

Computer Vision I _2018

Homework assignment #8

R07522717 機械所製造組碩一 林溫雅

Part1 (此次作業僅 one part)

Description:

Write the following programs

1. Generate additive white Gaussian noise
2. Generate salt-and-pepper noise
3. Run box filter ($3 \times 3, 5 \times 5$) on all noisy images
4. Run median filter ($3 \times 3, 5 \times 5$) on all noisy images
5. Run opening followed by closing and closing followed by opening

Algorithm:

1. gaussianNoise:

使用 ppt 提供的公式，做 random normal 的 noise 乘上 noise，並加到原始圖檔上

2. saltpepperNoise:

使用 ppt 提供的公式，將 $I - x$ 的值切三段賦予值

3. boxfiltering:

用 $k \times k$ 的 kernel 去掃圖，取平均值

4. medianFiltering:

用 $k \times k$ 的 kernel 去掃圖，取 median

5. Dilation:

獲得 kernel 與輸入 image 的行列數以後，製作一個『外擴』圖檔，為的是處理 kernel 在尋訪時超出邊界的情況（以 image 為 512×512 , kernel 為 5×5 來說，暫存圖檔為 516×516 ，暫存圖檔為往上、往下、往左、往右分別外擴兩列/行，外擴新增的 pixel 值為 0，才不會影響後續取 max 的計算，中間則就是原本輸入圖檔的值）。

接著再進行計算，kernel 設計為 $\begin{bmatrix} \text{np.nan}, 0, 0, 0, \text{np.nan} \\ 0, 0, 0, 0, 0 \end{bmatrix}$,

[0,0,0,0,0], [0,0,0,0,0], [np.nan,0,0,0,np.nan]]。在計算時會忽略遇到 nan 的運算，因此計算結果即為 3553 形狀 kernel 中的最大值，將最大值填入 kernel 中心覆蓋的某 p 點。

特別的是，在 dilation 進行 convolution，因此 kernel 須先 flip 180 度，但作業指定的是點對稱 kernel，有沒有 flip 不對結果造成影響。

6. Erosion:

獲得 kernel 與輸入 image 的行列數以後，製作一個『外擴』圖檔，為的是處理 kernel 在尋訪時超出邊界的情況（以 image 為 512*512, kernel 為 5*5 來說，暫存圖檔為 516*516，暫存圖檔為往上、往下、往左、往右分別外擴兩列/行，外擴新增的 pixel 值為 255，才不會影響後續取 min 的計算，中間則就是原本輸入圖檔的值。**特別注意這邊外擴 pixel 的值為 255，而在 dilation function 內是 0**）。

接著再進行計算，kernel 設計為[[np.nan,0,0,0,np.nan], [0,0,0,0,0], [0,0,0,0,0], [0,0,0,0,0], [np.nan,0,0,0,np.nan]]。在計算時會忽略遇到 nan 的運算，因此計算結果即為 3553 形狀 kernel 中的最小值，將最小值填入 kernel 中心覆蓋的某 p 點。

7. Opening:

對影像進行 GrayScale_Erosion 後再進行 GrayScale_Dilation

8. Closing:

對影像進行 GrayScale_Dilation 後再 GrayScale_Erosion

9. vsCalc:

使用助教提供之公式計算 VS

10. vnCalc:

使用助教提供之公式計算 VN

Parameters:

1. In function “gaussianNoise”:

noise #噪音
noisy_img #有 noise 的新圖
amp #noise 倍率

2. In function “saltpepperNoise”:

noise #噪音
noisy_img #有 noise 的新圖
prob #salt&pepper 的參數

3. In function “boxFiltering”:

```
img_rows, img_columns #輸入圖檔的行列數  
ker_rows, ker_columns #kernel 的行列數  
row_dist, column_dist #計算 kernel 中心距離邊界有多遠，主要目的  
是看原始圖檔要擴大多少  
temp_img #原始圖檔擴大後的暫存圖檔  
new_img #新圖檔準備接受 dilation 後的圖  
i,j,i2,j2 #迴圈計數用參數  
unique, counts, dict4den#輔助邊界處理用參數
```

