CNN卷积神经网络 Convolutional Neural Networks

王生生

CNN

- √ 背景
- √ 定义
- √ 问题分析
- √ 基本概念

局部感知

权值共享

池化

√ 综合

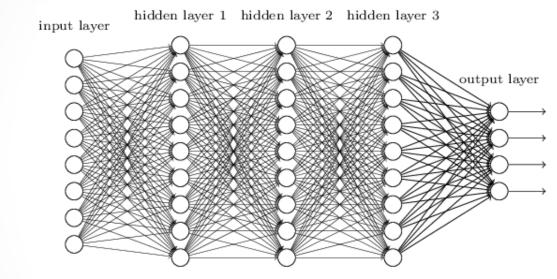
CNN产生背景

输入层

隐藏层/中间层

输出层

传统神经网络



全连接中的每一层网络都和相邻层全部连接。如此并没有考虑到图片中像素的空间分布,不管两个像素的距离远近都一视同仁,显然这样做是不合理的。

因此**卷积神经网络**出现了,它考虑到了输入值(像素)的空间分布,再加上一些人工设定的特性(例如共享权重等),使得它非常容易训练。从而可以做出更深层的网络结构,拥有更好的识别效果。

CNN定义

卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)是一种前馈神经网络,它的人工神经元可以响应一部分覆盖范围内的周围单元,对于大型图像处理、图像分类有出色表现。

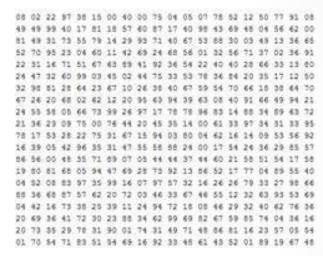
卷积神经网络是目前广泛使用的一种深度学习网络。测试 10000张MNIST图像数据集,CNN的正确率能够达到99.67%。

CNN问题分析





人看到的





计算机看到的

CNN问题分析

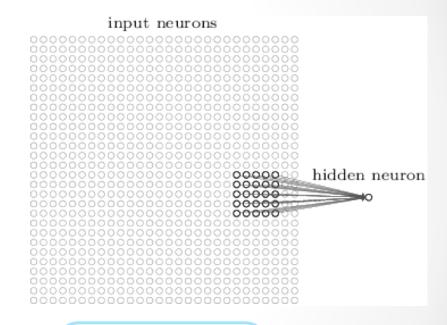


全连接

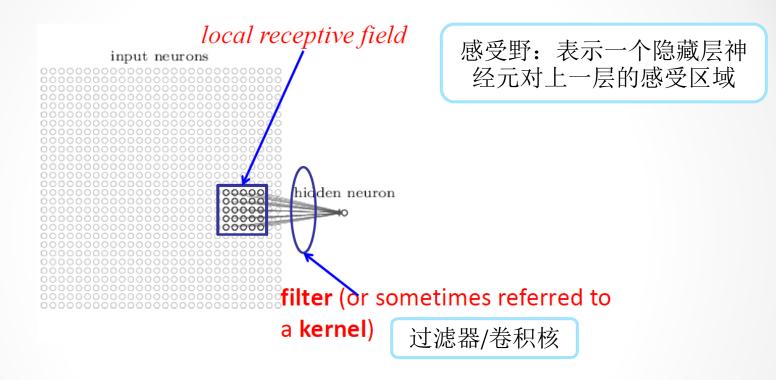
input neurons

> 一个隐藏神经元 与上一层 全部 的神经元连接

CNN



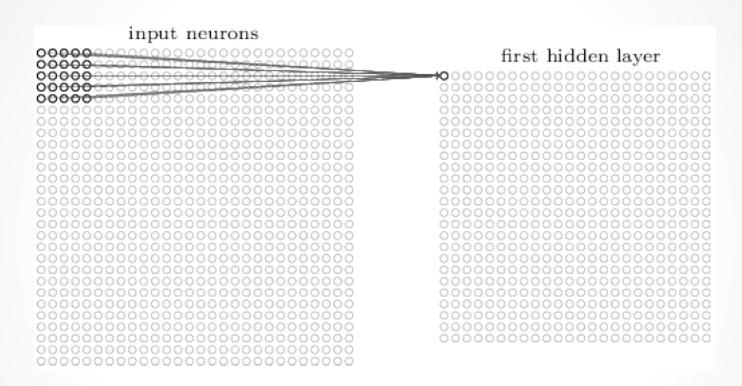
一个隐藏神经元 与上一层 一<mark>小块区域</mark> 的神经元连接



以输入28×28×3的像素数组,5×5×3的过滤器数组为例:

过滤器与输入数组对应位置的值相乘再相加后得到的数值,可表示过滤器在当前感受野的过滤情况。

注: 过滤器的深度必须与输入数组的深度相同。



将过滤器滑过整个输入数组后将得到一个 24 x 24 x 1 的数组,称之为<mark>激活映射</mark>(activation map)或<mark>特征映射</mark>(feature map)。

