

原

# 最容易理解的对卷积(convolution)的解释

2017年01月25日 15:14:49 bitcarmanlee 阅读数：79372 标签： 卷积 cnn 深度学习 更多

个人分类： dl tensorflow

版权声明：本文为博主原创文章，未经博主允许不得转载。 https://blog.csdn.net/bitcarmanlee/article/details/54729807

## 啰嗦开场白

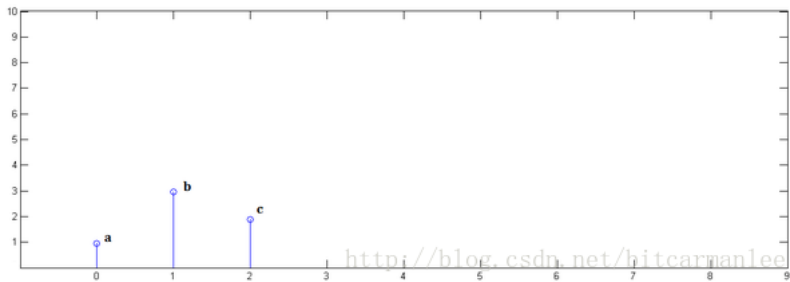
读本科期间，信号与系统里面经常讲到卷积(convolution)，自动控制原理里面也会经常有提到卷积。硕士期间又学了线性系统理论与数字信号处理，里把大把卷积的概念。至于最近大火的深度学习，更有专门的卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)，在图像领域取得了非常实际效果。图像处理的方法快干趴下了。啰啰嗦嗦说了这么多卷积，惭愧的是，好像一直以来对卷积的物理意义并不是那么清晰。一是上学时候为了应付单考试，过具体前后的来龙去脉。二是本身天资比较愚钝，理解能力没有到位。三则工作以后也没有做过强相关的工作，没有机会得以加深理解。趁着午间稍微

## 1.知乎上排名最高的解释

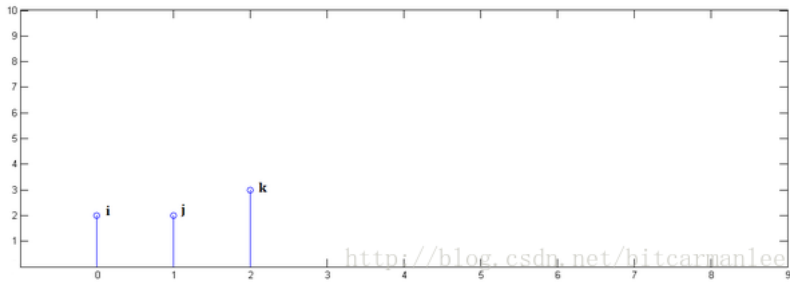
首先选取知乎上对卷积物理意义解答排名最靠前的回答。  
不推荐用“反转/翻转/反褶/对称”等解释卷积。好好的信号为什么要翻转？导致学生难以理解卷积的物理意义。  
这个其实非常简单的概念，国内的大多数教材却没有讲透。

