5. 深度学习用于计算机视觉

WU Xiaokun 吴晓堃

xkun.wu [at] gmail

本章内容

卷积神经网络简介。 在小型数据集上从头开始训练一个卷积神经网络。 使用预训练的 卷积神经网络。 卷积神经网络的可视化。

重点: 卷积和池化层的工作原理、数据增强、使用预训练的卷积神经网络;

难点: 卷积神经网络的可视化方法。

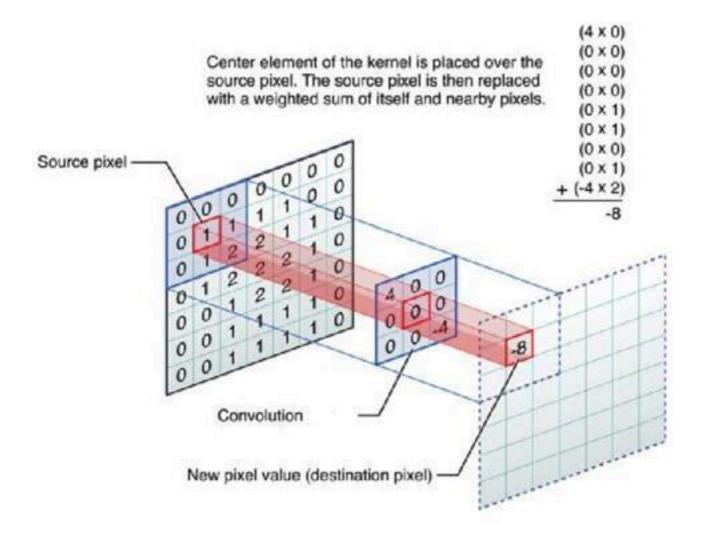
学习目标

- 理解卷积神经网络的基本构成单元的工作原理: 卷积层、池化层;
- 掌握在小型数据集上从头开始训练一个卷积神经网络的方法,并能应用数据增强来降低过拟合;
- 掌握使用预训练的卷积神经网络的两种基本方法: 特征提取、微调模型;
- 了解卷积神经网络的可视化方法:可视化中间激活、可视化卷积神经网络的过滤器、可视化类激活的热力图。

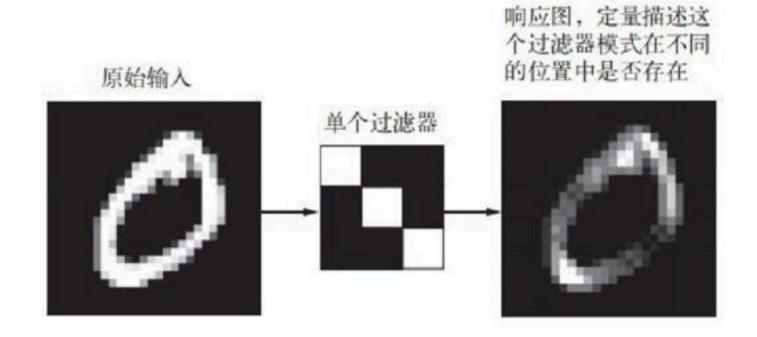
图像多分类卷积网络:样例框架



卷积运算



特征图、过滤器、响应图



卷积层与卷积网络

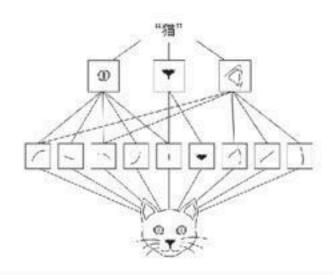
卷积层

学到的是局部模式。

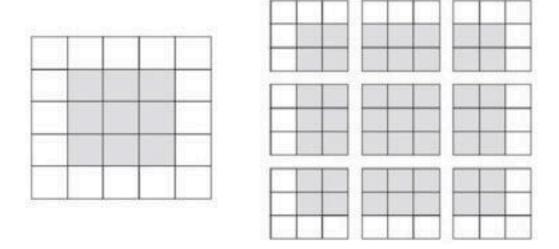
推论: 卷积网络的两大性质

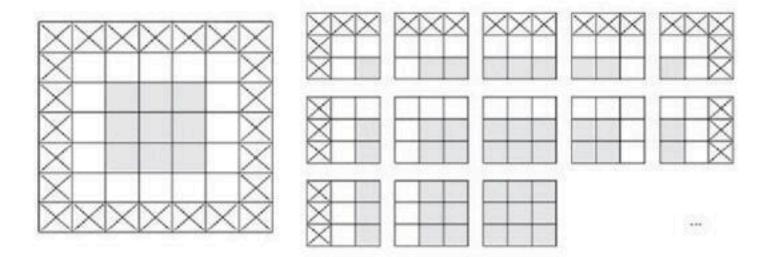
- 学到的模式具有平移不变性: 高效利用数据。
- 可以识别模式的空间层次结构、抽象视觉概念。



