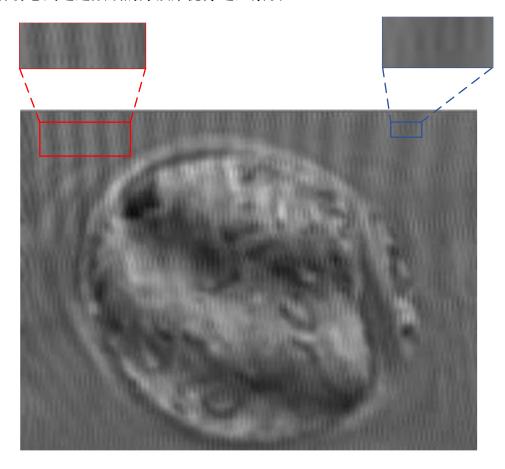
# 数字图像处理大作业

李岳 1811144

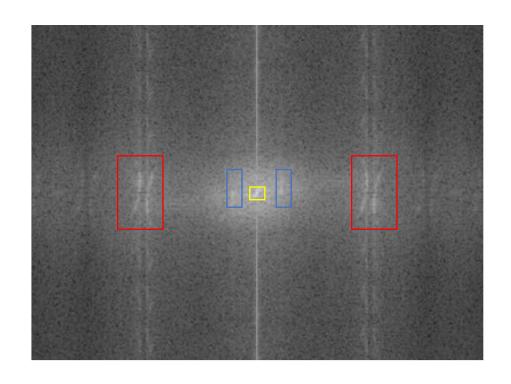
#### 去除图像中的条纹

# 一、图像理论分析

在原始图像中存在几种类型的周期性条纹,红色框区域中的是大条纹,蓝色框中的是小条纹,以及图像中心的两条黑色条纹。根据这些条纹周期性的特点,很容易想到通过频域的方法来滤除这些条纹。



对图像进行傅里叶变换,在变换后的频域图中,可以看到有几处特别亮的区域,这些区域对应原图像中不同类型的周期性条纹。越靠近中心的亮斑频率越低,在原图像中对应变化缓慢的条纹;越远离中心得亮斑频率越高,在原图像中对应变化迅速的条纹。理论上在频域上去除对应的区域便可以消除条纹。



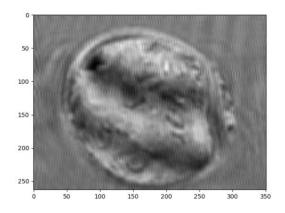
# 二、算法设计

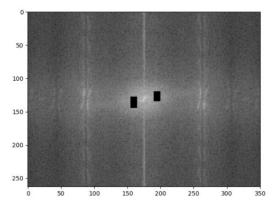
在频域上的处理,这里使用理想的陷波滤波器去除频域上的亮斑,达到消除相应条纹的目的。首先初始化掩膜 mask 为全 1.

## 1、竖直大条纹去除

竖直大条纹变化缓慢,对应的是频域中低频的部分,即靠近中心的位置。令 mask 中对应的位置置零。

mask[120:135, 190:200] = 0 mask[128:145, 155:165] = 0



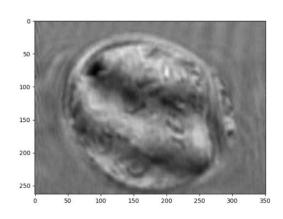


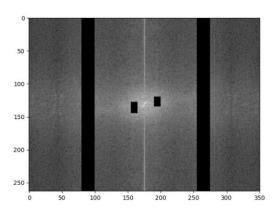
## 2、竖直小条纹去除

竖直小条纹变化快,对应的是频域中高频的部分,即如下图所示频谱图中远

离中心的两个亮斑区域。将对应部分置零,即可消除小条纹。

mask[:, 80:100] = 0mask[:, 255:275] = 0

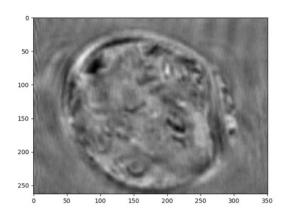


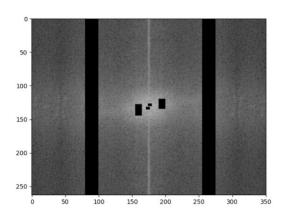


# 3、中心横向条纹去除

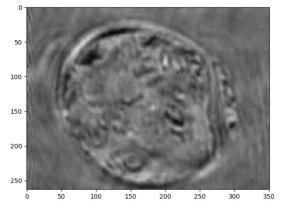
中心横向条纹对应频谱中靠近中心的区域

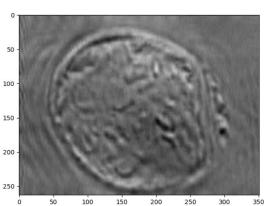
mask[127:131, 174:180] = 0mask[132:136, 171:177] = 0





