够做这104种语言的填空题。神奇的地方来了，如果你用**英文**问答**数据**训练它，它就会自动学习如何做**中文问答**



我不知道你是否完全理解我的意思，所以这里有一个真实的实验例子。

• 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

这是一些训练数据。他们用SQuAD进行fine-tune。这是一个英文Q&A数据集。中文数据集是由台达电发布的，叫DRCD。这个数据集也是我们在作业中要用到的数据集。

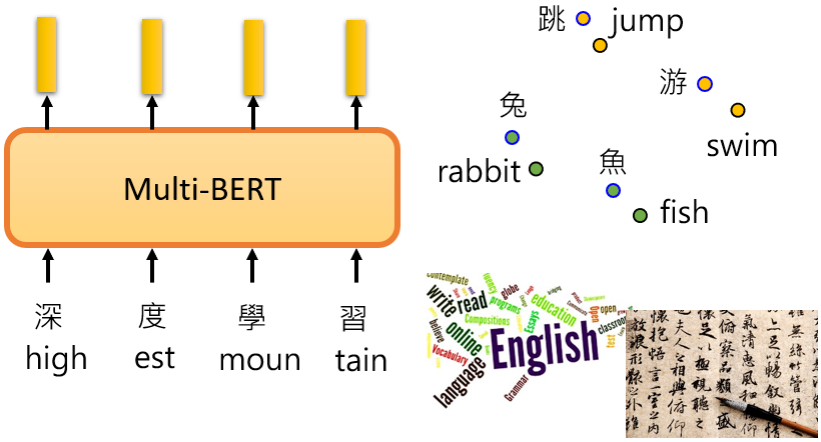
在BERT提出之前，效果并不好。在BERT之前，最强的模型是QANet。它的正确率只有……，嗯，我是说F1得分，而不是准确率，但你可以暂时把它看成是准确率或正确率。

如果我们允许用中文填空题进行预训练，然后用中文Q&A数据进行微调，那么它在中文Q&A测试集上的正确率达到89%。因此，其表现是相当令人印象深刻的。

神奇的是，如果我们把一个Multi-lingual的BERT，用英文Q&A数据进行微调，它仍然可以回答中文Q&A问题，并且有78%的正确率，这几乎与QANet的准确性相同。它从未接受过中文和英文之间的翻译训练，也从未阅读过中文Q&A的数据收集。,它在没有任何准备的情况下参加了这个中文Q&A测试，尽管它从未见过中文测试，但不知为何，它能回答这些问题。

Cross-lingual Alignment?

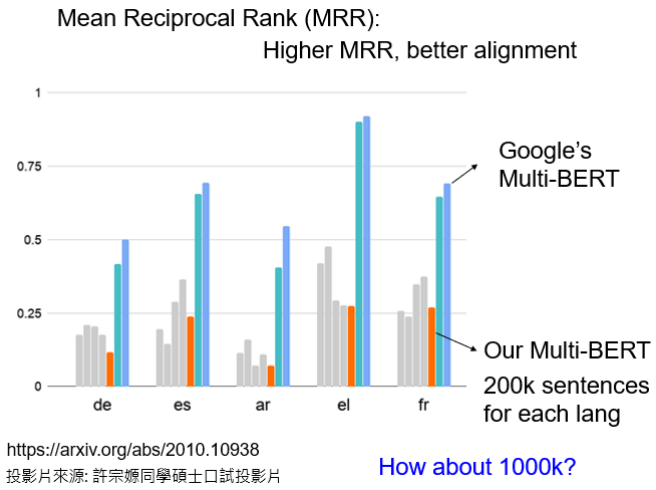
你们中的一些人可能会说："它在预训练中读过104种语言，104种语言中的一种是中文，是吗？ 如果是，这并不奇怪。"但是在预训练中，学习的目标是填空。它只能用中文填空。有了这些知识，再加上做英文问答的能力，不知不觉中，它就自动学会了做中文问答。



