

CSDN新首页上线啦，邀请你来立即体验！（http://blog.csdn.net/

立即体验

CSDN

博客 (//blog.csdn.net/toolbox) 学院 (//edu.csdn.net?ref=toolit)  
下载 (//download.csdn.net?ref=toolbar) GitChat (//gitbook.cn?ref=toolbar)  
更多 ▾

登录 (https://passport.csdn.net/login?ref=toolbar) 注册 (https://passport.csdn.net/register?ref=toolbar)  
活动 (//activity.csdn.net) 来源 (//source.csdn.net)

Deep Learning论文笔记之（四）CNN卷积神经网络推导和实现

原创 2013年08月16日 00:40:14

标签： Deep Learning (http://so.csdn.net/so/search/s.do?q=Deep Learning&t=blog) 362997

Deep Learning论文笔记之（四）CNN卷积神经网络推导和实现  
zouxy09@qq.com (mailto:zouxy09@qq.com)  
http://blog.csdn.net/zouxy09 (http://blog.csdn.net/zouxy09)

自己平时看了一些论文，但老感觉看完过后就会慢慢的淡忘，某一天重新拾起来的时候又好像没有看过一样。所以想习惯地把一些感觉有用的论文中的知识点总结整理一下，一方面在整理过程中，自己的理解也会更深，另一方面也方便未来自己的勘察。更好的还可以放到博客上面与大家交流。因为基础有限，所以对论文的一些理解可能不太正确，还望大家不吝指正交流，谢谢。

本文的论文来自：  
Notes on Convolutional Neural Networks, (http://cogprints.org/5869/1/cnn\_tutorial.pdf) Jake Bouvrie。  
这个主要是CNN的推导和实现的一些笔记，再看懂这个笔记之前，最好具有CNN的一些基础。这里也先列出一个资料供参考：  
[1] Deep Learning（深度学习）学习笔记整理系列之（七）(http://blog.csdn.net/zouxy09/article/details/8781543)  
[2] LeNet-5, convolutional neural networks (http://yann.lecun.com/exdb/lenet/index.html)  
[3]卷积神经网络 (http://wenku.baidu.com/view/cd16fb8302d276a200292e22.html)  
[4] Neural Network for Recognition of Handwritten Digits (http://www.codeproject.com/Articles/16650/Neural-Network-for-Recognition-of-Handwritten-Digi)  
[5] Deep learning：三十八(Stacked CNN简单介绍) (http://www.cnblogs.com/tornadomeet/archive/2013/05/05/3061457.html)  
[6] Gradient-based learning applied to document recognition.  
[7]Imagenet classification with deep convolutional neural networks.  
[8] UFLDL中的“卷积特征提取 (http://deeplearning.stanford.edu/wiki/index.php/%E5%8D%B7%E7%A7%AF%E7%89%B9%E5%BE%81%E6%8F%90%E5%8F%96)”和“池化 (http://deeplearning.stanford.edu/wiki/index.php/%E6%B1%A0%E5%8C%96)”。

另外，这里有个matlab的Deep Learning的toolbox (https://github.com/rasmusbergpalm/DeepLearnToolbox)，里面包含了CNN的代码，在下一个博文中，我将会详细注释这个代码。这个笔记对这个代码的理解非常重要。

下面是自己对其中的一些知识点的理解：

《Notes on Convolutional Neural Networks》

一、介绍

这个文档讨论的是CNNs的推导和实现。CNN架构的连接比权值要多很多，这实际上就隐含着实实现了某种形式的规则化。这种特别的网络假定了我们希望通过数据驱动的方式学习到一些滤波器，作为提取输入的特征的一种方法。  
本文中，我们先对训练全连接网络的经典BP算法做一个描述，然后推导2D CNN网络的卷积层和子采样层的BP权值更新方法。在推导过程中，我们更强调实现的效率，所以会给出一些Matlab代码。最后，我们转向讨论如何自动地学习组合前一层的特征maps，特别地，我们还学习特征maps的稀疏组合。

二、全连接的反向传播算法

典型的CNN中，开始几层都是卷积和下采样的交替，然后在最后一些层（靠近输出层的），都是全连接的一维网络。这时候我们已经将所有二维2D的特征maps转化为全连接的一维网络的输入。这样，当你准备好将最终的2D特征maps输入到1D网络中时，一个非常方便的方法就是把所有输出的特征maps连接成一个长的输入向量。然后我们回到BP算法的讨论。（更详细的基础推导可以参考UFLDL中“反向传导算法 (http://deeplearning.stanford.edu/wiki/index.php/%E5%8F%8D%E5%90%91%E4%BC%A0%E5%AF%BC%E7%A6%97%E6%B3%95)”）。

2.1、Feedforward Pass前向传播

在下面的推导中，我们采用平方误差代价函数。我们讨论的是多类问题，共c类，共N个训练样本。

$$E^N = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^c (t_k^n - y_k^n)^2.$$

这里 $t_k^n$ 表示第n个样本对应的标签的第k维。 $y_k^n$ 表示第n个样本对应的网络输出的第k个输出。对于多类问题，输出一般组织为“one-of-c”的形式，也就是只有该输入对应的类的输出节点输出为1，其他类的位或者节点为0或者负数，这个取决于你输出层的激活函数。sigmoid就是0，tanh就是-1。