直接看图，不信看不懂。以离散信号为例，连续信号同理。

已知 $x[0] = a$ ,  $x[1] = b$ ,  $x[2]=c$

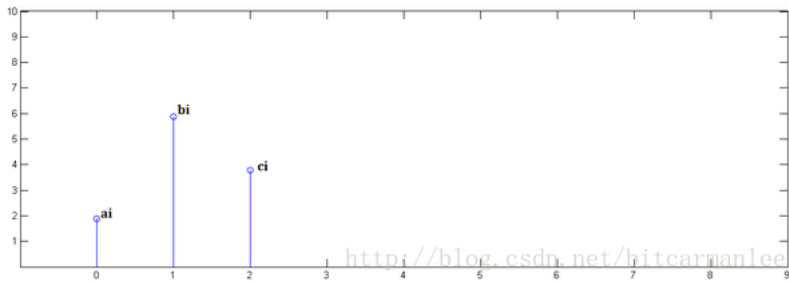


已知 $y[0] = i$ ,  $y[1] = j$ ,  $y[2]=k$

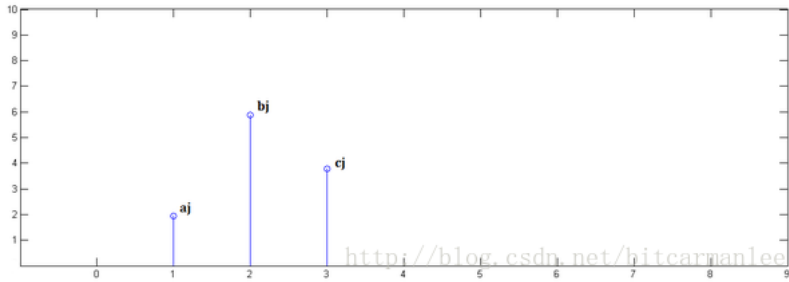


下面通过演示求 $x[n] * y[n]$ 的过程，揭示卷积的物理意义。

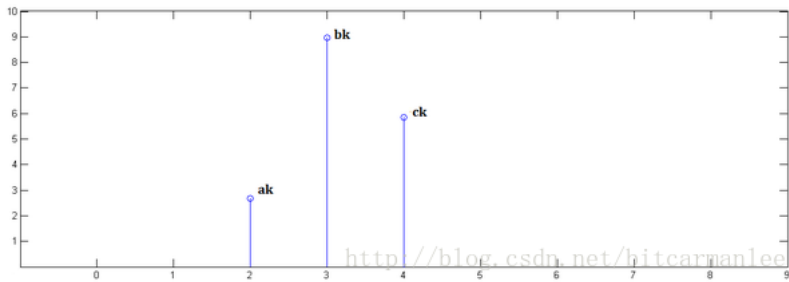
第一步，x[n]乘以y[0]并平移到位置0：



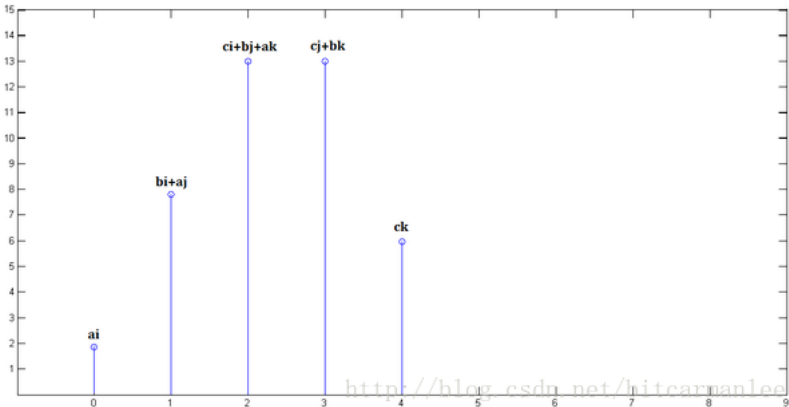
第二步，x[n]乘以y[1]并平移到位置1



第三步，x[n]乘以y[2]并平移到位置2：



最后，把上面三个图叠加，就得到了x[n] \* y[n]：



简单吧？无非是平移（没有反褶！）、叠加。  
从这里，可以看到卷积的重要的物理意义是：一个函数（如：单位响应）在另一个函数（如：输入信号）上的加权叠加。  
重复一遍，这就是卷积的意义：加权叠加。

对于线性时不变系统，如果知道该系统的单位响应，那么将单位响应和输入信号求卷积，就相当于把输入信号的各个时间点的单位响应 加权叠加，就出信号。

通俗的说：

在输入信号的每个位置，叠加一个单位响应，就得到了输出信号。

这正是单位响应是如此重要的原因。

在输入信号的每个位置，叠加一个单位响应，就得到了输出信号。

这正是单位响应是如此重要的原因。

在输入信号的每个位置，叠加一个单位响应，就得到了输出信号。

这正是单位响应是如此重要的原因。

以上是知乎上排名最高的回答。比较简单易懂。

有个回复也可以参考：

楼主这种做法和通常教材上的区别在于：书上先反褶再平移，把输入信号当作一个整体，一次算出一个时间点的响应值；而楼主把信号拆开，一次算出有时间的响应值，再把各个信号相加。两者本质上是相同的。

## 2.卷积的另外解释

卷积表示为 $y(n) = x(n) * h(n)$

使用离散数列来理解卷积会更形象一点，我们把 $y(n)$ 的序列表示成 $y(0), y(1), y(2), \dots$ ，这是系统响应出来的信号。

同理， $x(n)$ 的对应时刻的序列为 $x(0), x(1), x(2), \dots$

其实我们如果没有学过信号与系统，就常识来讲，系统的响应不仅与当前时刻系统的输入有关，也跟之前若干时刻的输入有关，因为我们可以理解为这输入信号经过一种过程（这种过程可以是递减，削弱，或其他）对现在时刻系统输出的影响，那么显然，我们计算系统输出时必须考虑现在时刻的信号以及之前若干时刻信号输入的响应之“残留”影响的一个叠加效果。

假设0时刻系统响应为 $y(0)$ ，若其在1时刻时，此种响应未改变，则1时刻的响应就变成了 $y(0) + y(1)$ ，叫序列的累加和（与序列的和不一样）。但常常样的，因为0时刻的响应不太可能在1时刻仍旧未变化，那么怎么表述这种变化呢，就通过 $h(t)$ 这个响应函数与 $x(0)$ 相乘来表述，表述为 $x(m) \times h(m)$ 。达式不用多管，只要记着有大概这种关系，引入这个函数就能够表述 $y(0)$ 在1时刻究竟削弱了多少，然后削弱后的值才是 $y(0)$ 在1时刻的真实值，再算，才得到真实的系统响应。

