

# Vision Transformer 从零解读

# Vision Transformer (ViT) Class Bird MLP Ball Head Car Transformer Encoder Patch + Position Embedding \* Extra learnable [class] embedding Linear Projection of Flattened Patches

知乎 @DASOU

#### 后台回复【VIT】获取对应的代码和PPT



扫码关注微信公众号

文章周更

知识分享

一起进步

求关注,求点赞,求一切!!

#### TRM模型架构图

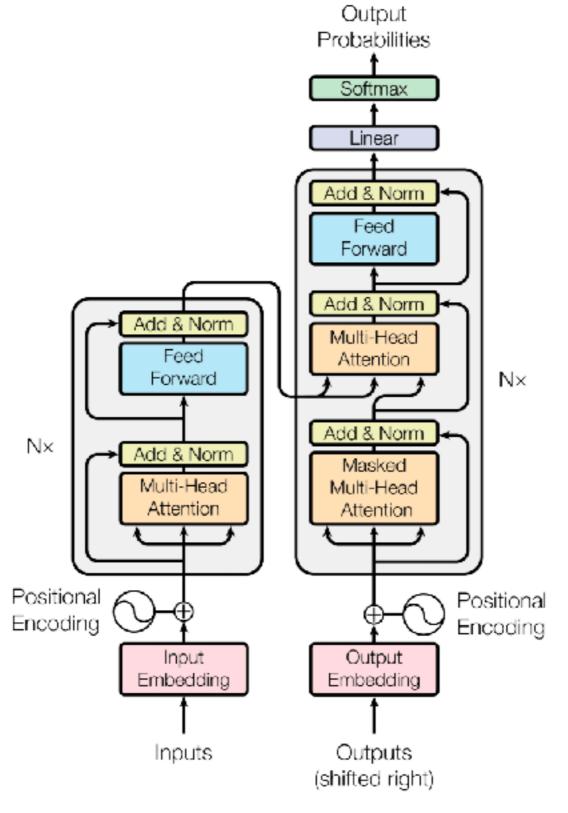
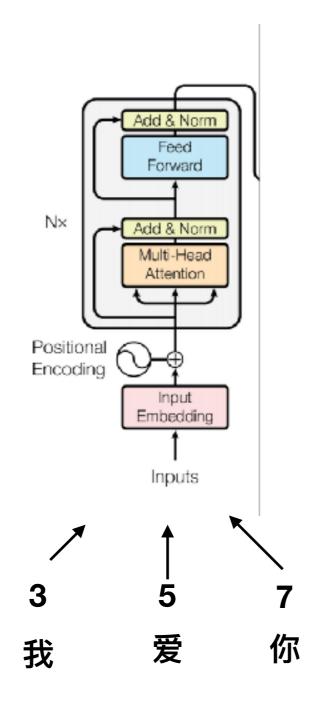


Figure 1: The Transformer - model architecture.

