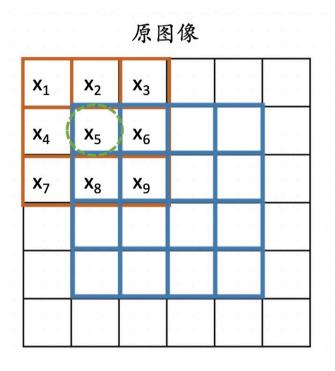
```
In []: import cv2
        import numpy as np
        import matplotlib.pyplot as plt
        import statistics as stats
```

# Lab 2

# 第一部分: 卷积和滤波

本次Lab的第一部分为课堂内容的补充,旨在加深对卷积操作、均值滤波、中值滤波的理解。

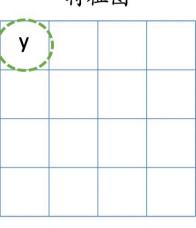
图像的卷积操作:使用卷积核(convolution kernel,也称为模板、算子或掩膜)对原图像中的每个像素进行重新计算,形成特征图(feature map)。具体来说,卷积核是一个矩阵,通常是一个较小的四方形网格结构,边长通常为基数个像素(如3x3的矩阵)。在进行卷积计算时,卷 积核的中心会对准原图像的某个像素点。然后,**卷积核中的每个元素**与图像上**对应位置的像素值一一相乘**。这些乘积**求和**的结果,就是特征图 中该位置的新像素值。



# 卷积核

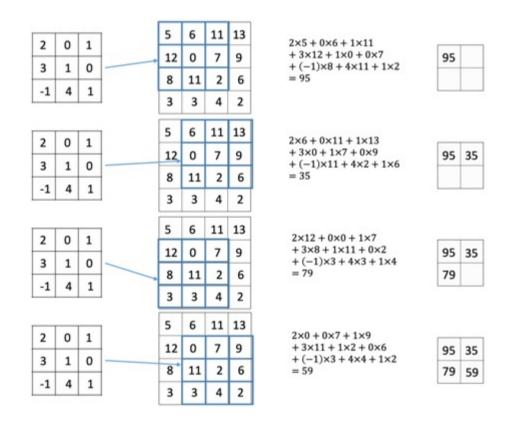
$W_1$	W <sub>2</sub>	W <sub>3</sub>
W <sub>4</sub>	$\mathbf{w}_{5}$	W <sub>6</sub>
<b>W</b> <sub>7</sub>	W <sub>8</sub>	W <sub>9</sub>





$$y = w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 + w_4x_4 + w_5x_5 + w_6x_6 + w_7x_7 + w_8x_8 + w_9x_9$$

#### 举例:



## 编写卷积操作

### 第一步: 定义卷积核

我们先定义一个3\*3的简单卷积核

```
In []: # 定义一个3*3的卷积核
       kernel = [[2,1,0],
                 [1,0,1],
                 [0,1,2]
       # 可视化查看卷积核
       plt.imshow(kernel,cmap=plt.cm.gray)
```

为了便于理解,我们不用真实图片,而是使用一张宽和高都是4个像素的矩阵作为"伪图片",且忽略三个色彩通道(视为灰度图)。

现在,我们有了一个3\*3的卷积核以及一张4\*4的灰度图。

#### 第三步,进行卷积操作。

不考虑0填充的情况下,用3\*3的卷积核给4\*4的图像做卷积操作,最终将得到一个2\*2的特征图。

接下来,我们定义两个函数。

第一个函数Filter()负责处理卷积核的中心点对准图像中**某一个**像素点时,需要进行的"先乘后加"操作。它传入4个参数,分别是**卷积核**、**图像**,以及卷积核中心位置当前对准的像素点在图像中的**行列数**。 它返回一个值,即当前位置的卷积操作完成后,"先乘后加"的结果。

```
In []: # 定义当前位置的卷积("相乘后相加")的函数,其中kernel为卷积核,img为图像
# row和col为当前位置卷积核中点所对应的像素点,在图像中的行列数
def Filter(kernel,img,row,col):
    result=0
    # 卷积核的边长
    dim=np.array(kernel).shape[0]
    for i in range(dim):
        for c in range(dim):
        result=result+kernel[i][c]*img[i+row][col+c]
    return result
```