再适当调整滤波器范围,得到最终的图像

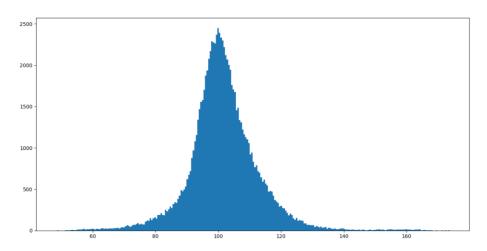




此时图像中的大小条纹基本去除,不过现在图像显得比较暗,对比度不强, 因此接下来采用空域的方法对图像进行进一步处理。

#### 4、直方图处理

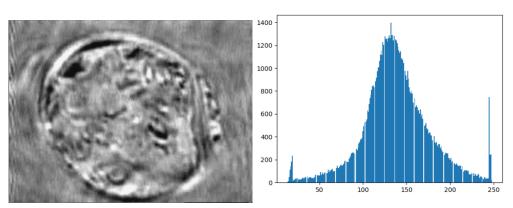
如图所示的是经过上述频域滤波后的直方图,从直方图中可以看出大多数像素点的灰度值处于80到140之间,如果将这些灰度值扩展到0-255的范围上,图像的视觉效果将会有很好的提升。



下面分别采用几种灰度变换,观察不同变换下的效果图

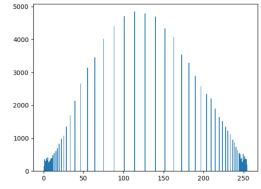
#### (1) 自定义灰度变换函数

这里采用了分段线性变换对图形进行处理,分成三段,两个关键转折点为(70,20)以及(130,245)

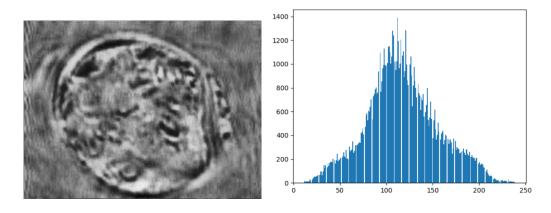


# (2) 整体直方图均衡





#### (3) 局部直方图均衡



从上面三种灰度变换的效果来看,个人认为自定义的灰度变换效果稍微好些, 这可能和图像本身的特点有关。

#### 5、图像增强

#### 三、算法优缺点

优点:

- 1、在频域上采用理想矩形陷波滤波器,简单方便,根据关键区域能够较好的 去除图像中的周期性条纹:
  - 2、对频域处理后的图像进行灰度变换以及缺点:
  - 1、采用理想陷波滤波器虽然简单方便,但是容易造成空间域的振荡;
- 2、在频域选取关键区域时采用的是手动的方式,区域的位置和大小的判定均 人为设置,得出的结果具有很大的偶然性;
  - 3、算法适用性不强。

#### 四、效果评价

对于效果的评价有主观评价以及客观评价。在客观评价又有全参考、部分参考、以及无参考三种评价方式。由于这里没有理想的图像作为参考,因此采用无参考方式对图像进行评价。常用的有均值、标准差、平均梯度以及 BRISQUE 等算法。这里选用平均梯度作为标准对图像进行质量评价,平均梯度能反映图像中细节反差和纹理变换,它在一定程度上反映了图像的清晰程度。其计算公式为:

$$\nabla G = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} \sqrt{\Delta x F(i,j)^2 + \Delta y F(i,j)^2}$$

经计算原图像的平均梯度为4.12,经过处理后图像的平均梯度为17.29。

#### 五、算法改进

如之前所述的缺点,理想矩形滤波性会造成空间域的振荡,因此滤波器可以改为高斯滤波器、巴特沃斯滤波器等非理想滤波器,这样的空间效果会更加好;

此外,需要找出合适的自动算法,能够根据需求自动找出频域中导致产生条纹的区域,这用可以尽可能避免由于手动设置而产生效果的随机性和偶然性,同时也能将算法更好的用于其他图像的处理当中。

