

一种基于多分辨率与模糊聚类技术的 散焦图像分割算法

马莉 黄敏

(郑州轻工业学院计算机与通信工程系, 郑州 450002)

摘要 带有投射光栅的散焦图像的准确分割是3维物体复原的重要环节。为了更准确地进行散焦图像分割,基于所提取的带光栅散焦图像特征,提出了一种将多分辨率分析与模糊聚类技术融合实现图像分割的算法。该算法是利用多分辨率技术来建立面向像素特征向量的多级图像联系矩阵,并在图像低分辨率级进行基于模糊聚类的区域分割。实验证明,该技术不仅克服了直接分割的困难,而且提高了分割的正确率,因此表明,该算法是有效的。

关键词 图像分割 多分辨率 模糊聚类 散焦测距

中图分类号: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2005)03-0290-05

A Segmentation Algorithm for Defocused Images Using Multi-resolution and Fuzzy Clustering

MA Li, HUANG Min

(Department of Computer Science and Communication Engineering, Zhengzhou Institute of Light Industry, Zhengzhou 450002)

Abstract The object segmentation of defocused images with projected illumination patterns is a primary component of 3D object recovery. A segmentation algorithm, which combines multi-resolution analysis and fuzzy clustering, is proposed based on features extracted from defocused images with illumination patterns to increase the segmentation accuracy. This approach is carried out through two stages: firstly building the relational matrix of multi-resolution images on their similarity measures and then implementing FCM classification at lower resolution level. The proposed technique provides a novel way of avoiding the difficulties of direct segmentation. And it increases the accuracy of object segmentation. It is shown in experiments that the proposed algorithm is of effectiveness.

Keywords image segmentation, multi-resolution, fuzzy clustering, depth from defocus

1 引言

物体的3维信息测量是机器视觉的重要应用之一。散焦测距(depth from defocus, DFD)技术是通过两张不同光学设置下的物体散焦图像进行去模糊处理来进行物体3维复原。散焦测距技术一般采用投射光栅来增强物体的纹理,以克服在物体弱纹理情况下DFD技术无法提供足够的3维信息的缺点;Watanabe和Nayar对散焦图像进行了深入的频域分析^[1-3],给出了3维物体复原的滤波器组构造

算法,并提供了最优投射光栅的数学模型;Pham则利用多层感知器神经网络,计算散焦图像中模糊边缘的距离信息^[4],而根据神经网络建模的要求,散焦测距可分解为2维物体检测和3维模型建立两个任务,其中2维物体检测就是从原带有光栅的散焦图像中,提取与物体有关的图像数据,以实现物体与背景的分隔。2维散焦图像分割的难点在于:(1)物体的图像是带有投射光栅的图像;(2)散焦图像具有模糊的边沿。对于具有光栅模式的物体图像分割来说,存在以下两个相互矛盾的方面,即空间的不确定性和光栅模式的不确定性,其中空间的不确定性

基金项目:国家自然科学基金项目(60234030);河南省教育厅自然科学基金项目(20025100006)

收稿日期:2004-03-26;改回日期:2004-10-08

第一作者简介:马莉(1954~),女,教授,硕士生导师,1998年获中南大学工学博士学位。主要研究领域包括智能控制应用、图像处理与机器视觉。E-mail: maryzhu@public.zz.ha.cn

是指物体的边界(位置信息);光栅模式不确定性是指光栅物体与背景的可区分性。如果图像的分辨率越高,则空间不确定性越小,而光栅模式的不确定性越大;反之,若图像分辨率越低,则空间不确定性越大,而光栅模式不确定性越小。

常用的图像分割方法有统计技术、基于边沿技术和基于区域的方法,其中统计技术是基于图像区域的模式进行判决(例如基于直方图的阈值法)的。由于其不考虑位置信息,因此具有最大的空间不确定性;基于边沿的分割技术也有其弱点,其不仅对模糊图像不能正确分割,并且会出现间断的轮廓线;基于区域的图像分割技术利用了图像灰度、色彩和纹理的相似性来对图像进行划分,其虽适合于基于光栅模式的图像,但对噪声和模糊像斑敏感。本文根据散焦且具有投射光栅物体图像的特征,并考虑到基于DFD技术进行3维物体复原的要求,提出了一种多分辨率和模糊聚类技术融合的新方法,用于实现带有光栅的散焦图像的分割。本文不仅提出了度量图像光栅模式的特征向量算子,而且给出了模糊聚类分割工作层的确定和物体边缘细化方法。该算法由于有效解决了散焦图像的空间不确定性与光栅模式不确定性的矛盾,因此减少了工作层的数据处理量,而且实现了散焦图像的有效、正确分割。