第二个函数Conv()主要负责把前面的Filter()函数作用于所有需要操作的点位上。

该函数需要传入4个参数,分别是**卷积核、图像**以及**特征图(卷积操作的结果)的维度(行列数)**。

```
In []: # 定义卷积操作的完成函数,其中kernel为卷积核,img为图像
# res_row,res_col为卷积结果(特征图)的行列数

def Conv(kernel,img,res_row,res_col):
    Result = np.zeros((res_row,res_col))
# 通过调用前面的Filter函数来对特征图每一个位置进行卷积操作
    for i in range(res_row):
        for c in range(res_col):
             Result[i][c]=Filter(kernel,img,i,c)
        return Result
```

### 第四步,运行卷积操作

```
In []: # 调用Conv函数,获得特征图(因为没有padding,特征图的维度是2*2)
featuremap = Conv(kernel, img, 2, 2)
# 打印特征图的数值
print(featuremap)
# 可视化查看特征图
plt.imshow(featuremap,cmap=plt.cm.gray)
```

# Padding操作

现在,我们引入零填充。

```
In []: # 对原图进行0填充 (zero-padding), 这一步可以调用numpy直接完成
img_pad = np.pad(img, 1, mode='constant')
# 可视化查看padding后的原图
plt.imshow(img_pad,cmap=plt.cm.gray)
```

重复前面的操作,再次运行卷积。这一次,卷积输出的特征图维度和原图一样,为4\*4。

```
In []: # 调用Conv函数,获得特征图
featuremap_pad = Conv(kernel, img_pad, 4, 4)
# 打印特征图的数值
print(featuremap_pad)
# 可视化查看特征图
plt.imshow(featuremap_pad,cmap=plt.cm.gray)
```

2024/5/9 17:43 Lab2 - Jupyter Notebook

现在,我们设计一个 5 \* 5 的卷积核,对lab2\_img中的真实图片man.jpg做卷积操作。

```
In []: # 调用Conv函数,获得特征图(注意,我们做了padding,因此输出特征图的维度和输入图像相同)featuremap_pad = Conv(kernel, img_pad, 230, 180) # 可视化查看特征图 plt.imshow(featuremap_pad,cmap=plt.cm.gray)
```