听起来很神奇，那么BERT是怎么做到的呢？一个简单的解释是：也许对于多语言的BERT来说，**不同的语言并没有那么大的差异**。无论你用中文还是英文显示，对于具有相同含义的单词，它们的embedding都很接近。汉语中的 "跳 "与英语中的 "jump "接近，汉语中的 "鱼 "与英语中的 "fish "接近，汉语中的 "游 "与英语中的 "swim "接近，也许在学习过程中它已经自动学会了。

它是可以被验证的。我们实际上做了一些验证。验证的标准被称为Mean Reciprocal Rank，缩写为MRR。我们在这里不做详细说明。你只需要知道，**MRR的值越高，不同embedding之间的Alignment就越好**。

更好的Alignment意味着，具有相同含义但来自不同语言的词将被转化为更接近的向量。如果MRR高，那么具有相同含义但来自不同语言的词的向量就更接近。



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

How about 1000k?

这条深蓝色的线是谷歌发布的104种语言的Multi-lingual BERT的MRR，它的值非常高，这说明不同语言之间没有太大的差别。Multi-lingual BERT只看意思，不同语言对它没有太大的差别。

橙色这条是我们试图自己训练Multi-lingual BERT。我们使用的**数据较少**，每种语言只使用了20万个句子。数据较少。我们自我训练的模型结果并不好。我们不知道为什么我们的Multi-lingual BERT不能将不同的语言统一起来。似乎它不能学习那些在不同语言中具有相同含义的符号，它们应该具有相同的含义。这个问题困扰了我们很长时间。

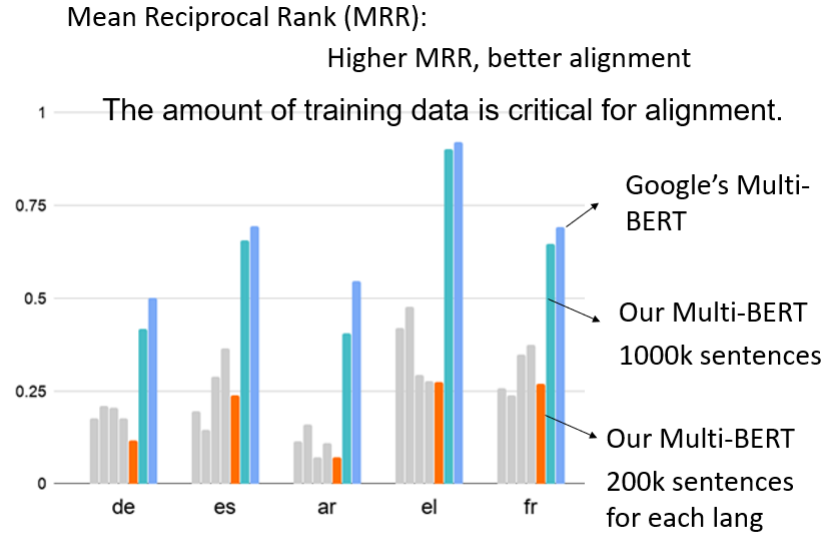
为什么我们要做这个实验？为什么我们要自己训练Multi-lingual BERT？因为我们想了解，是什么让Multi-lingual BERT。我们想设置不同的参数，不同的向量，看看哪个向量会影响Multi-lingual BERT。

但是我们发现，对于我们的Multi-lingual BERT来说，无论你如何调整参数，它就是不能达到Multi-lingual的效果，它就是不能达到Alignment的效果。我们把数据量**增加了五倍**，看看能不能达到Alignment的效果。在做这个实验之前，大家都有点抵触，大家都觉得有点害怕，因为训练时间要比原来的长五倍。

训练了两天后，什么也没发生，损失甚至不能减少，就在我们要放弃的时候，损失突然下降了

用了8个V100来训练，我们的实验室也没有8个V100，是在NCHC（国家高性能计算中心）的机器上运行的，训练了两天后，损失没有下降，似乎失败了。当我们要放弃的时候，损失下降了。

