

# 基于 Otsu 准则及图像熵的阈值分割算法

肖超云, 朱伟兴

(江苏大学电气信息工程学院, 镇江 212013)

**摘要:** 在图像分割中, 阈值的选取至关重要, 在经典的 Otsu 准则基础上, 结合图像熵提出了一种改进的局部递归的阈值选取及分割算法。基于图像像素熵信息, 运用递归思想局部搜索图像的最佳阈值, 这样不但缩短了计算时间, 而且具有较好的自适应特点。该算法在图像背景不均匀或图像不是简单的单峰、双峰图像的情况下可以进行有效的分割, 分割后的图像细节更加丰富, 有利于分割后的特征提取。对 Lena 图像进行了实验, 获得了较好的分割结果。

**关键词:** 图像分割; Otsu 准则; 阈值; 熵

## Threshold Selection Algorithm for Image Segmentation Based on Otsu Rule and Image Entropy

XIAO Chaoyun, ZHU Weixing

(School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013)

**【Abstract】** In image segmentation, threshold selection is very important. A partial recursive algorithm of threshold selection and segmentation is put forward, which is based on the Otsu threshold selecting method. Based on the information of entropy of image pixels, a partial recursive algorithm is used to search optimal threshold. It not only reduces the running time, but also has better self-adaptability. With this algorithm, the image can be segmented effectively even if it is uneven and not the single-modal or bimodal one. The segmentation result has more details, which is good to the feature extraction. An experiment with Lena image is made and good result is obtained.

**【Key words】** image segmentation; Otsu rule; threshold; entropy

### 1 概述

图像分割是图像处理和计算机视觉中基本而关键的技术之一, 也是图像理解与模式识别的前提<sup>[1]</sup>。阈值分割是图像分割的最常用的方法, 通过选取适当的阈值, 将原图像中的目标与背景分开, 为后续的分类、识别提供依据。如何选取最优阈值, 保证最好的分割效果, 一直是阈值分割的难点。人们已经提出了很多阈值选取方法, 如Otsu提出的最大类间方差法<sup>[2]</sup>, Kapur等提出的最佳熵阈值方法<sup>[1]</sup>; 1962年Doyle提出的P-tile法<sup>[3]</sup>是早期的基于灰度直方图的自动阈值选择方法, 该方法计算简单, 抗噪声性能较好, 不足之处是要预先知道给定目标与整幅图像的面积比P, 因此在P未知或P随不同图像改变时, 该方法不适用; 1984年Dunn等提出了均匀化误差阈值选取方法<sup>[4]</sup>。其中Otsu在1979年提出的通过最大类间方差准则来选取阈值的方法一直被认为是阈值分割的经典算法。该方法解决了阈值分割中门限的选取问题, 优于常用的灰度差直方图法, 微分直方图法。由于多数图像并不是简单的单峰, 是可以一分为二的图像, 因此对于那些灰度直方图的灰度级分布谷底不明显的复杂图像, 单一使用Otsu准则并不能从图像中稳定可靠地将目标分割出来, 很难达到满意的分割效果。本文提出了一种结合Otsu准则与图像熵原理的新的阈值选取方法, 采用局部递归分割方法, 利用目标与背景的差异性决定递归的次數和每次分割进行的局部区域, 与传统的Otsu法相比, 大大提高了运算速度, 同时对分割后的图像根据其熵值进一步对图像进行局部递归分割, 以体现目标图像的细节部分。通过对Lena图像进行仿真, 结果表明该算法分割效果优于传统的Otsu法。

### 2 基本原理

#### 2.1 最大类间方差法

1979年, Otsu提出了一种常用的自适应阈值分割方法<sup>[2]</sup>, 它是建立在一幅图像的灰度直方图基础上的, 依据类间距离极大准则来确定区域分割门限。该方法概述如下:

设图像有L个灰度级, 灰度值是i的像素数为 $n_i$ , 则总的像素数是 $N = \sum_{i=0}^{L-1} n_i$ , 各灰度值出现的概率为 $p_i = \frac{n_i}{N}$ , 显然

$p_i \geq 0$ ,  $\sum_{i=0}^{L-1} p_i = 1$ 。设以灰度t为门限将图像分割成2个区域,

灰度级为 $1 \sim t$ 的像素区域A(背景类), 灰度级为 $t+1 \sim L-1$ 的像素区域B(目标类)。A、B出现的概率分别为

$$p_A = \sum_{i=0}^t p_i, \quad p_B = \sum_{i=t+1}^{L-1} p_i = 1 - p_A$$

A和B两类的灰度均值分别为

$$\omega_A = \sum_{i=0}^t i p_i / p_A, \quad \omega_B = \sum_{i=t+1}^{L-1} i p_i / p_B$$

