(/apps/ utm_sc banner

Tensorflow反卷积 (DeConv) 实现原理 +手写python代码实现反卷积 (DeConv)



huachao1001 (/u/0a7e42698e4b) (**) (+ 关注)



2018.01.22 19:46 字数 691 阅读 1958 评论 6 喜欢 5

(/u/0a7e42698e4b)

上一篇文章已经介绍过卷积的实现,这篇文章我们学习反卷积原理,同样,在了解反卷 积原理后,在后面手写python代码实现反卷积。

1 反卷积原理

反卷积原理不太好用文字描述,这里直接以一个简单例子描述反卷积过程。

假设输入如下:

```
[[1,0,1],
[0,2,1],
[1,1,0]]
```

反卷积卷积核如下:

```
[[ 1, 0, 1],
[-1, 1, 0],
[ 0,-1, 0]]
```

现在通过 stride=2 来进行反卷积,使得尺寸由原来的 3*3 变为 6*6 .那么在Tensorflow框架 中,反卷积的过程如下(不同框架在裁剪这步可能不一样):

∝



(/apps/ utm_sc banner

其实通过我绘制的这张图,就已经把原理讲的很清楚了。大致步奏就是,先填充0,然后进行卷积,卷积过程跟上一篇文章讲述的一致。最后一步还要进行裁剪。好了,原理讲完了,(##)....

2 代码实现

上一篇文章我们只针对了输出通道数为1进行代码实现,在这篇文章中,反卷积我们将输出通道设置为多个,这样更符合实际场景。

先定义输入和卷积核:

^

ďζ

```
input_data=[
               [[1,0,1],
                [0,2,1],
                [1,1,0]],
               [[2,0,2],
                [0,1,0],
                [1,0,0]],
               [[1,1,1],
                [2,2,0],
                [1,1,1]],
               [[1,1,2],
                [1,0,1],
                [0,2,2]]
            ]
weights_data=[
              [[[ 1, 0, 1],
                [-1, 1, 0],
                [ 0,-1, 0]],
               [[-1, 0, 1],
                [ 0, 0, 1],
                [ 1, 1, 1]],
               [[ 0, 1, 1],
                [ 2, 0, 1],
                [ 1, 2, 1]],
               [[ 1, 1, 1],
                [ 0, 2, 1],
                [ 1, 0, 1]]],
              [[[ 1, 0, 2],
                [-2, 1, 1],
                [ 1,-1, 0]],
               [[-1, 0, 1],
                [-1, 2, 1],
                [ 1, 1, 1]],
               [[ 0, 0, 0],
                [ 2, 2, 1],
               [ 1,-1, 1]],
               [[ 2, 1, 1],
                [ 0,-1, 1],
                [ 1, 1, 1]]]
           ]
```

上面定义的输入和卷积核,在接下的运算过程如下图所示:

(/apps/ utm_sc banner



执行过程

可以看到实际上,反卷积和卷积基本一致,差别在于,反卷积需要填充过程,并在最后一步需要裁剪。具体实现代码如下:

(/apps/ utm_sc banner

^

æ

```
#根据输入map([h,w])和卷积核([k,k]),计算卷积后的feature map
import numpy as np
def compute_conv(fm,kernel):
   [h,w]=fm.shape
   [k,_]=kernel.shape
   r=int(k/2)
   #定义边界填充0后的map
   padding_fm=np.zeros([h+2,w+2],np.float32)
   #保存计算结果
   rs=np.zeros([h,w],np.float32)
   #将输入在指定该区域赋值,即除了4个边界后,剩下的区域
   padding_fm[1:h+1,1:w+1]=fm
   #对每个点为中心的区域遍历
   for i in range(1,h+1):
       for j in range(1,w+1):
           #取出当前点为中心的k*k区域
           roi=padding_fm[i-r:i+r+1,j-r:j+r+1]
           #计算当前点的卷积,对k*k个点点乘后求和
           rs[i-1][j-1]=np.sum(roi*kernel)
   return rs
#填充0
def fill_zeros(input):
   [c,h,w]=input.shape
   rs=np.zeros([c,h*2+1,w*2+1],np.float32)
   for i in range(c):
       for j in range(h):
           for k in range(w):
              rs[i,2*j+1,2*k+1]=input[i,j,k]
   return rs
def my_deconv(input,weights):
   #weights shape=[out_c,in_c,h,w]
   [out_c,in_c,h,w]=weights.shape
   out_h=h*2
   out_w=w*2
   rs=[]
   for i in range(out_c):
       w=weights[i]
       tmp=np.zeros([out_h,out_w],np.float32)
       for j in range(in_c):
           conv=compute_conv(input[j],w[j])
           #注意裁剪,最后一行和最后一列去掉
           tmp=tmp+conv[0:out_h,0:out_w]
       rs.append(tmp)
   return rs
def main():
   input=np.asarray(input_data,np.float32)
   input= fill_zeros(input)
   weights=np.asarray(weights_data,np.float32)
   deconv=my_deconv(input,weights)
   print(np.asarray(deconv))
if __name__=='__main__':
   main()
```

