

doi: 10.7690/bgzdh.2014.05.012

## 基于灰度共生矩阵的阈值分割算法

雍伟<sup>1</sup>, 黄玉清<sup>1</sup>, 田瑞娟<sup>2</sup>

(1. 西南科技大学信息工程学院, 四川 绵阳 621010; 2. 西南自动化研究所军品部, 四川 绵阳 621000)

**摘要:** 针对目前比较成熟的分割方法存在的局限性, 提出一种基于灰度共生矩阵的阈值分割方法。该方法利用灰度共生矩阵中包含的图像灰度值的分布和边缘信息, 定义一个新的统计量——边缘强度, 将其作为确定分割阈值时的一个重要参数, 并与传统分割方法进行实验比较。实验结果表明: 该方法在处理模糊边界时能取得比传统分割方法更好的分割效果, 很好地保留需要的目标边缘。

**关键词:** 灰度共生矩阵; 阈值分割; 边缘强度

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A

## Algorithm of Threshold Segmentation Based on Gray Level Co-Occurrence Matrix

Yong Wei<sup>1</sup>, Huang Yuqing<sup>1</sup>, Tian Ruijuan<sup>2</sup>

(1. School of Information Engineering, Southwest University of Science &amp; Technology, Mianyang 621010, China;

2. Department of Military Products, Southwest Automation Research Institute, Mianyang 621000, China)

**Abstract:** Aimed at the limitation of mature segmentation method, a threshold segmentation based on gray level co-occurrence matrix (GLCM) was proposed. The method utilizes the distribution of gray level values and edge information contained in GLCM, then defines a new statistic: edge magnitude as an important parameter for determining the threshold value. A comparison is executed between the new segmentation method and the traditional one. The experimental results show that this method is better than the traditional segmentation method in dealing with fuzzy boundary, and can preserving well target edge.

**Keywords:** gray level co-occurrence matrix; threshold segmentation; edge magnitude

### 0 引言

图像分割是指根据灰度、彩色、空间纹理、几何形状等特征把图像划分成若干个互不相交的区域, 使得这些特征在同一个区域内, 表现出一致性或相似性, 而在不同区域间表现出明显的不同<sup>[1]</sup>。图像处理技术在智能交通、生物医学工程、工业检测、机器人视觉和军事制导等领域受到广泛重视, 并取得了重大的开拓性成就。图像分割方法的选择, 在很大程度上依赖于特定的图像、成像方式以及图像中的噪声和纹理等。现今国内外广泛使用的图像分割方法主要分为基于阈值的分割方法、基于边缘的分割方法和基于区域的分割方法 3 类<sup>[1]</sup>。

基于阈值的分割方法可分为全局阈值法和局部阈值法。全局阈值法是一个阈值对图像进行分割, 将图像划分为目标和背景; 局部阈值法是在选择多个阈值对图像中的不同区域进行分割。目前, 已有众多的阈值分割方法。1979 年, Otsu 利用类别方差作为判别依据提出类别方差法<sup>[2]</sup>; Pun 于 1980 年将信息论中熵的概念引入图像分割, 提出利用最大先验熵估计分类合理性来选取阈值的方法<sup>[3]</sup>。

基于边缘的分割是通过检测出不同区域边缘来进行分割。边缘存在于目标与背景之间, 是图像分割所依赖的最重要的特征。基于边缘的分割技术依赖于由边缘检测算子找到的图像边缘, 这些边缘标示出图像在灰度、色彩、纹理等方面不连续的位置。常见的基于边缘的分割方法有边缘图像阈值化、边界跟踪法、Hough 变换法和基于边界位置信息的边界检测法等<sup>[4]</sup>。该类方法对边缘灰度值过渡比较尖锐且噪声不太复杂的图像, 大都可以取得较好的效果, 但对边缘复杂、采光不均匀的图像会导致边缘模糊、弱边缘丢失和整体边缘不连续<sup>[5]</sup>。

基于区域的分割方法是利用局部空间信息进行分割, 将具有相似特性的像素集合起来构成区域, 主要有区域生长法和分裂合并法。在区域生长法中, 首先选择一批种子像素作为生长起点, 然后按一定的生长准则把它周围与种子点有相似属性的邻近像素点合并到该区域, 这个过程是反复进行的, 直到没有更多的合并过程发生。该方法的优点是计算简单, 对于较均匀的连通目标有较好的分割效果, 缺点是对噪声敏感, 可能导致区域内有空洞。分裂合