2 基于光栅模式的图像分割

2.1 散焦函数与主动式光栅技术

根据成像原理,如果物距 u 、焦距 f 和透镜到像平面的距离 v 满足

$$\frac{1}{u} + \frac{1}{v} = \frac{1}{f} \quad (1)$$

则生成清晰的物体图像,称为聚焦图像。反之,如果三者不满足式(1),则生成散焦图像,而图像的模糊效应则可以用聚焦图像与散焦函数(point spread function, PSF)的卷积来描述。以往文献中广泛使用的高斯近似PSF函数为

$$h(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right] \quad (2)$$

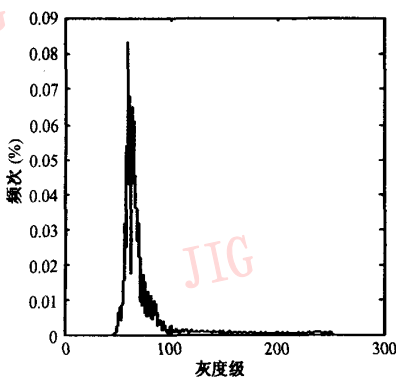
其中, $h(x, y)$ 是像平面上点 (x, y) 的冲激响应, σ 描述散焦图像的局部散焦度。散焦图像 I_1 和 I_2 可由式(3)表示

$$\begin{aligned} I_1(x, y) &= f(x, y) * h(x, y, \sigma_1) \\ I_2(x, y) &= f(x, y) * h(x, y, \sigma_2) \end{aligned} \quad (3)$$

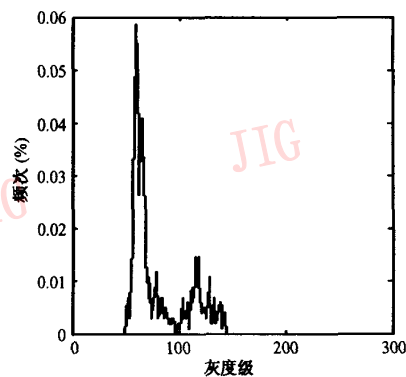
其中, $f(x, y)$ 为聚焦图像函数,‘*’表示卷积操作, σ_1, σ_2 表示不同光学设置下的高斯散焦度。如果物体具有弱纹理或无纹理,则必须用人工光栅投射到物体表面,以获取足以进行物体复原的信息^[2]。高斯散焦度 σ_1, σ_2 正比于点光源在散焦图像 I_1 和 I_2 上所呈现的模糊像斑的直径 r_1 和 r_2 。在光学设置一定的情况下,散焦图像 I_1 和 I_2 是物距 u 的函数。

2.2 有光栅的散焦图像分割算法

散焦图像分割的主要难点是由光栅模式造成的两种相互矛盾的分割不确定性,即每个区域中模式特征以及区域边界的确定^[5]。在图1给出的带有光栅物体图像的灰度直方图中,横坐标表示图像灰度级,纵轴表示图像中某灰度级发生的频次。图1(b)表明,在较低分辨率下更易于进行图像分割(出现了双峰直方图)。基于区域的分割技术是利用图像



(a) 原始图像的灰度直方图(分辨率 512×512)



(b) 低分辨率下的灰度直方图(64×64)

图1 不同图像分辨率下的灰度直方图

Fig. 1 Grey histograms under different image resolution

灰度、色彩和纹理的相似性来对像点进行划分,其虽然适合于基于光栅模式的图像,但是,直接对原散焦图像进行分割仍存在如下问题:(1)图像数据量过大;(2)原图像具有最大的模式不确定性。多分辨率分析是根据原散焦图像来构造分辨率递减的图像族(截塔型图像)。由于它是利用相似性技术来建立图像族之间的连接关系,因而使得在低分辨率下的图像更便于提取图像数据的类特征(即光栅模式),而且在高分辨率下可获取物体更准确的轮廓^[6]。该方法的实质是在低分辨率下进行光栅模式分类,再根据已建立的分类和图像族之间的联系,在高分辨率下实现物体的边缘轮廓分割。

