数字图像处理第四次实验对比度增强报告（文末附代码）

1 问题

应用图像对比度增强算法提高 DR 图像的对比度

2 问题分析

本次实验要求设计算法提高 DR 图像的对比度，根据要求建议我们使用 retinex 算法。我采用 retinex 算法的 SSR 算法。该算法的核心原理如下：

该算法构建的成像模型为： R1 = R * L + F 其中 R1 为观测到的图像，R 为原始图像,L 为光照，F 是噪声图像，在不考虑噪声的基础上，成像模型变为 R1 =R* L，因此该算法的核心为如何通过 R1 估计出 R。

在对数域下进行计算， 两边同时取对数， 有

L(R1) = L(R)+L(L) （1）

(L 表示取对数)。但是 L 我们是不知道的。因此采用以下的方法来估计 L

L = GuassFilter(R1) （2）

通过对观测图像 R1 进行高斯滤波，高斯滤波的结果就为 L ，将估计的 L 代入（1）式，就可以得到 L(R)。接下来的步骤很关键。由于该算法一开始用在图像去雾上的，在得到 L(R)，之后 不是进行指数反变换，而是直接对 L(R)进行线性拉伸。拉伸的结果就是恢复后的 R。对于高斯滤波来说， 高斯滤波核满足：

F(x,y) = lambda * e ^ (-(x^2 + y^2)/c^2)

且 F(x,y)的 求和值为一。

因此本算法的参数主要就是 c 和 高斯滤波的滤波核大小

一开始在没有得到待处理图像的时候，我主要用这个算法进行了去雾，滤波核参数选区了将整张图片大小作为滤波核的大小。C 取 80 – 300。去雾得到了效果。

但是当我得到待处理的胸片之后发现上述算法完全不起作用。我尝试用之前学过的 garma 校正来进行对比度增强，效果差强人意。经过思考原有的 retinex 算法，我发现问题出在线性拉伸的步骤。对于去雾任务来说，其原图是被“雾笼罩”的图片，通过对原图进行高斯滤波，我们得到的事实上是“雾”（原始图像的低频部分），在对数域将雾去掉得到部分原始图像的细节（少量细节），也就是高频部分。这时候为了从少量的细节还原出原图，我们需要直接用线性拉伸，从细节还原出原图。而当将 retinex 算法用在图像对比度增强的时候这个算法就失灵了。因为现在原图像经过高斯滤波之后得到的是细节减弱的图像，它是图像的低频部分包含了图像大部分的信息。做减法得到图像的高频部分，但这些高频部分只是图像的细节（其包含的图像信息较少），直接用这些细节，用线性拉伸重建原图自然得到的效果很不好。因此我对原本的 retinex 算法做了修正：

在（2）之后

L(R2) = L(R1) – L(L)

L(R) = L(R1) + alpha * L(R2)

R = e ^(L(R))

修正后的算事实上是在对数域上用 观测减去滤波后的图得到细节，再在对数域上将细节叠加到对数域上的观测图后增强细节，最后用 e 反变换得到原图。做的工作实质上是在对数域进行细节增强！通过这种方式，最后得到了很好的效果。