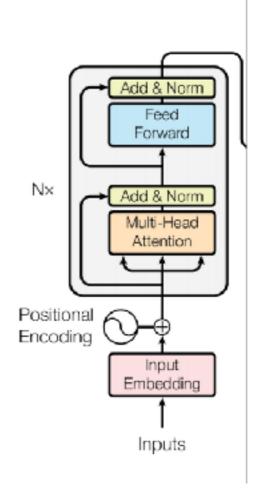


字符转化为数字

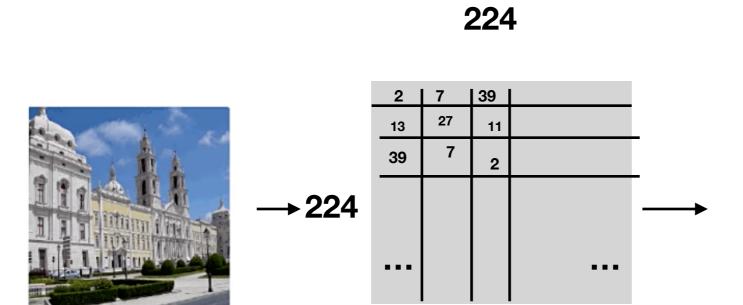
原始字符

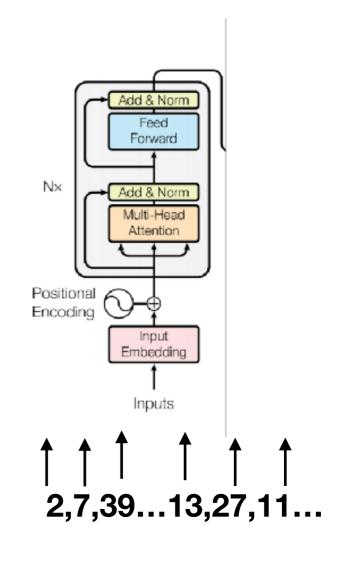
# 如何把图片融入到TRM中去





## 大部分人的思路

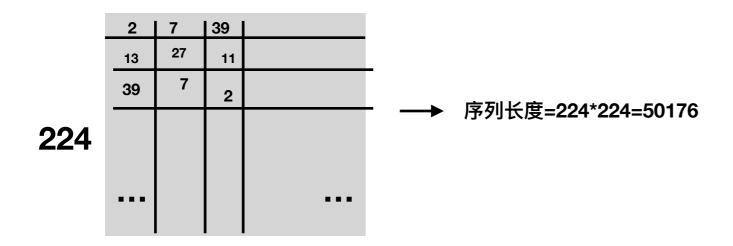




#### 复杂度的问题

224\*224\*1

224



BERT的最大长度是512,相当于100倍

如何处理复杂度的问题?: 本质上是去解决随着像素增加,复杂度平方级增长的问题;

1.局部注意力机制

有很多中方法:

2. 改进attention公式

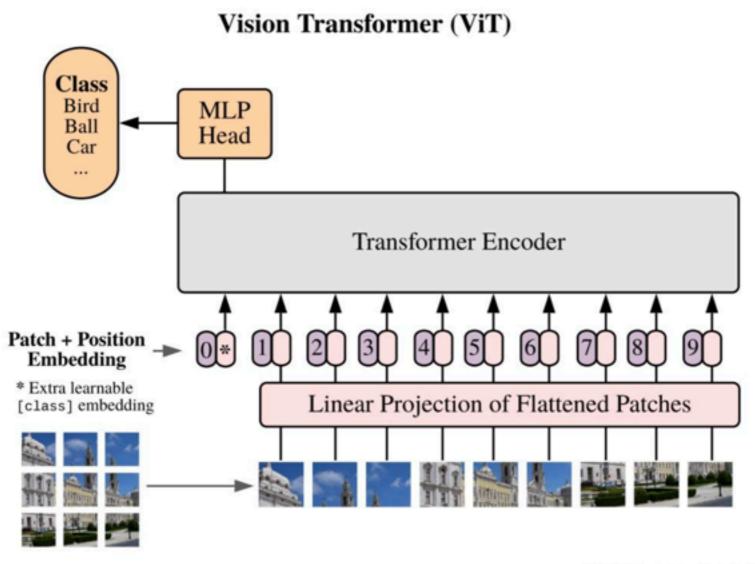
3......