这是某个学生在Facebook上发的帖子，我在这里引用它来告诉你，我当时心里的感叹。整个实验，必须运行一个多星期，才能把它学好，每一种语言1000K的数据。



https://arxiv.org/abs/2010.10938

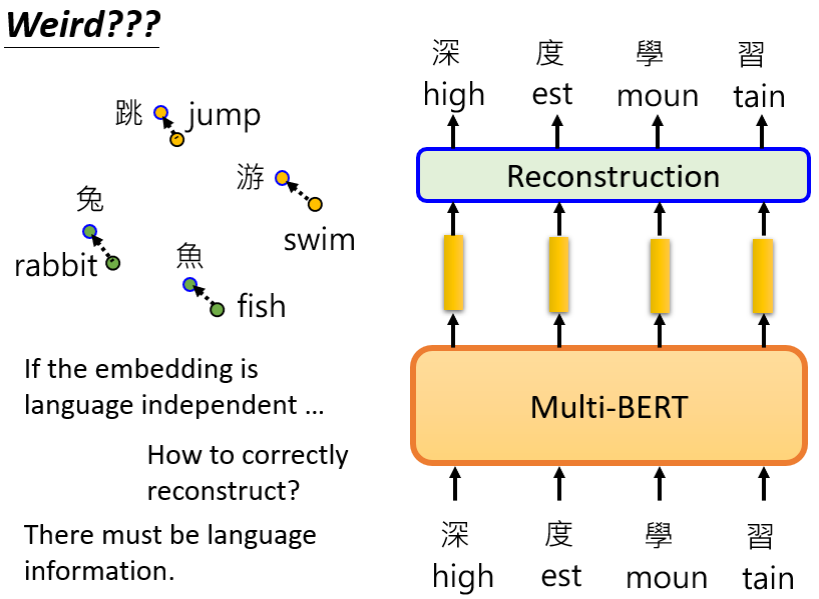
投影片來源: 許宗嫄同學碩士口試投影片

所以看起来，**数据量是一个非常关键的因素**，关系到能否成功地将不同的语言排列在一起。所以有时候，神奇的是，很多问题或很多现象，只有在有足够的数据量时才会显现出来。它可以在A语言的QA上进行训练，然后直接转移到B语言上，从来没有人说过这一点

