## 背景

深度网络比网络层数少的或者宽的网络更有效,出于这样的考虑,越来越多的研究倾向于精心设计的网络初始化策略、设计特殊的非线性激活函数、设计更好的优化器等方法用于训练更深的神经网络。当 ResNet、Inception 系列、DenseNet等网络结构被提出,研究者发现使用多分支的思想设计很深的网络可以达到很好的性能。

但是多分支的网络可以给网络的训练带来很多的好处,在模型推理时有很多的缺点,因此提出了将多分支网络的训练和推理过程解耦,训练时使用多分支网络模型,推理时采用结构重参数化,将多分支网络转化成单路模型。

#### 为什么推理过程要将多分支网络转化成单路模型?

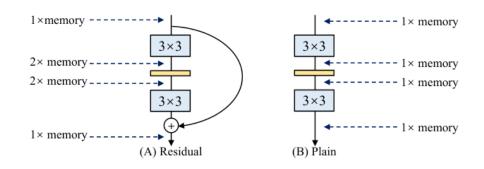
## ①从速度角度考虑

虽然多分支网络从 FLOPs 这个性能指标上看是优于单路网络模型的,但是实际上单路的运行速度比多分支的快。FLOPs 这个指标没有将内存访问成本 (MAC,memory access cost)和并行程度考虑在内,而这两个因素对速度影响程度很大。对于多分支模型,硬件需要分别计算每个分支的结果,有的分支计算的快,有的分支计算的慢,而计算快的分支计算完后只能干等着,等其他分支都计算完后才能做进一步融合,这样会导致硬件算力不能充分利用,或者说并行度不够高。而且每个分支都需要去访问一次内存,计算完后还需要将计算结果存入内存(不断地访问和写入内存会在 IO 上浪费很多时间)

(此处参考博文 http://t.csdn.cn/07q41)

## ②从内存占用角度考虑

如下图的(A)结构所示,由于从输入引出了一个分支用于跳跃连接,所以在两路分支相加之前,都需要占用一个额外的内存,和(B)的单路结构相比,后者不需要保存中间的计算结果,所以更节省内存。



## ③优化灵活性

多分支网络在后期优化比单路结构受到的限制更多。

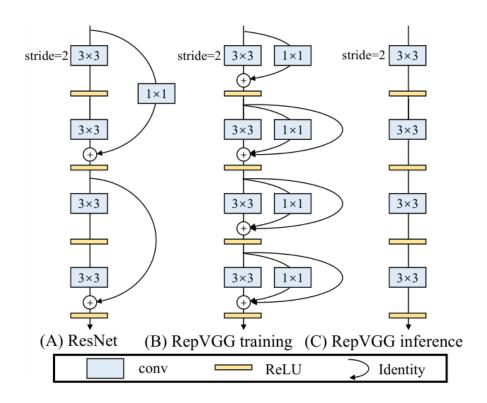
### 方法

## / 网络训练阶段

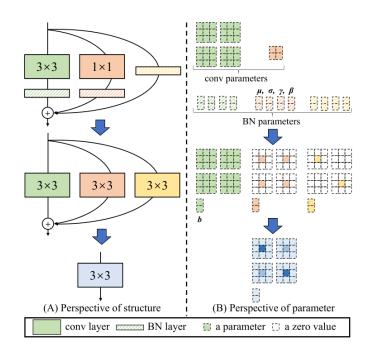
在网络训练时采用下图(B)的 RepVGG Block 结构,分为三路,一路是卷积核大小为 3×3 的卷积、一路是卷积核大小为 1×1 的卷积,一路是只有 BN 操

## / 网络推理阶段

模型推理采用下图(C)的单路结构。可以看出转化后的模型结构都采用的是 3×3 的卷积,加速推理过程。



# 从 training ← inference 的结构变化



上图说明了结构重参数化的过程。

## ①bn 和卷积的融合

$$\operatorname{bn}(\mathbf{M}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\sigma}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\beta})_{:,i,:,:} = (\mathbf{M}_{:,i,:,:} - \boldsymbol{\mu}_i) \frac{\boldsymbol{\gamma}_i}{\boldsymbol{\sigma}_i} + \boldsymbol{\beta}_i. \quad (2)$$

对于推理过程,特征图第 i 个通道的 bn 操作如(2)式所示,经转换后的权重和偏置如(3)所示:

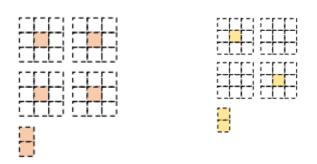
$$W'_{i,:,:,:} = \frac{\gamma_i}{\sigma_i} W_{i,:,:,:}, \quad \mathbf{b}'_i = -\frac{\mu_i \gamma_i}{\sigma_i} + \beta_i.$$
 (3)

由于是推理过程,所以参数 $\gamma$ , $\beta$ , $\sigma$ , $\mu$ 都是已知的,就相当于将第 i 个卷积核的权重乘以一个系数,第 i 个卷积核的偏置设为式(3)的 bi。

## ②将 1×1 卷积转化为 3×3 卷积

首先 1×1 卷积不改变输入特征图的大小, 所以将其转换成 3×3 卷积时为了保证不改变特征图的大小, 需要将 padding 设置为 1.

其次,1×1卷积变为3×3卷积只需要将卷积核的权重参数扩充成3×3大小,将原来的权重参数放置在中心,其余位置的权重参数设置为0,过程如下图的右图所示。再进行bn和卷积的融合操作。



### ③将单独的 bn 层转换为 3×3 卷积

由于单独的 bn 层实现的是恒等映射,所以在构建相应的卷积操作时,只需要将权重参数设置为 1,再利用 1×1 卷积变为 3×3 卷积时操作,将其转变为 3×3 卷积,过程如上图的左图所示。再进行 bn 和卷积的融合操作。

## 总结

在训练时利用多分支强大的特征表征能力,在推理时将多分支等价转换为单分支加速推理过程。

可以将结构重参数化的思想用到自己的模型推理中。