因为在全部训练集上的误差只是每个训练样本的误差的总和，所以这里我们先考虑对于一个样本的BP。对于第n个样本的误差，表示为：

$$E^n = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^c (t_k^n - y_k^n)^2 = \frac{1}{2} \| \mathbf{t}^n - \mathbf{y}^n \|^2.$$

传统的全连接神经网络中，我们需要根据BP规则计算代价函数E关于网络每一个权值的偏导数。我们用来表示当前层，那么当前层的输出可以表示为：

$$\mathbf{x}^l = f(\mathbf{u}^l), \text{ with } \mathbf{u}^l = \mathbf{W}^l \mathbf{x}^{l-1} + \mathbf{b}^l$$

输出激活函数f(.)可以有很多种，一般是sigmoid函数或者双曲线正切函数。sigmoid将输出压缩到[0, 1]，所以最后的输出平均值一般趋于0。所以如果将我们的训练数据归一化为零均值和方差为1，可以在梯度下降的过程中增加收敛性。对于归一化的数据集来说，双曲线正切函数也是不错的选择。

2.2、Backpropagation Pass反向传播

反向传播回来的误差可以看做是每个神经元的基的灵敏度sensitivities（灵敏度的意思就是我们的基b变化多少，误差会变化多少，也就是误差对基的变化率，也就是导数了），定义如下：（第二个等号是根据求导的链式法则得到的）

立即体验

视觉检测 十佳笔记本电脑 安全光幕  
线路板提金技术 c语言编程游戏  
红外成像仪 一点加盟费 python学...  
电脑椅 自动配系统 莫纳什大学学...

zouxy09 (http://blog.csdn.net/zouxy09)  
+ 关注  
(http://blog.csdn.net/zouxy09)  
原创 粉丝 喜欢 码云  
116 21106 0 未开通  
(https://github.com/zouxy09)

他的最新文章  
更多文章 (http://blog.csdn.net/zouxy09)  
标签传播算法（Label Propagation）及Python实现 (http://blog.csdn.net/zouxy09/article/details/49105265)  
图像卷积与滤波的一些知识点 (http://blog.csdn.net/zouxy09/article/details/49080029)  
Python多核编程mpi4py实践 (http://blog.csdn.net/zouxy09/article/details/49031845)

相关推荐  
卷积神经网络概念与原理 (http://blog.csdn.net/yunpiao123456/article/details/52437794)  
深度学习（四）卷积神经网络入门学习(1) (http://blog.csdn.net/hjmice/article/details/47323463)  
卷积神经网络 (http://blog.csdn.net/xinzhangyanxiang/article/details/4159663)  
深度学习与计算机视觉系列(10) 细说卷积神经网络 (http://blog.csdn.net/yaqianq2011/article/details/50542880)

立即体验

视觉检测 十佳笔记本电脑 安全光幕  
线路板提金技术 c语言编程游戏  
红外成像仪 一点加盟费 python学...  
电脑椅 自动配系统 莫纳什大学学...

zouxy09 (http://blog.csdn.net/zouxy09)  
+ 关注  
(http://blog.csdn.net/zouxy09)  
原创 粉丝 喜欢 码云  
116 21106 0 未开通  
(https://github.com/zouxy09)

他的最新文章  
更多文章 (http://blog.csdn.net/zouxy09)  
标签传播算法（Label Propagation）及Python实现 (http://blog.csdn.net/zouxy09/article/details/49105265)  
图像卷积与滤波的一些知识点 (http://blog.csdn.net/zouxy09/article/details/49080029)  
Python多核编程mpi4py实践 (http://blog.csdn.net/zouxy09/article/details/49031845)

相关推荐  
卷积神经网络概念与原理 (http://blog.csdn.net/yunpiao123456/article/details/52437794)  
深度学习（四）卷积神经网络入门学习(1) (http://blog.csdn.net/hjmice/article/details/47323463)  
卷积神经网络 (http://blog.csdn.net/xinzhangyanxiang/article/details/4159663)  
深度学习与计算机视觉系列(10) 细说卷积神经网络 (http://blog.csdn.net/yaqianq2011/article/details/50542880)

立即体验

视觉检测 十佳笔记本电脑 安全光幕  
线路板提金技术 c语言编程游戏  
红外成像仪 一点加盟费 python学...  
电脑椅 自动配系统 莫纳什大学学...

zouxy09 (http://blog.csdn.net/zouxy09)  
+ 关注  
(http://blog.csdn.net/zouxy09)  
原创 粉丝 喜欢 码云  
116 21106 0 未开通  
(https://github.com/zouxy09)

他的最新文章  
更多文章 (http://blog.csdn.net/zouxy09)  
标签传播算法（Label Propagation）及Python实现 (http://blog.csdn.net/zouxy09/article/details/49105265)  
图像卷积与滤波的一些知识点 (http://blog.csdn.net/zouxy09/article/details/49080029)  
Python多核编程mpi4py实践 (http://blog.csdn.net/zouxy09/article/details/49031845)

相关推荐  
卷积神经网络概念与原理 (http://blog.csdn.net/yunpiao123456/article/details/52437794)  
深度学习（四）卷积神经网络入门学习(1) (http://blog.csdn.net/hjmice/article/details/47323463)  
卷积神经网络 (http://blog.csdn.net/xinzhangyanxiang/article/details/4159663)  
深度学习与计算机视觉系列(10) 细说卷积神经网络 (http://blog.csdn.net/yaqianq2011/article/details/50542880)