再拓展点，某时刻的系统响应往往不一定是由当前时刻和前一时刻这两个响应决定的，也可能是再加上前前时刻，前前前时刻，前前前前时刻，等等，这个范围呢，就是通过对 $h(n)$ 这个函数在表达式中变化后的 $h(m - n)$ 中的 $m$ 的范围来约束的。即说白了，就是当前时刻的系统响应与多少个之前时刻“残留影响”有关。

当考虑这些因素后，就可以描述成一个系统响应了，而这些因素通过一个表达式（卷积）即描述出来不得不说是数学的巧妙和迷人之处了。

## 3.卷积的数学定义

前面讲了这么多，我们看看教科书上对卷积的数学定义。

### Convolution

Several important optical effects can be described in terms of convolutions.

Let us examine the concepts using 1D continuous functions.

The convolution of two functions  $f(x)$  and  $g(x)$ , written  $f(x) * g(x)$ , is defined by the integral

$$f(x) * g(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha)g(x - \alpha) d\alpha. \quad (19)$$

<http://blog.csdn.net/bitcarmanlee>

## 4.卷积的应用

用一个模板和一幅图像进行卷积，对于图像上的一个点，让模板的原点和该点重合，然后模板上的点和图像上对应的点相乘，然后各点的积相加，就得积值。对图像上的每个点都这样处理。由于大多数模板都是对称的，所以模板不旋转。卷积是一种积分运算，用来求两个曲线重叠区域面积。可以看作是用来消除噪声、特征增强。

把一个点的像素值用它周围的点的像素值的加权平均代替。

卷积是一种线性运算，图像处理中常见的mask运算都是卷积，广泛应用于图像滤波。

卷积关系最重要的一种情况，就是在信号与线性系统或数字信号处理中的卷积定理。利用该定理，可以将时间域或空间域中的卷积运算等价于频率域的，而利用FFT等快速算法，实现有效的计算，节省运算代价。

## 5.补充

另外在知乎上看到非常好也非常生动形象的解释，特意复制粘贴过来。（知乎马同学的解释）

从数学上讲，卷积就是一种运算。

某种运算，能被定义出来，至少有以下特征：

- 1.首先是抽象的、符号化的
- 2.其次，在生活、科研中，有着广泛的作用

比如加法：

- 1.a+b，是抽象的，本身只是一个数学符号
- 2.在现实中，有非常多的意义，比如增加、合成、旋转等等

卷积，是我们学习高等数学之后，新接触的一种运算，因为涉及到积分、级数，所以看起来觉得很复杂。

### 1 卷积的定义

我们称  $(f * g)(n)$  为  $f, g$  的卷积

其连续的定义为：

$$(f * g)(n) = \int_{-\infty}^{\infty} f(\tau)g(n - \tau)d\tau$$

其离散的定义为：

$$(f * g)(n) = \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} f(\tau)g(n - \tau)$$

这两个式子有一个共同的特征：

$$(f * g)(n) = \int_{-\infty}^{\infty} f(\tau)g(n - \tau)d\tau$$

$$n = \tau + (n - \tau)$$

$$(f * g)(n) = \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} f(\tau)g(n - \tau)$$

