* 2-16·695/15000
* 2-17·1083/1000

本项目“农作物病虫害检测”后端语言使用Python，模型使用MobileNetV2 + YOLOv4（Pytorch实现）框架使用FastAPI，部署在服务器的8081端口上。前端框架使用Vue3，支持

卷积神经网络的工作原理

卷积神经网络用于计算机视觉（人工智能的一个分支），计算机视觉即告诉计算机如何理解图像：人脸识别、自动驾驶，ai图片、ai视频，都是使用计算机视觉进行开发的

卷积神经网络不仅可以处理图像，还可以处理音频、视频、文本等。卷积神经网络其实是一个函数，或者一个黑箱，有输入和输出，输入为二维的像素阵列（即图片），输出为标签（即图片是什么）。一张字母A的图片，输入到卷积神经网络后，得到输出标签“A”，即使对图片进行平移、缩放、旋转、局部加厚或整体加厚，依然可以得到输出标签“A”。即对于一个优秀的卷积神经网络，它的鲁棒性和抗干扰性都很强。

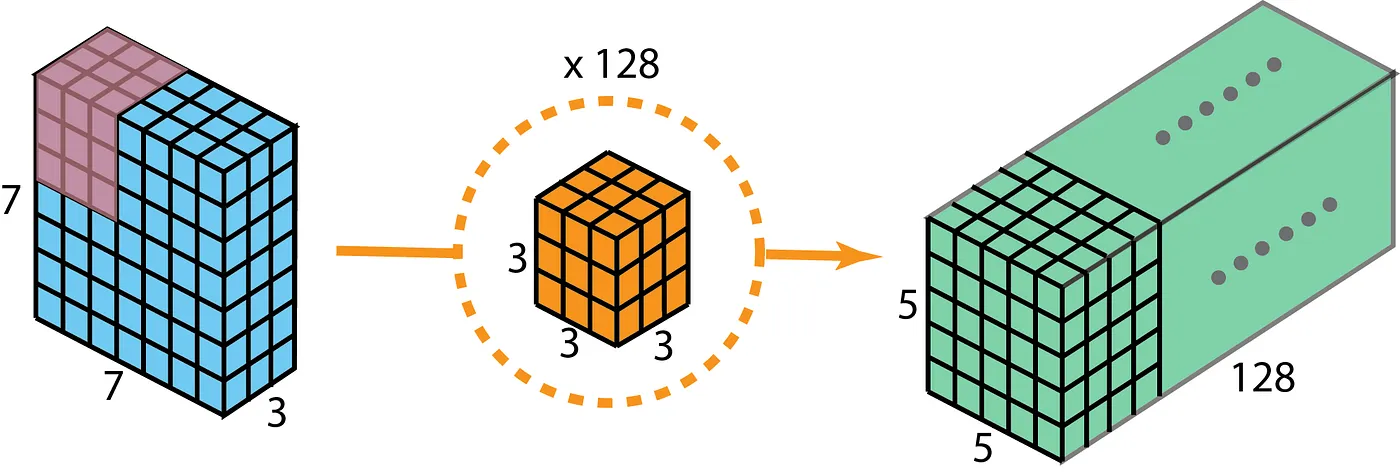
轻量化卷积神经网络解决边缘移动端、终端实时终端问题

2010年，计算机视觉领域开始广泛使用深度学习和卷积神经网络，从2012年的AlexNet，到2014年的GooglleNet，再到2015年的ResNet...这些网络的深度加深，参数量增多，图像分类的准确率提高，同时计算量增大，结构也变的复杂、臃肿。对于一款兼顾精度与速度、可部署在移动端、终端设备上的轻量化网络的需求日益迫切。边缘计算即模型在移动端、终端设备上本地运行，省去了网络传输、通信延迟，保证了数据安全。边缘计算有着广泛的需求，无人驾驶就是典型的边缘计算场景，它需要无人驾驶汽车在本地实时推理并决策。但是，移动端、终端设备的算力较低，这对模型的轻量化与加速推理、软硬件协同设计提出了挑战。