计算卷积代码,跟上一篇文章一致。代码直接看注释,不再解释。运行结果如下:

(/apps/ utm_sc banner

 \wedge

ďζ

```
[[[ 4.
                            3.]
 [ 4.
                  2.
                       7.
                            5.]
 [
              8.
                  5. 11.
                            2.]
                            3.]
 [
         5. 11.
                            3.]
                            4.]]
 [[ 4.
              7.
                            2.]
    5.
              0.
                            5.]
 [
 [
             8.
                            2.]
 [
             9.
                       1.
                            0.]
 [
    3.
         0. 13.
                  0. 11.
                            2.]
                  1.
                            0.]]]
```

(/apps/ utm_sc banner

为了验证实现的代码的正确性,我们使用tensorflow的conv2d_transpose函数执行相同的输入和卷积核,看看结果是否一致。验证代码如下:

^

ಠ

```
import tensorflow as tf
import numpy as np
def tf_conv2d_transpose(input,weights):
   #input_shape=[n,height,width,channel]
   input_shape = input.get_shape().as_list()
   #weights shape=[height,width,out_c,in_c]
   weights_shape=weights.get_shape().as_list()
   output_shape=[input_shape[0], input_shape[1]*2 , input_shape[2]*2 , weights_shape[2]]
   print("output_shape:",output_shape)
   deconv=tf.nn.conv2d_transpose(input,weights,output_shape=output_shape,
        strides=[1, 2, 2, 1], padding='SAME')
   return deconv
def main():
   weights_np=np.asarray(weights_data,np.float32)
   #将输入的每个卷积核旋转180°
   weights_np=np.rot90(weights_np,2,(2,3))
   const input = tf.constant(input data , tf.float32)
   const_weights = tf.constant(weights_np , tf.float32 )
   input = tf.Variable(const_input,name="input")
   #[c,h,w]---->[h,w,c]
   input=tf.transpose(input,perm=(1,2,0))
   #[h,w,c]---->[n,h,w,c]
   input=tf.expand_dims(input,0)
   #weights shape=[out_c,in_c,h,w]
   weights = tf.Variable(const_weights,name="weights")
   #[out_c,in_c,h,w]---->[h,w,out_c,in_c]
   weights=tf.transpose(weights,perm=(2,3,0,1))
   #执行tensorflow的反卷积
   deconv=tf_conv2d_transpose(input,weights)
   init=tf.global_variables_initializer()
   sess=tf.Session()
   sess.run(init)
   deconv_val = sess.run(deconv)
   hwc=deconv_val[0]
   print(hwc)
if __name__=='__main__':
   main()
```

上面代码中,有几点需要注意:

- 1. 每个卷积核需要旋转180°后,再传入tf.nn.conv2d_transpose函数中,因为 tf.nn.conv2d_transpose内部会旋转180°,所以提前旋转,再经过内部旋转后, 能保证卷积核跟我们所使用的卷积核的数据排列一致。
- 2. 我们定义的输入的shape为[c,h,w]需要转为tensorflow所使用的[n,h,w,c]。
- 3. 我们定义的卷积核shape为[out_c,in_c,h,w],需要转为tensorflow反卷积中所使用的[h,w,out_c,in_c]