这个特征有什么意义？

只看数学符号，卷积是抽象的，不好理解的，但是，我们可以通过现实中的意义，来习惯卷积这种运算，正如我们小学的时候，学习加减乘除需要各科帮助我们习惯一样。

我们来看看现实中，这样的定义有什么意义。

### 2 离散卷积的例子：丢骰子

我有两枚骰子：



把这两枚骰子都抛出去：



求：两枚骰子点数加起来为4的概率是多少？

这里问题的关键是，两个骰子加起来要等于4，这正是卷积的应用场景。

$f$

1	2	3	4	5	6
---	---	---	---	---	---

$f$ 表示第一枚骰子

$f(1)$ 表示投出1的概率

$f(2)$ 、 $f(3)$ 、 $\dots$ 以此类推

$g$

1	2	3	4	5	6
---	---	---	---	---	---

$g$ 表示第二枚骰子

<http://blog.csdn.net/bitcarmanlee>

那么，两枚骰子点数加起来为4的情况有：

$1 + 3 = 4$

$f$

		1	2	3	4	5	6
--	--	---	---	---	---	---	---

$g$

1	2	3	4	5	6
---	---	---	---	---	---

出现概率为： $f(1)g(3)$

<http://blog.csdn.net/bitcarmanlee>

$2 + 2 = 4$

$f$

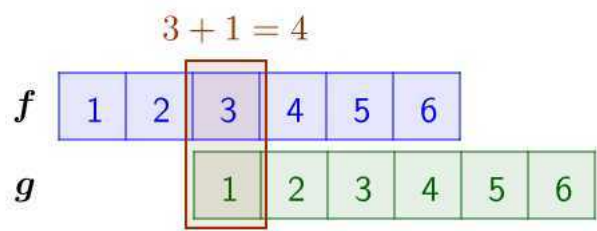
1	2	3	4	5	6
---	---	---	---	---	---

$g$

1	2	3	4	5	6
---	---	---	---	---	---

出现概率为： $f(2)g(2)$

<http://blog.csdn.net/bitcarmanlee>



出现概率为： $f(3)g(1)$   
<http://blog.csdn.net/bitcarmanlee>

因此，两枚骰子点数加起来为4的概率为：  
 $f(1)g(3)+f(2)g(2)+f(3)g(1)$

符合卷积的定义，把它写成标准的形式就是：

$$(f * g)(4) = \sum_{m=1}^3 f(4 - m)g(m)$$

3 连续卷积的例子：做馒头

楼下早点铺子生意太好了，供不应求，就买了一台机器，不断的生产馒头。  
假设馒头的生产速度是  $f(t)$ ，那么一天后生产出来的馒头总量为：  
 $\int_0^{24} f(t)dt$   
馒头生产出来之后，就会慢慢腐败，假设腐败函数为  $g(t)$ ，比如，10个馒头，24小时会腐败：  
 $10 * g(t)$   
想想就知道，第一个小时生产出来的馒头，一天后会经历24小时的腐败，第二个小时生产出来的馒头，一天后会经历23小时的腐败。  
如此，我们可以知道，一天后，馒头总共腐败了：  
 $\int_0^{24} f(t)g(24 - t)dt$   
这就是连续的卷积。

4 图像处理  
4.1 原理

有这么一副图像，可以看到，图像上有很多噪点：





高频信号，就好像平地耸立的山峰：



看起来很显眼。

平滑这座山峰的办法之一就是，把山峰刨掉一些土，填到山峰周围去。用数学的话来说，就是把山峰周围的高度平均一下。


平滑后得到：



4.2 计算

卷积可以帮助实现这个平滑算法。

有噪点的原图，可以把它转为一个矩阵：



$$\Rightarrow \begin{bmatrix} a_{0,0} & a_{0,1} & a_{0,2} & \cdots & a_{0,n} \\ a_{1,0} & a_{1,1} & a_{1,2} & \cdots & a_{1,n} \\ a_{2,0} & a_{2,1} & a_{2,2} & \cdots & a_{2,n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{m,0} & a_{m,1} & a_{m,2} & \cdots & a_{m,n} \end{bmatrix}$$

<http://blog.csdn.net/bitcarmanlee>

然后用下面这个平均矩阵（说明下，原图的处理实际上用的是正态分布矩阵，这里为了简单，就用了算术平均矩阵）来平滑图像：

$$g = \begin{bmatrix} \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{9} \\ \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{9} \\ \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{9} \end{bmatrix}$$



记得刚才说过的算法，把高频信号与周围的数值平均一下就可以平滑山峰。

比如我要平滑 $a_{1,1}$ 点，就在矩阵中，取出 $a_{1,1}$ 点附近的点组成矩阵 $f$ 和 $g$ 进行卷积计算后，再填回去

$$f = \begin{bmatrix} a_{0,0} & a_{0,1} & a_{0,2} \\ a_{1,0} & a_{1,1} & a_{1,2} \\ a_{2,0} & a_{2,1} & a_{2,2} \end{bmatrix}$$

$$g = \begin{bmatrix} c_{0,0} & c_{0,1} & c_{0,2} & \cdots & c_{1,n} \\ c_{1,0} & c_{1,1} & c_{1,2} & \cdots & c_{1,n} \\ c_{2,0} & c_{2,1} & c_{2,2} & \cdots & c_{2,n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ c_{m,0} & c_{m,1} & c_{m,2} & \cdots & c_{m,n} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} a_{0,0} & a_{0,1} & a_{0,2} & \cdots & a_{0,n} \\ a_{1,0} & a_{1,1} & a_{1,2} & \cdots & a_{1,n} \\ a_{2,0} & a_{2,1} & a_{2,2} & \cdots & a_{2,n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{m,0} & a_{m,1} & a_{m,2} & \cdots & a_{m,n} \end{bmatrix} \Rightarrow c_{1,1} = f * g$$