收稿日期: 2013-12-10; 修回日期: 2014-01-03

基金项目: 国防项目(12ZG6103)

作者简介: 雍伟(1988—), 男, 四川人, 硕士, 从事图像处理研究。

并法的基本思想是从整幅图像开始通过不断分裂合并得到各个区域。该方法对复杂图像的分割效果较好，但算法较复杂，分裂还可能破坏区域的边界<sup>[5]</sup>。

近年来，灰度共生矩阵 (gray level co-occurrence matrix, GLCM) 在图像分割上的应用越来越广泛，但是目前大部分的方法都未有效地利用共生矩阵中包含的边缘信息，以至于在处理噪声、复杂背景和模糊边界图像时达不到理想的分割效果。为了解决该问题，笔者提出基于共生矩阵的边缘强度算子，通过调整边缘强度的值来达到理想的分割效果。实验结果表明：该方法在分割模糊边界图像时是有效性和准确的，与常规分割方法相比，该方法在时间和分割效果上都表现更为优越。

### 1 灰度共生矩阵

用于描述图像纹理特征最简单的方法是使用图像强度直方图的统计矩，但是仅仅使用直方图会导致计算得到的纹理只包括强度信息的分布，并没有包含像素的相对位置信息。边界信息是根据当前像素对的值和图像像素均值计算出来的，而不是根据独立的像素对。灰度共生矩阵可以提供图像中邻近像素的相对位置信息，这些信息对于计算纹理特征、图像分割都是非常有用的。

GLCM 是图像纹理分析方法的一种，它反映了不同像素对之间的相对位置空间信息，在一定程度上反映了纹理图像中各灰度级在空间上的分布特性，是纹理特征分析领域中最常采用的特征之一。文献[6]证明了灰度共生矩阵在分割图像纹理时的有效性。灰度共生矩阵是图像灰度变化的二阶统计量，也是描述纹理结构性质的基本函数，它统计了 2 个像素点位置的联合概率分布。灰度共生矩阵的计算主要有 2 个参数，一个是 2 个像素对之间的相对距离  $d$  (以像素为单位)，另一个是它们之间的相对方向  $\psi$ ，在实际计算中  $\psi$  通常取水平方向 ( $0^\circ$ )、对角方向 ( $45^\circ$ )、垂直方向 ( $90^\circ$ ) 和反对角方向 ( $135^\circ$ ) 这 4 个方向<sup>[7]</sup>，对每一个  $d$  求其在 4 个方向上的共生矩阵并取平均得到最终的共生矩阵。

#### 1.1 定义边缘强度

给定一幅图像  $I$ ，灰度级变化范围为  $0, \dots, L-1$ ， $m$  代表像素点  $(x, y)$  的灰度值， $n$  代表像素点  $(x+\Delta x, y+\Delta y)$  的灰度值， $(\Delta x, \Delta y)$  为像素间的偏移量，灰度共生矩阵的计算公式如式 (1) 所示：

$$P(m, n) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \begin{cases} 1 & I(x, y) = m \text{ and } I(x + \Delta x, y + \Delta y) = n \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

其中  $0 \leq x \leq M-1, 0 \leq y \leq N-1, 0 \leq m, n \leq L-1$ 。

图 1 所示为  $d=1, \psi=0^\circ$  的 GLCM 的计算示例。

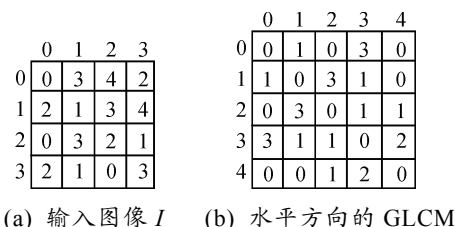


图 1 GLCM 计算示例

Haralick 等<sup>[8]</sup>提出了基于 GLCM 的 14 个纹理特征，文献[2]着重阐述了在实际应用中最常用的 6 个纹理特征，这 6 个纹理特征分别是能量、熵、对比度、方差、相关性和逆差矩。所有的这些纹理特征量都是根据图像中像素对的频率或者重复次数计算得来的，这也是共生矩阵中明显包含的一个信息量。熵是 GLCM 中唯一被用来确定阈值分割的纹理特征。在熵作为阈值分割以前，以图像颜色直方图作为阈值来分割图像是一种常用的方法，该方法的一个缺点是缺少像素灰度值间的相关性，致使 2 幅有着相同颜色直方图的不同图像可能会得到相同的阈值，从而影响分割效果。

