

## 拓展资源 8.2 补充内容



### 8.2.1 Canny 算子

真实图像中的（灰度）边缘是比较复杂的，由于采样等原因，实际图像中的边缘是有坡度的，所以一般需要用下列 5 个参数来描述它：位置、朝向、幅度、均值和斜率。对边缘的检测可以借助边缘在上述 5 个方面的特点来进行。Canny 利用高斯噪声的模型，借助图像滤波的概念提出了判定边缘检测算子的 3 个准则：信噪比准则、定位精度准则和单边缘响应准则。

#### 1. 信噪比准则

信噪比（SNR）定义为

$$\text{SNR} = \frac{|\int_{-W}^{+W} G(-x)h(x)dx|}{\sigma\sqrt{\int_{-W}^{+W} h^2(x)dx}}$$

式中， $G(x)$ 代表边缘函数； $h(x)$ 代表带宽为  $W$  的滤波器的脉冲响应； $\sigma$ 代表高斯噪声的均方差。信噪比越大，提取边缘时的失误概率越低。

#### 2. 定位精度准则

边缘定位精度（ $L$ ）定义为

$$L = \frac{|\int_{-W}^{+W} G'(-x)h'(x)dx|}{\sigma\sqrt{\int_{-W}^{+W} h'^2(x)dx}}$$

式中， $G'(x)$ 和  $h'(x)$ 分别代表  $G(x)$ 和  $h(x)$ 的导数。 $L$  越大表明定位精度越高，此时检测出的边缘在其真正的位置上。

#### 3. 单边缘响应准则

单边缘响应与如下定义的算子脉冲响应的导数的零交叉点平均距离有关。

$$D_{zca}(f') = \pi \left\{ \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} h'^2(x)dx}{\int_{-W}^{+W} h''(x)dx} \right\}^{\frac{1}{2}}$$

式中， $h''(x)$ 代表  $h(x)$ 的二阶导数。如果满足上式，则对每个边缘可以有唯一的响应，得到的边界为单像素宽。

以上面的指标和准则为基础，寻找最优的滤波器的问题就转化为泛函的约束优化问题。Canny 利用变分法求出了这个带有约束的泛函最优化问题的解，发现这个问题的解可以由高斯函数的一阶导数去逼近。尽管高斯函数的性能要差一点，但是使用高斯函数的一阶导数使计算变得比较简单。在二维情形下，可以使用二维高斯函数的导数作为滤波器函数。

在图像边缘检测中，抑制噪声和边缘精确定位是无法同时满足的，边缘检测算法通过平滑滤波去除图像噪声的同时，也增加了边缘定位的不确定性；反之，提高边缘检测算子对边缘敏感性的同时，也提高了对噪声的敏感性。Canny 算子力图在抗噪声干扰和精确定位之间寻求最佳折中方案。用 Canny 算子检测图像边缘的步骤如下。

- (1) 用高斯滤波器平滑图像。
- (2) 计算滤波后图像梯度的幅值和方向。
- (3) 对梯度幅值应用非极大值抑制，其过程为找出图像梯度中的局部极大值点，把其他非局部极大值点置零以得到细化的边缘。
- (4) 用双阈值算法检测和连接边缘，使用两个阈值  $T_1$  和  $T_2$  ( $T_1 > T_2$ )， $T_1$  用来找到每条线段， $T_2$  用来在这些线段的两个方向上延伸寻找边缘的断裂处，并连接这些边缘。

**【例 8.1】** 用 Canny 算子检测边缘。

用 Canny 算子检测边缘的 Matlab 程序如下。

```
f=imread('i_peppers_gray.bmp');
subplot(1,2,1);
imshow(f);
title('原始图像');
[g,t]=edge(f,'canny');
subplot(1,2,2);
imshow(g);
title('Canny 算子分割结果');
```

检测结果如图 8.1 所示。

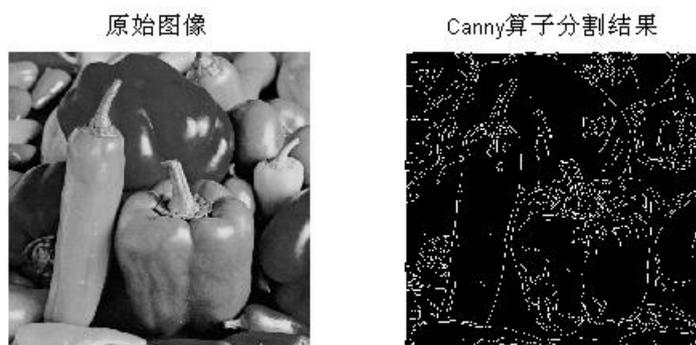


图 8.1 Canny 算子分割图像



## 8.2.2 阈值分割的其他方法

### 1. 聚类法

利用特征空间聚类的方法进行图像分割，可看成是对阈值分割概念的推广。它将图像空间中的像素用对应的特征空间点表示，根据它们在特征空间的聚集对特征空间进行分割，然后将它们映射回原图像空间，得到分割的结果。