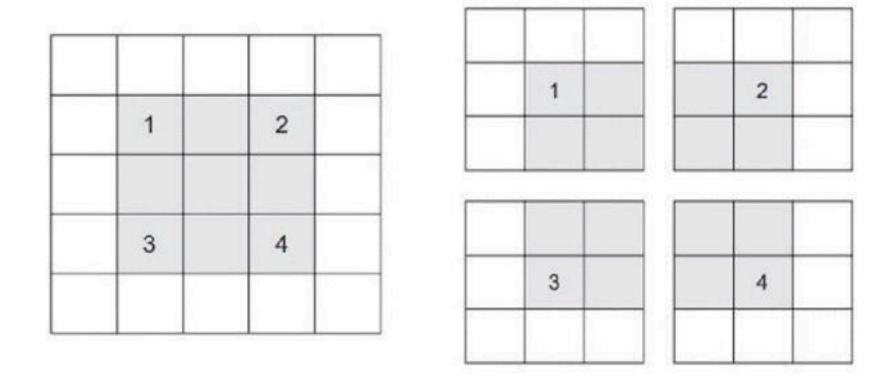


边界效应与填充





卷积步幅

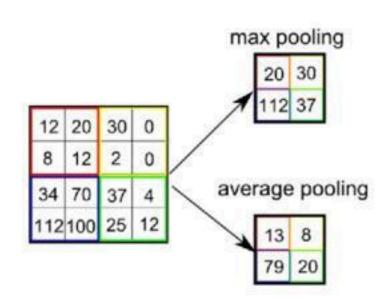


步幅为 2 意味着对特征图做 2 倍下采样(除了边界效应引起的变化)。

最大池化与平均池化

池化(pooling)的作用: 对特征图进行下采样

- 有效减小问题规模,即待处理特征图的元素个数。
- 等价于增大观察窗口(过滤器),从而引入空间层级结构。
- 一般来说, 最大池化的效果最好。
 - 步进卷积: 可能错过特征;
 - 平均池化: 特征被淡化。



小数据问题

从头开始训练

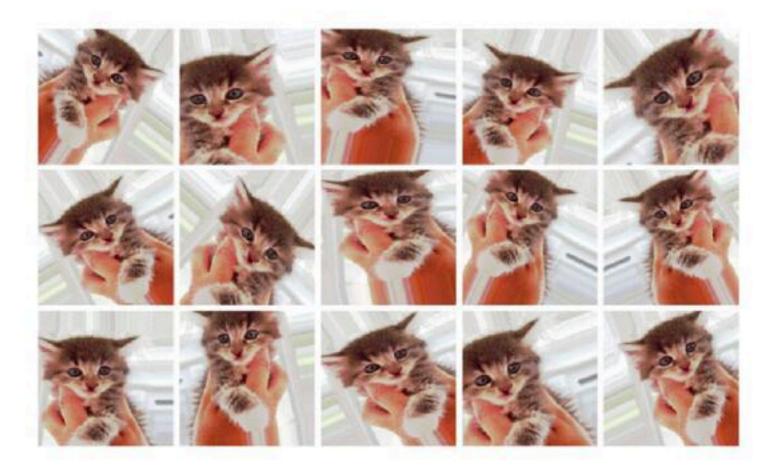
- 卷积神经网络可以高效地利用数据: 学到的是局部的、平移不变的特征。
- 无须任何自定义的特征工程, 但通常使用数据增强。