本次实验步骤如下： 1、用上述“原始” retinex ssr 算法 做图像去雾

2、用上述“原始” retinex ssr 算法 做图像增强

3、用 garmma 矫正算法做图像增强

4 用改进后的 retinex 算法 做图像增强

3 实验结果：

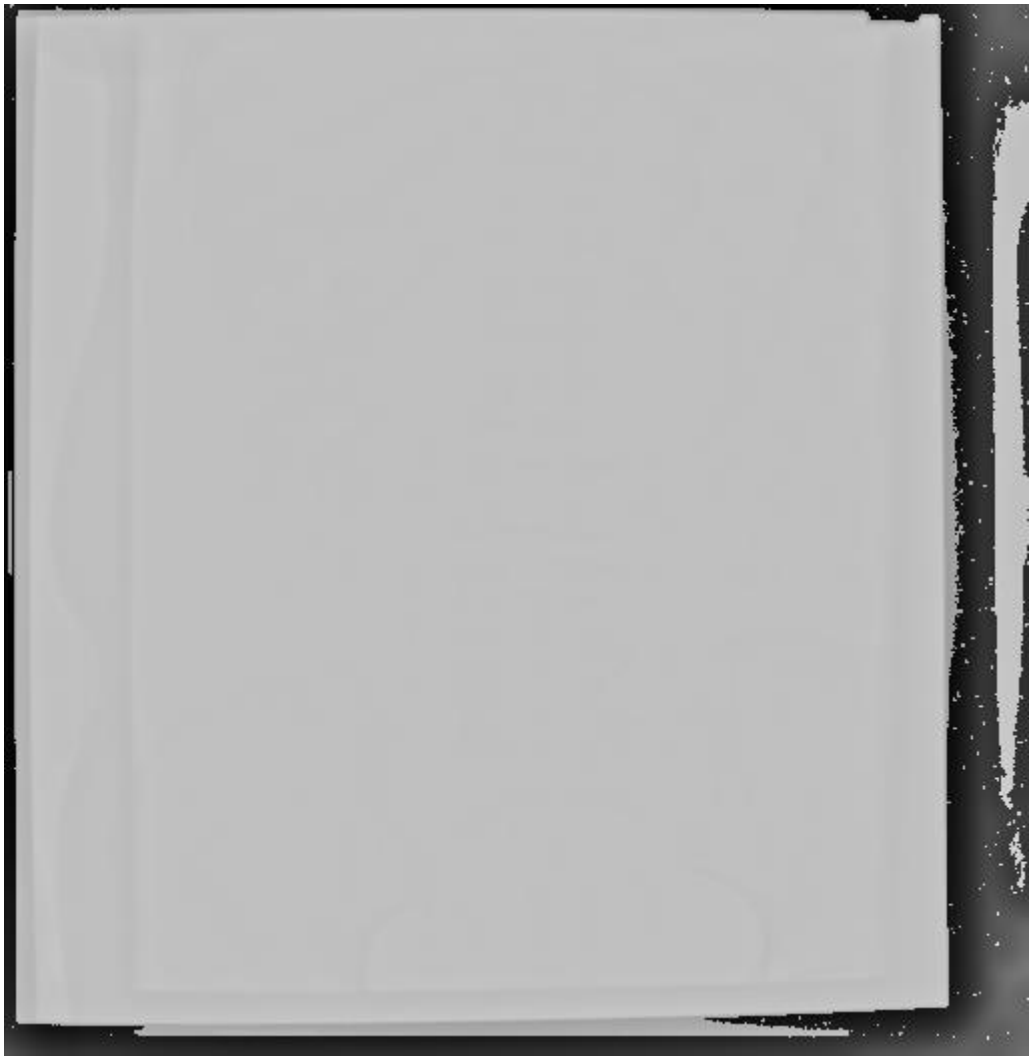
图像去雾：

Retinex 算法 ： 滤波核大小为整张图片 c =300

用 retinex 算法进行图像对比度增强， 滤波核大小同上，c =80

用原始 retinex 算法进行图像对比度增强， 滤波核大小同上，c =300

用原始 retinex 算法进行图像对比度增强， 滤波核大小同上，c =10



用 garmma 校正 c =1 gamma =2

用改进后的 retinex 算法，滤波核大学为整张图片，c =10 ， alpha = 5

用改进后的 retinex 算法，滤波核大学为整张图片，c =80　alpha = 5

用改进后的 retinex 算法，滤波核大学为整张图片，c =300　alpha = 5

4 实验结果

分析实验结果，如同我在 2 部分所说的直接用原始的 retinex 算法效果极差，原始的 retinex 算法最后的线性拉伸处理部分比较适用于图像去雾，在图像去雾上使用原始的 retinex 算法确实能够取得一定的效果，但如果要用在对一幅信息丰富的、相对清晰的图形（如本实验的 DR 图片）进行相同的处理就会丢失大量低频信息，从而导致结果极差。而改进后的在对数域进行细节加强，取得了很好的结果，其本质的原理就是加强原图在细节部分的光照（因为在对数域做加法就是在空间域做乘法）从而达到了增强对比度的效果。而使用 gamma 校正的效果差强人意是因为 gamma 校正是对在全局上进行像素的压缩，有针对性的增强图像细节部分的对比度。所以效果没有改进后的 retinex 效果好。 同时通过这个实验我也发现 retinex 算法的参数（c）会很大地影响算法效果，在实际使用场景中必须针对具体的图像进行调参。 （结果图片在 result 文件夹下）

