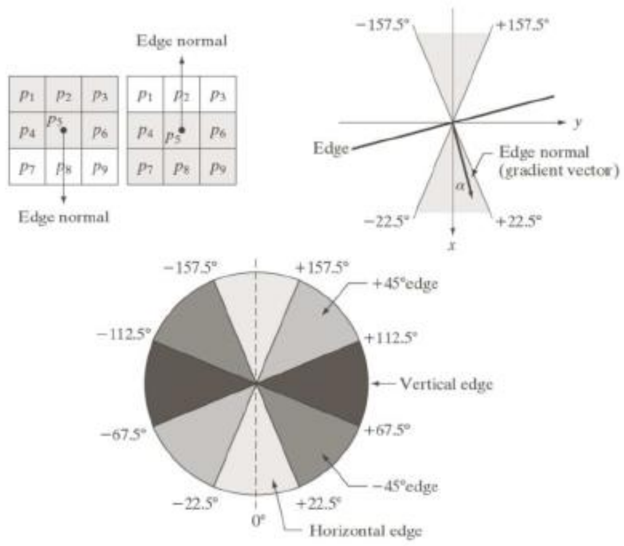
数字图像处理第六次实验报告

一、 霍夫变换：直线检测

a) Canny 边缘检测器

1. 高斯滤波器平滑图像　　$G(x,y) = e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$

2. 计算梯度图像和角度图像



a b
c

FIGURE 10.24 (a) Two possible orientations of a horizontal edge (in gray) in a 3 × 3 neighborhood. (b) Range of values (in gray) of α, the direction angle of the *edge normal*, for a horizontal edge. (c) The angle ranges of the edge normals for the four types of edge directions in a 3 × 3 neighborhood. Each edge direction has two ranges, shown in corresponding shades of gray.

3. 对梯度幅值图像应用非最大抑制

令d_1，d_2，d_3和d_4表示刚才讨论的3×3区域的四个基本边缘方向。对于α(x, y)中以每点(x, y)为中心的3×3区域，有如下非最大抑制方案：

- ✓ 寻找最接近α(x, y)的方向d_k
- ✓ 若M(x, y)的值至少小于沿d_k的两个邻居之一，则令$g_N(x,y) = 0$（抑制）；否则，令$g_N(x,y) = M(x,y)$，这里$g_N(x,y)$为非最大抑制后的图像。

4. 双阈值处理来检测并连接边缘

- 对$g_N(x,y)$进行阈值处理，以便减少伪边缘点
- 坎尼算法使用两个阈值：一个低阈值T_L和一个高阈值T_H。坎尼建议，高阈值和低阈值的比率应为2:1或3:1
- 将阈值操作想象为创建两幅附加的图像

  $g_{NH}(x,y) = g_N(x,y) \geq T_H$　　　$g_{NL}(x,y) = g_N(x,y) \geq T_L$
- 通过令$g_{NL}(x,y) = g_{NL}(x,y) - g_{NH}(x,y)$，我们从$g_{NL}(x,y)$中删除所有来自$g_{NH}(x,y)$的非零像素。$g_{NH}(x,y)$和$g_{NL}(x,y)$中的非零像素可分别视为“强”和“弱”边缘像素
- 阈值处理后，$g_{NH}(x,y)$中的所有像素均被假设为有效的边缘像素，并被立即标记。取决于T_H的值，$g_{NH}(x,y)$中的边缘通常会存在缝隙

- 较长的边缘用下列步骤形成：
- （a）在$g_{NH}(x,y)$中定位下一个未被访问的边缘像素p
- （b）在$g_{NL}(x,y)$中将所有弱像素标记为有效边缘像素，用8连通的连接方法连接到p
- （c）若$g_{NH}(x,y)$中的所有非零像素已被访问，则调到步骤（d），否则返回步骤（a）
- （d）将$g_{NL}(x,y)$中未标记为有效边缘像素的所有像素置零

- 最后，将来自$g_{NL}(x,y)$的所有非零像素附加到$g_{NH}(x,y)$，用坎尼算子形成最终的输出图像

这样，我们可以达到：

1. 低错误率
2. 边缘点被很好的定位
3. 单一的边缘响应

的边缘分割效果

Canny 算法改进性能所付出的代价是，更复杂，同时执行时间更长。

效果如下图：

b) 霍夫变换

霍夫变换将图像的 xy 平面映射到参数空间，每个点对应一个ρ、θ参数空间的一点，将 canny 边缘检测后的二值图像传入后，将每个边缘点映射到参数空间进行累加，在对应角度的θ轴上，可以获得许多点都经过的边缘。

