



首頁

健康

美食

時尚

運勢

娛樂

旅遊

動漫

家居

科學

文化

歷史

科學 科技

最容易理解的對卷積(convolution)的解釋

2017/01/25 來源：CSDN博客

DL TensorFlow (1)

作者同類文章X

囉嗦開場白

讀本科期間，信號與系統裡面經常講到卷積(convolution)，自動控制原理裡面也會經常有提到卷積。碩士期間又學了線性系統理論與數位訊號處理，裡面也是各種大把大把卷積的概念。至於最近大火的深度學習，更有專門的卷積神經網絡(Convolutional Neural Network, CNN)，在圖像領域取得了非常好的實際效果，已經把傳統的圖像處理的方法快干趴下了。囉囉嗦嗦說了這麼多卷積，慚愧的是，好像一直以來對卷積的物理意義並不是那麼清晰。一是上學時候只是簡單考試，沒有仔細思考過具體前後的來龍去脈。二是本身天資比較愚鈍，理解能力沒有到位。三則工作以後也沒有做過強相關的工作，沒有機會得以加深理解。趁著年前稍微有點時間，查閱了一些相關資料，力爭將卷積的前世今生能搞明白。



1. 知乎上排名最高的解釋

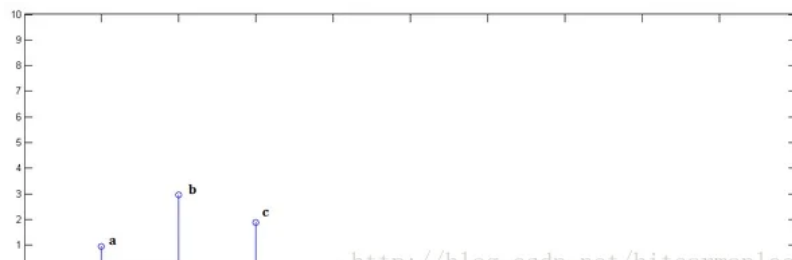
首先選取知乎上對卷積物理意義解答排名最靠前的回答。

不推薦用「反轉/翻轉/反褶/對稱」等解釋卷積。好好的信號為什麼要翻轉？導致學生難以理解卷積的物理意義。

這個其實非常簡單的概念，國內的大多數教材卻沒有講透。

直接看圖，不信看不懂。以離散信號為例，連續信號同理。

已知 $x[0] = a$, $x[1] = b$, $x[2] = c$



更多好文等你來搜尋



① X

Facebook有助教

flag.com.tw

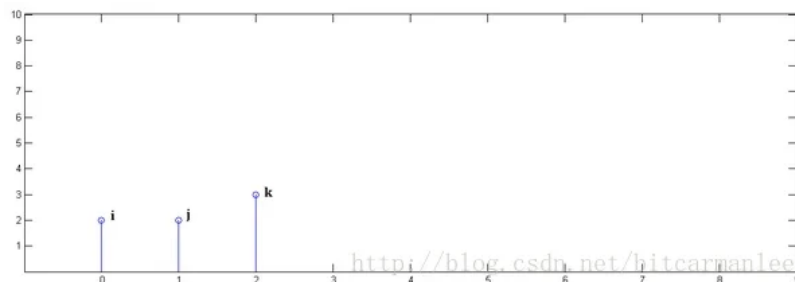
零基礎也做得出來

想學 Python 卻不知道從何入手？旗標

Python套件，按步驟操作，立即驗證成。

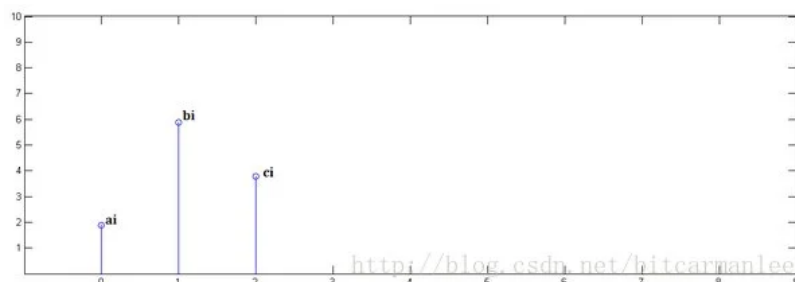
開啟

已知 $y[0] = i$, $y[1] = j$, $y[2] = k$

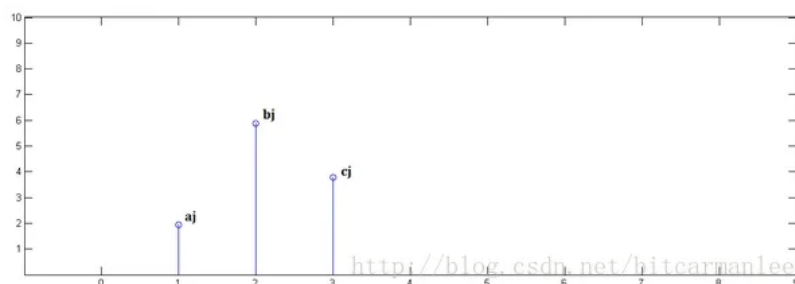