引入预训练的网络

深度学习模型本质上具有高度的可复用性。

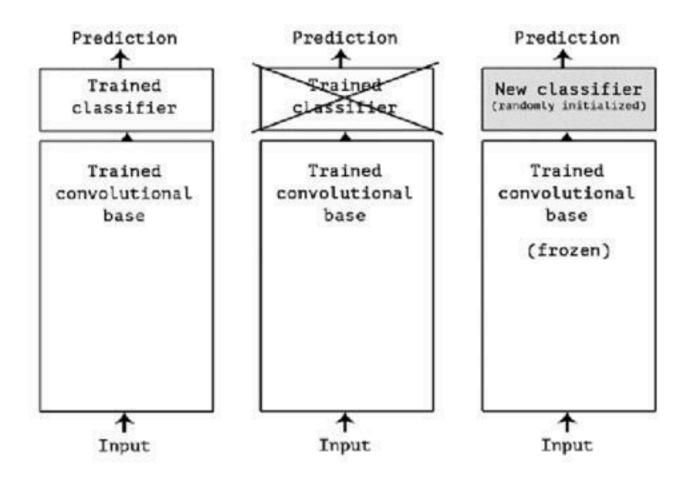
- 特征提取 (feature extraction)。
- 微调模型 (fine-tuning) 。

数据增强



如何训练机器识别倒立的猫?

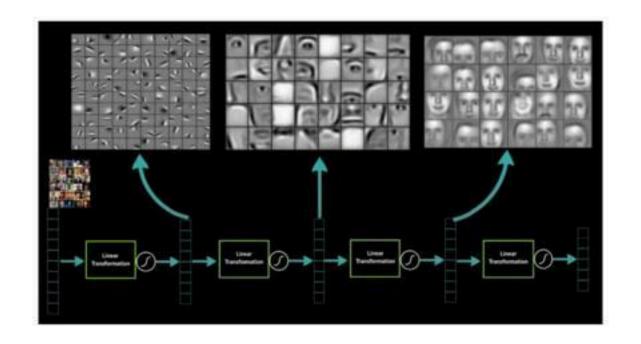
使用预训练的卷积神经网络



特征通用性与深度

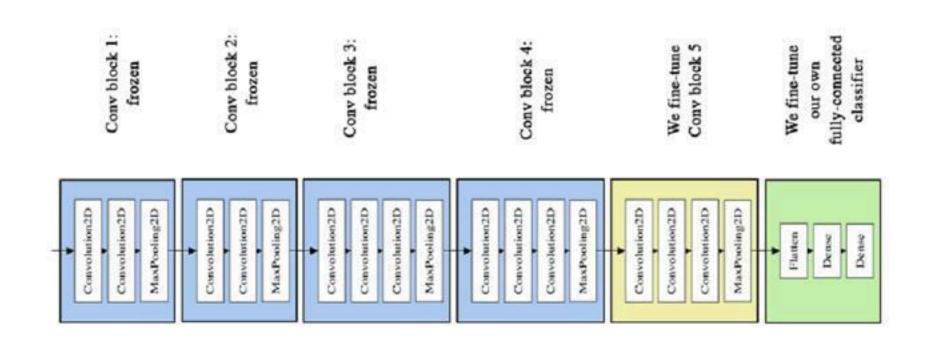
某个卷积层提取的表示的通用性(以及可复用性)取决于该层在模型中的深度。

- 模型中更靠近底部的层提取的是局部的、高度通用的特征图;
- 更靠近顶部的层提取的是更加抽象的概念。



微调模型(fine-tuning)

将顶部的几层"解冻",并将这解冻的几层和新增加的部分联合训练:



卷积神经网络的可视化

中间输出(中间激活)

