

融合局部描述子的阈值图像分割算法

邹小林

(肇庆学院 数学与统计学院, 广东 肇庆 526061)

摘要:针对基于局部熵的过渡区阈值算法中没有同时考虑局部图像灰度变化的频率和幅度,提出一种融合局部描述子的过渡区阈值算法.提出算法首先采用图像的局部熵和局部方差等局部描述子提取图像的局部特征;其次融合局部图像特征构造特征矩阵,并选取合适的特征阈值提取图像的过渡区;最后根据图像过渡区的灰度均值分割图像.实验结果表明,根据一些图像分割的定量评价标准,提出算法提取过渡区的质量高,分割图像效果好.

关键词:图像分割;局部描述子;特征融合;过渡区;局部熵;局部方差

中图分类号:TP391.41 **文献标志码:**A **文章编号:**1672-9102(2014)02-0076-05

An thresholding image segmentation algorithm based on local descriptors fusion

ZOU Xiao - lin

(School of Mathematics and Statistics, Zhaoqing University; Zhaoqing 526061, China)

Abstract: Because the transition region thresholding algorithm based on local entropy did not simultaneously consider the amplitude and frequency of the local gray varying of the image, a new transition region thresholding algorithm based on a fusion of local descriptors was proposed. Firstly, in the proposed algorithm, local image feature was extracted by using local image descriptors about local entropy and local variance. Secondly, the feature matrix was constructed by the fusion image feature. Thirdly, the transition region was extracted through opposite feature threshold. Finally, the image was segmented by the grayscale mean of transition pixels. The experimental results show the algorithm performs well in transition region extraction and image segmentation.

Key words: image segmentation; local descriptor; feature fusion; transition region; local entropy; local variance

过渡区是指在图像中介于目标和背景之间的区域^[1]. Zhang 等^[1] 最先把过渡区引进图像分割,并提出了有效平均梯度和灰度剪切来提取图像的过渡区;该算法采用灰度剪切曲线峰值来提取图像的过渡区,但灰度剪切曲线的峰值受到噪声的影响,因此在处理复杂图像时,图像分割效果不甚理想. Yan 等^[2] 提出局部熵法,局部熵法先计算图像的局部熵矩阵,然后根据熵阈值提取图像的过渡区.熵刻画了局部图像灰度变化的频率,但没有同时刻画灰度变化的幅度;因此局部窗口内的灰度轻

微变化会导致局部熵的增大,这可能导致非过渡区的像素被误分为过渡区像素.刘锁兰等^[3] 对过渡区提取及阈值分割算法进行了综述,并把该类算法分为梯度法和非梯度法两类.梯度法包括有效平均梯度法^[1]、高梯度像元法等.非梯度法包括局部熵法^[2,4]、局部复杂度法^[5]、数据场法^[6]和灰度差异度法^[7]等.梯度法只考虑了图像局部灰度变化的幅度,这类算法的速度快但容易受到噪声的影响;而局部熵法、局部复杂度法等算法只考虑了图像局部灰度变化的频率,这类算法能很好地提取细小的

边界,但图像的灰度轻微变化时容易把非过渡区像素错分成过渡区像素^[8].针对这些问题,吴涛等^[9]提出了融合局部复杂度和局部差异度的图像阈值分割算法.该算法充分利用了图像局部灰度变化的幅度和频率特征,使所描述的过渡区更全面、更准确.由于文献^[9]中用到的局部差异度容易受到图像噪声的影响,而局部方差能较好地克服噪声的影响.因此本文提出了融合局部方差和局部熵的阈值图像分割算法.本文算法综合利用了图像局部灰度变化的频率和幅度,可以有效表示过渡区的本质,因此能很好地提出图像的过渡区.由于本文算法在计算局部方差时比较耗时,因此对计算局部方差公式变形,再建立3个查找表和2个查询公式,降低算法的时间复杂度.实验结果表明,与两种典型的过渡区阈值分割算法相比,本文算法提取的图像过渡区更客观,图像分割效果更好.

1 采用的局部描述子

1.1 局部方差

设 $V = \{(i, j) \mid i = 1, \dots, h; j = 1, \dots, w\}$ 为所有图像像素点构成的集合,其中 (i, j) 表示横坐标为 i 、纵坐标为 j 的像素点, h 和 w 分别为图像的高和宽. $f(i, j)$ 表示像素 (i, j) 的灰度值.图像局部方差 LV 的计算步骤为

1) 计算像素 (i, j) 为中心的窗口(该窗口由4个像素点 (s_1, k_1) , (s_1, k_2) , (s_2, k_1) , (s_2, k_2) 确定.)内的像素灰度均值为

$$\mu_{ij} = \frac{1}{(s_2 - s_1)(k_2 - k_1)} \sum_{x=s_1}^{s_2} \sum_{y=k_1}^{k_2} f(x, y). \quad (1)$$

式中, (x, y) 为 (i, j) 的相邻像素.