立即体验

视觉检测 十佳笔记本电脑 安全光幕  
线路板提金技术 c语言编程游戏  
红外成像仪 一点加盟费 python学...  
电脑椅 自动配系统 莫纳什大学学...

zouxy09 (http://blog.csdn.net/zouxy09)  
+ 关注  
(http://blog.csdn.net/zouxy09)  
原创 粉丝 喜欢 码云  
116 21106 0 未开通  
(https://github.com/zouxy09)

他的最新文章  
更多文章 (http://blog.csdn.net/zouxy09)  
标签传播算法（Label Propagation）及Python实现 (http://blog.csdn.net/zouxy09/article/details/49105265)  
图像卷积与滤波的一些知识点 (http://blog.csdn.net/zouxy09/article/details/49080029)  
Python多核编程mpi4py实践 (http://blog.csdn.net/zouxy09/article/details/49031845)

相关推荐  
卷积神经网络概念与原理 (http://blog.csdn.net/yunpiao123456/article/details/52437794)  
深度学习（四）卷积神经网络入门学习(1) (http://blog.csdn.net/hjmice/article/details/47323463)  
卷积神经网络 (http://blog.csdn.net/xinzhangyanxiang/article/details/4159663)  
深度学习与计算机视觉系列(10) 细说卷积神经网络 (http://blog.csdn.net/yaqianq2011/article/details/50542880)

在线课程

立即体验

视觉检测 十佳笔记本电脑 安全光幕  
线路板提金技术 c语言编程游戏  
红外成像仪 一点加盟费 python学...  
电脑椅 自动配系统 莫纳什大学学...

zouxy09 (http://blog.csdn.net/zouxy09)  
+ 关注  
(http://blog.csdn.net/zouxy09)  
原创 粉丝 喜欢 码云  
116 21106 0 未开通  
(https://github.com/zouxy09)

他的最新文章  
更多文章 (http://blog.csdn.net/zouxy09)  
标签传播算法（Label Propagation）及Python实现 (http://blog.csdn.net/zouxy09/article/details/49105265)  
图像卷积与滤波的一些知识点 (http://blog.csdn.net/zouxy09/article/details/49080029)  
Python多核编程mpi4py实践 (http://blog.csdn.net/zouxy09/article/details/49031845)

相关推荐  
卷积神经网络概念与原理 (http://blog.csdn.net/yunpiao123456/article/details/52437794)  
深度学习（四）卷积神经网络入门学习(1) (http://blog.csdn.net/hjmice/article/details/47323463)  
卷积神经网络 (http://blog.csdn.net/xinzhangyanxiang/article/details/4159663)  
深度学习与计算机视觉系列(10) 细说卷积神经网络 (http://blog.csdn.net/yaqianq2011/article/details/50542880)

立即体验

视觉检测 十佳笔记本电脑 安全光幕  
线路板提金技术 c语言编程游戏  
红外成像仪 一点加盟费 python学...  
电脑椅 自动配系统 莫纳什大学学...

zouxy09 (http://blog.csdn.net/zouxy09)  
+ 关注  
(http://blog.csdn.net/zouxy09)  
原创 粉丝 喜欢 码云  
116 21106 0 未开通  
(https://github.com/zouxy09)

他的最新文章  
更多文章 (http://blog.csdn.net/zouxy09)  
标签传播算法（Label Propagation）及Python实现 (http://blog.csdn.net/zouxy09/article/details/49105265)  
图像卷积与滤波的一些知识点 (http://blog.csdn.net/zouxy09/article/details/49080029)  
Python多核编程mpi4py实践 (http://blog.csdn.net/zouxy09/article/details/49031845)

相关推荐  
卷积神经网络概念与原理 (http://blog.csdn.net/yunpiao123456/article/details/52437794)  
深度学习（四）卷积神经网络入门学习(1) (http://blog.csdn.net/hjmice/article/details/47323463)  
卷积神经网络 (http://blog.csdn.net/xinzhangyanxiang/article/details/4159663)  
深度学习与计算机视觉系列(10) 细说卷积神经网络 (http://blog.csdn.net/yaqianq2011/article/details/50542880)

在线课程

立即体验

视觉检测 十佳笔记本电脑 安全光幕  
线路板提金技术 c语言编程游戏  
红外成像仪 一点加盟费 python学...  
电脑椅 自动配系统 莫纳什大学学...

zouxy09 (http://blog.csdn.net/zouxy09)  
+ 关注  
(http://blog.csdn.net/zouxy09)  
原创 粉丝 喜欢 码云  
116 21106 0 未开通  
(https://github.com/zouxy09)

他的最新文章  
更多文章 (http://blog.csdn.net/zouxy09)  
标签传播算法（Label Propagation）及Python实现 (http://blog.csdn.net/zouxy09/article/details/49105265)  
图像卷积与滤波的一些知识点 (http://blog.csdn.net/zouxy09/article/details/49080029)  
Python多核编程mpi4py实践 (http://blog.csdn.net/zouxy09/article/details/49031845)