(/apps/ utm_sc banner

88

执行上面代码后, 执行结果如下:

```
6. 2.
                    3.]
      3. 3. 2.
                    5.]
      6. 8. 5. 11.
                    2.]
      2. 7. 2.
                    3.]
      5. 11. 3. 9.
                    3.]
         4. 5. 4.
  2.
      1.
                    4.]]
         7. 0. 7.
[[ 4.
      1.
      6. 0. 1. 8.
  5.
                    5.]
     0. 8. -2. 14.
  8.
                    2.]
  3. 3. 9. 8.
                1.
                    0.]
  3. 0. 13. 0. 11.
                    2.]
[ 3. 5.
         3. 1.
                3.
                    0.]]
```

(/apps/ utm_sc banner

对比结果可以看到,数据是一致的,证明前面手写的python实现的反卷积代码是正确的。

小礼物走一走,来简书关注我

赞赏支持





\ \ \

(/c/d800b9b79a22?utm_source=desktop&utm_medium=notesincluded-collection)



神经网络 理解篇 (/c/aa908bd6079b?

utm source=desktop&utm medium=notes-included-collection)

(/apps/ utm_sc banner

深度学习 (/c/70e9c4784491?utm_source=desktop&utm_medium=notesincluded-collection)

(/p/5ae69f175379?



utm_campaign=maleskine&utm_content=note&utm_medium=seo_notes&utm_source=recommenc [转载]基于 TensorFlow 和 OpenCV 实现文档检测功能 (/p/5ae69f175379?...

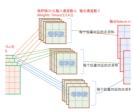
文章来源:github 作者:fengjian 前言 本文不是神经网络或机器学习的入门教学,而是通过一个真实的产品 案例,展示了在手机客户端上运行一个神经网络的关键技术点 在卷积神经网络适用的领域里,已经出现了...



dopami (/u/66640ecf0a46?

utm campaign=maleskine&utm content=user&utm medium=seo notes&utm source=recommenc

(/p/abb7d9b82e2a?



utm campaign=maleskine&utm content=note&utm medium=seo notes&utm source=recommenc Tensorflow卷积实现原理+手写python代码实现卷积 (/p/abb7d9b82e2a?ut...

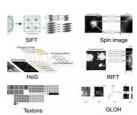
从一个通道的图片进行卷积生成新的单通道图的过程很容易理解,对于多个通道卷积后生成多个通道的图理 解起来有点抽象。本文以通俗易懂的方式讲述卷积,并辅以图片解释,能快速理解卷积的实现原理。最后...



huachao1001 (/u/0a7e42698e4b?

utm campaign=maleskine&utm content=user&utm medium=seo notes&utm source=recommenc

(/p/f0f574317f49?



utm campaign=maleskine&utm content=note&utm medium=seo notes&utm source=recommenc 如何使用TensorFlow实现卷积神经网络 (/p/f0f574317f49?utm_campaign...

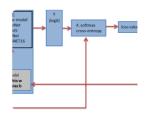
姓名: 尤学强 学号: 17101223374 转载自: http://mp.weixin.qq.com/s/C6cIDCGMr9t7BcCrY 5uBw 【嵌牛 导读】: 深度学习【嵌牛鼻子】: 时间序列信号, 音频信号, 文本数据【嵌牛提问】: 卷积神经网络的优...



51fb659a6d6f (/u/51fb659a6d6f?

utm campaign=maleskine&utm content=user&utm medium=seo notes&utm source=resommenc

(/p/53d6cc6bbb25?



(/apps/ utm sc

utm campaign=maleskine&utm content=note&utm medium=seo notes&utm source=reco 【转载】一步一步学用Tensorflow构建卷积神经网络 (/p/53d6cc6bbb25?u...

原文链接: https://yq.aliyun.com/articles/178374 0. 简介 在过去, 我写的主要都是"传统类"的机器学习文章, 如朴素贝叶斯分类、逻辑回归和Perceptron算法。在过去的一年中,我一直在研究深度学习技术,因此,...