2) 计算像素 (i, j) 为中心的窗口内灰度方差为

$$LV(i, j) = \frac{1}{(s_2 - s_1)(k_2 - k_1)} \sum_{x=s_1}^{s_2} \sum_{y=k_1}^{k_2} (f(x, y) - \mu_{ij})^2. \quad (2)$$

3) 计算所有像素点的局部方差 $LV(i, j)$, 构造图像的局部方差矩阵 LV .

$$LV = \begin{bmatrix} LV(1,1) & LV(1,2) & \cdots & LV(1,w) \\ LV(2,1) & LV(2,2) & \cdots & LV(2,w) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ LV(h,1) & LV(h,2) & \cdots & LV(h,w) \end{bmatrix}. \quad (3)$$

4) 对局部方差矩阵 LV 中的 $LV(i, j)$ 值归一化到区间 $[0, L-1]$, 本文 L 取 255.

$$LV(i, j) = (L-1) \frac{LV(i, j) - LV_{\min}}{LV_{\max} - LV_{\min}}. \quad (4)$$

式中, $LV_{\min} = \min_{\substack{i \in [1, h] \\ j \in [1, w]}} LV(i, j)$, $LV_{\max} = \max_{\substack{i \in [1, h] \\ j \in [1, w]}} LV(i, j)$.

由式(2)计算的局部方差的特点:(a)由于图像的非过渡区的同质性较高,因此非过渡区的局部方差较小;(b)由于过渡区的同质性较低,因此过渡区的局部方差较大.图1(b)是采用局部方差提取图1(a)的过渡区.



图1 2种描述子提取海龟图像的过渡区

1.2 局部熵

文献^[2]最先把熵用于提取图像的过渡区,图像的局部熵可以很好地刻画图像局部灰度变化的频度.图像的局部熵 LE 的计算方法步骤如下.

1) 以像素 (i, j) 为中心,窗口大小为 (m, n) 的窗口 Ω 的熵为

$$LE(i, j) = - \sum_{i=0}^{L-1} p_i \log p_i. \quad (5)$$

而 $p_i = \frac{n_k}{m \times n}$, n_k 为窗口内灰度级为 k 的像素个数.

2) 计算所有像素点的局部熵 $LE(i, j)$, 构造图像的局部熵矩阵 LE :

$$LE = \begin{bmatrix} LE(1,1) & LE(1,2) & \cdots & LE(1,w) \\ LE(2,1) & LE(2,2) & \cdots & LE(2,w) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ LE(h,1) & LE(h,2) & \cdots & LE(h,w) \end{bmatrix}. \quad (6)$$

3) 对局部熵矩阵中的 $LE(i, j)$ 值归一化到区间 $[0, L-1]$.

$$LE(i, j) = (L-1) \frac{LE(i, j) - LE_{\min}}{LE_{\max} - LE_{\min}}. \quad (7)$$

式中, $LE_{\min} = \min_{\substack{i \in [1, h] \\ j \in [1, w]}} LE(i, j)$, $LE_{\max} = \max_{\substack{i \in [1, h] \\ j \in [1, w]}} LE(i, j)$.

式(7)计算的局部熵 $LE(i, j)$ 值越大,则像素 (i, j) 所对应的局部窗口内的同质性越差,像素 (i, j) 为过渡区像素的概率越大;反之, $LE(i, j)$ 值越小,则像素 (i, j) 所对应的局部窗口内的同质性越好,则像素 (i, j) 为非过渡区像素的概率越大.图1(c)是采用局部熵提取图1(a)的过渡区.比较图1(b)与图1(c)易看出,采用局部方差提取的过渡区具有突变的特点,而采用局部熵提取的过渡区具有渐变的特点;但这2种方法提取的过渡区不符合图像过渡区的本质.为此,需在这2种过渡区中寻求折中,即在 LV 和 LE 之间寻求折中,从而达到更为有效地提取图像的过渡区.

