

卷積神經網路原理及其C++/Opencv實作(2)

原創 sdff20201029 萌萌噠程序猴 2021-03-11 21:07

在上篇文章中我們主要講了神經元與卷積神經元的基礎：

卷積神經網路原理及其C++/Opencv實作(1)

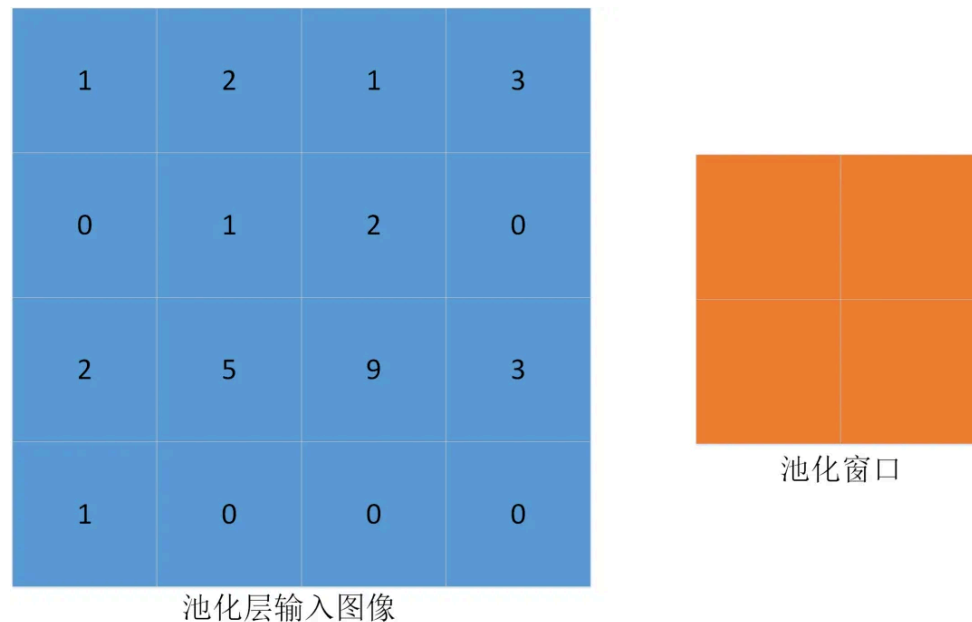
在本文中，我們繼續來講一下池化層、全連結層的基礎知識。我們這裡所說的全連接層，就是上篇文章所說的5層網路中的O5層，其實它如果更細分的話，又可以分成Affine層和輸出層。

1. 池化層

池化層通常連接在卷積層後面，在卷積神經網路中添加池化層的目的是：**在不丟失主要資訊的前提下，降低卷積層輸出結果的資料量**。這樣一來，既可以減小運算的複雜度，也可以有效避免過擬合現象（所謂過擬合，即訓練神經網路所得到的參數模型，對訓練資料的處理表現優良，但是對其它資料的處理則表現不理想的現象）。

常見的池化層方法有平均值池化層、最大值池化層，以下我們分別講述其原理。

假設卷積結果為 m 行 n 列的影像，池化視窗為 r 行 c 列（ $m > r$ ， $n > c$ ），以下內容我們以 4×4 的輸入影像、 2×2 的池化視窗為例進行說明。



(1) 均值池化層

對輸入影像進行均值池化，相當於使用池化視窗覆蓋在輸入影像上面從左到右、從上至下地滑動，每滑動到一個位置，計算池化視窗在輸入影像上所覆蓋區域的像素平均值，作為池化輸出。

既然是窗口滑動，就涉及到滑動步長step的選擇，step可以取固定的1，2，3...，但是要求滿足條件 $step+c < n$ 且 $step+r < m$ ，否則左右或者上下滑動一步就超出輸入影像的範圍了。通常我們預設左右滑動的 $step=c$ ，上下滑動的 $step=r$ ，即池化視窗的兩個相鄰位置沒有重疊也沒有間隔，本系列文章所講的池化層，也均如此預設。

