

该捋清！卷积、可分离卷积的参数和FLOPs计算！

原创 bryant8 机器学习与生成对抗网络 2月5日

前言：水平有限，如有失严谨或错误处，望指出纠正

不要着急，我们先假设：输入feature maps的通道数、输出的通道数、卷积核尺寸（长和宽一样时）分别为：

$$C_{in}, C_{out}, (k = k_h = k_w)$$

输出的feature maps的大小：

$$(H_{out}, W_{out})$$

先看结论，有以下：

- 基本卷积的参数量（为形式上简洁，不考虑bias）：

$$k^2 * C_{in} * C_{out}$$

- 基本卷积的计算量（为形式上简洁，不考虑bias）：

$$2k^2 * H_{out} * W_{out} * C_{in} * C_{out}$$

- 可分离卷积的参数量（为形式上简洁，考虑bias）：

$$(k^2 + C_{out}) * C_{in}$$

- 可分离卷积的计算量（为形式上简洁，考虑bias）：

$$2(k^2 + C_{out}) * H_{out} * W_{out} * C_{in}$$

看出什么关系、规律了吗？

挠头...



一、参数量计算

1、基本卷积参数计算：

3 ₀	3 ₁	2 ₂	1	0
0 ₂	0 ₂	1 ₀	3	1
3 ₀	1 ₁	2 ₂	2	3
2	0	0	2	2
2	0	0	0	1

12.0	12.0	17.0
10.0	17.0	19.0
9.0	6.0	14.0

不考虑偏置**bias**，参数量 = 每个卷积核的参数 * 核的数量（输出的通道数）：

$$(C_{in} * k_h * k_w) * C_{out}$$

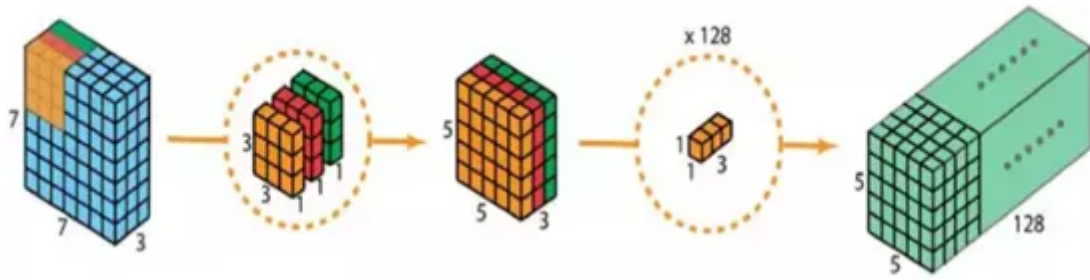
一般情况卷积核长和宽一样时：

$$k^2 * C_{in} * C_{out}$$

注：如果考虑偏置项，为：

$$(C_{in} * k_h * k_w + 1) * C_{out}$$

2、可分离卷积参数计算：



(上图源于网络，出处未知，侵删，2333.....)

第一部分：对输入的每个通道使用单通道卷积核进行卷积；

输入的通道数（卷积核的个数） * 每个卷积核（通道1）的参数

第二部分：使用1x1卷积将输入通道数转变成输出通道数：

输出的通道数（卷积核的个数） * 每个卷积核（通道与输入通道相同）的参数：

两部分相加：

$$C_{in} * (k_h * k_w * 1) + C_{out} * (1 * 1 * C_{in})$$

一般情况卷积核长和宽一样时：

$$C_{in} * (k^2 + C_{out})$$

二、FLOPs

floating point operations，浮点运算数，计算量，衡量模型复杂度。

(注意区分另一个概念FLOPS：floating point operations per second，指每秒浮点运算次数)

1、普通卷积计算量：

3_0	3_1	2_2	1	0
0_2	0_2	1_0	3	1
3_0	1_1	2_2	2	3
2	0	0	2	2
2	0	0	0	1

12.0	12.0	17.0
10.0	17.0	19.0
9.0	6.0	14.0

计算方法 = {计算每个输出特征值（feature map上的一个数）对应的乘法操作数 + 计算每个输出特征值（feature map上的一个数）对应的加法操作数} * 所有特征值的个数

$$(C_{in} * k_h * k_w + C_{in} * k_h * k_w - 1) * H_{out} * W_{out} * C_{out}$$

不考虑偏置项bias，加法操作数有个-1，考虑由于+1与它抵消：

$$2 * C_{in} * k_h * k_w * H_{out} * W_{out} * C_{out}$$

一般情况卷积核长和宽一样时：

$$2k^2 * H_{out} * W_{out} * C_{in} * C_{out}$$

2、可分离卷积的计算量：

计算方法 = 第一部分（输出通道不变，使用 C_{in} 个单通道卷积）计算量 + 第二部分（使用 $1*1$ 通道卷积）计算量

第一部分 = 每个特征点所需乘法加法次数 * 特征点个数

$$2 * k_h * k_w * 1 * H_{out} * W_{out} * C_{in}$$

第二部分 = 每个特征点所需乘法加法次数 * 特征点个数

$$2 * 1 * 1 * C_{in} * H_{out} * W_{out} * C_{out}$$

一般情况卷积核长和宽一样时：

$$2(k^2 + C_{out}) * H_{out} * W_{out} * C_{in}$$

公众号近期荐读：

GAN整整6年了！是时候要来捋捋了！

数百篇GAN论文已下载好！搭配一份生成对抗网络最新综述！

有点夸张、有点扭曲！速览这些GAN如何夸张漫画化人脸！

天降斯雨，于我却无！GAN用于去雨如何？

脸部转正！GAN能否让侧颜杀手、小猪佩奇真容无处遁形？

容颜渐失！GAN来预测？

弱水三千，只取你标！AL（主动学习）结合GAN如何？

异常检测，GAN如何gan？

虚拟换衣！速览这几篇最新论文咋做的！

脸部妆容迁移！速览几篇用GAN来做的论文

【1】GAN在医学图像上的生成，今如何？

01-GAN公式简明原理之铁甲小宝篇

GAN&CV交流群，无论小白还是大佬，诚挚邀您加入！

一起讨论交流！长按备注【进群】加入：



更多分享、长按关注本公众号：



点个在看，是我继续更文的最大动力！👍

公众号
机器学习与生成对抗网络