2 本文算法

2.1 过渡区提取

本文采用局部描述子融合策略,即将式(4)计算的局部方差矩阵和式(7)计算的局部熵矩阵进行线性组合,构造融合图像的局部方差和局部熵(Local Variance and Entropy, LVE)矩阵 LVE 为

$$LVE(i,j) = \alpha \times LV(i,j) + \beta \times LE(i,j). \quad (8)$$

式中, $\alpha + \beta = 1$ 且 $\alpha \geq 0, \beta \geq 0$, 本文取 $\alpha = \beta = 0.5$.

式(8)计算的 LVE 矩阵综合考虑了图像的局部灰度变化的频率和变化幅度,融合后的 LVE 特征符合过渡区的特点. $LVE(i,j)$ 值越大,像素 (i,j) 是过渡区像素的概率越大;反之, $LVE(i,j)$ 值越小,像素 (i,j) 是非过渡区像素的概率越大. 因此通过设置合适的 LVE 矩阵的阈值就能够提取图像的过渡区.

2.2 本文算法描述

本文算法 LVE 的步骤:

Step 1 根据式(4)和式(7)分别计算图像的 LV 矩阵和 LE 矩阵;

Step 2 线性组合 LV 矩阵和 LE 矩阵,根据式(8)构建 LVE 矩阵;

Step 3 将 LVE 矩阵中的融合局部描述子值 $LVE(i,j)$ 由大到小排序;

Step 4 选取排序前 $p\%$ 的像素构成图像的过渡区;

Step 5 过渡区的灰度均值 T 作为最优阈值分割图像.

2.3 降低提出算法的复杂度

由于式(2)计算 $LV(i,j)$ 时存在大量重复计算,因此提取算法采用下面的方法计算 $LV(i,j)$ 值.

首先对式(2)进行变形处理后为式(9).

$$\begin{aligned} LV(i,j) &= \frac{1}{(s_2 - s_1)(k_2 - k_1)} \sum_{x=s_1}^{s_2} \sum_{y=k_1}^{k_2} (f(x,y) - \mu_{ij})^2 = \\ &= \frac{1}{(s_2 - s_1)(k_2 - k_1)} \sum_{x=s_1}^{s_2} \sum_{y=k_1}^{k_2} (f^2(x,y) - 2\mu_{ij}f(x,y) + \mu_{ij}^2) = \\ &= \frac{1}{(s_2 - s_1)(k_2 - k_1)} \left(\sum_{x=s_1}^{s_2} \sum_{y=k_1}^{k_2} f^2(x,y) - 2\mu_{ij} \sum_{x=s_1}^{s_2} \sum_{y=k_1}^{k_2} f(x,y) + \sum_{x=s_1}^{s_2} \sum_{y=k_1}^{k_2} \mu_{ij}^2 \right) = \\ &= \frac{1}{(s_2 - s_1)(k_2 - k_1)} \left(\sum_{x=s_1}^{s_2} \sum_{y=k_1}^{k_2} f^2(x,y) - \sum_{x=s_1}^{s_2} \sum_{y=k_1}^{k_2} \mu_{ij}^2 \right) \quad (9) \end{aligned}$$

再建立3个查找表: μ_{ij} 查找表, μ_{ij}^2 查找表以及 f_{ij}^2 查找表,其中 $f_{ij}^2 = \sum_{x=s_1}^{s_2} \sum_{y=k_1}^{k_2} f^2(x,y)$. μ_{ij}^2 查找表可以通过 μ_{ij} 查找表处理得到,而 μ_{ij} 和 f_{ij}^2 查找表通过

下面的递推公式得到.

图像的区域划分如图2所示.

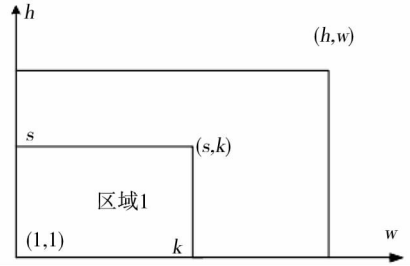


图2 图像的区域划分

计算图2中区域1内像素的灰度值和为

$$P_1(s,k) = \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^k f(i,j) \quad (1 \leq s \leq h, 1 \leq k \leq w).$$

1) 若 $s > 1, k = 1$ 那么 $P_1(s,1) = P_1(s-1,1) + f(s,1)$;

2) 若 $s = 1, k > 1$ 那么 $P_1(1,k) = P_1(1,k-1) + f(1,k)$;

3) 若 $s > 1, k > 1$ 那么 $P_1(s,k) = P_1(s,k-1) + P_1(s-1,k) - P_1(s-1,k-1) + f(s,k)$.