- 有助于理解层如何对输入进行变换。
- 有助于初步了解每个过滤器的含义。

过滤器

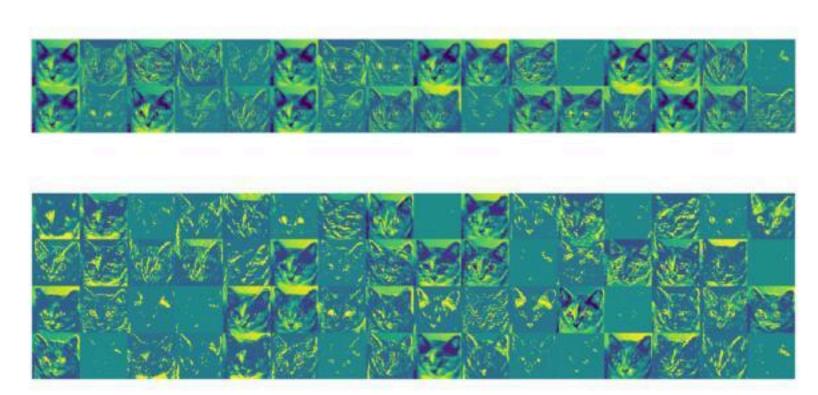
有助于精确理解每个过滤器容易接受的视觉模式或视觉概念。

图像中类激活的热力图

有助于理解图像的哪个部分被识别, 从而可以定位图像中的物体。

可视化中间激活 I.1

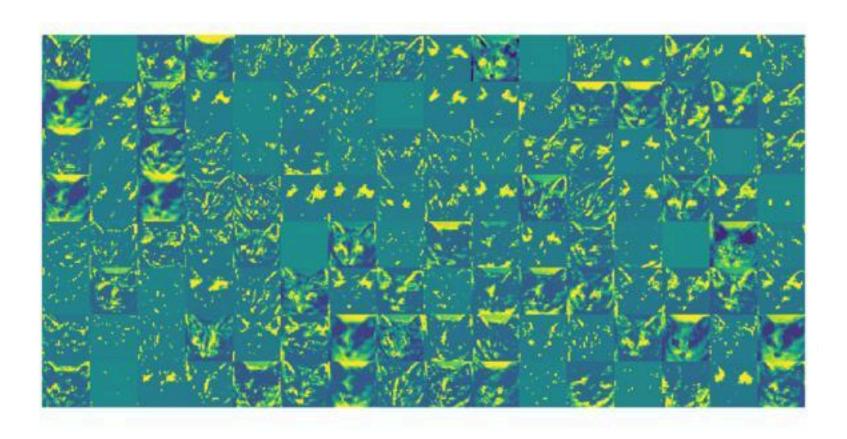
第一层是各种边缘探测器的集合。





可视化中间激活 ||

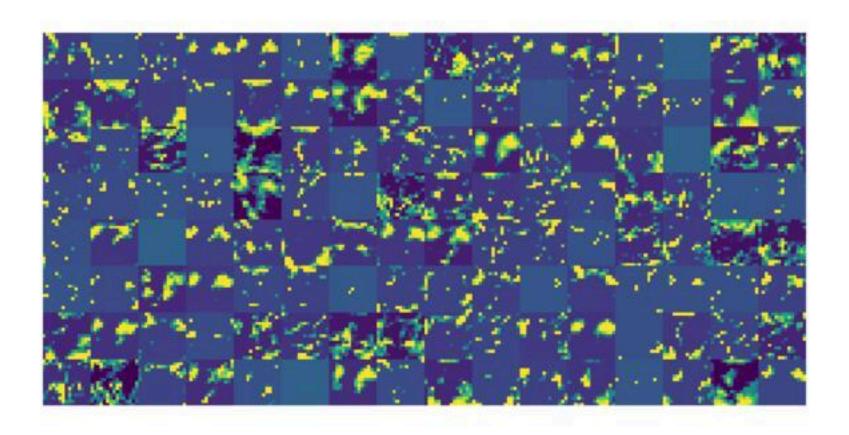
随着层数的加深, 激活变得越来越抽象, 并且越来越难以直观地理解。





可视化中间激活 Ⅲ

层数越深,其表示中关于图像视觉内容的信息就越少,而关于类别的信息就越多。





具体外观 - 抽象概念

信息蒸馏管道

深度神经网络对数据反复变换,将无关的视觉细节过滤掉,总结出高度抽象的概念。

人脑感知视觉世界的过程类似