4. In function “medianFiltering”:

```
img_rows, img_columns #輸入圖檔的行列數  
ker_rows, ker_columns #kernel 的行列數  
row_dist, column_dist #計算 kernel 中心距離邊界有多遠，主要目的  
是看原始圖檔要擴大多少  
temp_img #原始圖檔擴大後的暫存圖檔  
new_img #新圖檔準備接受 dilation 後的圖  
i,j,i2,j2 #迴圈計數用參數  
unique, counts, dict4den#輔助邊界處理用參數
```

5. In function “GrayScale_Dilation”:

```
img_rows, img_columns #輸入圖檔的行列數  
ker_rows, ker_columns #kernel 的行列數  
row_dist, column_dist #計算 kernel 中心距離邊界有多遠，主要目的  
是看原始圖檔要擴大多少  
temp_img #原始圖檔擴大後的暫存圖檔  
kernel_flip #flip 180 度後的 kernel  
new_img #新圖檔準備接受 dilation 後的圖  
i,j #迴圈計數用參數
```

6. In function “GrayScale_Erosion”:

```
img_rows, img_columns #輸入圖檔的行列數  
ker_rows, ker_columns #kernel 的行列數  
row_dist, column_dist #計算 kernel 中心距離邊界有多遠，主要目的  
是看原始圖檔要擴大多少
```

Computer Vision I_2018 Homework assignment #8

```
temp_img          #原始圖檔擴大後的暫存圖檔  
new_img          #新圖檔準備接受 Erosion 後的圖  
i,j              #迴圈計數用參數
```

Principal code fragment:

```
def gaussianNoise(img, amp):  
  
    noise = np.random.normal(loc = 0, scale = 1, size = img.shape)  
    noisy_img = img + amp*noise  
    return  noisy_img  
  
def saltpepperNoise(img, prob):  
    #rows, columns = img.shape  
    noisy_img = img.copy()  
    noise = np.random.uniform(low=0, high=1, size = img.shape)  
    #for i in range(rows):  
    for i, j in np.ndindex(noise.shape):  
        if noise[i,j]<prob:  
            noisy_img[i,j] = 0  
        elif noise[i,j]> 1-prob:  
            noisy_img[i, j] = 255  
        else:  
            pass  
    return  noisy_img  
  
def boxFiltering(img, boxsize):  
    # 獲得輸入圖檔之行列數  
    img_rows, img_columns = img.shape  
    # 獲得 kernel 之行列數  
    ker_rows = ker_columns = boxsize  
    box = np.full((boxsize, boxsize), 1, dtype=int)  
  
    # 計算 kernel 中心距離邊界有多遠，為的是擴大原始圖檔，方便後續迴圈  
    處理
```

Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

```
row_dist, column_dist = int((ker_rows - 1) / 2), int((ker_columns - 1) /  
2)  
  
#nan?  
temp_img = np.full((img_rows + 2 * row_dist, img_columns + 2 *  
column_dist), -1)  
#temp_img = np.zeros((img_rows + 2 * row_dist, img_columns + 2 *  
column_dist), np.int)  
temp_img[row_dist:img_rows + row_dist, column_dist:img_columns  
+ column_dist] = img.copy()  
  
new_img = np.zeros((img_rows, img_columns), np.int)  
  
for i in range(row_dist, img_rows + row_dist):  
    for j in range(column_dist, img_columns + column_dist):  
        #dict(zip(unique, counts))  
        temp = temp_img[i - row_dist: i + row_dist + 1, j -  
column_dist: j + column_dist + 1]  
  
        unique, counts = np.unique(temp, return_counts=True)  
        dict4den = dict(zip(unique, counts))  
        if -1 in dict4den:  
            temp2 = temp.copy()  
            for i2 in range(boxsize):  
                for j2 in range(boxsize):  
                    if temp[i2, j2] == -1:  
                        temp2[i2, j2] = 0  
            num = np.sum(np.multiply(box, temp2))  
            den = boxsize ** 2 - dict4den[-1]  
        else:  
            num = np.sum(np.multiply(box, temp))  
            den = boxsize ** 2  
        new_img[i - row_dist, j - column_dist] = num / den  
return new_img
```

```

def medianFiltering(img, boxsize):
    # 獲得輸入圖檔之行列數
    img_rows, img_columns = img.shape
    # 獲得 kernel 之行列數
    ker_rows = ker_columns = boxsize
    #box = np.full((boxsize, boxsize), 1, dtype=int)
    # 計算 kernel 中心距離邊界有多遠，為的是擴大原始圖檔，方便後續迴圈
    # 處理
    row_dist, column_dist = int((ker_rows - 1) / 2), int((ker_columns - 1) /
    2)
    # nan?
    temp_img = np.full((img_rows + 2 * row_dist, img_columns + 2 *
    column_dist), -1)
    # temp_img = np.zeros((img_rows + 2 * row_dist, img_columns + 2 *
    column_dist), np.int)
    temp_img[row_dist:img_rows + row_dist, column_dist:img_columns
    + column_dist] = img.copy()
    new_img = np.zeros((img_rows, img_columns), np.int)
    for i in range(row_dist, img_rows + row_dist):
        for j in range(column_dist, img_columns + column_dist):
            temp = temp_img[i - row_dist: i + row_dist + 1, j -
            column_dist: j + column_dist + 1]
            unique, counts = np.unique(temp, return_counts=True)
            dict4den = dict(zip(unique, counts))
            if -1 in dict4den:
                temp2 = np.array([])
                for i2 in range(boxsize):
                    for j2 in range(boxsize):
                        if temp[i2, j2] == -1:
                            pass
                        else:
                            temp2 = np.append(temp2, temp[i2, j2])
                m = np.sort(temp2, axis=None)

```

```
    new_img[i - row_dist, j - column_dist] = m[ int((m.size - 1) / 2)]  
else:  
    #m = np.median(np.ravel(temp))  
    m = np.sort(temp, axis=None)  
    new_img[i - row_dist, j - column_dist] = m[ int((m.size-1) / 2)]  
return new_img
```

```
def GrayScale_Dilation(img, ker):  
    # 獲得輸入圖檔之行列數  
    img_rows, img_columns = img.shape  
    # 獲得 kernel 之行列數  
    ker_rows, ker_columns = ker.shape  
    # 計算 kernel 中心距離邊界有多遠，為的是擴大原始圖檔，方便後續迴圈  
    處理  
    row_dist, column_dist = int((ker_rows - 1) / 2), int((ker_columns - 1) / 2)  
    # 根據上述計算，製作一個比原始圖檔大的暫存圖檔，以 img 為 512*512,  
    kernel 為 5*5 來說，暫存圖檔為 516*516，暫存圖檔為往上、往下、往左、往  
    右分別外擴兩列/行，外擴新增的 pixel 值另為 0，中間則就是原本輸入圖檔的值  
  
    # dilation 要找最大的，所以外擴的填 0  
    temp_img = np.zeros((img_rows + 2 * row_dist, img_columns + 2 *  
    column_dist), np.int)  
    temp_img[row_dist:img_rows + row_dist, column_dist:img_columns  
    + column_dist] = img  
    # 製作一個新圖檔準備接受 dilation 後的圖  
    # 為了 for 迴圈裡面 index 好寫，這邊一樣把 new_img 改成擴大後的，之  
    後再來裁，和 hw4 做法有一點點不一樣  
    new_img = np.zeros((img_rows + 2 * row_dist, img_columns + 2 *  
    column_dist), np.int)  
  
    # 為了矩陣相乘，先 flip kernel，erosion 不用這樣
```

```
kernel_flip = np.flip(ker)

# 進行 dilation 計算
for i in range(row_dist, img_rows + row_dist):
    for j in range(column_dist, img_columns + column_dist):
        new_img[i, j] = np.nanmax(
            temp_img[i - row_dist: i + row_dist + 1, j - column_dist: j +
            column_dist + 1] + kernel_flip)
        new_img = new_img[row_dist:img_rows + row_dist,
column_dist:img_columns + column_dist]

return new_img
```

```
def GrayScale_Erosion(img, ker):
    # 獲得輸入圖檔之行列數
    img_rows, img_columns = img.shape
    # 獲得 kernel 之行列數
    ker_rows, ker_columns = ker.shape
    # 計算 kernel 中心距離邊界有多遠，為的是擴大原始圖檔，方便後續迴圈
    處理
    row_dist, column_dist = int((ker_rows - 1) / 2), int((ker_columns - 1) /
2)
    # 根據上述計算，製作一個比原始圖檔大的暫存圖檔，以 img 為 512*512,
    kernel 為 5*5 來說，暫存圖檔為 516*516，暫存圖檔為往上、往下、往左、往
    右分別外擴兩列/行，外擴新增的 pixel 值另為 0，中間則就是原本輸入圖檔的值

    # erosion 要找最小的，所以外擴的填 255
    temp_img = 255 * np.ones((img_rows + 2 * row_dist, img_columns +
2 * column_dist), np.int)
    temp_img[row_dist:img_rows + row_dist, column_dist:img_columns +
column_dist] = img
    # 製作一個新圖檔準備接受 dilation 後的圖
    # 為了 for 迴圈裡面 index 好寫，這邊一樣把 new_img 改成擴大後的，之
    後再來裁，和 hw4 做法有一點點不一樣
```

Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

```
new_img = 255 * np.ones((img_rows + 2 * row_dist, img_columns + 2  
* column_dist), np.int)  
  
# 進行 erosion 計算  
for i in range(row_dist, img_rows + row_dist):  
    for j in range(column_dist, img_columns + column_dist):  
        new_img[i, j] = np.nanmin(  
            temp_img[i - row_dist: i + row_dist + 1, j - column_dist: j +  
            column_dist + 1] - ker)  
  
new_img = new_img[row_dist:img_rows + row_dist,  
column_dist:img_columns + column_dist]  
return new_img
```

Resulting 1 : SNR value of each image

image	SNR
加入 noise 後，noise removal 處理前	
gaussian10	: 13.592766509939194
gaussian30	: 4.060167602001724
saltpepper005	: 1.0759904938600393
saltpepper01	: -1.4900778457635253
取 gaussian10 做處理	
gaussian30_33box	: 17.741838799921968
gaussian30_55box	: 14.866794900408959
gaussian30_33median	: 17.66192630194827
gaussian30_55median	: 16.011435250514133
gaussian30_op_cl	: 13.26475053974471
gaussian30_cl_op	: 13.597751665350819
取 gaussian30 做處理	
gaussian30_33box	: 12.579020151433191
gaussian30_55box	: 13.350486154632994
gaussian30_33median	: 11.123587728636915
gaussian30_55median	: 12.95568487018745
gaussian30_op_cl	: 11.137887006033228
gaussian30_cl_op	: 11.1560540598589
取 saltpepper005 做處理	
saltpepper005_33box	: 9.47780968130954
saltpepper005_55box	: 11.184618312421936
saltpepper005_33median	: 19.319157425618712
saltpepper005_55median	: 16.38871799722966
saltpepper005_op_cl	: 5.591209210482802
saltpepper005_cl_op	: 5.282347580853731
取 saltpepper01 做處理	
saltpepper005_33box	: 6.3453398170185515
saltpepper005_55box	: 8.512992109209153
saltpepper005_33median	: 14.924560614990018
saltpepper005_55median	: 15.744199798051891
saltpepper005_op_cl	: -2.083428144867428
saltpepper005_cl_op	: -2.468259917453715

Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

Resulting Image:

gaussian10



Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

gaussian30



Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

saltpepper01



Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

saltpepper005



Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

gaussian10_33box



Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

gaussian10_55box



Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

gaussian30_33box



Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

gaussian30_55box



Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

saltpepper01_33box



Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

saltpepper01_55box



Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

saltpepper005_33box



Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

saltpepper005_55box



Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

gaussian10_33median



Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

gaussian10_55median



Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

gaussian30_33median



Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

gaussian30_55median



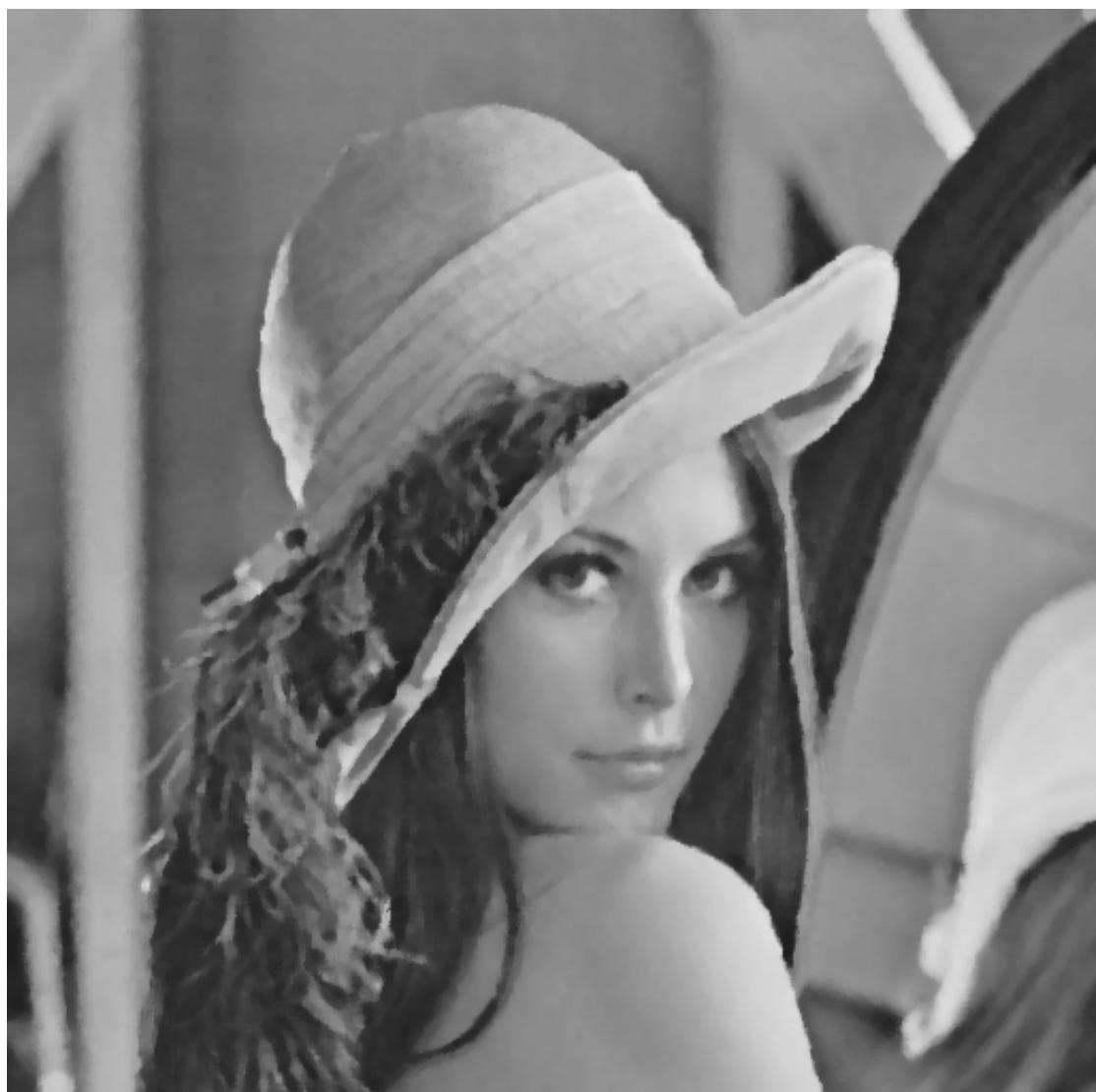
Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

