

《计算机视觉》

实验文档

(实验二)

学院名称: 数据科学与计算机学院

专业(班级): 16 软件工程(数字媒体)

学生姓名: 黎汛言

号: 16340109

时 间: 2018 年 10 月 16 日

实验二:用CImg重写、封装给定的

Canny代码,并测试

一. 实验目的

1. 学习如何利用Canny算子进行边缘检测。

二. 实验内容

- 利用CImg库改写CodeO, 封装成C++类;
- 2. 新增函数,将相邻的边缘连成长的线条,删除长度小于20的边缘。

三. 实验环境

Windows 10 64位

四. 实验过程

1. 设计Canny类,封装Canny边缘检测的步骤 Canny边缘检测需要的成员变量:

```
class Canny {
       char *infilename = NULL;
       char *dirfilename = NULL;
       FILE *fpdir = NULL;
       char outfilename[128];
       char composedfname[128];
       int w, h;
float *dir_radians = NULL;
       CImg<unsigned char> src,
                            image,
                            edge,
                            nms;
       CImg<short int> smoothedim,
                        delta_x,
                        delta y,
                        magnitude;
       float sigma,
             tlow,
             thigh;
```

将Canny边缘检测的步骤封装成Canny类的成员函数。其中,to_grey_scale()、optimize()、connect()是在原代码基础上增加的函数:

Canny类的public函数如下,供主程序调用:

2. 编写Canny类的构造函数,对成员变量作初始化

```
Canny::Canny(char *in, float s, float tl, float th, char *dir) {
    if(VERBOSE) cout << "Reading the image " << in << "." << endl;</pre>
    infilename = in;
    src.load_bmp(infilename);
    sigma = s;
    tlow = tl;
    thigh = th;
    dirfilename = dir;
    w = src._width;
    h = src._height;
    image.assign(w, h, 1, 1, 0);
    smoothedim.assign(w, h, 1, 1, 0);
    delta_x.assign(w, h, 1, 1, 0);
delta_y.assign(w, h, 1, 1, 0);
    magnitude.assign(w, h, 1, 1, 0);
    nms.assign(w, h, 1, 1, 0);
    edge.assign(w, h, 1, 1, 0);
if (dirfilename != NULL) {
         sprintf(composedfname, "%s_s_%3.2f_l_%3.2f_h_%3.2f.fim", infilename,
         sigma, tlow, thigh);
         dirfilename = composedfname;
   }
```

3. 编写public函数edge_detection(), 依次调用Canny边缘检测的各个步骤

生成灰度图、高斯模糊、求偏导:

以下过程为原代码的一个可选过程,用于生成一个记录图像梯度方向的文件:

计算梯度大小、非最大化抑制、滞后边界跟踪、优化(去掉短边缘)并输出:

4. 用CImg重写原代码的过程函数

用CImg对象取代原代码的指针,对图像数据进行处理。具体实现见代码文件Canny.cpp。下面以计算x方向偏导数的步骤为例。其中,smoothedim和delta_x均为CImg对象,分别记录原图像高斯模糊后的信息和x方向的偏导数信息。

5. 新增to_grey_scale()、optimize()和connect()函数

编写to_grey_scale()函数,使用最流行的加权平均法,将原图像转换成灰度图像:

编写optimize()函数,以删除长度小于20的边缘。首先对每个边缘点调用connect()函数,标记需要保留的边缘点,然后删除未被标记的边缘点:

编写connect()函数。采用深度优先搜索的思路,对边缘点八邻域上的八个位置进行递归操作,以搜索相邻的边缘点,并记录搜索路径的长度。若搜索长度超过20,或者路径与已经被标记为保留的像素点相交,则说明该路径是有效的,因此将路径上所有的边缘点标记为保留。否则,将边缘点标记为普通边缘点,后续在optimize()函数中删除。

6. 编写output()函数,输出最终的边缘图像:

五. 测试过程及结果

1. 保留原代码的main()函数,来读取命令行的参数。在函数的最后,用读取的参数构造Canny对象,并执行边缘检测操作

```
Canny cny(infilename, sigma, tlow, thigh, dirfilename);
cny.edge_detection();
```

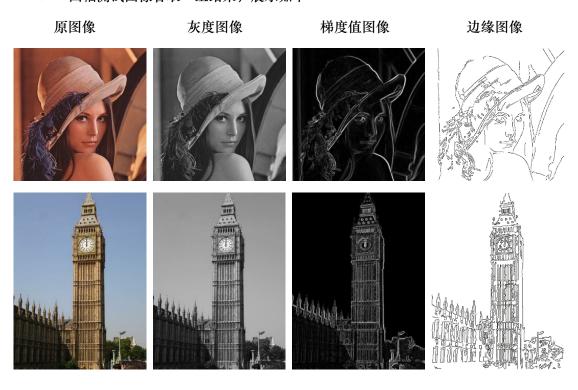
2. 编译程序

```
g++ Canny.cpp main.cpp -lgdi32 -o main
```