多分辨率分析与模糊聚类技术融合的散焦图像分割算法如下:

(1)从原始散焦图像(第 0 层)开始,通过对图像进行平滑处理来得到较低分辨率图像,并自下而上直到到达第 L 层,构成截塔型图像族;同时生成与光栅模式相关的多级特征结构。

(2)根据特征的相似性度量,自下而上建立相邻分辨率图像层次的像素点连接,直到满足设定的稳定条件为止,并且将满足稳定条件的分辨率层称为工作层。

(3)基于工作层每个像素点的特征向量,用无监督模糊聚类法实现工作层的图像分割。

(4)自上而下建立高分辨率物体图像,并通过进行面向像素的细化修正来获取准确的物体轮廓。

3 光栅模式特征度量

3.1 光栅模式特征提取

为了描述光栅图像特征,对任一给定像素,必须确定其具有的特征向量(texton)。一个特征向量是与某一像素相关的描述,它依赖于该像素与其领域中其他像素的关系。由于图像处理中的线检测可以提取某像素点的方向特征,因此本文定义了 4 个 3×3 局部算子核(mask)用于提取光栅图像的方向信息。

$$p_j(x, y) = f_d(x, y) * m_j(x, y) \quad j=1, 2, \dots, 4 \quad (4)$$

其中, $p_j(x, y)$ 是原始散焦图像 f_d (下角 d 代表散焦) 与方向算子 m_j 卷积后,在点 (x, y) 处对第 j 个检测方向的响应。本文采用的线算子核包括

$$m_1 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 2 & 2 & 2 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad m_2 = \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix}$$

$$m_3 = \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix} \quad m_4 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & 2 \\ -1 & 2 & -1 \\ 2 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

由于以上线检测算子分别对应于 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ 和 135° , 因此,光栅图像任一点处的特征向量具有 5 个分量元素,包括该点的灰度值以及 4 个方向上的方向信息。

3.2 多级截塔结构和相似性度量

多分辨率图像分析试图通过观察各种分辨率下的图像来获取物体的全局视角,而建立截塔结构的主要任务是找到图像中物体的位置^[6]。通常截塔结构从具有最高分辨率的图像(原始散焦图像)开始,不断分析和处理较低分辨率的图像,直至检测到所感兴趣的物体。尽管在低分辨率时,可能得不到物体的精确轮廓线,然而进一步用高分辨率则可以得到较精确的分割。图像截塔结构的最底层 $l=0$ 图像为原始散焦图像,令 $p_k^{(l)}(x, y)$ 是截塔图像第 l 层像素点 (x, y) 处的第 k 个特征值,它是与第 $l-1$ 层对应的 4 个直接子节点特征值的均值,即

$$p_k^{(l)}(x, y) = \frac{1}{4} \sum_{m=0}^1 \sum_{n=0}^1 p_k^{(l-1)}(2x+m, 2y+n) \quad (5)$$

$k=1, 2, \dots, 5$ 对应于该点特征向量的 5 个不同特征元素, $l=1, 2, \dots, 4$ 。 $l_{\max}=4$ 是综合考虑细节信息丢失和提取光栅模式的矛盾而预设的截塔图像最高值,这时的图像分辨率为 32×32 。若 l 值越大,图像分辨率越低,则越容易提取光栅模式进行分割。

在建立了图像截塔结构之后,还需要进行相邻层间数据关系的修正。这里采用了相似性度量指标按自下而上的方式逐级修正图像数据的父子关系。设 $l-1$ 层的子节点 a 位于 (x, y) , 而与其相连的上层(l 层)的父节点 b 位于 (t, w) , 则将节点 a 和 b 之间的相似度 $S_{a,b}$ 定义为两节点特征距离,即

$$S_{a,b} = \sum_{k=1}^5 (p_k^{(l-1)}(x, y) - p_k^{(l)}(t, w))^2 \quad (6)$$

需指出的是,由于节点 b 是节点 a 的 4 个直接父节点之一,因此,首先第 $l-1$ 层的任一节点被重组,并连接到第 l 层中与其最相近的父节点(具有最小的 $S_{a,b}$);接着,节点 b 的值取与它连接的所有子节点的均值;然后重复以上过程,直到在第 L 层更新后的灰度直方图没有显著变化为止,而第 L 层则被称为工作层,也是用模糊聚类方法实施图像分割的作业层。 l 层的稳定性度量定义为