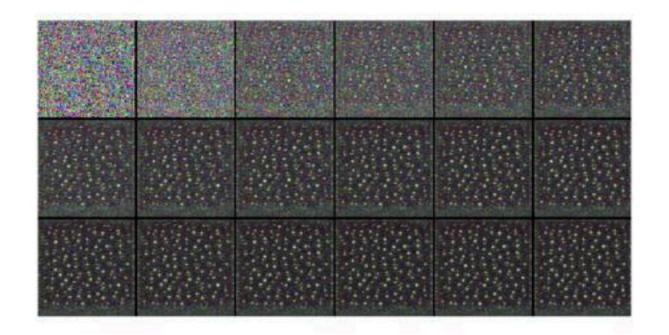


可视化过滤器:原理

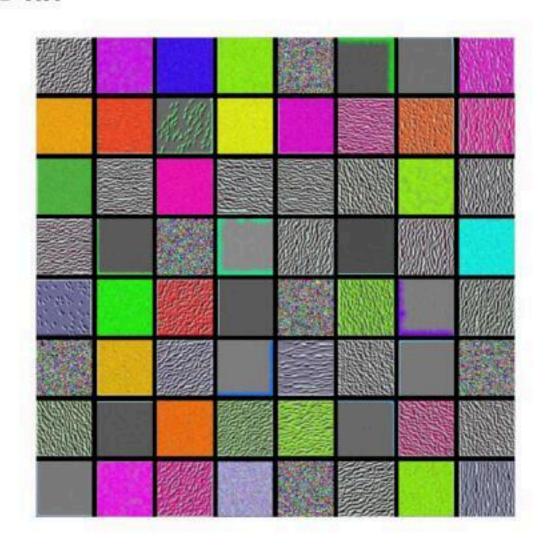
梯度上升

从带有噪声的灰度图像开始,将梯度上升应用于图像:

- 目的是让目标过滤器的响应最大化,从而得到使其具有最大响应的图像。
- 具体来说: 需要构建一个损失函数, 目的是让目标过滤器的值最大化。

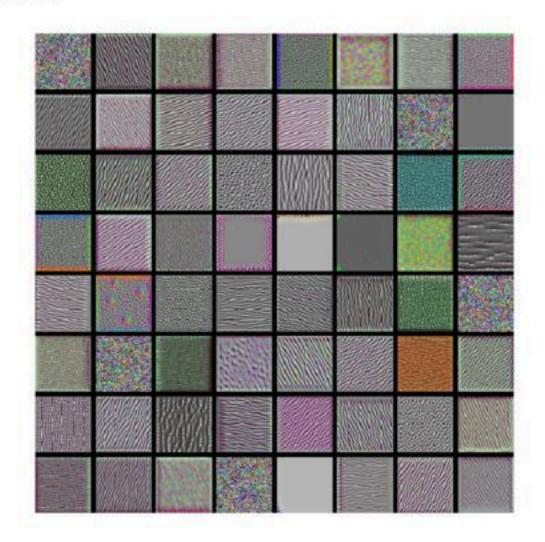


可视化过滤器I

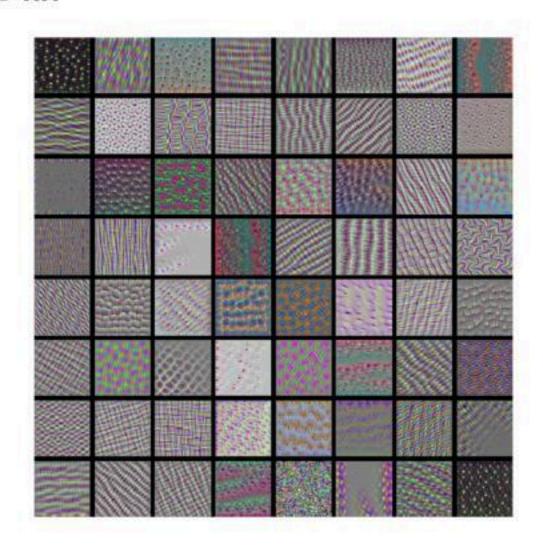




可视化过滤器Ⅱ

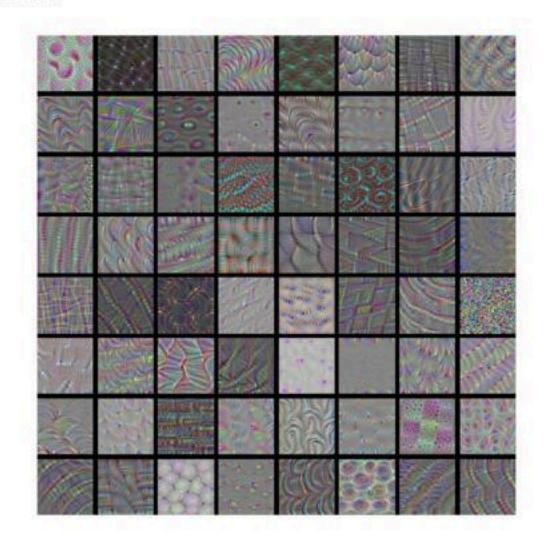


可视化过滤器 Ⅲ





可视化过滤器 IV





可视化类激活的热力图

用"每个通道对类别的重要程度"对"输入图像对不同通道的激活强度"进行加权,从而得到了"输入图像对类别的激活强度"。