#### 任务1

在下面的两个Cell里,请自定义一个 9 \* 9 的卷积核(具体的设计随意),对man.jpg进行卷积操作。

In []: # 请在这里完成任务1的剩余操作,可视化呈现特征图

## 均值滤波和中值滤波

卷积操作在深度学习中多用于提取特征。

除此之外,我们也可以用**类似于**卷积操作的手段,在预处理阶段对图像做**降噪**处理。

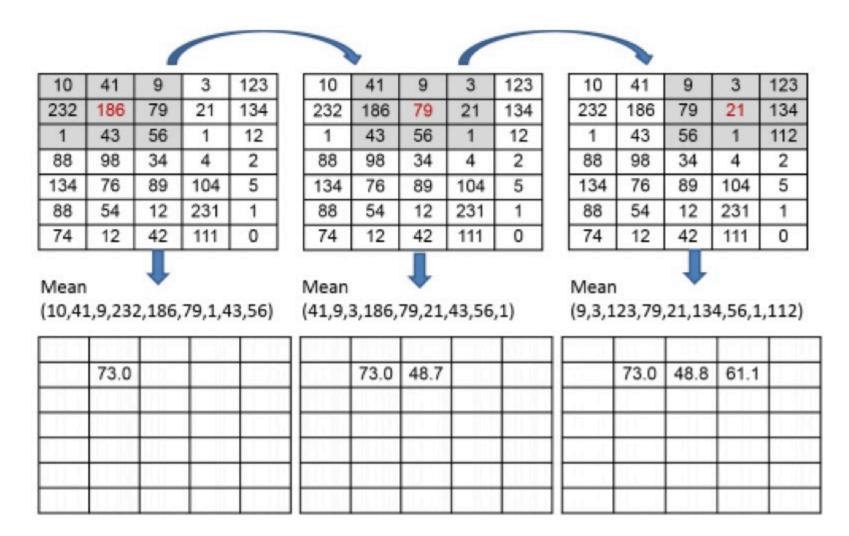
常见的滤波方法分均值滤波和中值滤波。

均值滤波是典型的线性滤波算法,它是指在图像上对目标像素给一个模板(滤波器),该模板包括了目标像素及其周围的临近像素,滤波后,模板覆盖的全体像素的平均值,将被用来代替目标像素的原像素值。这种滤波方法可以有效地抑制图像中的加性噪声,但容易引起图像模糊,可以对其进行改进,主要避开对景物边缘的平滑处理。

中值滤波是一种非线性滤波方法,经常用于消除图像或者其它信号中的噪声。这种滤波方法对于斑点噪声(speckle noise)和椒盐噪声(saltand-pepper noise)尤其有效。中值滤波的基本原理是,将图像中某一点的像素值,用该点及其邻域中各点值的中位数代替,从而消除孤立的噪声点。这种滤波方法对于滤除图像的椒盐噪声非常有效,可以保持图像的边缘特性,不会让图像产生显著的模糊,适合消除通过扫描得到的图像中的颗粒噪声。

2024/5/9 17:43 Lab2 - Jupyter Notebook

#### 均值滤波



#### 编写均值滤波的函数

参考前面的卷积操作,编写两个新的函数,进行均值滤波。

首先,定义Mean\_Filter函数,该函数处理图像上某个特定位置的均值滤波操作。

均值滤波在这里不需要定义具体的滤波器(或可理解为滤波器里面所有的值都是1/n,其中n为滤波器的网格数量,没有加权操作),只需要定义滤波器的边长。

它传入4个参数,包括**图像、滤波器的边长**、滤波器中心点当前对应图像像素的**行列数**。

```
In []: # 定义Mean_Filter函数 (参考上面的Filter) , 参数img为图像
# row和col为当前位置卷积核中点所对应的像素点,在图像中的行列数
# 此次不需要传入具体的卷积核,只需要传入卷积核的边长dim
def Mean_Filter(dim,img,row,col):
    result=[]
    # 卷积核的边长
    for i in range(dim):
        for c in range(dim):
        result.append(img[i+row][col+c])
# 返回卷积核覆盖区域的像素点的平均值
    return int(np.mean(result))
```

然后定义Mean\_Conv函数来让滤波器遍历图像。它传入2个参数,包括滤波器边长和图像本身。

这一次我们需要让程序根据传入的滤波器边长,来自动进行padding操作。

默认滤波器边长为奇数,则padding的层数为(滤波器边长-1)/2

```
In []: # 定义整体的卷积函数,其中dim为卷积核的边长,img为图像
       # 这一次我们要求图像必须做zero padding,并让用户传入padding的层数
       # padding之后,不用再定义输出图像的尺度(和原图像相同)
       def Mean_Conv(dim,img):
          # 对图像进行zero padding
          padding = int((dim - 1)/2)
          img = np.pad(img, padding, mode='constant')
          # 这里传入的是padding之后的图像,因此在计算输出图像边长时需要减2*padding
          res_row = np.array(img).shape[0]-2*padding
          res_col = np.array(img).shape[1]-2*padding
          Result = np.zeros((res_row, res_col))
          # 通过调用前面的Mean_Filter函数来对特征图每一个位置进行卷积操作
          for i in range(res_row ):
              for c in range(res col):
                  Result[i][c]=Mean_Filter(dim,img,i,c)
          return Result
```