输入层

过滤器

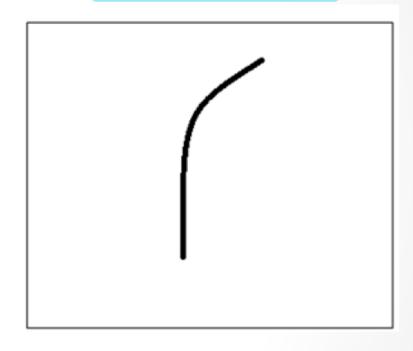
特征映射

0	1	1	1.	$\cdot 0$.0	0										
0	0	1	$\frac{1}{x_0}$	$\frac{1}{x_1}$	0,0	0		·····				:1:	4	3	4	1
0	0	0	$\frac{1}{x_1}$	$\frac{1}{x_0}$	$\frac{1}{x_1}$	0		1	0	1	4.76.00.00	1	.2	4.	3	3
0	0	0	1	·1·	.0	0	*****	0	1	0	, , , , , , , , , , , , , , , , , , ,	1	2	3	4	1
0	0	1	1	0	0	0.		1	0	1		1	3	3	1	1
0	1	1	0	0	0	0						3	3	1	1	0
1	1	0	0	0	0	0										

过滤器 (像素表示)

0	0	0	0	0	30	0
0	0	0	0	30	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0

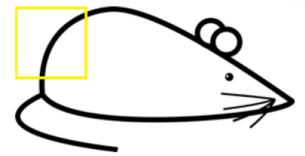
过滤器(图像表示)



每个过滤器可以被看成是特征标识符。特征指直边缘、曲线之类。 假设过滤器是7x7x3的曲线检测器。

为了易于分析,暂且忽略该过滤器的深度为 3 个单元,只考虑过滤器和图像的顶层层面。 作为曲线过滤器,它将有一个像素结构,在曲线形状附近会产生高数值。





Visualization of the filter on the image



Visualization of the receptive field

0	0	0	0	0	0	30
0	0	0	0	50	50	50
0	0	0	20	50	0	0
0	0	0	50	50	0	0
0	0	0	50	50	0	0
0	0	0	50	50	0	0
0	0	0	50	50	0	0

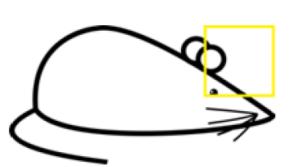
Pixel representation of the receptive field



0	0	0	0	0	30	0
0	0	0	0	30	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0

Pixel representation of filter

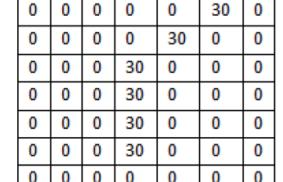
Multiplication and Summation = (50*30)+(50*30)+(50*30)+(50*30)+(50*30)=6600 (A large number!)



Visualization	of the	filter on	the	image
---------------	--------	-----------	-----	-------

0	0	0	0	0	0	0
0	40	0	0	0	0	0
40	0	40	0	0	0	0
40	20	0	0	0	0	0
0	50	0	0	0	0	0
0	0	50	0	0	0	0
25	25	0	50	0	0	0

Pixel representation of receptive field



Pixel representation of filter

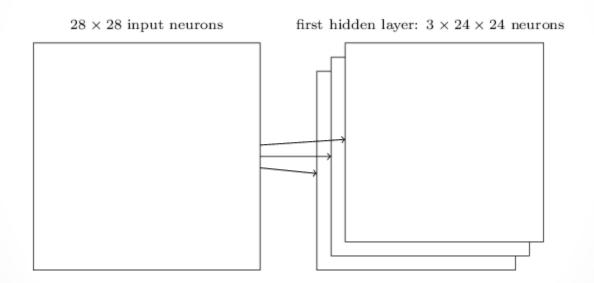
Multiplication and Summation = 0

6600: 高数值, 曲线激活了过滤器, 说明原图左上角中存在曲线。

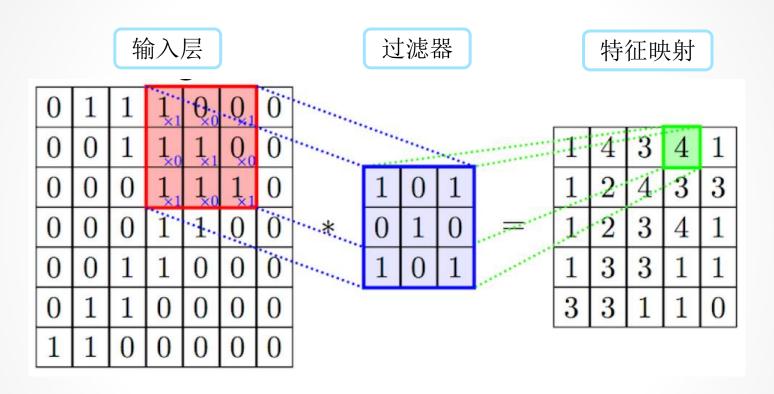
0: 低数值,没有激活过滤器,说明原图右上角没有曲线。

这是检测右弯曲线的过滤器。还有检测左弯曲线或直线边缘的过滤器。过滤器越多,激活映射的深度越大,对输入内容的了解也就越多。

使用3个过滤器,检测三种特征:



权值共享



从输入层得到特征映射的过程中使用了同一个过滤器,即权值参数共享。

优点: 权值共享大大减少了参数个数

池化

池化层接在卷积层后面,用于简化卷积的输出结果,即把卷积层的输出结果进行压缩:

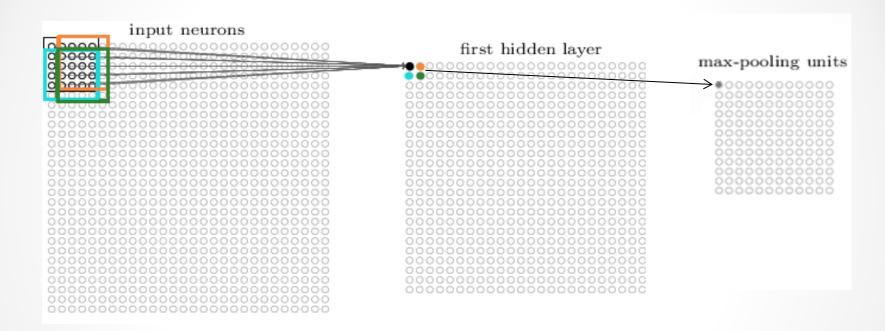
hidden neurons (output from feature map)

max-pooling units

上图使用 最大池化法(max-pooling)将四个神经元压缩为一个神经元,即在 4个相邻的神经元中取最大的值,其它丢弃。

上图 24x24 的特征图经过 2x2的max-pooling之后变成了12x12的特征图。

池化



可将 max-pooling看作去检测某个特征在图片中是否存在,而忽略其精确位置。

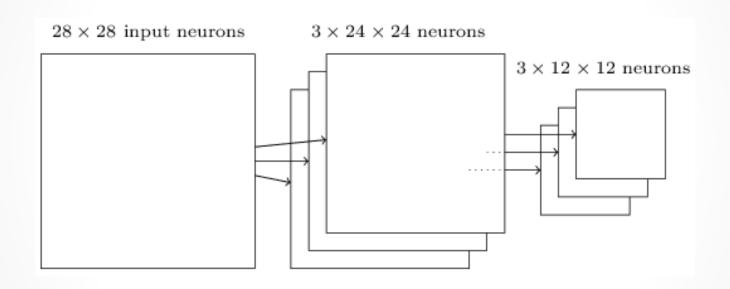
优点: 池化后特征数量大大减少

池化示例

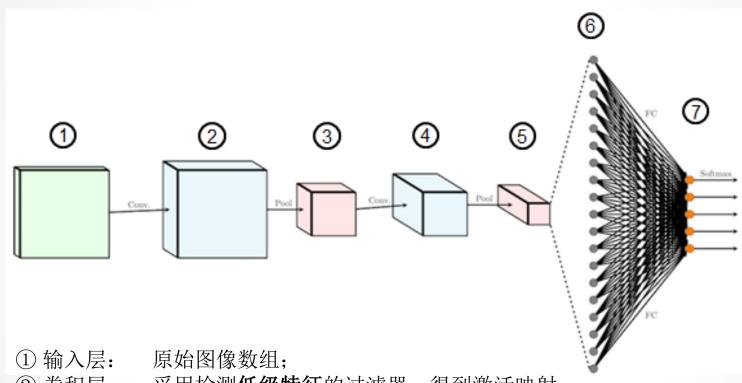
12	20	30	0			
8	12	2	0	2×2 Max-Pool	20	30
34	70	37	4		112	37
112	100	25	12			

池化

对卷积得到的特征映射分别进行池化:



综合



② 卷积层: 采用检测低级特征的过滤器,得到激活映射;

③ 池化层: 压缩数据;

④ 卷积层: 采用检测高级特征的过滤器,得到激活映射。

⑤ 池化层;

⑥ 全连接层: 分类器;

⑦ 输出层: N维向量,数值表示特定类别的概率。

参考资料

- [1] https://www.zhihu.com/question/52668301/answer/131573702
- [2] https://www.zhihu.com/question/39022858/answer/81026163
- [3] https://zhuanlan.zhihu.com/p/23185164
- [4] http://blog.csdn.net/zouxy09/article/details/8781543/
- [5] http://blog.csdn.net/stdcoutzyx/article/details/41596663/

谢谢!