一个简单的改进方式:图像化整为零,切分patch

也就说原来是一个像素点代表一个token, 现在是一大块的token一个patch作为一个token



#### VIT模型架构图:

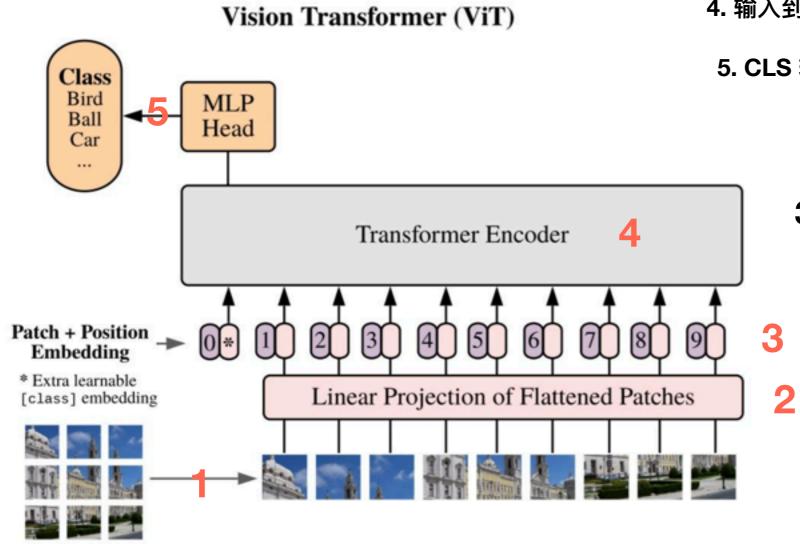


知乎 @DASOU

- 2. patch转化为embedding VIT模型架构图:
  - 3.位置embedding和tokensembedding相加
  - 4. 输入到TRM模型

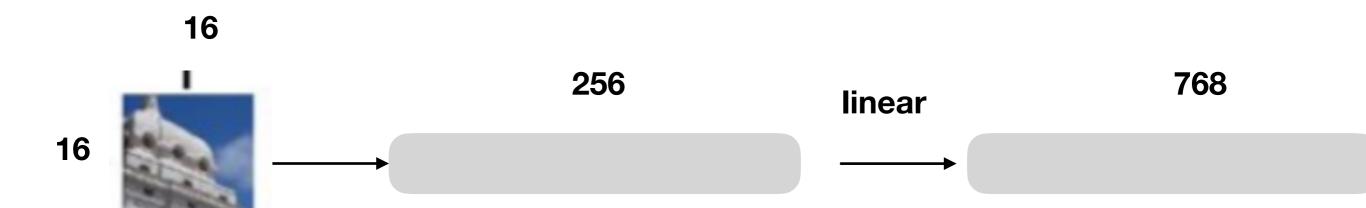
1. 图片切分为patch

5. CLS 输出做多分类任务



- 3.1 生成CLS符号的TokenEMB
  - 3.2 生成所有序列的位置编码
    - 3.3 tonken+位置编码

知乎 @DASOU



#### 为什么加入一个CLS符号

#### 原论文中是这样说的:

In order to stay as close as possible to the original Transformer model, we made use of an additional [class] token, which is taken as image representation.

#### 在整合最后输出信息的时候,有多种方式

两种方式,一种是使用【CLS】token,另一种就是对所有tokens的输出做一个平均

1.NSP任务: 预测下一句

BERT有两个预训练任务

2. MLM: 预测当前单词

#### BERT为什么采用一个CLS符号呢?

我自己的猜测是:如果采用一个平均,会涉及到所有tonkens的输出; 而MLM任务又会涉及到其中的部分mask的tokens的输出;

CSL符号一定程度在让两个任务保持一种相对的独立;

但是VIT不涉及到MLM这种形式的任务,只会有一个多分类任务,所以CLS符号不是必须的

在整合图片信息的时候,两种方式,一种是使用【CLS】token,另一种就是对所有tokens的输出做一个平均,简称GAP;实验结果证明,两者可以达到的同样的效果,只不过要控制好学习率;