□ 使用霍夫变换的全局处理

- 霍夫变换计算上的魅力在于可将ρθ参数空间划分为所谓的累加单元，坐标(i, j)处的单元具有累加值A(i, j)，它对应于与参数空间坐标(ρ_i, θ_i)相关联的正方形。
- 最初，这些单元置为零。然后，对于xy平面中的每个非背景点(x_k, y_k)，令θ等于θ轴上每个允许的细分值，同时使用方程$\rho = x_k cos\theta + y_k sin\theta$解出对于的$\rho$。对得到的$\rho$值进行四舍五入得到沿$\rho$轴最接近的允许单元值。
- 若选择的一个θ_p值得到解ρ_q，则令$A(p, q) = A(p, q) + 1$。在这一过程结束后，A(i, j)中的值P将意味着xy平面中有P个点位于直线$x\cos\theta_j + y\sin\theta_j = \rho_i$上。Pθ平面中的细分数量决定了这些点的共线精度。
- 可以证明，刚刚讨论的这种方法的计算次数与xy平面中非背景点的数量n呈线性关系

处理结果如下：

分析：可见霍夫变换的检测精度是非常高的，在 90°±1°时，可以检测到垂直

方向上的 3 条马路，其中一条还是非常细的。在 90°时，仅能检测到一条。

二、 阈值分割：

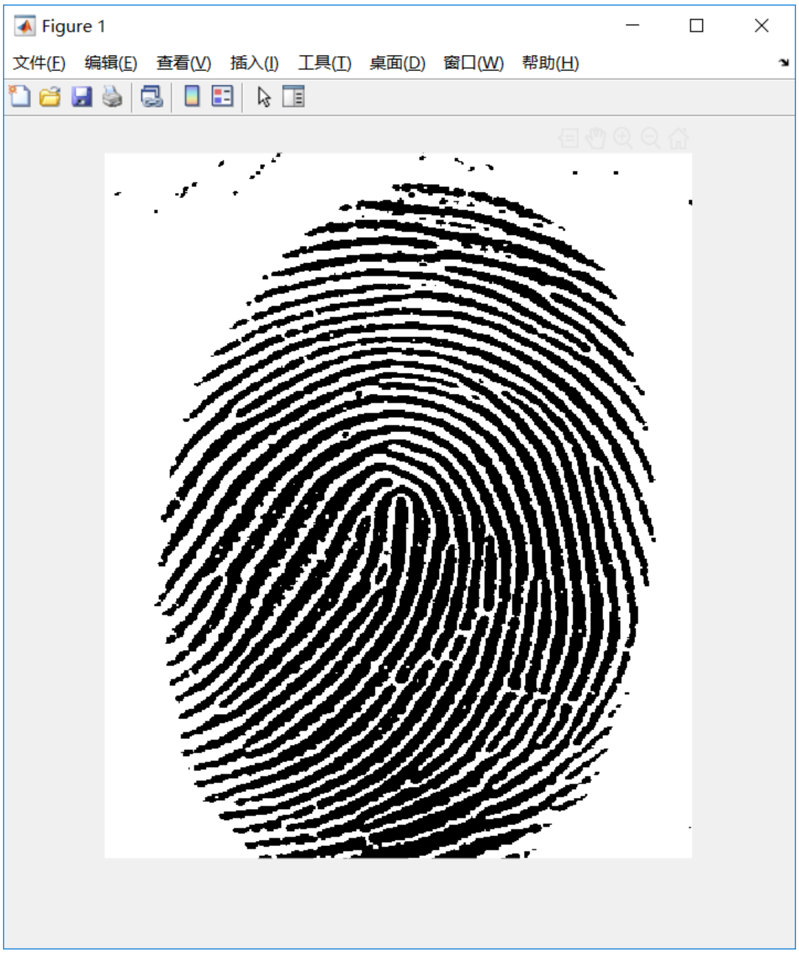
i. 基本的全局阈值分割处理：

当物体和背景像素的灰度分布十分明显时，可以用适用于整个图像的单个（全局）阈值。

1. 为全局阈值 T 选择一个初始值（通常是图像灰度平均值）
2. 用单个阈值 T 分割图像。产生两组像素 G1，G2
3. 对于 G1 和 G2 的像素分别计算平均灰度值 m1，m2
4. 计算新的阈值 T= (m1+m2)/2
5. 重复 2~4 直到连续迭代的 T 的差小于预定值。

参数ΔT 用于控制迭代次数。其越大，算法执行的次数越少。

结果：



ii. Otsu 阈值分割处理

- Otsu算法小节如下：
  - 计算输入图像的归一化直方图。使用$p_i, i = 0,1,2,\cdots,L-1$表示该直方图的各个分量
  - 用$P_1(k) = \sum_{i=0}^{k} p_i$，对于$k = 0,1,2,\cdots,L-1$，计算累积和$P_1(k)$
  - 用$m(k) = \sum_{i=0}^{k} ip_i$，对于$k = 0,1,2,\cdots,L-1$，计算累积均值$m(k)$
  - 用$m_G = \sum_{i=0}^{L-1} ip_i$计算全局灰度均值$m_G$
  - 用$\sigma_B^2(k) = \frac{[m_G P_1(k) - m(k)]^2}{P_1(k)[1-P_1(k)]}$，对于$k = 0,1,2,\cdots,L-1$，计算类间方差$\sigma_B^2(k)$
  - 得到Otsu阈值k^*，即使得$\sigma_B^2(k)$最大的k值。如果最大值不唯一，用相应检测到的各个最大值的k的平均得到k^*
  - 在$k = k^*$处计算$\eta(k) = \frac{\sigma_B^2(k)}{\sigma_G^2}$，得到可分性测度$\eta^*$