在空间域的处理中,经过直方图均衡以及图像增强后的效果依旧不太好,存在部分阴影,空间域的算法有待改进。同时可以增加缺陷识别与提取的算法,将图像中表示缺陷的地方提取出来,用作后续进一步操作。

```
import cv2
import numpy as np
from matplotlib import pyplot as plt
import math
img = cv2.imread('img.jpg',cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
rows, cols = img.shape
plt.figure()
plt.subplot(121),plt.imshow(img,cmap='gray')
##傅里叶变换
dft = cv2.dft(np.float32(img), flags=cv2.DFT COMPLEX OUTPUT) # 将空间域
转换为频率域
dft shift = np.fft.fftshift(dft) # 将低频部分移动到图像中心
f = cv2.magnitude(dft_shift[:, :, 0], dft_shift[:, :, 1])
plt.subplot(122),plt.imshow(20*np.log(f+1),cmap='gray')
##mask
mask = np.zeros((rows, cols, 2), np.float32)
for i in range(rows):
   for j in range(cols):
       mask[i][j] = 1
##竖直大条纹
mask[120:135, 190:200] = 0
mask[128:145, 155:165] = 0
mask[120:135, 184:188] = 0
mask[128:145, 167:171] = 0
##竖直小条纹
mask[:, 80:100] = 0 # mask[110:145, 80:100] = 0
mask[:, 255:275] = 0 # mask[110:145, 255:275] = 0
##大黑纹
mask[127:131, 174:180] = 0 # mask[127:131, 174:180] = 0
mask[132:136, 171:177] = 0 # mask[132:136, 171:177] = 0
##与 mask 相乘
fshift = dft shift * mask
f2 = cv2.magnitude(fshift[:, :, 0], fshift[:, :, 1])
f_ishift = np.fft.ifftshift(fshift)
img_back = cv2.idft(f_ishift)/(rows*cols)
img_back2 = cv2.magnitude(img_back[:, :, 0], img_back[:, :, 1])
##直方图
```

```
plt.figure('origin hist')
plt.hist(((img_back2)).ravel(), 256)
##局部直方图均衡
img back3 = np.uint8(img back2)
clahe = cv2.createCLAHE(clipLimit=4, tileGridSize=(5,5))
img_back3 = clahe.apply(img_back3)
plt.figure('local_hist'),plt.hist((np.uint8(img_back3)).ravel(), 256)
plt.figure(),plt.imshow(img back3,cmap='gray')
##整体直方图均衡
ehist = cv2.equalizeHist(np.uint8(img_back2))
plt.figure('_hist'),plt.hist(ehist.ravel(), 256)
cv2.imshow('ehist',(ehist))
##图像增强
img_back4 = np.uint8(img_back2)
kernel_1 = np.float32([[0,-1,0],
                       [-1,5,-1],
                       [0,-1,0]
img_back4 = cv2.filter2D(img_back3,-1,kernel_1)
cv2.imshow('back4',(img_back4))
##对比度
def do math(img,fn):
   rows, cols = img.shape
   nimg = np.zeros((rows, cols), np.float32)
   for i in range(rows):
       for j in range(cols):
           nimg[i][j] = fn(img[i][j])
   return nimg
def stretch(x):
   x1=70
   x2=130
   v1 = 20
   y2 = 245
   result = 0
   if x<=x1:
       result = x*y1/x1
   elif x1<x<=x2:</pre>
       result = (x-x1)*(y2-y1)/(x2-x1)+y1
   else:
```

```
result = (x-x2)*(255-y2)/(255-x2)+y2
    if result<=0:return 0
    if result>=255:return 255
    return result
img_back5 = img_back2.copy()
img_back5 = do_math(img_back5,stretch)
plt.figure(),plt.hist((np.uint8(img_back5)).ravel(), 256)
cv2.imshow('stretch',np.uint8(img_back5))
mask2 = np.zeros((rows, cols), np.float32)
r = 120
for i in range(rows):
   for j in range(cols):
       if((i-rows/2)**2+(j-cols/2)**2)<r*r:
           mask2[i][j] = 1
img_cut = mask2*img_back2
plt.figure('cut'),plt.imshow(img_cut,cmap='gray')
# ##中值滤波
img median = cv2.medianBlur(np.uint8(img back2), 5)
plt.figure('median'),plt.imshow(img_median,cmap='gray'),plt.title('medi
an')
# clahe = cv2.createCLAHE(clipLimit=5, tileGridSize=(25,25))
# img_local = clahe.apply(img_median)
plt.figure('local'),plt.imshow(img_local,cmap='gray'),plt.title('local'
)
##二值
ret, thresh1 =
cv2.threshold(np.uint8(img_back2),90,255,cv2.THRESH_BINARY)
plt.figure('bin'),plt.imshow(thresh1,cmap='gray')
th3 =
cv2.adaptiveThreshold(img_median,255,cv2.ADAPTIVE_THRESH_GAUSSIAN_C,\
           cv2.THRESH BINARY, 11, 2)
th3 = cv2.medianBlur(th3, 5)
plt.figure('adptive'),plt.imshow(th3,cmap='gray')
def average_g(img):
   tmp = 0
    for i in range(rows-1):
       for j in range(cols-1):
```