$$s_l = \frac{1}{MN} \sum_{g=0}^{255} (h_l(g) - \hat{h}_l(g))^2 \quad (7)$$

$h_l(g), \hat{h}_l(g)$ 分别为第 l 层更新连接前后, 灰度值为 g 处的频度。 MN 为 l 层的像素总数。

4 基于模糊聚类的物体分割

4.1 模糊聚类法

模糊聚类法是基于以下最小平方误差准则聚类

$$J_{\min}(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{i,k})^m (d_{i,k})^2 \quad (8)$$

其中, $\sum_{i=1}^c u_{i,k} = 1, 0 < \sum_{i=1}^c u_{i,k} < k$, 且 $u_{i,k} \geq 0$ 。 U 是输入数据集 X 的模糊分类矩阵, 其元素 $u_{i,k}$ 表示第 k 个数据点隶属于第 i 类的程度; 向量 V 的第 i 个分量 v_i 就是模糊分割的第 i 类的聚类中心, $d_{i,k} = \|x_k - v_i\|$ 是第 k 个数据点 x_k 与第 i 类聚类中心 v_i 的距离, $\|\cdot\|$ 表示欧氏距离度量; m 为指数权系数, $m \in [1, \infty)$, 用于控制模糊度的增加或减少, 而较大的模糊值将使得分类结果具有更大的不确定性^[7]。 以下公式用于 FCM (Fuzzy C-means) 无监督模糊分类, 直到聚类中心趋于稳定。

$$u_{i,k} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{i,k}}{d_{j,k}} \right)^{2/(m-1)}} \quad (9)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{i,k})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{i,k})^m}, \quad 1 \leq i \leq c \quad (10)$$

模糊聚类算法如下:

(1) 设定分类数 $c (2 \leq c \leq n)$ 和指数权系数 m , 并选择具有 n 个数据点的数据集, 初始化模糊分类矩阵 $U^{(0)} = \{u_{i,k}^{(0)}\}$;

(2) 用公式 (10) 计算模糊聚类中心 $\{v_i\} (i = 1, \dots, c)$;

(3) 对所有聚类中心进行距离度量, 并计算 $d_{i,k}$ ($i = 1, 2, \dots, c, k = 1, 2, \dots, n$);

(4) 用公式 (9) 更新模糊矩阵 U ;

(5) 如果 $\|U^{(l+1)} - U^{(l)}\| \leq \varepsilon$, 则分类结束, 否则返回步骤 (2)。

该模糊聚类法将收敛于 J_{\min} 的极小点或鞍点, 接着, 采用最大隶属度方法来对模糊矩阵 U 进行清晰化, 进而利用清晰化结果给每个数据点一个特定的类标识来实现图像的分割。

4.2 物体轮廓细化

当模糊聚类过程生成了一个二值图像, 则在工

作层 L 就得到了粗糙的物体轮廓。这是因为 FCM 算法中没有空间连续性的制约, 有些像素被错误地分了类所致。本文采用基于像素的轮廓细化方法来对聚类结果进行修正, 即如果某点 (x, y) 的灰度值与其邻域 (以该点为中心的周围 8 个点) 中大多数像素值不同, 就认为是一个错误的分类。

在边缘细化后, 可通过自上而下进行简单的类标识连接来实现高分辨率图像下的物体分割, 其具体做法是: 从工作层开始, 每个像素点都赋予一个类标识, 然后根据 3.2 节建立的层间连接, 任一父节点的标识不仅都可直接赋予其子节点, 而且标识的传递过程一直进行到 $l=0$ 为止。