<http://blog.csdn.net/bitcarmanlee>

要注意一点，为了运用卷积， $g$ 虽然和 $f$ 同维度，但下标有点不一样：

注意两者的下标**不一样**

$$f = \begin{bmatrix} a_{0,0} & a_{0,1} & a_{0,2} \\ a_{1,0} & a_{1,1} & a_{1,2} \\ a_{2,0} & a_{2,1} & a_{2,2} \end{bmatrix} \quad g = \begin{bmatrix} b_{-1,-1} & b_{-1,0} & b_{-1,1} \\ b_{0,-1} & b_{0,0} & b_{0,1} \\ b_{1,-1} & b_{1,0} & b_{1,1} \end{bmatrix}$$

<http://blog.csdn.net/bitcarmanlee>

我用一个动图来说明下计算过程：

$a, b$ 的下标相加都为1, 1

$$f = \begin{bmatrix} a_{0,0} & a_{0,1} & a_{0,2} \\ a_{1,0} & a_{1,1} & a_{1,2} \\ a_{2,0} & a_{2,1} & a_{2,2} \end{bmatrix} \quad g = \begin{bmatrix} b_{-1,-1} & b_{-1,0} & b_{-1,1} \\ b_{0,-1} & b_{0,0} & b_{0,1} \\ b_{1,-1} & b_{1,0} & b_{1,1} \end{bmatrix}$$

$$c_{1,1} = a_{0,0}b_{1,1} + a_{0,1}b_{1,0} + a_{0,2}b_{1,-1} + a_{1,0}b_{0,1} \\ + a_{1,1}b_{0,0} + a_{1,2}b_{0,-1} + a_{2,0}b_{-1,1} \\ + a_{2,1}b_{-1,0} + a_{2,2}b_{-1,-1}$$

<http://blog.csdn.net/bitcarmanlee>

写成卷积公式就是：

$$(f * g)(1, 1) = \sum_{k=0}^2 \sum_{h=0}^2 f(h, k)g(1-h, 1-k)$$

要求 $c_{4,5}$ ，一样可以套用上面的卷积公式。

这样相当于实现了 g 这个矩阵在原来图像上的划动（准确来说，下面这幅图把 g 矩阵旋转了 $180^\circ$ ）：

## 6.另外一个关于卷积的有意思的解释

看了好多关于卷积的答案，看到这个例子才彻底地理解了这个过程～

关于卷积的一个血腥的讲解

比如说你的老板命令你干活，你却到楼下打台球去了，后来被老板发现，他非常气愤，扇了你一巴掌（注意，这就是输入信号，脉冲），于是你的脸上贱地）鼓起来一个包，你的脸就是一个系统，而鼓起来的包就是你的脸对巴掌的响应，好，这样就和信号系统建立起来意义对应的联系。下面还需要一论证的严谨：假定你的脸是线性时不变系统，也就是说，无论什么时候老板打你一巴掌，打在你脸的同一位置（这似乎要求你的脸足够光滑，如果你谈青春痘，甚至整个脸皮处处连续处处不可导，那难度太大了，我就无话可说了哈哈），你的脸上总是会在相同的时间间隔内鼓起来一个相同高度的包来，起来的包的大小作为系统输出。好了，那么，下面可以进入核心内容——卷积了！

如果你每天都到地下去打台球，那么老板每天都要扇你一巴掌，不过当老板打你一巴掌后，你5分钟就消肿了，所以时间长了，你甚至就适应这种生活一天，老板忍无可忍，以0.5秒的间隔开始不间断的扇你的过程，这样问题就来了，第一次扇你鼓起来的包还没消肿，第二个巴掌就来了，你脸上的包两倍高，老板不断扇你，脉冲不断作用在你脸上，效果不断叠加了，这样这些效果就可以求和了，结果就是你脸上的包的高度随时间变化的一个函数解）；如果老板再狠一点，频率越来越高，以至于你都辨别不清时间间隔了，那么，求和就变成积分了。可以这样理解，在这个过程中一定的时

的包的鼓起程度和什么有关呢？和之前每次打你都有关！但是各次的贡献是不一样的，越早打的巴掌，贡献越小，所以这就是说，某一输出是之乘以各自的衰减系数之后的叠加而形成某一点的输出，然后再把不同时刻的输出点放在一起，形成一个函数，这就是卷积，卷积之后的函数就是你脸上时间变化的函数。本来你的包几分钟就可以消肿，可是如果连续打，几个小时也消不了肿了，这难道不是一种平滑过程么？反映到剑桥大学的公式上个巴掌， $g(x-a)$ 就是第a个巴掌在x时刻的作用程度，乘起来再叠加就ok了，大家说是不是这个道理呢？我想这个例子已经非常形象了，你对卷积有了更了解了吗？