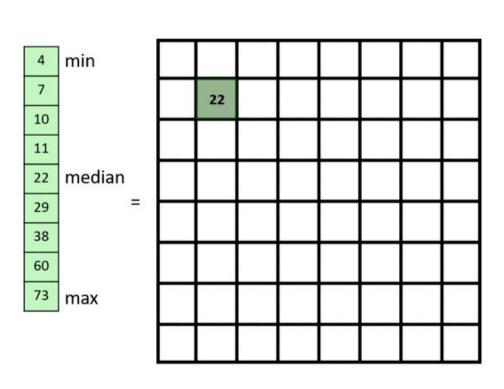
```
In []: # 进行均值滤波
mean_filt = Mean_Conv(3, img)
# 打印特征图的数值
print(mean_filt)
# 可视化查看滤波后的图
plt.imshow(mean_filt,cmap=plt.cm.gray)
```

### 中值滤波

均值滤波是在滤波器范围内求图像像素点的均值。但是,均值滤波难以完全除掉噪声点,同时可能会破坏图像的细节。

因此,通常我们更偏向使用中值滤波。中值滤波是在滤波器范围内求图像像素点的中位数。

11	7	4	5	3	3	2	2
38	22	10	7	4	3	3	2
73	60	29	13	7	5	3	2
69	69	52	29	12	7	4	3
62	66	66	59	27	11	7	3
66	60	60	66	62	25	8	4
58	54	56	62	74	42	13	6
49	49	51	54	58	50	25	9



## 任务2

编写Median\_Filter()及Median\_Conv(), 实现中值滤波。

其中,Median\_Filter()传入4个参数,即图像、滤波器边长、滤波器中心当前对准的原图像素点的行列数。

Median\_Conv()传入2个参数,即图像和滤波器边长。该函数需要根据输入的滤波器边长,对图像进行padding操作。

```
In []: # 请在此编写中值滤波的两个函数(替换掉"Pass")
# 中位数可由statistics包中的median函数获取,也可以自定义中位数函数。

def Median_Filter(dim,img,row,col):
    pass

def Median_Conv(dim, img):
    pass
```

Median\_Filter()和Median\_Conv()编写完成后,运行下面的Cell查看效果。

```
In []: # 进行中值滤波
median_filt = Median_Conv(3, img) # 传入的参数分别是滤波器边长、原图片、padding层数
# 打印特征图的数值
print(median_filt)
# 可视化查看特征图
plt.imshow(median_filt,cmap=plt.cm.gray)
```

把均值滤波和中值滤波用在真实图片上。真实图片请导入破损的老照片lab2\_img/girl.jpg

```
In []: # 进行均值滤波
mean_filt = Mean_Conv(7, img) #如果图像较大,运行时间可能较久
# 可视化查看特征图
plt.imshow(mean_filt, cmap=plt.cm.gray)
```

```
In []: # 进行中值滤波
median_filt = Median_Conv(7, img) #如果图像较大,运行时间可能较久
# 可视化查看特征图
plt.imshow(median_filt, cmap=plt.cm.gray)
```