相关推荐  
卷积神经网络概念与原理 (http://blog.csdn.net/yunpiao123456/article/details/52437794)  
深度学习（四）卷积神经网络入门学习(1) (http://blog.csdn.net/hjmice/article/details/47323463)  
卷积神经网络 (http://blog.csdn.net/xinzhangyanxiang/article/details/4159663)  
深度学习与计算机视觉系列(10) 细说卷积神经网络 (http://blog.csdn.net/yaqianq2011/article/details/50542880)



内容举报



返回顶部

$$\frac{\partial E}{\partial b} = \frac{\partial E}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial b} = \delta$$

331485

因为 $\partial u/\partial b=1$ ，所以 $\partial E/\partial b=\partial E/\partial u=\delta$ ，也就是说bias基的灵敏度 $\partial E/\partial b=\delta$ 和误差 $\epsilon$ 对一个节点全部输入 $u$ 的导数 $\partial E/\partial u$ 是相等的。这个导数就是让高层误差反向传播到底层的神来之笔。反向传播就是用下面这条关系式：（下面这条式子表达的就是第 $l$ 层的灵敏度，就是）

$$\delta^l = (W^{l+1})^T \delta^{l+1} \circ f'(u^l)$$

公式（1）

这里的“ $\circ$ ”表示每个元素相乘。输出层的神经元的灵敏度是不一样的：

$$\delta^L = f'(u^L) \circ (y^n - t^n).$$

最后，对每个神经元运用delta（即 $\delta$ ）规则进行权值更新。具体来说就是，对一个给定的神经元，得到它的输入，然后用这个神经元的delta（即 $\delta$ ）来进行缩放。用向量的形式表述就是，对于第 $l$ 层，误差对于该层每一个权值（组合为矩阵）的导数是该层的输入（等于上一层的输出）与该层的灵敏度（该层每个神经元的 $\delta$ 组合成一个向量的形式）的叉乘。然后得到的偏导数乘以一个负学习率就是该层的神经元的权值的更新了：

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial W^l} &= x^{l-1} (\delta^l)^T \\ \Delta W^l &= -\eta \frac{\partial E}{\partial W^l} \end{aligned}$$

公式（2）

对于bias基的更新表达式差不多。实际上，对于每一个权值 $(W)_{ij}$ 都有一个特定的学习率 $\eta_{ij}$ 。

三、Convolutional Neural Networks 卷积神经网络

3.1、Convolution Layers 卷积层

我们现在关注网络中卷积层的BP更新。在一个卷积层，上一层的特征maps被一个可学习的卷积核进行卷积，然后通过一个激活函数，就可以得到输出特征map。每一个输出map可能是组合卷积多个输入maps的值：

$$x_j^l = f\left(\sum_{i \in M_j} x_i^{l-1} * k_{ij}^l + b_j^l\right)$$

http://blog.csdn.net/zouxy09

这里 $M_j$ 表示选择的输入maps的集合，那么到底选择哪些输入maps呢？有选择一对的或者三个的。但下面我们会讨论如何去自动选择需要组合的特征maps。每一个输出map会给一个额外的偏置 $b$ ，但是对于一个特定的输出map，卷积每个输入maps的卷积核是不一样的。也就是说，如果输出特征map  $j$ 和输出特征map  $k$ 都是从输入map  $i$ 中卷积求和得到，那么对应的卷积核是不一样的。

3.1.1、Computing the Gradients梯度计算

我们假定每个卷积层都会接一个下采样层 $l+1$ 。对于BP来说，根据上文我们知道，要想求得层的每个神经元对应的权值的权值更新，就需要先求层的每一个神经节点的灵敏度 $\delta$ （也就是权值更新的公式（2））。为了求这个灵敏度我们就需要先对下一层的节点（连接到当前层 $l$ 的感兴趣节点的 $l+1$ 层的节点）的灵敏度求和（得到 $\delta^{l+1}$ ），然后乘以这些连接对应的权值（连接第 $l$ 层感兴趣节点和第 $l+1$ 层节点的权值） $w$ 。再乘以当前层 $l$ 的该神经元节点的输入 $u$ 的激活函数的导数值（也就是那个灵敏度反向传播的公式（1）的 $\delta$ 的求解），这样就可以得到当前层每个神经节点对应的灵敏度 $\delta^l$ 了。

然而，因为下采样的存在，采样层的一个像素（神经元节点）对应的灵敏度 $\delta$ 对应于卷积层（上一层）的输出map的一块像素（采样窗口大小）。因此，层 $l$ 中的一个map的每个节点只与 $l+1$ 层中相应map的一个节点连接。

为了有效计算层的灵敏度，我们需要上采样upsample 这个下采样downsample层对应的灵敏度map（特征map中每个像素对应一个灵敏度，所以也组成一个map），这样才使得这个灵敏度map大小与卷积层的map大小一致，然后再将层的map的激活值的偏导数与从第 $l+1$ 层的上采样得到的灵敏度map逐元素相乘（也就是公式（1））。

在下来采样map的权值都取一个相同值 $\beta$ ，而且是一个常数。所以我们只需要将上一步骤得到的结果乘以一个 $\beta$ 就可以完成第 $l$ 层灵敏度 $\delta$ 的计算。

我们可以对卷积层中每一个特征map  $j$ 重复相同的计算过程。但很明显需要匹配相应的子采样层的map（参考公式（1））：

$$\delta_j^l = \beta_j^{l+1} \left( f'(u_j^l) \circ \text{up}(\delta_{j \in M_j}^{l+1}) \right)$$