参考资料：

- 1.<https://www.zhihu.com/question/22298352>
- 2.<http://blog.csdn.net/yeeman/article/details/6325693>
- 3.<http://muchong.com/html/201001/1773707.html>
- 4.<https://www.zhihu.com/question/39753115>
- 5.<https://zh.wikipedia.org/wiki/%E5%8D%B7%E7%A7%AF%E7%A5%9E%E7%BB%8F%E7%BD%91%E7%BB%9C>
- 6.<http://blog.csdn.net/tiandijun/article/details/40080823>
- 7.<https://zh.wikipedia.org/wiki/%E5%8D%B7%E7%A7%AF%E5%AE%9A%E7%90%86>
- 8.<https://www.zhihu.com/question/19714540/answer/14738630> 如何理解傅里叶变换公式？

反馈意见：


- 视觉干扰
- 内容不宜
- 不感兴趣
- 其他原因

[返回](#)

想对作者说点什么？

我来说一句

 **ZeyiRTangent**：太有意思了（09-03 22:10 #18楼）

 **weixin\_42984669**：多谢！能否更新一下【去卷积】的概念和应用呀（08-18 15:22 #17楼）

 **mzhengk**：多谢（07-21 09:19 #16楼）

[查看 21 条热评](#)

### 理解图像卷积操作的意义

 2.7万

数字信号处理中卷积 卷积一词最开始出现在信号与线性系统中，信号与线性系统中讨论的就是信号经过一个线性...

### 别怕，"卷积"其实很简单

 2.6万

相信很多时候，当我们在看到“卷积”时，总是处于一脸懵逼的状态，不但因为它的本义概念比较难理解，还因为...



### 拓展魔鬼训练

百度广告

### 卷积的理解

 3259

之前，习惯把记录和总结的知识点放到云笔记上，但发现CSDN这个博客注册好久了，但却没有往上面放文章，...

整理：卷积的直观理解、物理意义与本质（四）

那片云：看了后有很大的收获，开始主文及回复均非常精彩。对理解卷积的数学物理意义很有帮助。下面说一下...

深度学习中的卷积与反卷积

深度学习中的卷积与反卷积卷积与反卷积操作在图像分类、图像分割、图像生成、边缘检测等领域都有很重要的...

大白话讲解BP算法

最近在看深度学习的東西，一开始看的吴恩达的UFLDL教程，有中文版就直接看了，后来发现有些地方总是不是...

# 中国海参85%都是假的！10年女参农曝光30年行业丑闻！

旒沸 · 嫫嫫

通俗的理解卷积概念

通俗的理解卷积概念想要在某一领域内成为高手，对该领域内的相关概念的掌握是相当重要的。能够深入的理解...

第二章：2.3 卷积定义（卷积积分与卷积和）

首先我们来看一下卷积的定义：Convolution对于一个线性时不变系统，如果我们知道他的单位冲击响应信号h（t...

吴恩达deeplearning之CNN—卷积神经网络入门

1.边界检测示例假如你有一张如下的图像，你想让计算机搞清楚图像上有什么物体，你可以做的事情是检测图像...

卷积的本质及物理意义（全面理解卷积）

卷积的本质及物理意义 提示：对卷积的理解分为三部分讲解1）信号的角度2）数学家的理解（外行）3）与多项...

文章热词

深度学习图片分类方法    深度学习 目标标注    深度学习算法类别    多智能体深度学习    深度学习分布式模型

相关热词

前端容易    容易记住密码    javase容易    爬虫容易    代码重构容易上瘾

卷积神经网络概念与原理

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（CN...

矩阵卷积运算的具体过程，很简单

最近在看图像处理，卷积运算这一块也查了很多，但是感觉都写的太复杂，我这里简单的写一下卷积到底是一个...

卷积的理解

最近大火人工智能，深度学习，各种提到卷积神经网络。不搞懂卷积，好像学习不下去了。于是就去看各种文章...

# 早知道痔疮这么简单就能好，我还做什么手术啊！

五洲 · 嫫嫫

卷积

作者：张俊博链接：https://www.zhihu.com/question/22298352/answer/34267457来源：知乎著作权归作者所有...

【4】如何理解CNN中的卷积？

1、什么是卷积：图像中不同数据窗口的数据和卷积核（一个滤波矩阵）作内积的操作叫做卷积。其计算过程又...

对深度可分离卷积、分组卷积、扩张卷积、转置卷积（反卷积）的理解

参考：https://zhuanlan.zhihu.com/p/28749411 https://zhuanlan.zhihu.com/p/28186857 https://blog.yani...

卷积物理意义 卷积最简单解释

一个人打了你一巴掌 力度为1 你的脸肿胀程度随时间变化的趋势为 第一小时 半径为1 的包，第二小时半径为2的...

