

基于卷积神经网络的图像识别算法研究

岳晓东

(西安微电子技术研究所, 西安 710119)

摘要: 本文主要一种基于卷积神经网络技术的图像识别系统实现方法, 通过算法优化和结果分析, 证实了本系统的可行性和实用性。

关键词: 图像识别; 神经网络; CNN

doi: 10.3969/J.ISSN.1672-7274.2017.09.230

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编码: 1672-7274 (2017) 09-0265-01

1 引言

目前图像识别是计算机视觉和人工智能领域重点研究内容和热门技术。卷积神经网络是目前最主流的图像识别算法之一。本文利用卷积神经网络提取特征向量, 感知器多层交替构成, 大大减少了预处理工作, 优化算法, 从而大大提高图像识别速率和准确率。

2 卷积神经网络原理

卷积神经网络是一个多层的神经网络, 每层由多个二维平面组成, 而每个平面由多个独立神经元组成。它是一个特殊的一个二维图形感知器, 这种网络结构对图形的翻转、平移、缩放以及其他形式的图形变化, 具有很好的一致性。卷积神经网络主要结构包括两个方面:

(1) 特征参数提取。

(2) 特征图像映射。

通常定义特征提取层为 C, 神经元局部特征被提取后, 与其他特征间的位置关系也随之确定下来; 定义特征映射层为 S, 网络的计算层由多个权值相等的特征映射组成, 卷积神经网络的激活函数采用影响很小的 sigmoid, 使得特征映射具有位移不变性。共享权值使网络自由参数的个数相对会减少, 也降低了网络参数选择的复杂度。通过权值共享, 卷积神经网络可以识别出图像中的物体, 而且该图像与位置无关, 图像的旋转、平移、缩放等均不改变图像性质。因此, 对于图像识别领域中物体在图像中的位置、大小变化, 均具有非常好的解决效果。同时, 权值共享减少了参数个数, 也大大提高了网络的学习效率, 因此成为卷积神经网络 (CNN) 的一个事实上的标准。

根据图像的固有特性, 可以提取图像的小块样本进行学习, 获取特征参数。特征参数提取就是获得神经元的过程, 通过对特征参数做卷积运算, 从而得到整个图像的特征映射图。网络的每一个计算层都是由多个平面形式的特征映射组成的, 计算层在卷积层后面, 实现局部平均和子抽样。卷积的过程是一个深度学习的工程, 通过一层一层的卷积运算, 将图像的特征映像提取出来, 使其和图像的不相关性日趋明朗。

3 卷积神经网络算法

通过对卷积层的上一层的特征进行学习, 然后得到一个卷积核进行卷积, 再通过激活函数计算出输出图像。组合多个卷积同道的值, 最终可能是一个输出。如果输出特征子样 j 和输出特征子样 k 都是从输入子样中卷积求和而得, 那么他们应该对应不同的卷积核。假设每个卷积层 l 都会紧接一个采样层, 定义为 I+1。我们知道如果要求得每层 l 的神经元对应的权值更新, 就必须求神经节点的灵敏度 δ_l 。首先求得下层子样灵敏度和, 接着将灵敏度对应的权值再乘以当前层 l 的神经元节点的输入激活函数 f 的导数值, 经过 3 次计算就可

以得到当前层 l 神经节点对应的灵敏度 δ_l 。然而, 因为采样层的一个像素应的灵敏度 δ 对应于卷积层输出子样的一块像素, 所以, 上层 l 中的每个节点都与下层 l+1 中相应一个节点连接。

下面以一个 32*32 的包含 0~9 数字的图片为例, 图片的神经元为 1024 个。特征图选择 6 个大小为 5*5 卷积核, 每个特征图的大小为 32-5+1=28, 经过特征提取层变换, 神经元的个数由 1024 减小到了 28*28=784。然后就是采样层变换。选择 (2, 2) 采样模块进行分块, 就可以把 28*28 的样片变换成 14*14 块, 共有 6 个 14*14 大小的图片。接着进行卷积运算。依旧选择 5*5 的卷积核, 这样新的图片大小为 14-5+1=10, 然后这一层得到 16 张 10*10 的图片, 而这 16 张图片的每一张, 是通过 S2 的 6 张图片进行加权组合得到的。这个过程就是通过下面的公式得到。其中 b 表示偏置项, f 为激活函数。

$$\text{Out} = f(P + b)$$

根据上面的公式计算, 需要 6*(5*5) 个参数去卷积每一张输入的特征图, 对每一张输入特征图进行卷积后, 我们得到 6 张 10*10 的新图片, 然后把这 6 张图片相加在一起, 并加一个偏置项 b, 用激活函数进行映射, 就可以得到一张 10*10 的输出特征图。

如果要得到 16 张 10*10 的输出特征图, 就需要卷积参数个数为 16*(6*(5*5))=16*6*(5*5) 个参数。着一层每个图片都是通过 S2 图片进行卷积后, 然后相加, 并且加上偏置 b, 最后在进行激活函数映射得到的结果。

接着就是对上一层得到的 16 张 10*10 的图片进行最大池化, 选择 2*2 池化块池化后, 神经元个数已经减少为: 16*5*5=400。最后继续用 5*5 的卷积核进行卷积, 这层图片的大小变为 5-5+1=1, 也就是相当于 1 个神经元, 这时神经元的个数已经很少了, 就可以直接利用全连接神经网络进行后续处理。

上面的处理方法只是一种参考, 在实际应用中, 每一层特征图需要多少个, 卷积核大小选择, 还有池化的时候采样率要多少等这些参数都是不同的, 这也就是所谓的卷积神经网络的调参过程, 也就是说根据实际情况灵活运用。

4 结束语

经过实际算法研究, 掌握卷积神经网络的算法结构, 对实际应用的图像进行特征提取及池化时, 具体选择调整各项参数, 就可以快速、准确的识别图像中的个体, 对后续图像识别算法研究具有一定的实用价值。

参考文献

- [1] 刘丹, 刘学军, 王美珍, 一种多尺度 CNN 的图像语义分割算法, 《遥感信息》, 2017, 32 (1): 57-64.