# 第二部分: OpenCV中的物体轮廓识别

本次Lab第二部分主要内容是,利用OpenCV对简单图像中的要素轮廓进行识别。

#### 识别不带边框的白色区域

```
In []: # 读取图片
img = cv2.imread('lab2_img/shape1.jpg')
# 回顾: OpenCV的颜色通道顺序为BGR,但Plt的顺序为RGB,因此需要转换才能看到图像原本的颜色
RGB_img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2RGB)
plt.imshow(RGB_img)
```

```
In []: # 把彩色图像转化为灰度图像
    gray = cv2.cvtColor(img, cv2.C0L0R_BGR2GRAY)
    # 预览灰度图像
    RGB_gray = cv2.cvtColor(gray, cv2.C0L0R_BGR2RGB)
    plt.imshow(RGB_gray)
```

```
In []: # 用直方图来辅助判断背景和物体要素之间的阈值 gray_px = np.ravel(gray) plt.hist(gray_px)
```

```
In []: # 根据直方图,该图几乎为双色图,白色区域的灰度值大致在220以上,黑色背景的灰度值在130以下。
# 如果要用cv2.threshold二值化操作分离背景和白色区域,则分割的阈值应设在130和240之间
# cv2.threshold传入参数分别为: 图片(灰度)、阈值、超过阈值像素的设置值、阈值类型
# 例如,现在让原值超过130的像素都变成255,而原值不足10的像素都变成0,从而分离要素
# 根据上一步的观察,背景区域像素为130,因此阈值要设为大于130的数
ret, thresh = cv2.threshold(gray, 130, 255, cv2.THRESH_BINARY)
```

```
In []: # 预览二值化阈值操作后的效果
       RGB_thresh = cv2.cvtColor(thresh, cv2.COLOR_BGR2RGB)
       plt.imshow(RGB_thresh)
In []: # 给要素物体定位轮廓
       contours, hierarchy = cv2.findContours(thresh, cv2.RETR_TREE, cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE)
       # 在原图上绘制轮廓
       cv2.drawContours(img, contours, -1, (0,220,0), 10) # 后三个参数分别是轮廓相对位置,轮廓颜色,轮廓粗细
       # 计算要素的像素面积
       area = cv2.contourArea(contours[0])
       print('像素面积:', area, '像素')
       # 这里还可以根据比例尺,将像素面积转为现实面积
       # 比如, 当比例尺为1像素=0.1厘米时:
       scale_factor = 0.1
       size = area * scale factor ** 2
       print('现实面积:', size, '平方厘米')
In []: # 转换RGB通道后,用plt预览勾勒轮廓后的图像
       RGB_img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2RGB)
       plt.imshow(RGB_img)
       识别不带边框的有色区域
In []: # 录入及预览图片
       img = cv2.imread('lab2_img/shape2.jpg')
       RGB_img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2RGB)
       plt.imshow(RGB_img)
In [ ]: # 转换为灰度图
       gray = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
       # 处理灰度图片的矩阵, 观察像素值的分布
       gray_px = np.ravel(gray)
       plt.hist(gray_px)
In [ ]: # 此次的背景区域灰度为226
       # 因为此次要提取深色部分,因此二值化应用BINARY_INV,阈值的设置应在120和220之间,这里取210
       ret, thresh = cv2.threshold(gray, 210, 255, cv2.THRESH_BINARY_INV)
       # 预览二值化效果
       RGB_thresh = cv2.cvtColor(thresh, cv2.COLOR_BGR2RGB)
       plt.imshow(RGB_thresh)
In []: # 剩余的步骤同上
       # 给要素物体定位轮廓
       contours, hierarchy = cv2.findContours(thresh, cv2.RETR_TREE, cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE)
       # 在原图上绘制轮廓
       cv2.drawContours(img, contours, -1, (0,220,0), 10)
       RGB_img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2RGB)
       plt.imshow(RGB_img)
```