🛶 dopami (/u/66640ecf0a46?

utm campaign=maleskine&utm content=user&utm medium=seo notes&utm source=recommenc

【TensorFlow】tf.nn.conv2d_transpose是怎样实现反卷积的? (/p/2c263...

转摘自: http://blog.csdn.net/mao xiao feng/article/details/71713358 今天来介绍一下Tensorflow里面的反卷 积操作,网上反卷积的用法的介绍比较少,希望这篇教程可以帮助到各位 反卷积出自这篇论文: Deconvol...



🔞 小王子威威 (/u/0fa7fca25fd8?

utm campaign=maleskine&utm content=user&utm medium=seo notes&utm source=recommenc

关于sscanf函数的使用 (/p/67e50d4d4872?utm_campaign=maleskine&u...

sscanf函数简介 从一个字符串中读进与指定格式相符的数据的函数 相关函数: swscanf() - 用于处理宽字符字 符串, 和sscanf功能相同 函数原型 int sscanf(const char*, const char*, ...); int sscanf(co...



52Heartz (/u/a7516e3def20?

utm campaign=maleskine&utm content=user&utm medium=seo notes&utm source=recommenc

你好,或再见 (/p/dbc50685d1ef?utm_campaign=maleskine&utm_conte...

窗外的车呼啸而过,脑子里一片空白已经是12月好久了吧,过得很混乱整个下半年工作忙,好像也没忙出结 果很多精力放在装修房子上临走前上楼看了下,一点一滴都是心血已然用尽洪荒之力刷好的墙漆我又给换...



Mrs_Sunshy (/u/36e877f7cce7?

utm_campaign=maleskine&utm_content=user&utm_medium=seo_notes&utm_source=recommenc

(/p/72f71a4315a1?



utm campaign=maleskine&utm content=note&utm medium=seo notes&utm source=recommenc 雪花体||蝴蝶 (/p/72f71a4315a1?utm_campaign=maleskine&utm_conten...

雪花体∥蝴蝶 ■刘汉皇. 饮一壶酒 摘一颗星 聚一次魂 拈一朵花 种一世情. 莫问归期 待来年 采尽春光. 2017/11/12于安徽颍上



🥋 刘汉皇 (/u/e5ada350c5ef?

utm_campaign=maleskine&utm_content=user&utm_medium=seo_notes&utm_source=recommenc

(/p/a676899d9b70?

新文易会,才会让你真正的大开服界,那里的 东西,大多都不是寻常之物,如果你运气够好 的话,说不定还能得到一些意料不到的宝贝... 听得叶重的话,萧炎方才无奈的点了点头 斯得計量的话,無実力力元素的 当年天火三玄变便是在一处交易区随意淘来 約,但可惜,如今他似乎是没有了那种好运。

(/apps/

utm_campaign=maleskine&utm_content=note&utm_medium=seo_notes&utm_source=recommenc banner UIPageViewController使用 分享笔记 (/p/a676899d9b70?utm_campaign...

前言 由于公司要开发一款小说类阅读APP,其中体验上非常重要的一点便是翻页效果。为了实现翻页效果, 我查询了很多资料后选择使用了UIPageViewController。原因很简单,使用方便,功能强大,开发速度快...



🧸 巫师学徒 (/u/f636fd87e354?

utm_campaign=maleskine&utm_content=user&utm_medium=seo_notes&utm_source=recommenc

(/p/b6659e3e50bb?



utm campaign=maleskine&utm content=note&utm medium=seo notes&utm source=recommenc 好的家分体式集成灶: 灶台上的记忆, 重温旧日的温暖! (/p/b6659e3e50b...

记忆里,总会浮现出这样的场景:母亲在灶台上忙着切菜,炒菜,做饭。锅碗瓢盆碰撞出叮叮当当的响声。 父亲则坐在灶膛前,往灶膛里一把一把的塞柴禾,红红的火光在父亲的脸上闪烁跳跃,忽明忽暗。还记得...



雇 家居资讯一点通 (/u/8f5d4159a3a0?

utm campaign=maleskine&utm content=user&utm medium=seo notes&utm source=recommenc