为了解决上述提到的问题，研究一个能很好体现像素间灰度值相关性的信息量是很有必要的。受形态学梯度的启发，定义基于 GLCM 的物理量边缘强度 (Edge magnitude)  $p$  表示像素对间灰度值的差值。在 GLCM 中，边缘强度的值并不是由共生矩阵中的值直接得到，而是由 GLCM 中的像素对的位置决定的。边缘强度由 GLCM 计算得出，其实质就是像素对之间的灰度值的差值。在 GLCM 中边缘强度的值是沿垂直于主对角线方向增加的，如图 2 中粗体的箭头所示。

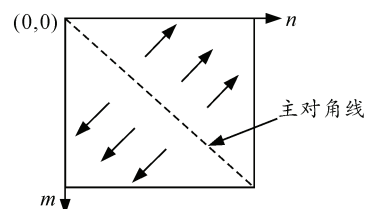


图 2 边缘强度值变化方向

从图中边缘强度的变化趋势可以看出，边缘强度在沿着轴对称线 (即  $m=n$ ) 的地方等于零，边缘强度的最大值位于  $P(l, 0)$  和  $P(0, l)$ ，其中  $l=L-1$  是输入图像灰度值中的最大值。在由 GLCM 得到的 6 个主

要的纹理特征中<sup>[9]</sup>, 只有对比度 (CON) 的计算用到了边缘强度信息, 如式 (2) 所示, 这样, 对比度可以用来衡量图像的纹理粗细程度, 对比度反映了图像的清晰度和纹理沟纹深浅的程度, 纹理沟纹越深, 其对比度越大, 视觉效果也越清晰。

$$CON = \sum_{p=0}^{L-1} p^2 \left\{ \sum_{m=0}^{L-1} \sum_{\substack{n=0 \\ |m-n|=p}}^{L-1} P(m, n) \right\} \quad (2)$$

如果一个物体的边界在图像中可见, 那么这个物体在图像中才可见。计算边缘强度是量化物体边界可见性的一种方式。与目标自身所在的区域和图像的背景区域边缘强度值相比, 目标边界的边缘强度值更大<sup>[10]</sup>。

### 1.2 确定分割阈值

假设 1 幅二维数字图像  $I$  的大小为  $M \times N$ , 首先将灰度值转换到  $I$  的灰度区间里, 即如果  $I$  是 1 幅二值图像, 那么灰度共生矩阵就将图像转换到 2 级; 如果  $I$  是 1 幅灰度图像, 就将图像转换到 8 级, 灰度级的级数决定了 GLCM 的大小。设一矢量  $\vec{d}=(p, q)$  代表了输入图像中像素坐标为  $(x, y)$  和  $(x+p, y+q)$  间的相对位置, 设灰度级变化范围为  $0, \dots, L-1$ , 则 GLCM 为  $L \times L$  的方阵, 其中位于共生矩阵中  $(i, j)$  的元素值表示输入图像中 1 个像素灰度值为  $i$  和另 1 个像素灰度值为  $j$  的 2 个相距为  $(p, q)$  的像素对出现的概率, 即计算灰度值为  $i, j$ , 相距为  $(p, q)$  的邻近像素对出现的次数。在实际应用中通常只计算共生矩阵  $M$  在 4 个方向上  $(0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ)$  的灰度共生矩阵, 最终得到的是 1 个对称的二维矩阵<sup>[11]</sup>, 此时共生矩阵的行数和列数并非图像的宽度和高度, 而是输入图像的灰度级别数。