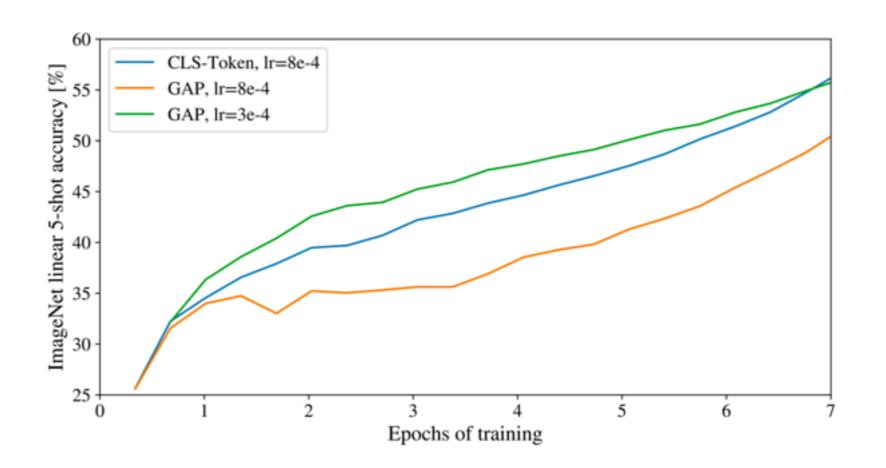


Figure 9: Comparison of class-token and global average pooling classifiers. Both work similarly well, but require different learning-rates.