$\text{up}()$ 表示一个上采样操作。如果下来采样的采样因子是 $n$ 的话，它简单的将每个像素水平和垂直方向上拷贝 $n$ 次。这样就可以恢复原来的大小了。实际上，这个函数可以用Kronecker乘积来实现：

$$\text{up}(\mathbf{x}) \equiv \mathbf{x} \otimes \mathbf{1}_{n \times n}.$$

好，到这里，对于一个给定的map，我们就可以计算得到其灵敏度map了。然后我们就可以通过简单的对层 $l$ 中的灵敏度map中所有节点进行求和快速的计算bias基的梯度了：

$$\frac{\partial E}{\partial b_j} = \sum_{u,v} (\delta_j^l)_{uv}.$$

公式（3）

最后，对卷积核的权值的梯度就可以用BP算法来计算了（公式（2））。另外，很多连接的权值是共享的，因此，对于一个给定的权值，我们需要对所有与该权值有联系（权值共享的连接）的连接对该点求梯度，然后对这些梯度进行求和，就像上面对bias基的梯度计算一样：

$$\frac{\partial E}{\partial k_{ij}^l} = \sum_{u,v} (\delta_j^l)_{uv} (p_i^{l-1})_{uv}$$

这里， $(p_i^{l-1})_{uv}$ 是 $x_i^{l-1}$ 中的在卷积的时候与  $k_{ij}^l$  逐元素相乘的patch，输出卷积map的 $(u, v)$ 位置的值是由上一层的 $(u, v)$ 位置的patch与卷积核 $k_{ij}$ 逐元素相乘的结果。

乍一看，好像我们需要煞费苦心地记住输出map（和对应的灵敏度map）每个像素对应于输入map的哪个patch。但实际上，在Matlab中，可以通过一个代码就实现。对于上面的公式，可以用Matlab的卷积函数来实现：

$$\frac{\partial E}{\partial k_{ij}^l} = \text{rot180}(\text{conv2}(x_i^{l-1}, \text{rot180}(\delta_j^l), 'valid'))$$

http://blog.csdn.net/zouxy09

我们先将delta灵敏度map进行旋转，这样就可以进行互相关计算，而不是卷积（在卷积的数学定义中，特征矩阵（卷积核）在传递给conv2时需要先翻转（flipped）一下。也就是颠倒下特征矩阵的行和列）。然后把输出反旋转回来，这样我们在前向传播进行卷积的时候，卷积核才是我们想要的方向。

3.2、Sub-sampling Layers 子采样层

对于子采样层来说，有 $N$ 个输入maps，就有 $N$ 个输出maps，只是每个输出map都变小了。

$$x_j^l = f\left(\beta_j^l \text{down}(x_{j \in M_j}^{l-1}) + b_j^l\right)$$

$\text{down}()$ 表示一个下采样函数。典型的操作一般是对输入图像的不同 $n \times n$ 的块的所有像素进行求和。这样输出图像在两个维度上都缩小了 $n$ 倍。每个输出map都对应一个属于自己的乘性偏置 $\beta$ 和一个加性偏置 $b$ 。

3.2.1、Computing the Gradients 梯度计算

这里最困难的是计算灵敏度map。一旦我们得到这个了，那我们唯一需要更新的偏置参数β和b就可以轻而易举了（公式（3））。如果下一个卷积层与这个子采样层是全连接的，那么就可以通过BP来计算子采样层的灵敏度maps。

我们需要计算卷积核的梯度，所以我们必须找到输入map中哪个patch对应输出map的哪个像素。这里，就是必须找到当前层的灵敏度map中哪个patch对应与下一层的灵敏度map的给定像素，这样才可以利用公式（1）那样的δ递推，也就是灵敏度反向传播回来。另外，需要乘以输入patch与输出像素之间连接的权值，这个权值实际上就是卷积核的权值（已旋转的）。

$$\delta_j^\ell = f'(u_j^\ell) \circ \text{conv2}(\delta_j^{\ell+1}, \text{rot180}(\mathbf{k}_j^{\ell+1}), 'full')$$

在这之前，我们需要先将核旋转一下，让卷积函数可以实施互相关计算。另外，我们需要对卷积边界进行处理，但在Matlab里面，就比较容易处理。Matlab中全卷积会对缺少的输入像素补0。

到这里，我们就可以对b和β计算梯度了。首先，加性基b的计算和上面卷积层的一样，对灵敏度map中所有元素加起来就可以了：

$$\frac{\partial E}{\partial b_j} = \sum_{u,v} (\delta_j^\ell)_{uv}.$$

而对于乘性偏置β，因为涉及到了在前向传播过程中下采样map的计算，所以我们最好在前向的过程中保存好这些maps，这样在反向的计算中就不用重新计算了。我们定义：

$$\mathbf{d}_j^\ell = \text{down}(\mathbf{x}_j^{\ell-1}).$$

这样，对β的梯度就可以用下面的方式计算：

$$\frac{\partial E}{\partial \beta_j} = \sum_{u,v} (\delta_j^\ell \circ \mathbf{d}_j^\ell)_{uv}.$$