5 实验与结论

为验证本文算法效果, 对一 5 台阶状木块图像进行了分割实验。实验采用 TAMRON 25mm 透镜, 并在该透镜上附加了一个远心光圈, 光圈直径 7.9mm, 用 PULNiX 黑白数码相机 TM-745E 进行摄像。实验时, 远焦图像在物体距透镜 1 265mm 处拍摄, 近焦图像在 865mm 拍摄, 首先获取了两张物体的散焦图像, 然后构造其截塔型图像族, 其最高层 $l_{\max} = 4$, 其做法是: 首先从底层 $l=0$ 开始, 建立分辨率递减的多级图像, 图像中任一父节点的特征向量等于其下一层 4 个直接子节点向量平均值 (式 (5)); 接着, 根据相似性度量 (式 (6)) 来修正相邻层之间的父子连接关系, 直到到达图像灰度直方图没有明显变化的工作层 L 为止 (式 (7) 中 s_l 的阈值设定为 0.8)。图 2(a) 是 5 台阶木块原始图像, 分辨率为 512×512 ; 图 2(b) 给出了连接修正处理后的工作层图像 (分辨率 64×64)。由图 2 可以看出, 截塔型图像的高层虽然更加模糊, 但由于在物体灰度均值不变的情况下, 物体灰度的最小值却大大增加了, 因而更易于从背景中分辨出物体的整体。在工作层 $l=3$ 上, 可将图像所对应的特征向量集合 $\{f_d(x, y), p_k^{(3)}(x, y)\}$ 作为模糊聚类的输入数据集, 其模糊聚类输出的二值图像 (图 2(c)) 的分类误差为 1.37%。从分割结果可以看出, 其物体底部分割存在明显的误差, 这是由于物体边缘处条纹光栅的混淆效应造成的。图 2(d) 是经过邻域细化修正的结果, 误差为 0.647%, 尽管仍存在一些误差, 但已经得到显著的改善。实验中本文还对多个物体的图像进行了分割, 均取得了很好的结果。

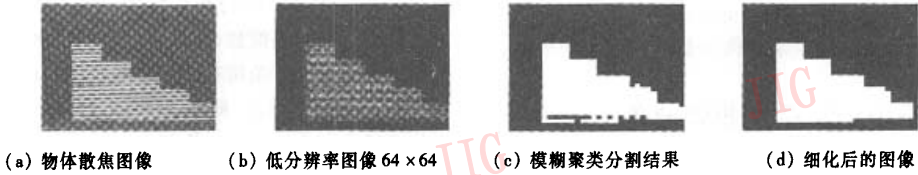


图 2 试验图像与分割结果

Fig. 2 Experimental image and segmentation results

本文提出的适用于带有光栅模式的散焦图像目标分割,可作为基于散焦测距中的 3 维物体复原数据预处理阶段。由于该技术融合了多分辨率分析与模糊聚类方法将光栅图像分割成不相连的目标区域,从而实现了物体与背景的分隔,其中多分辨率分析建立了多级图像间的联系,并在低分辨率级进行基于模糊聚类的区域分割,其优越性在于:(1)极大地克服了直接分割的困难;(2)减少了聚类分割过程中的数据处理量,并大大提高了分割的正确率。虽然其不足是需要较大的计算量(CPU 时间 253.4s),但却大大减少了后续阶段——神经网络建模的数据处理量。除此之外,文中第 3 节还提出了一个有效的相邻图像层间的连接方法和确定图像分割工作层的评价方法。实验表明,该技术具有分割准确和鲁棒性的特点。

致谢 感谢国家留学基金委提供的研究资助和英国华威大学(University of Warwick, U. K)提供的实验环境。

参考文献 (References)

- 1 Noguchi M, Nayar S K. Microscopic shape from focus using a projected illumination pattern [J]. *Mathematical Computer Modeling*, 1996, 24(5):31~48.
- 2 Nayar S K, Watanabe M, Noghchi M. Real-time focus range sensor [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, 18(12): 1186~1198.
- 3 Watanabe M, Nayar S K. Rational filters for passive depth from defocus[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1998, 27(3): 203~255.
- 4 Pham D T, Aslantas V. Depth from defocusing using a neural network [J]. *Pattern Recognition*, 1999, 32(5):715~727.
- 5 Park D J, Nam K M, Park R H. Multiresolution edge detection techniques[J]. *Pattern Recognition*, 1995, 28(2):.211~229.
- 6 Schroeter P, Bigun J. Hierarchical image segmentation by multi-dimensional clustering and orientation-adaptive boundary refinement [J]. *Pattern Recognition*, 1995, 28(5): 695~709.
- 7 Mukherjee D P, Pal P, Das J. Sodar image segmentation by fuzzy C-means[J]. *Signal Processing*, 1996, 54(3):295~301.