5 代码

```
import cv2 as cv
import numpy  as np
import os

def linear_stretch(input):

    #对灰度进行线性拉伸
```

```
    if len(input.shape) <3:
        shape = [input.shape[0],input.shape[1],1]
        input = np.resize(input,shape)
    for i in range(input.shape[-1]):
        max_value = np.max(input[:,:,i])
        min_value = np.min(input[:,:,i])
        scale = 255/(max_value-min_value)
        input[:,:,i] = (input[:,:,i]-min_value)*scale
    return input

def cal_gauss_kernal(gauss_c, kernal_size=[3,3]):
    '''

    计算高斯核函数

    :param gauss_c: 高斯环绕尺度

    :param kernal_size: 核大小, 为方便起见长和宽必须为奇数, 如果输入为偶数的话会

将其+1 变为奇数  [h,w]

    :return: 高斯核 一个 rank=2 的 numpy 数组
    '''
    h,w = kernal_size
    gauss_c_2 = np.square(gauss_c)
    if h%2 == 0:
        h=h+1
    if w%2 ==0:
        w=w+1
    center = [h//2,w//2]
    kernal = np.zeros(kernal_size,dtype= np.float32)
    for i in range(kernal_size[0]):
        for j in range(kernal_size[1]):

            #遍历计算 kernal

            y = np.abs(i-center[0])
            x = np.abs(j-center[1])
            kernal[i][j] = np.exp(-(np.square(x)+ np.square(y))/gauss_c_2 )
# e ^ ( -(x^2 + y^2)/c^2)
    lam = np.sum(kernal)
    return kernal/lam


#利用 retinex 算法实现图像对比度增强
```

```
def retinex_ssr(input,gauss_c=80,kernal_size=[3,3]):
    '''
    采用 单尺度比较简单的retinex ssr 算法 ， 算法思想： r(x,y) = s(x,y) -
l(x,y) (r,s,l 是对数化后的值)
    l(x,y)是光照函数，我们认为光照函数变化比较平滑，在ssr 中 采用 高斯滤波器进行近
似，即：
    r(x,y) = s(x,y) - log( F(x,y) ** S(x,y))    (**表示卷积)
    F(x,y) = lambda * e ^ ( -(x^2 + y^2)/c^2) (c 是高斯环绕尺度，lambda 是一个
自适应尺度，再确定c 的情况下 使得F 积分为1)
    :param input: 输入，可以是灰度图像也可以是彩色图像，尝试写自适应算法
    :param gauss_c: 高斯标准差 c
    :return: 处理之后的图像
    '''
    input = np.array(input,dtype=np.float32)
    shape = input.shape
    kernal = cal_gauss_kernal(gauss_c,kernal_size)
    input_L = np.copy(input)
    input_L = cv.filter2D(input_L,-1,kernal)
    input = np.clip(input,0.000001,255)
    input_L = np.clip( input_L , 0.000001, 255)
    input = np.log(input)
    input_L= np.log(input_L)
    output = input - input_L
    #output = np.exp(output)
    #output = linear_stretch(output)
    #output = np.array(output,dtype= np.uint8)
    output  = input + 6*output
    output = np.exp(output)
    return np.resize(output,shape)


if __name__ =='__main__':
    BASE_PATH = os.path.dirname(os.path.abspath(__file__))
    RESULT_PATH = os.path.join(BASE_PATH, "result")
```

```
    if not os.path.exists(RESULT_PATH):
        os.mkdir(RESULT_PATH)
    import argparse

    parser = argparse.ArgumentParser()
    parser.add_argument('--img', help="the path of the input img")
    parser.add_argument('--c', help='the param of gauss_c')
    #parser.add_argument('--kernal_size', help='the size of the kernal')
    args = parser.parse_args()

    ################## 图片读取模块

    img_name = os.path.split(args.img)[-1]
    img_name, ext = os.path.splitext(img_name)

    input = cv.imread(args.img, flags=cv.IMREAD_GRAYSCALE) #读取灰度图片

    #input = cv.imread(args.img, flags=cv.IMREAD_COLOR) #读取rgb图片

    ############################ 处理模块

    output =
retinex_ssr(input,float(args.c),[input.shape[0],input.shape[1]])

    ##########图片输出模块

    img_name = img_name + "_retinex_gauss_" + str(args.c)
    img_name = img_name + ext
    img_name = os.path.join(RESULT_PATH, img_name)
    cv.imwrite(img_name,output)
```