saltpepper01_33median



Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

saltpepper01_55median



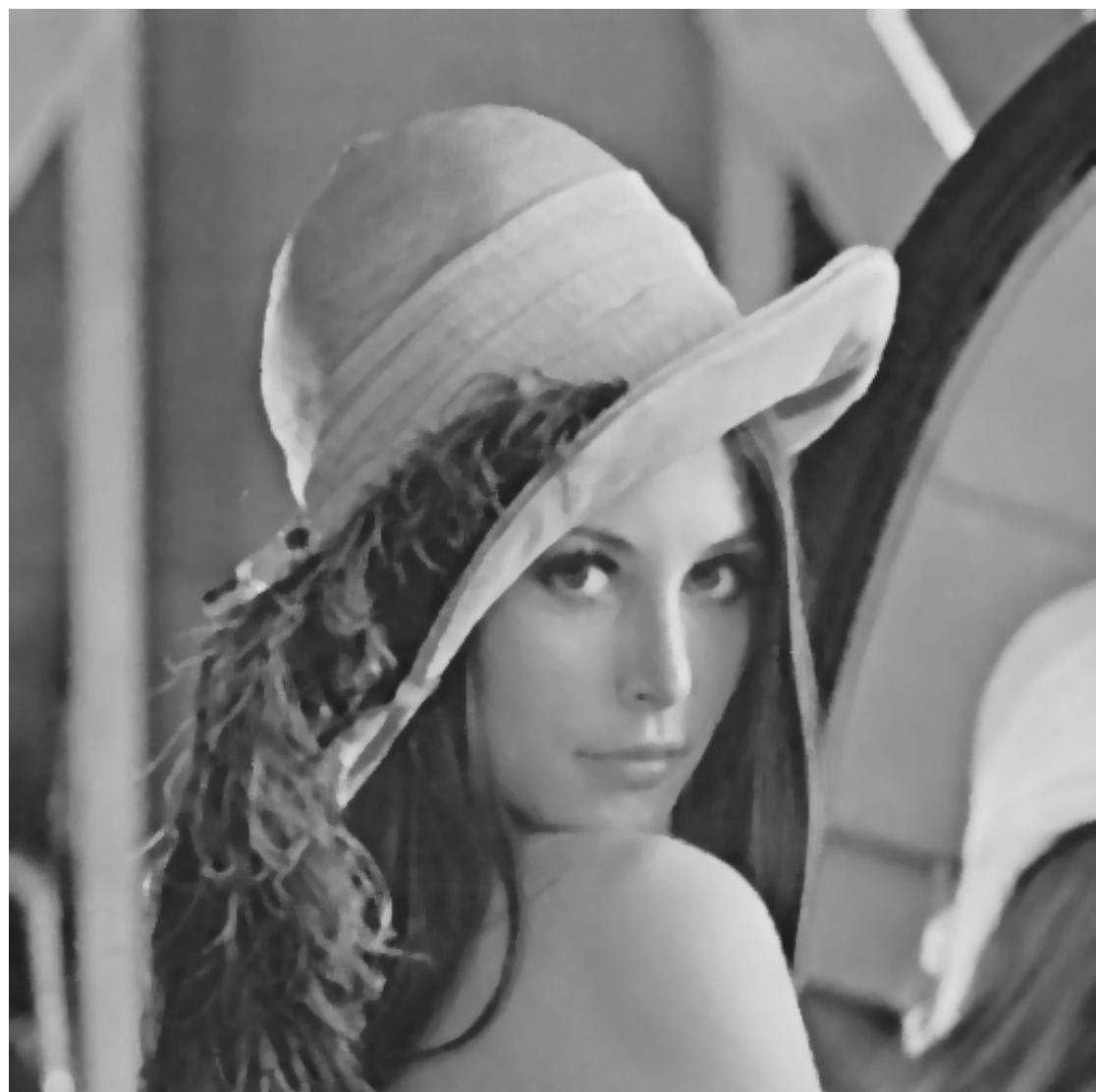
Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