下面通過演示求 $x[n] * y[n]$ 的過程，揭示卷積的物理意義。

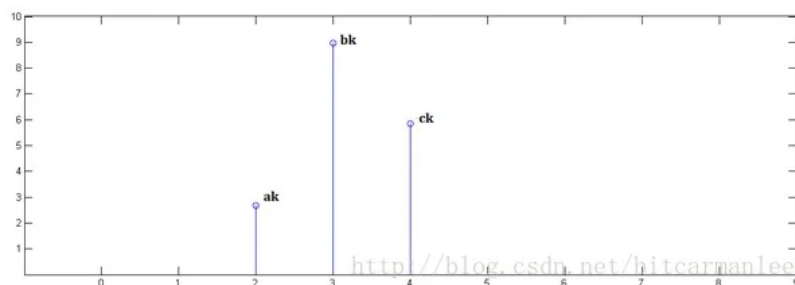
第一步， $x[n]$ 乘以 $y[0]$ 並平移到位置0：



第二步， $x[n]$ 乘以 $y[1]$ 並平移到位置1：



第三步， $x[n]$ 乘以 $y[2]$ 並平移到位置2：



趙雲古屍容貌復原圖
三國第一型男 當之無愧！

七種天生的富婆
面相，能掙錢，能守財，越來越富！

趙雲古屍容貌復原圖
三國第一型男當之無愧

45歲林志玲承認已懷孕，計劃在台灣產子！工作室證實...

3D技術還原貂蟬容貌，她真面目到底怎樣？竟說呂布...

FFT後的物理意義

傅立葉級數的數學推導

她搶了林志玲的千億豪門，6年剖3胎，如今67歲的老公卻...

為什麼清朝老照片中，多數名妓和嬪妃都很醜？難道當時醜女...

蔡英文為何終身不嫁？起底蔡英文的家世秘密

清朝最後一位太監自述：進宮後宮地洗

這臉

拉中



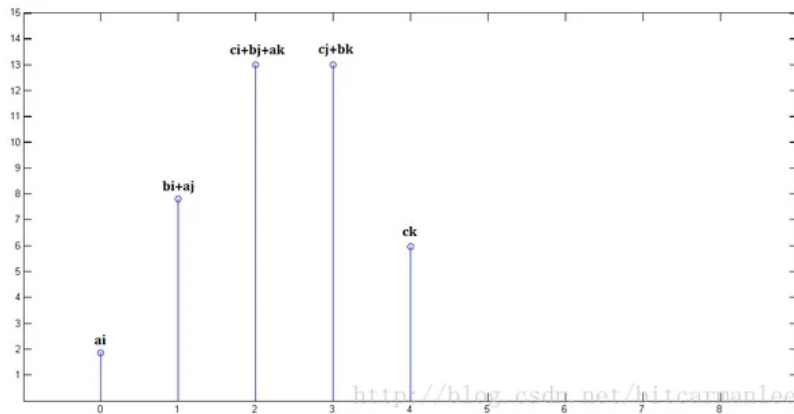
壹讀

說這專頁讚

2.7 萬 個讚



最後，把上面三個圖疊加，就得到了 $x[n] * y[n]$ ：



簡單吧？無非是平移（沒有反褶！）、疊加。

從這裡，可以看到卷積的重要的物理意義是：一個函數（如：單位響應）在另一個函數（如：輸入信號）上的加權疊加。

重複一遍，這就是卷積的意義：加權疊加。

對於線性時不變系統，如果知道該系統的單位響應，那麼將單位響應和輸入信號求卷積，就相當於把輸入信號的各個時間點的單位響應加權疊加，就直接得到了輸出信號。

通俗的說：

在輸入信號的每個位置，疊加一個單位響應，就得到了輸出信號。

這正是單位響應是如此重要的原因。

在輸入信號的每個位置，疊加一個單位響應，就得到了輸出信號。



這正是單位響應是如此重要的原因。

這正是單位響應是如此重要的原因。

以上是知乎上排名最高的回答。比較簡單易懂。

有個回復也可以參考：

樓主這種做法和通常教材上的區別在於：書上先反褶再平移，把輸入信號當作一個整體，一次算出一個時間點的響應值；而樓主把信號拆開，一次算出一個信號在所有時間的響應值，再把各個信號相加。兩者本質上是相同的。