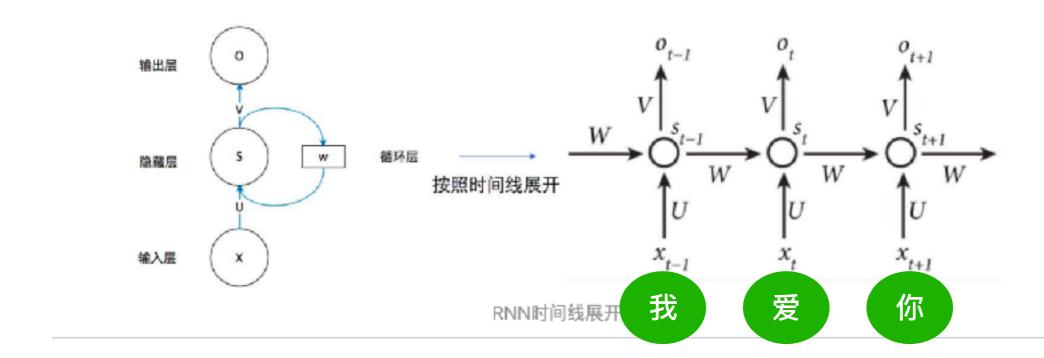
#### 位置编码

1. 为什么需要位置编码

2. 为什么位置编码可以和patch embeding相加

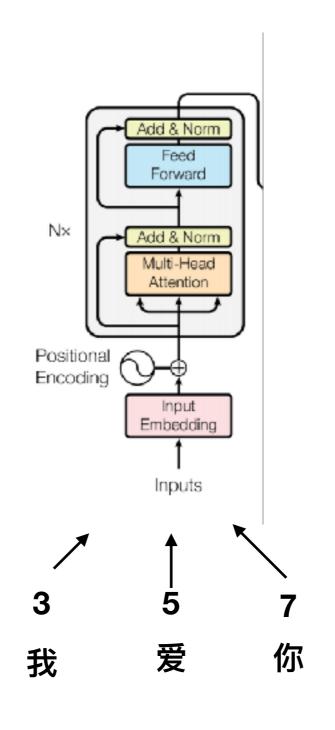
#### 很多CV出身的朋友不了解位置编码的重要性

在我之前的TRM讲解视频,对于位置编码视频重要性的讲解是从RNN引出来的



接受上一个时刻的隐层信息,一个个的运算,天然的时序关系

# TRM不是这样的:编码器天然并行,所有词汇一起输入; 不存在等待之前单词输出信息的情况

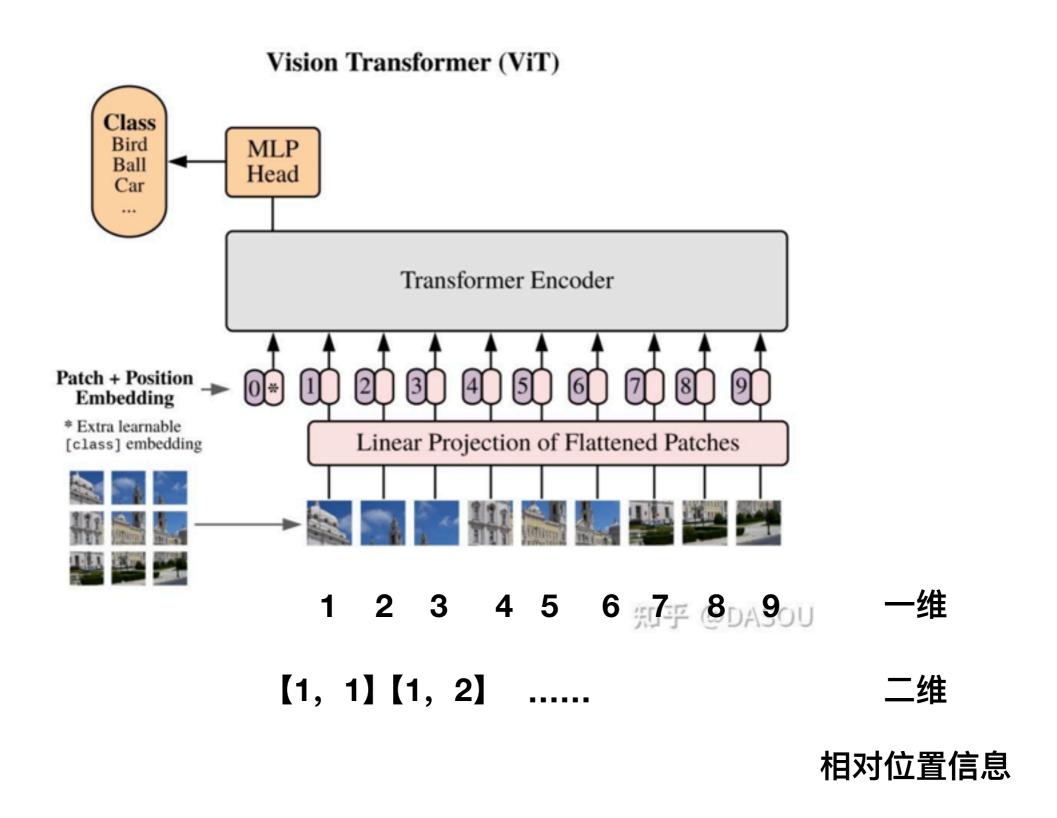


所以需要一个位置编码

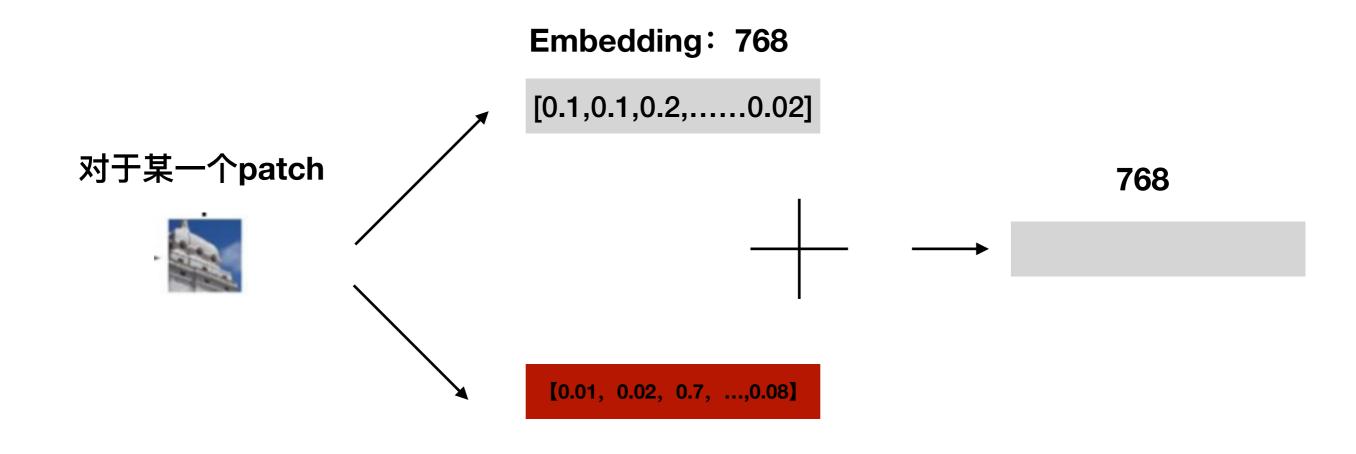
字符转化为数字

原始字符

#### VIT中的位置编码:可学习的参数



### 位置编码-CV



位置编码: 768

#### 为什么Patch embedding和位置编码可以相加?

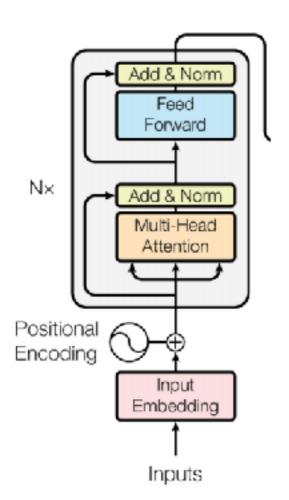
我看过很多解释,大家都在以果推因; 就是看到这个模型是这样做的,然后去推断这么做的原因; 记住就好;