图像总的灰度均值为

$$\omega_0 = p_A \omega_A + p_B \omega_B = \sum_{i=0}^{L-1} i p_i$$

由此可以得到A、B两区域的类间方差

**基金项目:** 江苏省国际合作项目(BZ2005035); 江苏大学高级技术人才科研基金资助项目(JDG2003004)

**作者简介:** 肖超云(1982-), 男, 硕士研究生, 主研方向: 图像处理, 模式识别; 朱伟兴, 教授、博士生导师

**收稿日期:** 2006-07-28 **E-mail:** jsuxcy@126.com

$$\sigma^2 = p_A (\omega_A - \omega_0)^2 + p_B (\omega_B - \omega_0)^2$$

显然,  $p_A$ 、 $p_B$ 、 $\omega_A$ 、 $\omega_B$ 、 $\omega_0$ 、 $\sigma^2$ 都是关于灰度级  $t$  的函数。

为了得到最优分割阈值, Otsu 把两类的类间方差作为判别准则, 认为使得  $\sigma^2$  值最大的  $t^*$  即为所求的最佳阈值:

$$t^* = \text{Arg Max}_{0 \leq t \leq L-1} [p_A (\omega_A - \omega_0)^2 + p_B (\omega_B - \omega_0)^2]$$

因为方差是灰度分布均匀性的一种度量, 方差越大, 说明构成图像的两部分差别越大, 当部分目标错分为背景或是部分背景错分为目标都会导致两部分差别变小。因此, 使类间方差最大意味着错分概率最小, 这就是 Otsu 准则。

## 2.2 图像熵函数

“熵”在信息论中是一个非常重要的概念, 它是不确定性的一种度量。设集合  $X$  中各事件出现的概率用  $n$  维概率矢量

$P = (P_1, P_2, \dots, P_n)$  来表示, 且满足  $0 \leq P_i \leq 1$ ,  $\sum_{i=1}^n P_i = 1$ , 则熵

函数的定义为  $H(P) = H(P_1, P_2, \dots, P_n) = -\sum_{i=1}^n P_i \log P_i$ 。

在图像分割问题中, 也可以运用熵的方法处理, 由于目标和背景的灰度分布是不同的, 因此可以被视为 2 个独立的信源。在 2.1 节中符号设定下, 目标和背景的信源熵分别为

$$H_A = -\sum_{i=0}^L p_i \log p_i, \quad H_B = -\sum_{i=L+1}^{L-1} p_i \log p_i$$

整个图像的熵为  $H_0 = -\sum_{i=0}^{L-1} p_i \log p_i$ 。

## 3 Otsu 准则的推广

Otsu 准则可以换一种思想来理解。 $\omega_A$ 、 $\omega_B$  分别代表目标和背景的中心灰度,  $\omega_0$  代表整幅图像的中心灰度。要使图像得到最好的分割, 当然希望分割出的背景和背景尽量远离图像中心, 即  $(\omega_A - \omega_0)^2$ 、 $(\omega_B - \omega_0)^2$  取得最大值。于是有

两者的加权和最大

$$t^* = \text{Arg Max}_{0 \leq t \leq L-1} [p_A (\omega_A - \omega_0)^2 + p_B (\omega_B - \omega_0)^2] \quad (1)$$

两者的加权重最大

$$t^* = \text{Arg Max}_{0 \leq t \leq L-1} [(\omega_A - \omega_0)^2 \cdot (\omega_B - \omega_0)^2] \quad (2)$$

注意到  $\omega_0 = p_A \omega_A + p_B \omega_B$ ,  $p_A + p_B = 1$  且  $\omega_A \leq \omega_0 \leq \omega_B$ , 因此有  $p_A (\omega_A - \omega_0)^2 + p_B (\omega_B - \omega_0)^2 = (\omega_0 - \omega_A) \cdot (\omega_B - \omega_0)$ , 可见式(1)、式(2)是等价的。

实际操作中, 对式(2)还可以要求  $(\omega_0 - \omega_A)^2$ ,  $(\omega_B - \omega_0)^2$  最接近, 在没有其它先验知识的条件下, 这样的思想是完全合理的。由数学知识知, 使  $a$ 、 $b$  最接近的条件是  $ab/(a+b)^2$  取得最大值, 于是有

$$t^* = \text{Arg Max}_{0 \leq t \leq L-1} [(\omega_A - \omega_0)^2 \cdot (\omega_B - \omega_0)^2 / ((\omega_A - \omega_0)^2 + (\omega_B - \omega_0)^2)]$$