3.3、Learning Combinations of Feature Maps 学习特征map的组合

大部分时候，通过卷积多个输入maps，然后再对这些卷积值求和得到一个输出map，这样的效果往往是比较好的。在一些文献中，一般是人工选择哪些输入maps去组合得到一个输出map。但我们这里尝试去让CNN在训练的过程中学习这些组合，也就是让网络自己学习挑选哪些输入maps来计算得到输出map才是最好的。我们用α<sub>ij</sub>表示在得到第j个输出map的其中第i个输入map的权值或者贡献。这样，第j个输出map可以表示为：

$$\mathbf{x}_j^\ell = f\left(\sum_{i=1}^{N_{in}} \alpha_{ij} (\mathbf{x}_i^{\ell-1} * \mathbf{k}_i^\ell) + b_j^\ell\right)$$

需要满足约束：

$$\sum_i \alpha_{ij} = 1, \text{ and } 0 \leq \alpha_{ij} \leq 1.$$

这些对变量α<sub>ij</sub>的约束可以通过将变量α<sub>ij</sub>表示为一个组无约束的隐含权值c<sub>ij</sub>的softmax函数来加强。（因为softmax的因变量是自变量的指数函数，他们的变化率会不同）。

$$\alpha_{ij} = \frac{\exp(c_{ij})}{\sum_k \exp(c_{kj})}.$$

因为对于一个固定的i来说，每组权值c<sub>ij</sub>都是和其他组的权值独立的，所以为了方面描述，我们吧下标i去掉，只考虑一个map的更新，其他map的更新是一样的过程，只是map的索引不同而已。

Softmax函数的导数表示为：

$$\frac{\partial \alpha_k}{\partial c_i} = \delta_{ki} \alpha_i - \alpha_i \alpha_k$$

这里的δ是Kronecker delta。对于误差对于第l层变量α的导数为：

$$\frac{\partial E}{\partial \alpha_i} = \frac{\partial E}{\partial u^\ell} \frac{\partial u^\ell}{\partial \alpha_i} = \sum_{u,v} (\delta^\ell \circ (\mathbf{x}_i^{\ell-1} * \mathbf{k}_i^\ell))_{uv}.$$

最后就可以通过链式规则去求得代价函数关于权值c<sub>i</sub>的偏导数了：

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial c_i} &= \sum_k \frac{\partial E}{\partial \alpha_k} \frac{\partial \alpha_k}{\partial c_i} \\ &= \alpha_i \left( \frac{\partial E}{\partial \alpha_i} - \sum_k \frac{\partial E}{\partial \alpha_k} \alpha_k \right). \end{aligned}$$

3.3.1、Enforcing Sparse Combinations 加强稀疏性组合

为了限制α是稀疏的，也就是限制一个输出map只与某些而不是全部的输入maps相连。我们在整体代价函数里增加稀疏约束项Ω(α)。对于单个样本，重写代价函数为：

$$\tilde{E}^n = E^n + \lambda \sum_{i,j} |(\alpha)_{ij}|$$

然后寻找这个规则化约束项对权值c<sub>i</sub>求导的贡献。规则化项Ω(α)对α<sub>i</sub>求导是：

$$\frac{\partial \Omega}{\partial \alpha_i} = \lambda \text{sign}(\alpha_i)$$

然后，通过链式法则，对c<sub>i</sub>的求导是：

$$\begin{aligned} \frac{\partial \Omega}{\partial c_i} &= \sum_k \frac{\partial \Omega}{\partial \alpha_k} \frac{\partial \alpha_k}{\partial c_i} \\ &= \lambda \left( |\alpha_i| - \alpha_i \sum_k |\alpha_k| \right). \end{aligned}$$

所以，权值c<sub>i</sub>最后的梯度是：

$$\frac{\partial \tilde{E}^n}{\partial c_i} = \frac{\partial E^n}{\partial c_i} + \frac{\partial \Omega}{\partial c_i}.$$

3.4、Making it Fast with MATLAB


CNN的训练主要是在卷积层和子采样层的交互上，其主要的计算瓶颈是：

- 1) 前向传播过程：下采样每个卷积层的maps；
- 2) 反向传播过程：上采样高层子采样层的灵敏度map，以匹配底层的卷积层输出maps的大小；
- 3) sigmoid的运用和求导。

对于第一和第二个问题，我们考虑的是如何用Matlab内置的图像处理函数去实现上采样和下采样的操作。对于上采样，imresize函数可以搞定，但需要很大的开销。一个比较快速的版本是使用Kronecker乘积函数kron。通过一个全一矩阵ones来和我们需要上采样的矩阵进行Kronecker乘积，就可以实现上采样的效果。对于前向传播过程中的下采样，imresize并没有提供在缩小图像的过程中还计算n×n块内像素的和的功能，所以没法用。一个比较好和快速的方法是用一个全一的卷积核来卷积图像，然后简单的通过标准的索引方法来采样最后卷积结果。例

如，如果下采样的域是2x2的，那么我们可以用2x2的元素全1的卷积核来卷积图像。然后再卷积后的图像中，我们每个2个点采集一次数据， $y=x(1:2:end,1:2:end)$ ，这样就可以得到了两倍下采样，同时执行求和的效果。

对于第三个问题，实际上有些人以为Matlab中对sigmoid函数进行inline的定义会更快，其实不然，Matlab与C/C++等等语言不一样，Matlab的inline反而比普通的函数定义更非时间。所以，我们可以直接在代码中使用计算sigmoid函数及其导数的真实代码。