轻量化卷积神经网络综述

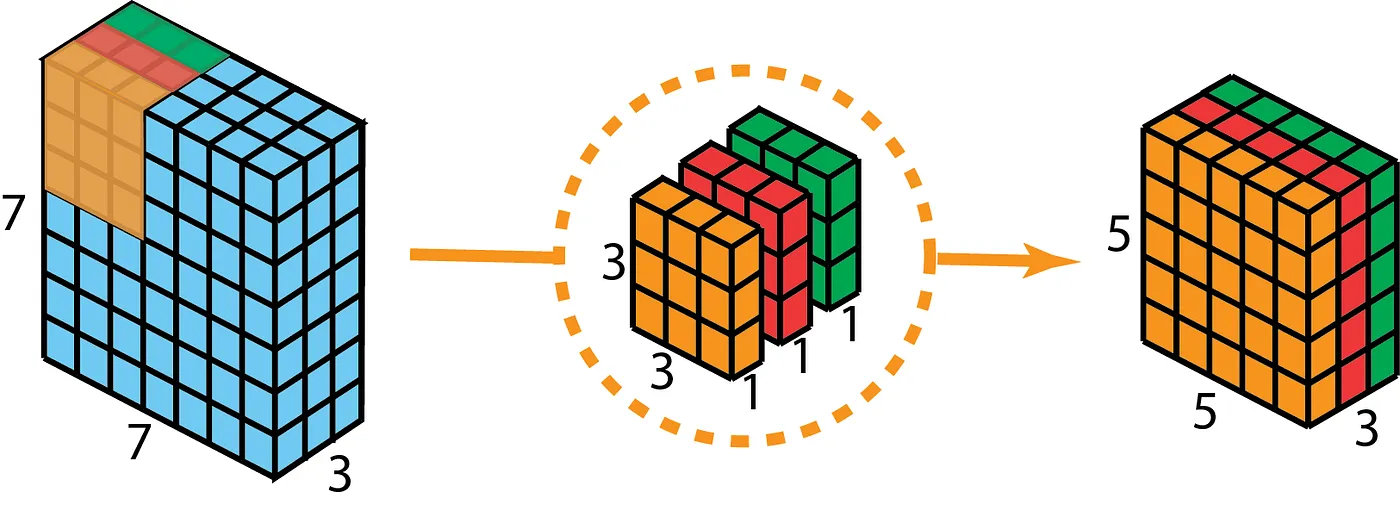
由图可知，卷积层计算占用了大部分的前向计算耗时，批量大小batch size越大时，卷积层计算耗时越长，前向计算耗时中的占比也越大。因此，轻量化网络MobileNet主要对卷积层（卷积运算）进行了优化。Batch size比较小时，全连接层计算耗时也比较长。因此MobileNet用Global Average Pooling取代了全连接层。MobileNet基于深度可分离卷积Depthwise Separable Convolution优化卷积层，减少参数量，减小计算量，加速计算，使网络轻量化。

以3通道为例，在卷积运算中，3通道卷积核在3通道输入特征图feature map上滑动。卷积核滑动到某位置时，感受野的部分输入张量与卷积核张量按元素相乘并求和，得到一个标量值，即此位置的输出张量值。3通道输入特征图与128个3通道卷积核进行卷积运算后可得到128通道输出特征图。



对比深度可分离卷积运算,深度可分离卷积由两个步骤组成：深度卷积（Depthwise Convolutions）和1x1卷积（1x1 Convolutions或Pointwise Convolutions）。

深度卷积将3通道输入特征图分解为3张单通道输入特征图，用3个单通道卷积核分别对每一张单通道输入特征图进行卷积运算，组合后得到3通道特征图。深度卷积负责长宽方向信息。



1x1卷积用128个3通道、大小为1x1的卷积核进行卷积运算，同样得到128张单通道输出特征图。1x1卷积负责跨通道信息融合。通过深度卷积和1x1卷积