3. 编写test.cmd执行程序,使用不同的参数批量测试数据

```
.\main.exe bigben.bmp 1 0.5 0.5
.\main.exe bigben.bmp 2 0.5 0.5
.\main.exe bigben.bmp 3 0.5 0.5
.\main.exe bigben.bmp 1 0.1 0.5
.\main.exe bigben.bmp 1 0.9 0.5
.\main.exe bigben.bmp 1 0.5 0.2
.\main.exe bigben.bmp 1 0.5 0.8
.\main.exe lena.bmp 1 0.5 0.8
.\main.exe lena.bmp 1 0.8 0.7
.\main.exe lena.bmp 1.5 0.5 0.8
.\main.exe lena.bmp 1.5 0.3 0.9
.\main.exe lena.bmp 2 0.1 0.8
.\main.exe lena.bmp 2 0.3 0.8
.\main.exe stpietro.bmp 0.5 0.8 0.3
.\main.exe stpietro.bmp 1 0.5 0.5
.\main.exe stpietro.bmp 1 0.8 0.3
.\main.exe stpietro.bmp 1.5 0.8 0.3
.\main.exe stpietro.bmp 2 0.4 0.6
.\main.exe stpietro.bmp 2 0.5 0.5
.\main.exe twows.bmp 0.5 0.5 0.5
.\main.exe twows.bmp 1 0.3 0.5
.\main.exe twows.bmp 1 0.5 0.5
.\main.exe twows.bmp 1.5 0.5 0.5
.\main.exe twows.bmp 2 0.3 0.8
.\main.exe twows.bmp 2 0.2 0.5
```

4. 四幅测试图像各取一组结果,展示如下





六. 结果分析

1. 参数分析;

边缘检测过程有三个重要的参数:高斯模糊的标准差σ,滞后边缘跟踪的高阈值因子thigh和低阈值因子tlow。

i. σ的影响

固定thigh = tlow = 0.5,改变σ的值,来研究σ对边缘检测的影响。可以看到, σ越大,高斯模糊后的图像越平滑。图像越平滑,噪声越小,但边缘也越不清晰,丢失了许多细节信息。因此随着σ增大,细节边缘丢失越多(如钟的细节边缘),轮廓越简单。



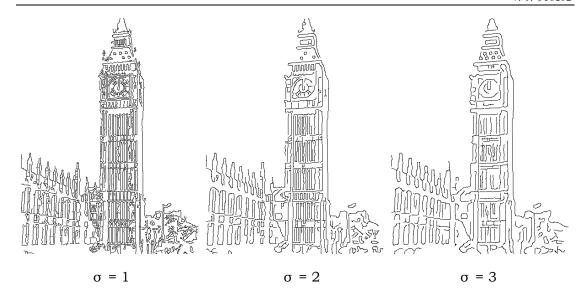




 $\sigma = 1$

 $\sigma = 2$

 $\sigma = 3$



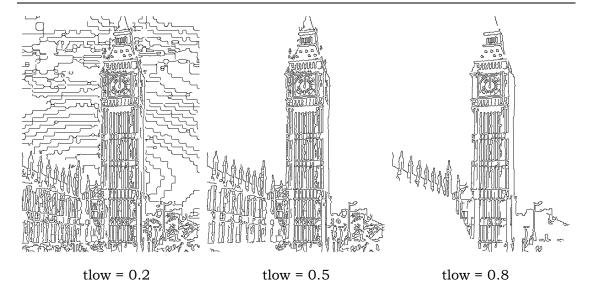
ii. thigh的影响

thigh是梯度值低于高阈值的像素点占所有像素的比例,决定了高阈值的大小。固定σ = 1, tlow = 0.5,改变thigh的值。可以看出,随着thigh的增大,高 阈值越大,因此梯度值较小(灰度值变化不明显)的边缘点越来越少,例如图像右下方的树叶边缘。



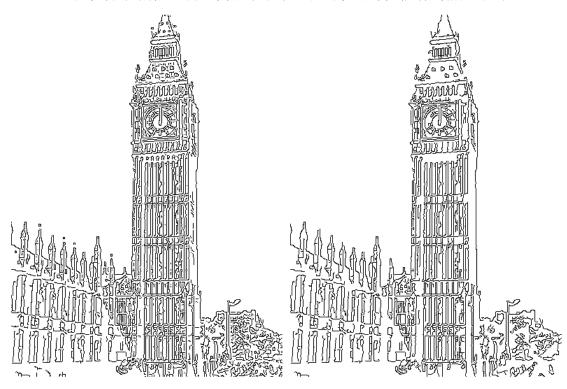
iii. tlow的影响

tlow是梯度值低于低阈值的像素点占所有梯度值低于高阈值像素的比例,与高阈值一起决定了低阈值的大小。固定σ = 1, thigh = 0.5, 改变tlow的值。可以看出,随着tlow的增大,低阈值越大,因此不与真实边缘相连的边缘点(假轮廓) 越来越少,如天空中的线条。但当低阈值变得很大时,真实但梯度值较小的边缘点也会被当作假边缘被删除,如图像左下方的边缘。



2. 删除短边缘前后对比;

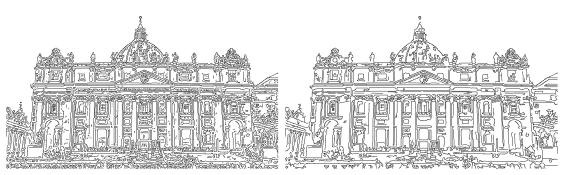
通过optimize()和connect()函数,可以删除长度小于20的边缘,有利于减少假边缘的出现,减轻边缘图的颗粒化现象。下面为四幅测试图像的前后对比图。



 $\sigma = 1$, thigh = 0.5, tlow = 0.5



 $\sigma = 1$, thigh = 0.8, tlow = 0.7



 σ = 1, thigh = 0.8, tlow = 0.3



 $\sigma = 1$, thigh = 0.5, tlow = 0.5

从上面的结果能够看出,增加的函数能够显著减少短边缘的数量,令边缘图更加清晰和干净。但是,这样的处理方法也有它的不足之处,在去噪的同时,会丢失一些真实的边缘信息,例如第二组图的眼睛边缘和第四组图的字母边缘。因此,该算法还存在进一步优化的空间。