		最开始	每一层都加入 而且独立训练	每一层都加入 但是参数共享
	Pos. Emb.	Default/Stem	Every Layer	Every Layer-Shared
没有位置编码	No Pos. Emb.	0.61382	N/A	N/A
一维位置编码	1-D Pos. Emb.	0.64206	0.63964	0.64292
二维位置编码	2-D Pos. Emb.	0.64001	0.64046	0.64022
相对位置编码	Rel. Pos. Emb.	0.64032	N/A	N/A

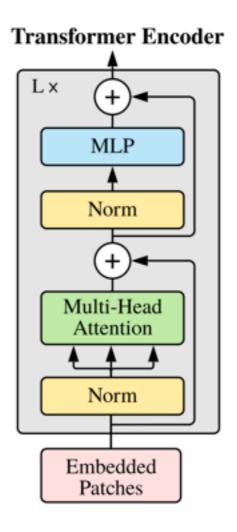
Table 8: Results of the ablation study on positional embeddings with ViT-B/16 model evaluated on ImageNet 5-shot linear.

#### TRM编码部分:

原始:



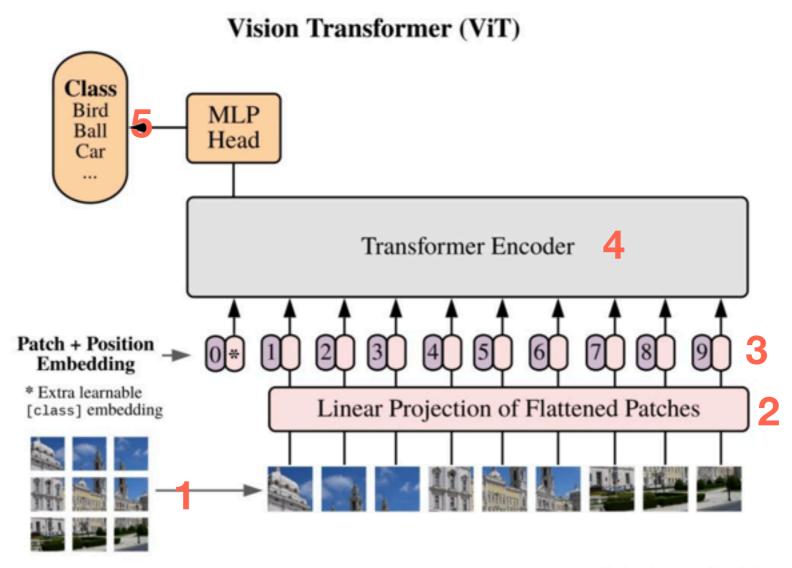
VIT中:



我看了代码,确实有所不同,把Norm提前了/没有pad符号

#### 整体串讲一遍

#### VIT模型架构图:



知乎 @DASOU