### 识别带有边框的要素

如果物体带有黑色边缘线,则可以在设置thresh的时候采用OTSU算法,省略手动设置thresh参数的步骤。

关于OTSU算法的细节,可参见: <a href="https://blog.csdn.net/X131644/article/details/131100652">https://blog.csdn.net/X131644/article/details/131100652</a> (<a href="https://blog.csdn.net/X131644/article/details/131100652">https://blog.csdn.net/X131644/article/details/131100652</a>

```
In []: # 录入及预览图片
img = cv2.imread('lab2_img/shape3.jpg')
RGB_img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2RGB)
plt.imshow(RGB_img)
```

```
In []: # 转为灰度图
gray = cv2.cvtColor(RGB_img, cv2.COLOR_BGR2GRAY)

# 设置threshold让物体和背景分离,此时采用OTSU法
ret, thresh = cv2.threshold(gray, 0, 255, cv2.THRESH_BINARY_INV+cv2.THRESH_OTSU)

# 绘制轮廓线
contours, hierarchy = cv2.findContours(thresh, cv2.RETR_TREE, cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE)
cv2.drawContours(img, contours, -1, (0,220,0), 10)

# 计算物体的像素面积
area = cv2.contourArea(contours[0])
print('像素面积:', area, '像素')
```

```
In []: # 显示轮廓
RGB_img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2RGB)
plt.imshow(RGB_img)
```

```
In []: # 在外围绘制范围框 extent box
x, y, w, h = cv2.boundingRect(contours[0])
cv2.rectangle(img, (x, y), (x+w, y+h), (255, 0, 0), 2)
RGB_img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2RGB)
plt.imshow(RGB_img)
```

#### 多个要素物体的识别

2024/5/9 17:43

识别同一张图像中的多个要素,并标注每个物体的轮廓及大小

```
In []: # 录入及预览图片
img = cv2.imread('lab2_img/shape4.jpg')
RGB_img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2RGB)
plt.imshow(RGB_img)

In []: # 转为灰度
```

```
In []: # 转换RGB后用plt显示图像
RGB_img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2RGB)
plt.imshow(RGB_img)
```

#### 任务3

下面的代码已经导入了3张图片,分别命名为fig1、fig2和fig3,已知每张图片都包含不止一个物体要素,且物体要素带边框。

请完成函数"big\_obj"的编写(替代原本的pass),该函数的描述如下。

- 功能:在三张输入图像中,找出物体要素**总像素面积**最大的一张图像,并将其用plt绘制出来,且返回这张图像中所有物体要素的**平均像素 面积**。
- 绘图要求:包含每个物体要素的范围框(extent box)和像素面积的标注。

```
In []: # Fig 1
fig1 = cv2.imread('lab2_img/fig1.jpg')
RGB_fig1 = cv2.cvtColor(fig1, cv2.COLOR_BGR2RGB)
plt.imshow(RGB_fig1)
```

```
In []: # Fig 2
fig2 = cv2.imread('lab2_img/fig2.jpg')
RGB_fig2 = cv2.cvtColor(fig2, cv2.COLOR_BGR2RGB)
plt.imshow(RGB_fig2)

In []: # Fig 3
fig3 = cv2.imread('lab2_img/fig3.jpg')
RGB_fig3 = cv2.cvtColor(fig3, cv2.COLOR_BGR2RGB)
plt.imshow(RGB_fig3)

In []: # 替换以下的"Pass", 完成任务3
def big_obj(fig1, fig2, fig3):
    pass

In []: # 完成big_obj函数的编写后, 运行下面的代码
big_obj(fig1, fig2, fig3)
```

# 任务4

导入toh.jpg(天坛公园的遥感图像),请编写代码,尽可能识别出公园中的人造地貌(包括建筑、道路、广场等)的分布,并勾勒其轮廓。

提示: 在进行阈值操作时,除了THRESH\_BINARY和THRESH\_BINARY\_INV两种二值化操作之外,还有哪些常见的阈值处理方式(参考Lab1的notebook)?它们是否对此类问题更有帮助?

In []: # 在这里完成任务4,可以拆分为多个Cell

# 提交方式

本次作业有4个任务。完成所有cell的运行后,保存为ipynb和PDF格式(保留所有输出)。将导出的ipynb命名为"Lab2+姓名+学号.ipynb",将导出的PDF命名为"Lab2+姓名+学号.pdf",并将上述两个文件提交到学习通作业模块的相应位置。 PDF格式文件可以从页面左上角的"File/文件"菜单里选择通过HTML或LaTeX导出,也可以通过打印预览,保存为PDF。 请独立完成练习,参考答案将在截止时间后公布。 截止时间:2024年5月15日23:59