卷积是什么！！

看到科学网上几篇关于卷积的博文，也颇为受益。的确，卷积是一个极为重要的运算，其定义事实上是自然的。...



借钱不还怎么办

百度广告

## 什么是卷积 卷积有什么用

4557

很多朋友和我一样，工科电子类专业，学了一堆信号方面的课，什么都没学懂，背了公式考了试，然后毕业了。...

## 对卷积的简单理解

1197

从大学就开始接触卷积，对于其物理意义不甚理解，只知道这么个东西，但是并不知道其所以然，今天在知乎上...

## deformable convolution (可变形卷积) 算法解析及代码分析

3045

可变形卷积是指卷积核在每一个元素上额外增加了一个参数方向参数，这样卷积核就能在训练过程中扩展到很大...

## 如何理解空洞卷积 (dilated convolution)

4580

论文：Multi-scale context aggregation with dilated convolutions简单讨论下dilated conv，中文可以叫做空洞卷...

## 反卷积的真正含义

1.2万

Deconvolution layer is a very unfortunate name and should rather be called a transposed convolutiona...

## 苏坡八十岁老中医透露降血糖的秘密！原来这般简单！

白领 · 顶新

## Caffe中卷积的实现细节 (涉及到BaseConvolutionLayer、Convolution...

1.1万

文章地址：<http://blog.csdn.net/xizero00/article/details/51049858> 一、卷积层的作用简介 卷积层是深度神经网...

## 反卷积结构及原理

5731

反卷积 (Deconvolution) 的概念第一次出现是Zeiler在2010年发表的论文Deconvolutional networks中，但是并...

## 卷积神经网络CNN (一) 基本概念、卷积

5436

卷积神经网络 (Convolutional Neural Network) 是一个专门针对图像识别问题设计的神经网络。它模仿人类识别...

## 反卷积(Transposed Convolution, Fractionally Strided Convolution or ...

2.7万

关于反卷积Deconvolution，转置卷积Transposed Convolution 的一些介绍。

## 神经网络——BP算法

3599

一、BP算法的意义对于初学者来说，了解了一个算法的重要意义，往往会引起他对算法本身的重视。BP(Back Pr...



人工智能网站

百度广告

## deeplabcv2 的 Atrous Convolution(带孔卷积核)，感受野，及tensorflow...

5166

首先是因为做图像分割，所以使用deeplab。思想基本和fcn一样。先卷积提取特征，然后调尺寸至原图像大小。...

## 深度学习之群卷积 (Group Convolution)

3708

最近在看MSRA的王井东研究员的《Interleaved Group Convolutions for Deep Neural Networks》。论文中多次...

## 卷积 (convolution) 与相关 (correlation) (matlab 实现)

2283

1. 卷积 (convolution) 输出  $y(n)y(n)$  是作为在  $x(k)x(k)$  和  $h(n-k)h(n-k)$  (反转和移位) 重叠之下的样本和求出的。...

## 如何理解空洞卷积 (dilated convolution) ID-CNN

264

作者：谭旭链接：<https://www.zhihu.com/question/54149221/answer/192025860>来源：知乎著作权归作者所有...

## 新奇的卷积结构 Dilated Convolution

1369

本次介绍一篇有关语义分割的文章，其核心思想是如何不失分辨率的扩大感受野，该方法已被caffe默认支持。...

## 老中医说：男人多吃这个东西，时间延长五倍！

### 常用的几种卷积神经网络介绍

 6194

常用的几种卷积神经网络介绍标签（空格分隔）：深度学习这是一篇基础理论的博客，基本手法是抄、删、改、...

### 《信号与系统学习笔记》—信号与系统（三）

 4057

注：本博客是基于奥本海姆《信号与系统》第二版编写，主要是为了自己学习的复习与加深。...

### 卷积算子计算方法(卷积运算)

 2.6万

卷积算子计算方法(卷积运算) -- 卷积操作是对图像处理时，经常用到的一种操作。它具有增强原信号特征，并且...

### 从头到尾彻底理解傅里叶变换算法

 4297

<http://www.xuebuyuan.com/2052774.html> 经典算法研究系列：十、从头到尾彻底理解傅里叶变换算法、上作...

### 联合分布 & 条件分布 & 边缘分布

 1.9万

首先我们需要明确贝叶斯法则（Bayes' Rule）。 接下来我们将讨论三种分布的概念：联合分布、边缘分布...



### 有哪些可以免费试用一年左右的云服务器

百度广告

### DL学习笔记【6】caffe参数调节-卷积层（convolution）

 7527

转自：<http://www.cnblogs.com/lutingting/p/5240629.html> 在caffe中，网络的结构由prototxt文件中给出，由一...

### caffe group参数理解

 996

caffe Convolution层的convolution\_param参数字典中有一个group参数，其意思是将对应的输入通道与输出通道...