一般的阈值分割可看成是以像素的灰度为特征，灰度直方图代表特征空间，用阈值将灰度直方图特征空间进行划分，把得到的特征类映射回图像空间，不同灰度的像素构成不同的区域。除像素灰度外，其他图像特征也可用于聚类。

在实际图像分割中，可能不具备任何有关模式的先验知识，既不知道它的分布，也不知

道它该分成多少类，更不知道各类的参数，如均值和方差等，这时，聚类方法就显示出它解决此类问题的独特优越性。通常采用最基本的 K—均值聚类方法，其思想是以类内保持最大相似性及类间保持最大距离为目标，通过迭代优化获得最佳的图像分割阈值。

## 2. 最大熵法

熵是信息论中对不确定性的度量，是对数据中所包含信息量大小的度量。熵取最大值时，就表示获得的信息量为最大。

最大熵法的设计思想是，选择适当的阈值将图像分为两类，当这两类的平均熵之和为最大时，可从图像中获得最大信息量，以此来确定最佳阈值。

根据以上原理，获得最大熵方法的具体步骤如下。

- (1) 设灰度图像的灰度级为 0, 1, ..., 255，图像在各个灰度级出现的概率分别为  $p_0, p_1, \dots, p_{255}$ 。
- (2) 给定一个初始阈值  $T = T_0$ ，将图像分成  $C_1$ 、 $C_2$  两类。
- (3) 分别计算两个类的平均相对熵。

$$E_1 = -\sum_{i=0}^T \frac{p_i}{p_T} \log \frac{p_i}{p_T}$$

$$E_2 = -\sum_{i=T+1}^{255} \frac{p_i}{1-p_T} \log \frac{p_i}{1-p_T}$$

式中， $p_T = \sum_{i=0}^T p_i$ 。

- (4) 选择最佳阈值  $T = T^*$ ，使得图像按照该阈值分为  $C_1$ 、 $C_2$  两类后，满足

$$[E_1 + E_2]_{T=T^*} = \max\{E_1 + E_2\}$$

## 3. 最小误差阈值选择法

最小误差阈值是指使目标和背景分割错误最小的阈值，它利用数理统计知识做分割处理。设一幅图像只包含有目标和背景，目标的平均灰度高于背景的平均灰度。已知目标和背景的灰度分布概率分别为  $p_1(z)$  和  $p_2(z)$ ，同时已知目标像素数与全部图像像素数之比为  $\theta$ 。因此该图像总的灰度密度分布  $p(z)$  为

$$p(z) = \theta p_1(z) + (1-\theta) p_2(z)$$

假定选用灰度阈值  $z_t$  进行分割，灰度小于  $z_t$  的像素点作为背景，反之则为目标，于是将目标误判为背景点的概率为

$$E_1(z_t) = \int_{-\infty}^{z_t} p_1(z) dz$$

将背景点误判为目标的概率为

$$E_2(z_t) = \int_{z_t}^{+\infty} p_2(z) dz$$

因此，总的误判概率为

$$E(z_t) = \theta E_1(z_t) + (1-\theta) E_2(z_t)$$

最佳阈值就是使  $E(z_t)$  为最小的阈值  $z_t$ 。



### 8.2.3 分割算法评价及分类

图像分割评价通过对图像分割算法性能的研究以达到优化分割的目的，这可以分成以下两种情况。

(1) 掌握各算法在不同分割情况中的表现，以通过选择算法参数来适应分割具有不同内容的图像和分割在不同条件下采集到的图像的需要。

(2) 比较多个算法分割给定图像的性能，以帮助在具体分割应用中选取合适的算法。

这两方面的内容是相互关联的。分割评价不仅可以提高现有算法的性能，对研究新的技术也具有指导意义。

为达到以上目的，对评价方法提出的基本要求如下。

(1) 通用性，即它要适于评价不同类型的分割算法并适合各种应用领域的情况。

(2) 采用定量的和客观的性能评价准则，这里的定量是指可以精确地描述算法的性能，客观是指评判摆脱了人为的因素。

(3) 选择通用的图像进行测试以使评价结果具有可比性，同时这些图像应尽可能反映客观世界的真实情况和实际应用共同特点。

通过对大多数现有评价方法的归纳，可把它们分为两大类：一类是直接的方法，可称为分析法；另一类是间接的方法，可称为实验法。分析法直接研究分割算法本身的原理特性，通过分析推理得到算法性能。实验法则根据分割图像的质量间接地评判算法的性能，具体就是用待评价的算法去分割图像，然后借助一定的质量测度来判断分割结果的优劣，据此得出所用分割算法的性能。