根据以上的分析, Otsu 准则要求所取的阈值分割出来的 2 部分都尽量远离图像中心, 并且是以灰度均值来描述目标与背景的。事实上灰度分布还可以用方差, 熵等参数来描述。本文采用熵来代替灰度值。因为图像的熵反映了图像灰度分布的均匀性(离散程度)<sup>[5]</sup>, 所以用熵函数代替 Otsu 准则中的灰度均值是合理的, 于是有

$$t^* = \text{Arg Max}_{0 \leq t \leq L-1} [(H_A - H_0)^2 \cdot (H_B - H_0)^2 / ((H_A - H_0)^2 + (H_B - H_0)^2)]$$

由此后的实验表明, 用熵代替 Otsu 准则中的均值, 使得这种改进的方法具有更好的自适应性, 不受灰度值的线性变化(图像的对比度变化)和平移变化(图像的亮度变化)的影响。

## 4 递归分割算法

算法基本思想是: 首先用上述改进的 Otsu 法对整幅图像

分割, 快速得到初始的分割阈值, 大于门限  $T$  的像素  $P_i$  保持原灰度不变, 小于则置为 0。这样在  $T$  的周围就确定了一个较小的灰度级范围作为递归分割的初始搜索范围(称作松弛余量), 然后判断是否符合递归分割的终止条件, 如果不符合, 则继续对  $P_i$  进行分割, 直到满足终止条件为止。不同的目标图像, 递归终止条件也不同。为了使得递归终止条件有较好的适应性, 本文提出了利用图像的灰度和上述图像熵的变化来确定局部递归分割的终止条件。

具体方法如下: (1) 计算整个图像的灰度均值和熵:  $\omega_0$ ,  $H_0$ ; (2) 使用改进的 Otsu 法计算整个图像的首次分割阈值  $T$ ; (3) 根据  $T$ , 计算图像中大于阈值  $T$  的像素的灰度均值和熵, 令  $\omega_1$  = 图像中大于  $T$  的像素的灰度均值,  $H_1$  = 图像中大于阈值  $T$  的像素的熵。

如果  $(\omega_1 - \omega_0)/\omega_0 > 0.2$  且  $(H_1 - H_0)/H_0 > 0.1$ , 则继续递归, 否则结束递归。得到递归终止条件后, 就比较容易使用该算法对图像进行递归分割, 得到分割的最终结果。经典的 Otsu 最大类间方差法是采用穷尽搜索整个直方图来确定最优阈值, 而这里的递归思想只是在松弛余量范围内搜索, 因此会大大减少搜索最优阈值  $T$  的时间, 提高图像分割的效率。

## 5 实验结果与分析

本文采用 IEEE 推荐的检测算法性能的 Lena 图像进行实验, 如图 1 所示, Lena 图像的大小为  $256 \times 256$ , 灰度级为 256, 从 0 ~ 255。图 2 分析了 Lena 图像的灰度分布情况, 图 3 为经典 Otsu 准则的分割结果, 图 4 为本文所述方法的分割结果。

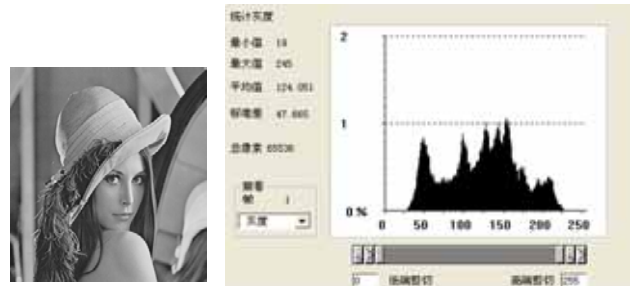


图 1 原始Lena图像

图 2 图像的灰度分布直方图



图 3 Otsu 准则分割结果  
T=103



图 4 本文算法的分割结果  
T=115

从实验结果可以看出, 单一使用 Otsu 最大类间方差法, 对于图像不是简单的单峰、多峰的情况, 分割效果并不是很理想; 在同一 PC 机上对同一幅像素为  $256 \times 256$  的 Lena 图像进行分割, 仿真结果表明, Otsu 算法至少需要 15s, 而本文提出的改进算法少于 9s。因为采用本文中提出的改进算法以及局部递归分割方法通过不断的递归, 剔除背景区域, 可以对目标进行有效的分割, 不但提高了分割效率而且保证了分割质量。

在实验中还发现, 在图像的信噪比较低的情况下, Otsu 法以及本文中提出的方法分割效果都不好, 所以在对图像进行分割之前都应该先对图像进行滤波预处理, 这一点很重要, 它直接影响到图像的分割效果。

(下转第 209 页)