### 【深度学习】Depthwise Sparable Convolution（Xception的核心模块）

 709

Depthwise Separable Convolution 1.简介 Depthwise Separable Convolution 是谷歌公司于2017年的CVPR中在论...

### 卷积神经网络工作原理直观的解释？

 1214

查看全部 35 个回答 YJango 1 日本会津大学 人机界面实验室博士在读 741 人赞同了该回答 ...

### 【深度学习】反卷积（transposed convolution）介绍

 7290

反卷积与卷积 反卷积，顾名思义是卷积操作的逆向操作。为了方便理解，假设卷积前为图片，卷积后为图片的...

## 15年工商注册 快速办理 透明报价

奕博管理·顶新

### 傅里叶变换（时域频域）

 1.2万

我保证这篇文章和你以前看过的所有文章都不同，这是 2012 年还在果壳的时候写的，但是当时没有来得及写完...

### 深入浅出的讲解傅里叶变换（真正的通俗易懂）

 10.2万

我保证这篇文章和你以前看过的所有文章都不同，这是12年还在果壳的时候写的，但是当时没有来得及写完就出...

### 信号与系统实用总结

 4820

信号与系统是个比较抽象的课，因为它用数学建模的方法去分析电路。那么，我们把电路的现象结合信号与系...

### 图像处理算法——卷积

 1.8万

本文索引：一 什么是卷积 二 相关算子 三 卷积算子 四 边缘效应 五 常用的卷积核及其用途 六 一个例子使用卷积...

### 对FCN及反卷积的理解

 6729

----主要参考 [https://github.com/vdumoulin/conv\\_arithmetic](https://github.com/vdumoulin/conv_arithmetic) <https://www.zhihu.com/question/43609045> h...



### 智合国学双语幼儿园

百度广告

图像中卷积(Convolution)和相关(Correlation)的区别以及代码具体实现

341

卷积(Convolution)与相关(Correlation)说明 很多人都听说过卷积(Convolution)的大名，也有不少人听过相关(Corre...

深度学习（十）——花式卷积(2)

1614

深度学习（十）——花式卷积（二）

没有更多推荐了，[返回首页](#)

个人资料



bitcarmanlee

关注

原创	粉丝	喜欢	评论
342	929	608	276

等级： 博客 1      访问：238万+

积分：1万+      排名：724

勋章：恒



最新文章

- 小白都能看懂的蒙特卡洛方法以及python实现
- 小白都能看懂的95%置信区间
- 用matplotlib中的scatter方法画散点图
- 求整数n次方以及矩阵n次方快速解法
- linux两个文件交集，合并，去重

个人分类

- |        |     |
|--------|-----|
| hive   | 18篇 |
| hadoop | 23篇 |
| spark  | 33篇 |
| hbase  | 7篇  |
| storm  | 3篇  |

展开

归档

- |         |    |
|---------|----|
| 2018年9月 | 8篇 |
| 2018年8月 | 7篇 |
| 2018年7月 | 2篇 |
| 2018年6月 | 7篇 |
| 2018年5月 | 4篇 |

展开

热门文章

- [IntelliJ idea破解办法\(更新\)](#)  
阅读量：167305
- [mac 下安装pip](#)  
阅读量：79899
- [logistic回归详解\(二\)：损失函数 \( cost function \) 详解](#)  
阅读量：79832
- [最容易理解的对卷积\(convolution\)的解释](#)  
阅读量：79079
- [TensorFlow 安装教程](#)  
阅读量：60411

最新评论

- [IntelliJ idea破解办法...](#)  
TaigaSweet：[reply]qq\_40680196[/reply] 太感谢你了，我的就是通过你的这个
- [超详细理解Gamma分布，Beta...](#)  
u012898831：[Math Processing Error]
- [字符串全排列 java实现](#)  
qq\_27822251：[reply]u011489043[/reply] 你这个也有错呀如果是a,b,b,b就会少输出...
- [泊松分布的前世今生](#)  
bitcarmanlee：[reply]weixin\_42345113[/reply] 当然是有意义的。大于60以后可以把时...
- [泊松分布的前世今生](#)  
weixin\_42345113：λ既然是汽车数量的期望，那要是数量大于60，请问下边的概率λ/60还有意义？

百度已经为您关闭广告！

联系我们



请扫描二维码联系客服

✉ webmaster@csdn.net

☎ 400-660-0108

👤 QQ客服    💬 客服论坛

关于   招聘   广告服务   网站地图

©2018 CSDN版权所有 京ICP证09002463号

🔍 百度提供搜索支持



经营性网站备案信息

网络110报警服务

中国互联网举报中心

北京互联网违法和不良信息举报中心

CSDN APP