

GhostNet: 2020

More Features from Cheap Operations

论文出发点或背景

因为有限的内存和计算资源，在嵌入式设备中部署卷积神经网络(CNNs)是困难的。特征图的冗余是那些成功CNNs的一个重要特征。这篇论文提出了一个新颖的Ghost模型，从廉价的运算中得到更多的特征图。

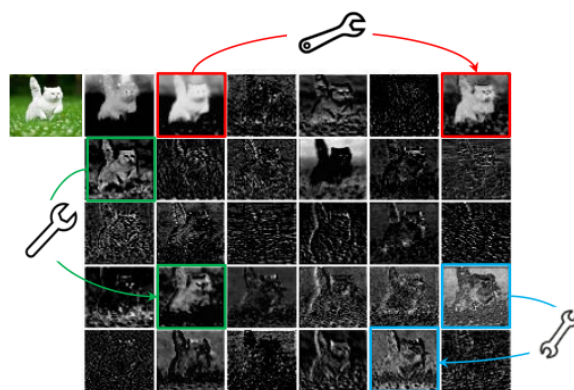


Figure 1. Visualization of some feature maps generated by the first residual group in ResNet-50, where three similar feature map pair examples are annotated with boxes of the same color. One feature map in the pair can be approximately obtained by transforming the other one through cheap operations (denoted by spanners).

论文创新思路

在训练有素的深度神经网络的特征图中，丰富甚至是冗余的信息常常保证了对输入数据的全面理解

我们不是避免冗余的特征图，我们倾向于用一个低成本的方法来使用这些冗余的特征图。

在深度神经网络中，一个普通的卷积层会被分成两个部分。第一个部分涉及普通的卷积，但是它们总的数量会得到严格地控制。根据从第一个部分得到的本征特征图，之后使用一系列简单的线性运算去生成更多的信息。

论文方法介绍

任意卷积层生成n个特征图的操作可以表示为

$$Y = X * f + b$$

我们指出，使用大量的FLOPs和参数来一个个的生成冗余的特征图是不必要的。假设用一些廉价的变换产生的输出特征图是一些本征特征图的“重影”，这些本征特征图尺寸通常很小而且由原始卷积核产生。特别地，m个本征映射图 $f' \in R^{h' \times w' \times h}$ 使用基本的卷积产生：

$$Y' = X * f'$$

我们提出在本征特征图上 Y' 上，根据下面的函数，使用一系列廉价的线性运算来生成s个重影特征：

$$y_{ij} = \Phi_{i,j}(y'_i), \quad \forall i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, s$$

这个提出来的Ghost模块和已有的高效的卷积方案有着很大的不同。i) 和这些广泛使用 1×1 pointwise的卷积相比，Ghost模块中的基本的运算可以有自定义的内核模块。ii) 已有的方法采用pointwise卷积去跨通道处理特征，并且之后采用depthwise卷积去处理空间信息。相反，Ghost模块采用原始的卷积首先生成少量的本征特征图，然后利用廉价的线性运算去扩充特征和增加通道。iii) 这些去处理每个特征图的运算受之前高效架构里的depthwise运算或者shift运算限制，然而Ghost模型中的线性运算有这个很大的多样性。iv) 此外，恒等映射映射等价于Ghost模块中的线性变化，去保存本征特征图。

第一个Ghost模块充当着增加通道数和膨胀层的功能，我们指定输出和输入通道数之间的比例为膨胀比。第二个Ghost模块减少通道数量来匹配捷径通道，这个捷径连接了两个Ghost模块的输入和输出。

实际效果

个人理解

GhostNet 给我最大的收获就是将突破的点放在了可视化得到的特征图上，之前的模型修改要么是基于数学理论进行低秩近似，要么是通过视觉原理归纳出来一些宏观上的设计理念，然后去比较一些指标。GhostNet的话就是先去看看卷积得到的到底是些

什么，然后得到的特征图有什么特点，然后发现有冗余的特征，然后通过一些更为cheap的操作去代替原有的标准卷积。