saltpepper005_33median



Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

saltpepper005_55median



Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

gaussian10_cl_op



Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

gaussian10_op_cl



Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

gaussian30_cl_op

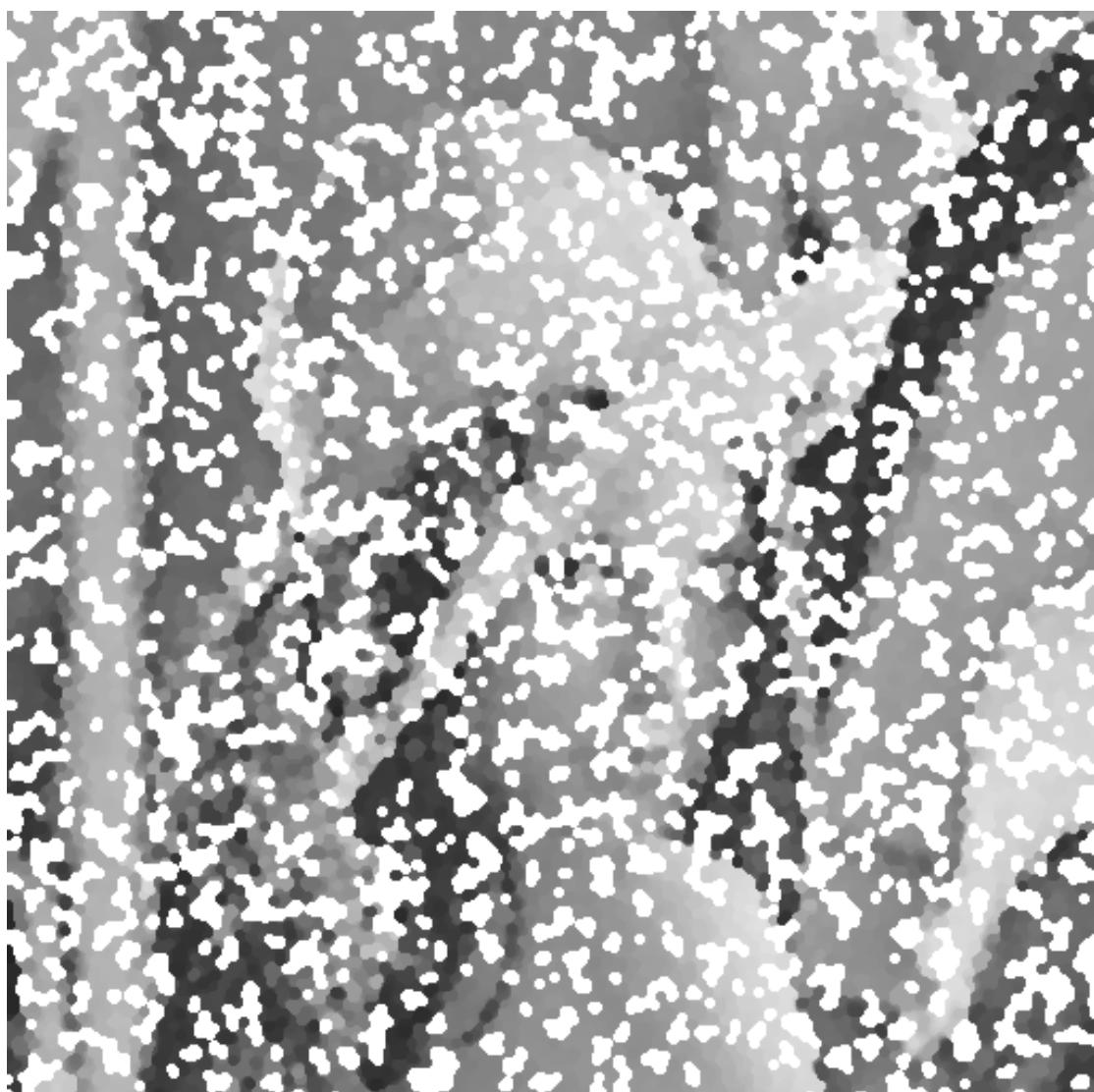


Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

gaussian30_op_cl



saltpepper01_cl_op



Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

saltpepper01_op_cl



Computer Vision I _2018 Homework assignment #8

saltpepper005_cl_op



saltpepper005_op_cl