计算图2中区域1的像素值的平方和为

$$P_2(s,k) = \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^k f^2(i,j) \quad (1 \leq s \leq h, 1 \leq k \leq w).$$

1) 若 $s > 1, k = 1$ 那么 $P_2(s,1) = P_2(s-1,1) + f^2(s,1)$;

2) 若 $s = 1, k > 1$ 那么 $P_2(1,k) = P_2(1,k-1) + f^2(1,k)$;

3) 若 $s > 1, k > 1$ 那么 $P_2(s,k) = P_2(s,k-1) + P_2(s-1,k) - P_2(s-1,k-1) + f^2(s,k)$.

计算2个查找表后,通过式(10)计算 μ_{ij} ,通过式(11)计算 f_{ij}^2 .

$$\begin{aligned} \mu_{ij} &= \frac{1}{(s_2 - s_1) \times (k_2 - k_1)} \sum_{x=s_1}^{s_2} \sum_{y=k_1}^{k_2} f(x,y) = \\ &= \frac{1}{(s_2 - s_1) \times (k_2 - k_1)} (P_1(s_2, k_2) - P_1(s_2, k_1) - \\ &P_1(s_1, k_2) + P_1(s_1, k_1)). \quad (10) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} f_{ij}^2 &= \sum_{x=s_1}^{s_2} \sum_{y=k_1}^{k_2} f^2(x,y) = (P_2(s_2, k_2) - P_2(s_2, k_1) - \\ &P_2(s_1, k_2) + P_2(s_1, k_1)). \quad (11) \end{aligned}$$

因此将计算出来的 μ_{ij}^2 和 f_{ij}^2 代入式(9)就可以计算 $LV(i,j)$ 值.

3 实验结果及分析

3.1 实验环境

实验电脑配置为双核 3GHz, Intel Core 处理

器, 4GB 内存, Windows 操作系统, Matlab 7. 8 编程. 本文实验图像的分辨率为 90×90 , 局部窗口尺度为 7×7 , 参数 $p = 20$ 或 $p = 30$.

3.2 图像分割质量评价准则

实验采用结构相似度 (Structure Similarity, SSIM)^[10] 与均匀性 (Uniformity, U)^[11] 作为图像分割质量评价标准. SSIM 值越小分割效果越好; U 值越大分割效果越好.

3.3 实验结果及分析

本文做了 2 组实验来验证本文算法. 第一组实验是将 3 幅目标比较明显的图像分割为 2 类. 第二组实验是将 3 幅比较复杂的图像分割为 2 类. 本文算法和文献[1-2]作对比实验.

第一组实验如图 3 所示, 从提出图像的过渡区

来看, 本文算法比文献[1-2]提出的过渡区更符合实际图像. 从图像分割结果看, 3 种算法都比较好地分割出图像中的目标. 定量分析如表 1 所示.

从表 1 可以看出, 本文的 SSIM 值比文献[1]的低 5. 59%; 比文献[2]的低 5. 33%. 本文的 U 值比文献[1]高 0. 001 2; 比文献[2]高 0. 021 5.

第一组实验的定量分析表明: 提出算法具有更好的过渡区提取能力和更好的分割结果.

第二组实验如图 4 所示, 本文比文献[1-2]提取复杂图像的过渡区更好. 定量分析如表 2 所示. 从表 2 可以看出, 本文的 SSIM 均值比文献[1-2]的都低, 本文的均匀性 U 均值(0. 936 6)比文献[1]的 0. 933 9 以及文献[2]的 0. 930 7 要高, 这说明提出算法分割效果更好.