可以将灰度共生矩阵表示为  $M(p, q)$  或者  $M(\vec{d}, \psi)$ 。根据线性代数中矩阵的相关知识, 得共生矩阵之间存在这样的关系, 设  $M^T(\vec{d}, \psi)$  为  $M(\vec{d}, \psi)$  的转置矩阵, 则

$$M(\vec{d}, 0^\circ) = M^T(\vec{d}, 180^\circ) \quad (3)$$

$$M(\vec{d}, 45^\circ) = M^T(\vec{d}, 225^\circ) \quad (4)$$

$$M(\vec{d}, 90^\circ) = M^T(\vec{d}, 270^\circ) \quad (5)$$

$$M(\vec{d}, 135^\circ) = M^T(\vec{d}, 315^\circ) \quad (6)$$

根据计算相对距离  $d$ , 相对方向成  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$  的 4 个角度上的灰度共生矩阵, 最终的灰度共生矩阵可以由公式 (7) 计算得到:

$$GLCM = \frac{[M(d, 0) + M(d, 45) + M(d, 90) + M(d, 135)]}{4} \quad (7)$$

设  $t$  为分割图像的阈值, 将其映射到共生矩阵中阈值为  $T$ , 该阈值将共生矩阵分为了 4 个部分, 如图 3 所示, 区域-1 (图中 A)  $m \leq T, n \leq T$ , 区域-2 (图中 C)  $m > T, n > T$ , 区域-1 的边界区域 (图中 B)  $m \leq T, n > T$ , 区域-2 的边界区域 (图中 D)  $m > T, n \leq T$ 。

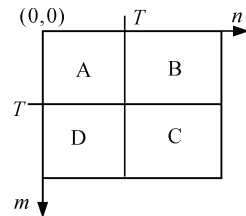


图 3 应用阈值的 GLCM

图中所示的 4 个区域可进一步分为局部区域和联接区域 2 类。将灰度值高于阈值的像素对设为前景 (对应于目标), 那些灰度值等于或者低于阈值的设为背景。其中区域 A 表示背景范围中灰度过渡区域 (暗色区域), 区域 C 表示前景范围中灰度过渡区域 (亮色区域), 区域 B 和区域 D 表示背景和边界区域或者沿着目标的边界区域的灰度过渡区域。

根据灰度共生矩阵的对称性和边缘强度的变化方向, 新定义 1 个统计学特征来代表阈值  $T$ , 它的计算公式如

$$T = \frac{1}{\eta} \sum_{m=0}^{l-p} \sum_{n=m+p}^l \left( \frac{m+n}{2} \right) GLCM(m, n) \quad (8)$$

其中  $\eta = \sum_{m=0}^{l-p} \sum_{n=m+p}^l GLCM(m, n)$ 。

由式 (8) 中可看出, 只需要在 GLCM 的某个特定区域中计算阈值, 该区域应满足几何关系  $n-m \geq p$ 。这意味着只需要计算那些边缘强度大于或者等于  $p$  的像素对, 如图 4 所示, 即使大于或者等于边缘强度  $p$  的像素对出现在下三角中, 只计算 GLCM 上三角中的像素对, 因为由于 GLCM 的对称性, 在 GLCM 的上三角和下三角中有相似的值, 这样做既可以减少算法的计算量, 又可以提高算法的实时性。式 (8) 中  $\eta$  的物理意义表示灰度共生矩阵中边缘强度值大于或者等于  $p$  的像素对的总数。式 (8) 中除以  $\eta$  是为了将阈值  $T$  归一化, 再作用于输入图像。

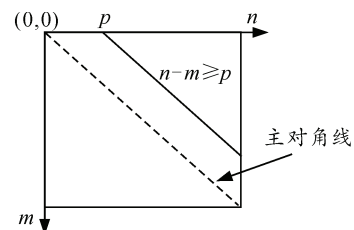


图 4 计算阈值的区域

笔者所提出算法的最重要的特点在于它处理模糊边界时的准确性和实时性。在处理模糊边界的图像时可以取得很好的分割效果。通过手动调整  $d$  (像素对间的相对距离) 和  $p$  (边缘强度) 可以观察到不同  $d$ 、 $p$  值对分割效果的影响, 并且目标和背景间的边界线越模糊,  $d$  和  $p$  的值应该取得越大。