该方法在类间方差最大的情况下是最佳的：完全以在一幅图像的直方图上执行计算为基础。

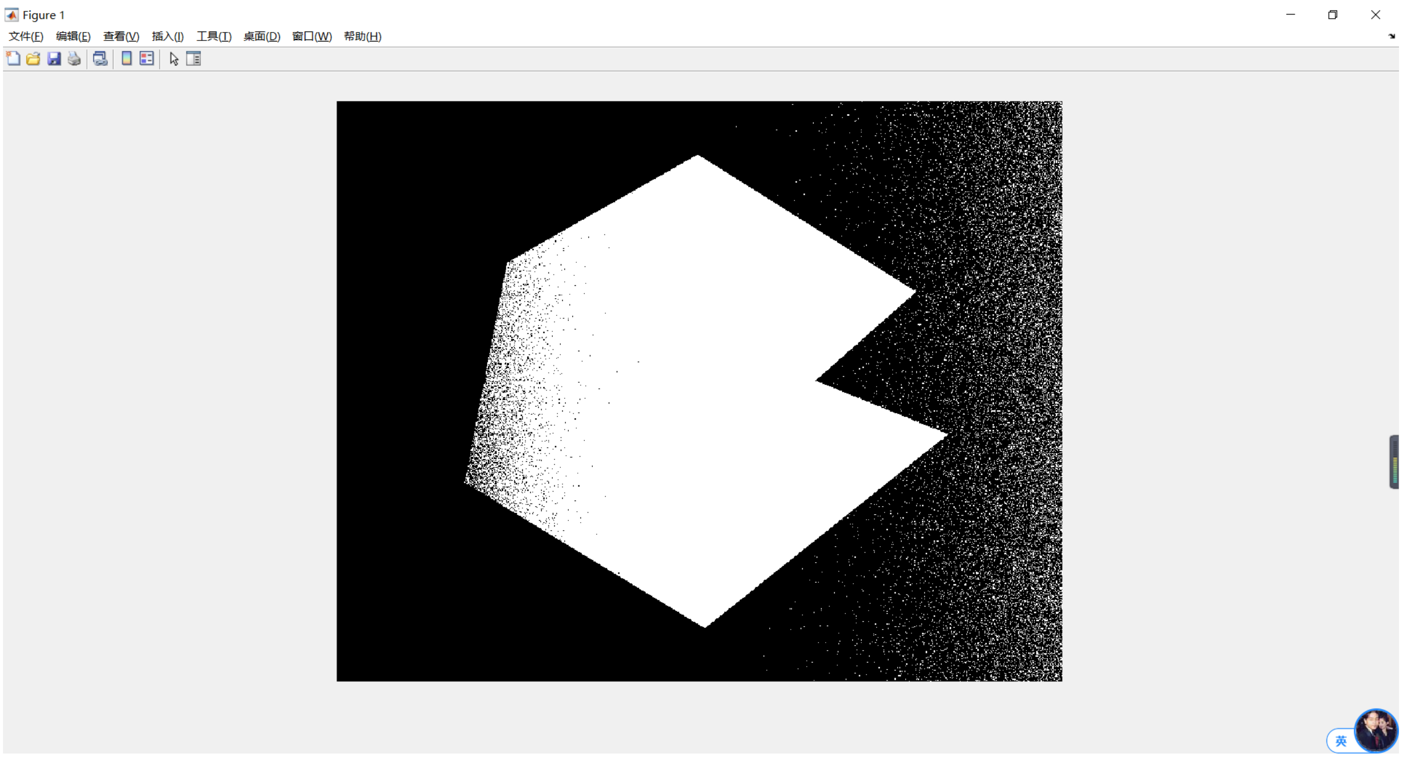
结果：

iii. 分块可变阈值分割

可以将一幅图像分为不重叠的矩形，然后分块进行阈值分割。该方法用于补偿光照和反射的不均匀性。选择的矩形要足够小，以便每个矩形的光照都是近似均匀的。

分析：

若使用 Otsu 分割对原图像直接进行分割，会导致图像分割效果不好，这是由于光照的不均匀性导致不同划分的物体具有相同的像素，因此我们可以尝试分块处理以降低不均匀性。



分块处理结果：