2. 卷積的另外解釋 $y(n)=x(n)*h(n)$

使用離散數列來理解卷積會更形象一點，我們把 $y(n)$ 的序列表示成 $y(0)y(1)y(2)\dots$ ，這是系統響應出來的信號。

同理， $x(n)$ 的對應時刻的序列為 $x(0)x(1)x(2)\dots$

其實我們如果沒有學過信號與系統，就常識來講，系統的響應不僅與當前時刻系統的輸入有關，也跟之前若干時刻的輸入有關，因為我們可以理解為這是之前時刻的輸入信號經過一種過程（這種過程可以是遞減，削弱，或其他）對現在時刻系統輸出的影響，那麼顯然，我們計算系統輸出時就必須考慮現在時刻的信號輸入的響應以及之前若干時刻信號輸入的響應之「殘留」影響的一個疊加效果。



假設0時刻系統響應為 $y(0)$ ，若其在1時刻時，此種響應未改變，則1時刻的響應就變成了 $y(0)+y(1)$ ，叫序列的累加和（與序列的和不一樣）。但常常系統中不是這樣的，因為0時刻的響應不太可能在1時刻仍舊未變化，那麼怎麼表述這種變化呢，就通過 $h(t)$ 這個響應函數與 $x(0)$ 相乘來表述，表述為 $x(m) \times h(m-n)$ ，具體表達式不用多管，只要記著有大概這種關係，引入這個函數就能夠表述 $y(0)$ 在1時刻究竟削弱了多少，然後削弱後的值才是 $y(0)$ 在1時刻的真實值，再通過累加和運算，才得到真實的系統響應。

再拓展點，某時刻的系統響應往往不一定是由當前時刻和前一時刻這兩個響應決定的，也可能是再加上前前時刻，前前前時刻，前前前前時刻，等等，那麼怎麼約束這個範圍呢，就是通過對 $h(n)$ 這個函數在表達式中變化後的 $h(m-n)$ 中的 m 的範圍來約束的。即說白了，就是當前時刻的系統響應與多少個之前時刻的響應的「殘留影響」有關。



當考慮這些因素後，就可以描述成一個系統響應了，而這些因素通過一個表達式（卷積）即描述出來不得不說是數學的巧妙和迷人之處了。3. 卷積的數學定義前面講了這麼多，我們看看教科書上對卷積的數學定義。

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.卷積的應用

用一個模板和一幅圖像進行卷積，對於圖像上的一個點，讓模板的原點和該點重合，然後模板上的點和圖像上對應的點相乘，然後各點的積相加，就得到了該點的卷積值。對圖像上的每個點都這樣處理。由於大多數模板都是對稱的，所以模板不旋轉。卷積是一種積分運算，用來求兩個曲線重疊區域面積。可以看作加權求和，可以用來消除噪聲、特徵增強。

把一個點的像素值用它周圍的點的像素值的加權平均代替。

卷積是一種線性運算，圖像處理中常見的mask運算都是卷積，廣泛應用於圖像濾波。

卷積關係最重要的一種情況，就是在信號與線性系統或數位訊號處理中的卷積定理。利用該定理，可以將時間域或空間域中的卷積運算等價為頻率域的相乘運算，從而利用FFT等快速算法，實現有效的計算，節省運算代價。

參考資料：1. 2. 3. 4.

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.

7.<https://zh.wikipedia.org/wiki/%E5%8D%B7%E7%A7%AF%E5%AE%9A%E7%90%86>

8. 如何理解傅立葉變換公式？



 喜歡這篇文章嗎？快分享吧

您可能感興趣

- Miscellaneous | 圖示理解卷積的物理意義
- 信號與系統——卷積
- 整理：卷積的直觀理解、物理意義與本質
- 卷積的物理意義
- 卷積的意義
- 卷積神經網絡初探
- 上海應物所活細胞內的分子成像獲新進展
- 黑科技：利用python的theano庫刷kaggle mnist排行榜
- 圖像處理之基礎---卷積模板簡介
- 從零開始的Deep Learning之旅：應用

免責聲明：本文內容來源於CSDN博客，文章觀點不代表壹讀立場，如若侵犯到您的權益，或涉不實謠言，敬請向我們提出檢舉。