## 2 实验结果与分析

文中实验结果均在硬件环境为 Intel(R) Pentium(R) 2.50 GHz CPU、2 GB 内存台式机上测得。为了说明本方法的有效性和准确性, 将该方法与传统分割方法进行比较, 实验结果分别如图 5~图 6。从图中结果可以明显地看出: 在实验一分割人体器官图中, 文中的方法很好地分割出了需要的器官, 实验二的结果也表明文中所提方法明显比传统的分割方法效果更好, 很好地保留了目标边缘。表 1 中比较了 2 种分割方法所需时间。综合实验结果验证了文中方法在分割目标和背景有模糊边界时的有效性, 它能更准确地分割出目标所在的区域。

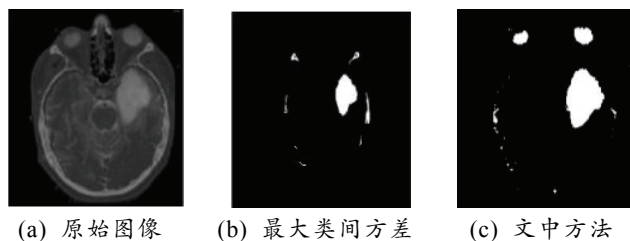


图 5 实验一 ( $d=3, p=7$ )



图 6 实验二 ( $d=2, p=5$ )

表 1 中比较了最大类间方差法与文中分割方法的平均处理时间, 从实验结果可以看出,

表 1 分割方法时间比较 ms

方法	实验一	实验二
最大类间方差法	35	36
文中方法	21	24

文中方法比最大类间方差法的处理速度更快, 这是因为在利用共生矩阵计算阈值时只需计算共生矩阵中  $n-m \geq p$  的区域。

## 3 结束语

笔者提出了一种基于灰度共生矩阵的阈值分割方法。该方法从 GLCM 中提取边缘信息和灰度过渡信息来计算分割的阈值。实验结果表明: 通过手动选取合适的  $d$ 、 $p$  能取得较好的分割效果, 很好地保留需要的目标边缘。与 OTSU 分割方法相比, 该方法能准确地分割出目标和背景之间的模糊边界。其中不足的是需要手动选取合适的  $d$ 、 $p$ , 目标边界越模糊, 选取的  $d$ 、 $p$  值也越大。为了提高该方法的灵活性, 如何让该分割方法能自适应地选取合适的  $d$ 、 $p$  将是下一步需要研究的问题。

## 参考文献:

- [1] 章毓晋. 图像分割[M]. 北京: 科学出版社, 2001: 15-89.
- [2] Otsu N. A Threshold Selection Method from Gray-level Histogram[J]. IEEE Trans. On System Man Cybernetics, SMC, 1979, 9(1): 62-66.
- [3] Pun T. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram[J]. Signal Process, 1980, 2(3): 223-237.
- [4] Kwok S, Constantinides A. A Fast Recursive Shortest Spanning Tree for Image Segmentation and Edge Detection[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(2): 328-332.
- [5] 周鲜成. 图像分割方法及其应用研究综述[J]. 信息技术, 2007(12): 1009-2552.
- [6] Chang C. I, Du Y., Wang J. Survey and comparative analysis of entropy and relative entropy thresholding techniques[J]. IEEE Proc. -Vis. Image Signal Process, 2006, 153(6): 250-280.
- [7] Baraldi A., Parmiggiani F. An Investigation Of The Textural Characteristics Associated With GLCM Matrix Statistical Parameters[J]. IEEE Trans. on. Geos. And Rem. Sens., 1995, 33(2): 293-304.
- [8] Ma Heng, Jia Chuanying, Liu Shuang. Multisource Image Fusion Based on Wavelet Transform[J]. International Journal of Information Technology, 2005, 11(7): 231-240.
- [9] Mokji M.M., Abu Bakar S.A.R. Adaptive Thresholding Based on Co-occurrence Matrix Edge Information[C]. Proceeding of First Asia International Conference on Modeling and Simulation, 2007: 102-119.
- [10] 乔林峰, 王俊. 利用数学形态学和复数小波方向窗维纳滤波的图像去噪算法[J]. 四川兵工学报, 2013, 34(1): 117-119.
- [11] Alaa Eleyan, Hasan Demirel. Co-occurrence matrix and its statistical features as a new approach for face recognition[J]. Turk J Elec Eng & Comp Sci, 2011, 19(1): 610-621.