將4*4的輸入影像進行2*2池化視窗的均值池化，依照預設step，池化視窗左右上下滑動的step均為2，其流程如下圖所示：

(1) 最大值池化層

最大值池化操作與平均值池化操作大同小異，都是池化視窗在輸入影像上從左到右、由上至下的滑動，差異在於：平均值池化取池化視窗中的平均值作為池化結果，而最大值池化取池化視窗中的最大值作為池化結果。如下圖所示：

2. 全連接層

在這裡，我們把全連接層細分為Affine層和輸出層來講。上文說到的5層網路的全連接層如下圖所示。

在卷積神經網路中，之所以在最後一層加一層全連接層，而不是卷積層，是為了輸出設計者自己想要的資料個數，而Affine層正好可以實現這個需求。對於分類問題，在網路的最後需要輸出各個類別的機率，並認為最大機率的類別為最終分類結果，因此在Affine層之後還需要連接一層輸出層，把每個類別的輸出值轉換為0~1之間的機率，轉換函數通常使用Softmax函數。

注意：由於全連接層是最後一層，Softmax函數就相當於Affine輸出的激活函數，在Affine與Softmax之間不需要另外再加別的激活函數了。

(1) Affine層

全連接層的上一層是池化層，假設池化層的輸出為 k 張 $r \times c$ 的圖像，需要把這幾張圖像依序平攤成一維向量，其長度為 $m = k \times r \times c$ ：

假設分類問題有 n 個輸出，那麼該層有 n 個神經元，每個神經元的輸入都是以上向量 X 的 m 個資料。

Affine層的輸出依照下式計算，其中 $0 \leq i < n$ ， $0 \leq j < m$ 。由此可知，該層有對應的 $m \times n$ 個權重，以及 n 個偏置。

(2) 輸出層

輸出層在Affine層之後，主要功能是把Affine層的輸出轉換成 $0 \sim 1$ 之間的機率值。該功能由Softmax函數實現：

Softmax函數的輸出即為神經網路最終的輸出。

為了使用梯度下降法調節參數（後面再詳細說明），通常使用交叉熵誤差函數來衡量Softmax函數的輸出值與標籤值的差距，其中 t 為標籤值， Y 為Softmax函數的輸出。

總共有 n 個輸出，每個輸出對應一個標籤 t 。對於分類問題，輸出的多個結果中，只有一個結果是對應正確解，也只有該結果對應的標籤 t 為1，其它結果對應的標籤都是0。例如手寫數位影像的分類：

0對應的10個標籤為：1 0 0 0 0 0 0 0 0 0

1對應的10個標籤為：0 1 0 0 0 0 0 0 0 0

2對應的10個標籤為：0 0 1 0 0 0 0 0 0 0

3對應的10個標籤為：0 0 0 1 0 0 0 0 0 0

4對應的10個標籤為：0 0 0 0 1 0 0 0 0 0

.

.

.

9對應的10個標籤為：0 0 0 0 0 0 0 0 0 1

本文就講到這裡，下篇文章我們將開始從資料的角度詳細推導5層卷積神經網路的前向傳播與後向傳播。敬請期待！

歡迎掃碼追蹤以下微信公眾號，接下來會不定時更新更加精彩的內容噢～

深度學習 26 人工智慧 27 機器學習 33

深度學習·目錄

上一篇

卷積神經網路原理及其C++/Opencv實作(1)

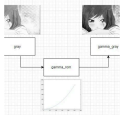
下一篇

卷積神經網路原理及其C++/Opencv實作(3)

閱讀原文

喜歡此內容的人還喜歡

數位影像處理之gamma矯正
FPGA開源工作室



混凝土模板荷載與壓力計算
忒修斯破船



NJ系列電子凸輪應用分享
Karl工控