图 3 简单图像的过渡区提取和分割结果

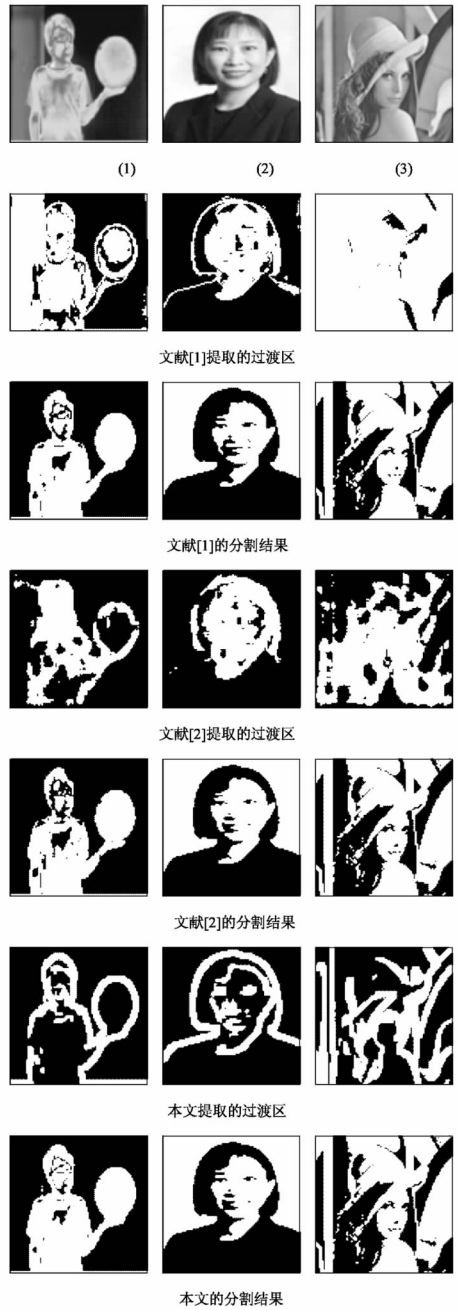


图 4 复杂图像的过渡区提取和分割结果

表1 分割图3中3幅图像的阈值、SSIM值、U值

算法	阈值			SSIM 值				U 值			
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	均值	(1)	(2)	(3)	均值
文献[1]	110	122	117	0.246 8	0.433 5	0.409 0	0.363 1	0.949 9	0.969 1	0.945 7	0.954 9
文献[2]	134	166	148	0.258 0	0.400 5	0.427 8	0.362 1	0.926 3	0.935 3	0.942 1	0.934 6
本文	93	125	123	0.221 2	0.413 8	0.393 5	0.342 8	0.952 6	0.969 3	0.946 5	0.956 1

表2 分割图4中3幅图像的阈值、SSIM值、U值

算法	阈值			SSIM 值				U 值			
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	均值	(1)	(2)	(3)	均值
文献[1]	125	137	118	0.390 6	0.336 6	0.402 9	0.376 7	0.914 2	0.948 9	0.938 7	0.933 9
文献[2]	137	121	119	0.346 3	0.318 8	0.406 7	0.357 3	0.902 4	0.951 2	0.938 6	0.930 7
本文	109	126	119	0.326 4	0.317 1	0.406 7	0.350 1	0.919 5	0.951 8	0.938 6	0.936 6

4 结论

针对局部熵阈值法没有同时考虑图像灰度变化的幅度和频度,本文提出一种融合局部描述子的过渡区阈值算法.本文算法考虑局部方差和局部熵等局部描述子的特征,进而对这2种局部描述子进行了融合,即同时考虑了局部图像灰度变化的幅度和频度,因此可以更有效地表示图像的过渡区.实验结果表明,相对于2种经典的过渡区阈值分割算法,本文算法提取过渡区以及分割图像的效果均更好.

参考文献:

- [1] Zhang Y J, Gerbrands J J. Transition region determination based thresholding[J]. Pattern Recognition Letters, 1991, 12(1): 13-23.
- [2] Yan C X, Sang N, Zhang T X. Local entropy - based transition region extraction and thresholding[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(16): 2935-2941.
- [3] 刘锁兰, 杨静宇. 过渡区提取方法综述[J]. 中国工程科学, 2007, 9(9): 89-96.
- [4] Li Z Y, Zhang D, Xu Y, et al. Modified local entropy - based transition region extraction and thresholding[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(8): 5630-5638.
- [5] 闫成新. 基于局部复杂度的遥感图像分割[J]. 武汉理工大学学报, 2009, 31(18): 160-163.
- [6] Wu T, Qin K. Data field - based transition region extraction and thresholding[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2012, 50(2): 131-139.
- [7] Liu Z Y, Liu C C. Gray level difference - based transition region extraction and thresholding[J]. Computers and Electrical Engineering, 2009, 35(5): 696-704.
- [8] 许悟生, 谢可夫. 基于像素灰度关联的边缘检测[J]. 湖南师范大学自然科学学报, 2012, 35(4): 26-30.
- [9] 吴涛, 杨俊杰. 融合局部特征的图像过渡区提取与阈值化[J]. 计算机应用, 2013, 33(1): 40-43, 52.
- [10] 张乾, 冯夫健, 林鑫, 等. 一种基于图论的图像分割算法[J]. 计算机工程, 2012, 38(18): 194-197.
- [11] Levine M D, Nazif A M. Dynamic measurement of computer generated image segmentations [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1985, 7(2): 155-164.