	Nuaa_Han (/Nuaa_Han) 4天前 17:51	46楼
(/Nuaa_Han) 主楼，从你的角度能给我分析下这篇文章所讲的方法的优缺点，以及改进与风险吗？		
回复		
	wenrenhua08 (/wenrenhua08) 2017-10-26 10:49	45楼
(/wenrenhua08) 楼主你好，加入Tensorflow 职业交流QQ群 657739135		
回复		
	YCH1035235541 (/YCH1035235541) 2017-06-02 23:41	44楼
(/YCH1035235541) 楼主你好，E对W的导数应该等于delta^1乘x^(l-1)的转置吧，而不是上面写的x^(l-1)乘delta^1吧		
回复 1条回复		

查看 79 多热评

#### 相关文章推荐


##### 卷积神经网络概念与原理 (http://blog.csdn.net/yunpiao123456/article/details/524377...)

一、卷积神经网络的基本概念 受Hubel和Wiesel对猫视觉皮层电生理研究启发，有人提出卷积神经网络（CNN），Yan n Lecun 最早将CNN用于手写数字识别并一直保持了其在...

 yunpiao123456 (http://blog.csdn.net/yunpiao123456) 2016年09月05日 10:00 28169

##### 深度学习（四）卷积神经网络入门学习(1) (http://blog.csdn.net/hjimce/article/details/4...)

卷积神经网络与我们之前所学到的图像的卷积的区别，我的理解是：我们之前学图像处理遇到卷积，一般来说，这个卷积核是已知的，比如各种边缘检测算子、高斯模糊等这些，都是已经知道卷积核，然后再与图像进行卷积运算...

 hjimce (http://blog.csdn.net/hjimce) 2015年08月06日 21:40 30506



##### 月薪40k的前端程序员都避开了哪些坑？

程序员薪水有高有低，同样工作5年的程序员，有的人月薪30K、50K，有的人可能只有5K、8K。是什么因素导致了这种差异？

(http://www.baidu.com/cb.php?c=lgF\_pyfqHmknj0dP1f0IZ0qnfK9ujYzP1nYPH0k0Aw-5Hc3rHnYnHb0TAq15HfLPWRznjb0T1Yvujn3nj0dujb3PvuBnHc10AwY5HDdnHnzn1b4rjf0lgF\_5y9YIZ0lQzq-uZR8mLPbUB48ugfElAqspynElvNBnHqdlAdxTvqdThP-5yF\_UvTkn0KzujYzPsKBUHYs0ZKz5H00ly-b5HDdP1f1PWD0Uv-b5HDZrH63nHf0mv-b5HTzPWb1n6KElv3qn0KsXHYznjm0mLFW5Hn3nj0k)


##### 卷积神经网络 (http://blog.csdn.net/xinzhangyanxiang/article/details/41596663)

自今年七月份以来，一直在实验室负责卷积神经网络（Convolutional Neural Network，CNN），期间配置和使用过theano和cuda-convnet、cuda-convnet2、...

 xinzhangyanxiang (http://blog.csdn.net/xinzhangyanxiang) 2014年11月29日 16:20 123243


##### 深度学习与计算机视觉系列(10)\_细说卷积神经网络 (http://blog.csdn.net/yaoqiang2011/...)

前面九讲对神经网络的结构，组件，训练方法，原理等做了介绍。现在我们回到本系列的核心：计算机视觉，神经网络中的一种特殊版本在计算机视觉中使用最为广泛，这就是大家都知道的卷积神经网络。卷积神经网络和普通的...

 yaoqiang2011 (http://blog.csdn.net/yaoqiang2011) 2016年01月19日 19:27 43897

##### 著名的卷积神经网络 (http://blog.csdn.net/u011933123/article/details/51823979)

AlexNet网络结构参数个数：参数主要集中在全连接层，全连接层的参数个数为 $6 \times 6 \times 256 \times 4096 + 4096 \times 4096 + 4096 \times 1000 = 5.8622 \times 10^7$  times 6 times 2...

 u011933123 (http://blog.csdn.net/u011933123) 2016年07月04日 21:48 2476




##### AI 工程师职业指南

我们请来商汤、杜邦、声希、希为、58同城、爱因互动、中科视拓、鲁朗软件等公司 AI 技术一线的专家，请他们从实践的角度来解析 AI 领域各技术岗位的合格工程师都是怎样炼成的。

(http://www.baidu.com/cb.php?c=lgF\_pyfqHmknjzrj00lZ0qnfK9ujYzP1f4Pjnd0Aw-5Hc4nj6vPjm0TAq15Hf4rjn1n1b0T1dWPhDznHu9PHnkuHm3uAFb0AwY5HDdnHnzn1b4rjf0lgF\_5y9YIZ0lQzqMpgw8UvqoQhP8QvIGIAPCmgfEmvq\_lyd8Q1R4uhF-rA7Wuj0YmhP9PARvujmYmH0vm1qdIAxTvqdThP-5HDknWF9mhkEusKzujYzPsKBUHYs0ZKz5H00ly-b5HDdP1f1PWD0Uv-b5HD1nj0sPjn0mv-b5HTzPWb1n6KElv3qn0KsXHYznjm0mLFW5HRvPHT1)