这是过去几年才出现的，一个可能的原因是，过去没有足够的数据，现在有足够的数据，现在有大量的计算资源，所以这个现象现在有可能被观察到。

最后一个神奇的实验，我觉得这件事很奇怪

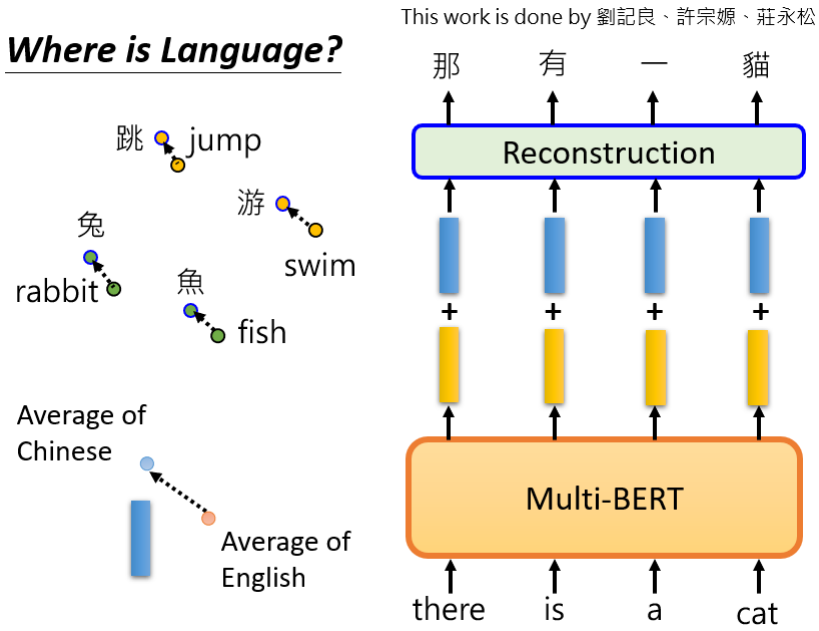
https://arxiv.org/abs/2010.10041



你说BERT可以把不同语言中含义相同的符号放在一起，使它们的向量接近。但是，当训练多语言的BERT时，如果给它英语，它可以用英语填空，如果给它中文，它可以用中文填空，它不会混在一起

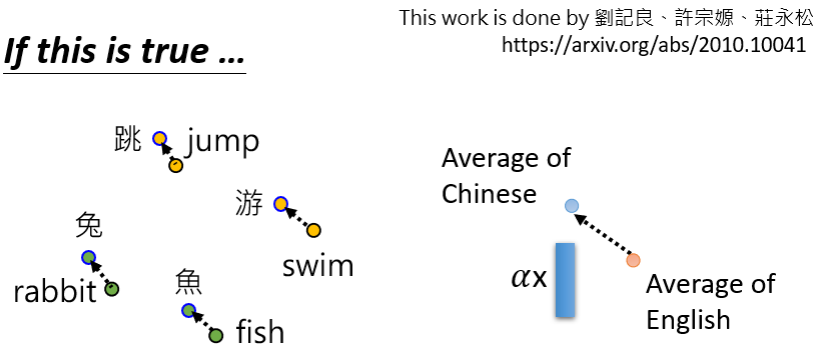
那么，如果不同语言之间没有区别，怎么可能只用英语标记来填英语句子呢？为什么它不会用中文符号填空呢？它就是不填，这说明它知道语言的信息也是不同的，那些不同语言的符号毕竟还是不同的，它并没有完全抹去语言信息，所以我想出了一个研究课题，我们来找找，语言信息在哪里。

后来我们发现，语言信息并没有隐藏得很深。一个学生发现，我们把所有**英语单词**的embedding，放到多语言的BERT中，**取embedding的平均值**，我们对**中文单词**也做**同样的事情**。在这里，我们给Multi-lingual BERT一个英语句子，并得到它的embedding。我们在embedding中**加上**这个**蓝色的向量**，这就是**英语和汉语之间的差距。**



这些向量，从Multi-lingual BERT的角度来看，变成了汉语。有了这个神奇的东西，你可以做一个奇妙的无监督翻译。

例如，你给BERT看这个中文句子。



Input (en)	The girl that can help me is all the way across town. There is no one who can help me.
Ground Truth (zh)	能帮助我的女孩在小镇的另一边。没有人能帮助我。。
en→zh, $\alpha = 1$	. 孩，can 来我是all the way across 市。。There 是无人人can help 我。
en→zh, $\alpha = 2$	. 孩的的家我是这个人的市。。他是他人人的到我。
en→zh, $\alpha = 3$	。，的的的他是的个的的，。：他是他人，的。他。

Unsupervised token-level translation ☺

这个中文句子是，"能帮助我的小女孩在小镇的另一边，，没人能够帮助我"，现在我们把这个句子扔到Multi-lingual BERT中。

然后我们取出Multi-lingual BERT中的一个层，它不需要是最后一层，可以是任何一层。我们拿出某一层，给它一个embedding，加上这个蓝色的向量。对它来说，这个句子马上就从中文变成了英文。

在向BERT输入英文后，通过在中间加一个**蓝色的向量来转换隐藏**层，转眼间，中文就出来了。"没有人可以帮助我"，变成了 "是（是）没有人（没有人）可以帮助我（我）"，"我 "变成了 "我"，"没有人 "变成了 "没有人"，所以它在某种程度上可以做无监督的标记级翻译，尽管它并不完美，神奇的是，Multi-lingual的BERT仍然保留了语义信息。