##### Deep Learning（深度学习）学习笔记整理系列之（七） (http://blog.csdn.net/zouxy09/...)

Deep Learning（深度学习）学习笔记整理系列 zouxy09@qq.com http://blog.csdn.net/zouxy09 作者：Zouxy version 1.0 201...

 zouxy09 (http://blog.csdn.net/zouxy09) 2013年04月10日 10:48 506463



##### Delphi7高级应用开发随书源码 (http://download.csdn.net/download/c...)



内容举报



返回顶部



>



2003年04月30日 00:00 676KB 下载 (



#### Andrew Ng's deeplearning Course4Week1 Convolutional Neural Networks(卷积神...

一、计算机视觉深度学习帮助计算机视觉很好的发展，如无人驾驶车识别路上的行人和车辆，人脸识别，艺术风格迁移。如上图所示，深度学习在大图像上有一个问题，那就是维度。之前64\*64\*...

u012867545 (http://blog.csdn.net/u012867545) 2017年12月03日 21:27 32

#### 卷积：如何成为一个很厉害的神经网络 (http://blog.csdn.net/lien0906/article/details/78...

卷积：如何成为一个很厉害的神经网络 Kaiser 8 个月前原文：An Intuitive Explanation of Convolutional Neural Networ...

lien0906 (http://blog.csdn.net/lien0906) 2017年11月02日 21:34 209

#### DeepLearning tutorial ( 4 ) CNN卷积神经网络原理简介+代码详解 (http://blog.csdn.net...

DeepLearning tutorial ( 4 ) CNN卷积神经网络原理简介+代码详解 @author : wepon @blog : http://blog.csdn.net/u012162613...

u012162613 (http://blog.csdn.net/u012162613) 2015年01月28日 07:48 53705

#### 深入理解卷积神经网络（卷积篇）（Convolutional Neural Networks, CNNs）(http://bl...

概述卷积神经网络，也称为卷积网络，简称CNN，是神经网络的一种。其可用于一维时间序列的处理，也可以用于二维（如图像）序列的处理。目前，卷积神经网络可以说是应用最为广泛、效果最为出众的方法之一。相比于置...

Rainbow0210 (http://blog.csdn.net/Rainbow0210) 2016年12月19日 23:53 1629

#### 卷积神经网络 (http://blog.csdn.net/celerychen2009/article/details/8973218)

深度学习已经在语言识别，图像识别等领域取得前所未有的成功。本人在多年之前也曾接触过神经网络。本系列文章主要记录自己对深度学习的一些学习心得。第二篇，讲讲经典的卷积神经网络。我不打...

celerychen2009 (http://blog.csdn.net/celerychen2009) 2013年05月25日 13:42 59016

#### 深度学习与计算机视觉系列(10) 细说卷积神经网络 (http://blog.csdn.net/zdy0\_2004/artic...

时间：2016年1月。 出处：http://blog.csdn.net/han\_xiaoyang/article/details/50542880 http://blog.c...

zdy0\_2004 (http://blog.csdn.net/zdy0\_2004) 2016年02月11日 23:53 10142



#### Delphi7高级应用开发随书源码 (http://download.csdn.net/download/c...

(http://downloa

2003年04月30日 00:00 676KB 下载 (



#### Delphi7高级应用开发随书源码 (http://download.csdn.net/download/c...

(http://downloa

2003年04月30日 00:00 676KB 下载 (

#### 深度学习：卷积神经网络CNN (http://blog.csdn.net/pipisorry/article/details/76571670)

Convolutional Neural Networks卷积神经网络 卷积神经网络是人工神经网络的一种，已成为当前语音分析和图像识别领域的研究热点。它的权值共享网络结构使之更类似于生物神...

pipisorry (http://blog.csdn.net/pipisorry) 2017年08月02日 10:09 256

#### 深度学习卷积神经网络大事件一览 (http://blog.csdn.net/u013088062/article/details/51...

深度学习（DeepLearning）尤其是卷积神经网络（CNN）作为近几年来模式识别中的研究重点，受到人们越来越多的关注，相关的参考文献也是层出不穷，连续几年都占据了CVPR的半壁江山，但是万变不离其...

u013088062 (http://blog.csdn.net/u013088062) 2016年04月11日 08:20 18086

#### 深度学习与卷积神经网络（直观理解）(http://blog.csdn.net/u014696921/article/detail...

好吧，读了男神哥哥们的博客，自己写不来更好的。附上链接： 凌风探梅的卷积神经网络（CNN）新手指南 http://blog.csdn.NET/real\_myth/article/...

u014696921 (http://blog.csdn.net/u014696921) 2016年12月16日 20:45 2425

#### 详解卷积神经网络(CNN) (http://blog.csdn.net/qq\_25762497/article/details/51052861)

卷积神经网络（Convolutional Neural Network, 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，对于大型图像处理有出色表现。...

qq\_25762497 (http://blog.csdn.net/qq\_25762497) 2016年04月04日 00:02 5426

#### 深度学习笔记1(卷积神经网络) (http://blog.csdn.net/Lu597203933/article/details/4657...

深度学习笔记1(卷积神经网络) 在看了UFLDL教程之后，决定趁热打铁，继续深度学习的学习，主要想讲点卷积神经网络，卷积神经网络是深度学习的模型之一，还有其它如AutoEncodi...

Lu597203933 (http://blog.csdn.net/Lu597203933) 2015年06月20日 21:49 10968



内容举报



返回顶部