

文章编号:1004-4213(2011)10-1553-7

多尺度无监督彩色图像分割

陈志刚,陈爱华,崔跃利,项美晶

(台州学院 物电学院,浙江 台州 318000)

摘 要:非采样 Contourlet 变换是一种新的多尺度多分辨率分析工具. 本文提出了一种基于非采样 Contourlet 变换的彩色图像无监督分割算法. 首先利用非采样 Contourlet 变换的平移不变性在其变换域应用梯度向量法提取图像多尺度边缘;然后在 Contourlet 变换域的低频子带和高频子带中分别提取局部低频能量纹理特征与高频多尺度 Zernike 矩纹理特征,并将二种纹理特征融合. 最后在边缘图像中映射种子像素点,利用纹理和颜色特征欧氏距离,对彩色图像采用区域生长和区域合并的方法进行分割. 实验结果证明:该算法将图像空间域的颜色特征与非采样 Contourlet 变换域的多尺度边缘和纹理特征恰当结合在一起实现彩色图像无监督自动分割,与传统算法相比有更高的准确性和鲁棒性.

关键词:图像分割;非采样 Contourlet 变换;多尺度边缘;纹理特征;区域生长

中图分类号: TP391

文献标识码: A

doi: 10.3788/gzxb20114010.1553

0 引言

图像分割是把图像划分成不同部分的处理过程,而彩色图像分割则是依据图像中的颜色及空间信息的相异性进行图像分割的过程. 图像分割技术一般可以分为两类:软分割和硬分割^[1]. 软分割方法是将图像中的每个像素点作为特征空间的每个点,通过某种函数的运算后得到距离某个聚类中心的置信度来完成图像分割,此方法计算相当复杂. 硬分割方法一般可分为三种,分别是基于边界的分割方法^[2-3]、基于区域的分割方法^[4-5]和结合边界和区域的分割方法^[6-9].

许多学者针对彩色图像分割算法作了大量的研究,具有里程碑意义的是 JSEG 算法^[10]. JSEG 算法是将颜色量化并且选择局部窗口计算不同尺度的“J-images”(纹理),最后将“J-images”联合多尺度区域生长的方法实现图像分割,能够达到一定分割效果,但它的计算量较大并且对噪音敏感. 为了提高分割准确度,模糊理论以及统计学理论被应用到图像分割算法中,比如基于模糊 C 均值(FCM)、Mean-shift 算法等,这些算法在能够实现准确无监督图像分割,但是传统的 FCM 算法在计算时需要很多的迭代次数才能完成,而且每次的迭代都需要调整聚类中心,这样使得计算非常复杂. Zhou 等提出了基于 FCM 的各向异性的 Mean-shift 等算法^[11-13]很好

解决了这一问题,利用 Mean-shift 方法快速可靠地确定聚类中心,并且达到很好的分割结果.

近几年来,鉴于多尺度的特性及其克服噪音的鲁棒性,小波变换被应用于彩色图像分割之中,将小波变换与分水岭算法、区域合并或其它数学模型相结合达到图像分割的目的^[8,14-15],能够一定程度上克服噪音,达到较好的分割效果. 但是小波变换只具有有限的方向,不能很好地表示图像中的方向信息,并且在图像边缘逼近时呈现出各向同性的缺点,并且在应用小波提取图像的特征时常常忽略 45°方向子带信息,提取到的特征会出现细微的偏差,从而影响图像处理准确度^[16].

2006 年, Cunha 等提出非采样 Contourlet 变换^[17],不但具备了小波的优点而且还具有多方向性和各向异性的特征有效地克服了小波的缺点,而且具有平移不变性,能用较少系数逼近图像的边缘,能真正的稀疏表示二维图像. 本文以非采样 Contourlet 变换为基础,从频域变换的角度提出一种无监督的彩色图像分割算法,在提取多尺度边缘的基础上,利用颜色和纹理特征,采取区域生长与区域合并的方法实现无监督彩色图像分割.

1 相关原理及算法分析

1.1 非采样 Contourlet 变换

非采样 Contourlet 变换 (Nonsampled

基金项目:浙江省自然科学基金(No. Y4110207)资助

第一作者:陈志刚(1970-),男,讲师,博士,主要研究方向为图像处理、模式识别. Email: zhigang_chen@163.com

收稿日期:2011-04-19;修回日期:2011-08-23

Contourlet Transform, NSCT)是在 Contourlet 变换的基础上提出的,相对于 Contourlet 变换,NSCT 在图像的分解和重构过程中,取消了子采样环节,从而使得 NSCT 不仅具有多尺度、良好的空域和频域局部特性和方向特性外,还具有平移不变特性. NSCT 首先采用非采样塔式滤波器组获得图像的多尺度分解,然后采用非采样方向滤波器组对得到的各尺度子带图像进行方向分解,从而得到不同尺度、方向的子带系数. 图像经过 $J(J \geq 2)$ 级 NSCT 分解

变换后可以得到一个低频近似图像和 $\sum_{j=2}^J 2^j$ 个方向子带图像,而且它们的分辨率和原图像相同,其中 J 是尺度总数,第 j 个尺度会有 2^j 个方向子带,各个子带方向把 360° 均分^[17-18]. 图 1 为 House 图像尺度为 2 的非采样 Contourlet 分解变换结果,其中将高频子带图像进行拉伸处理. 图中, $J=2$; LF 表示低频, HF 表示高频.

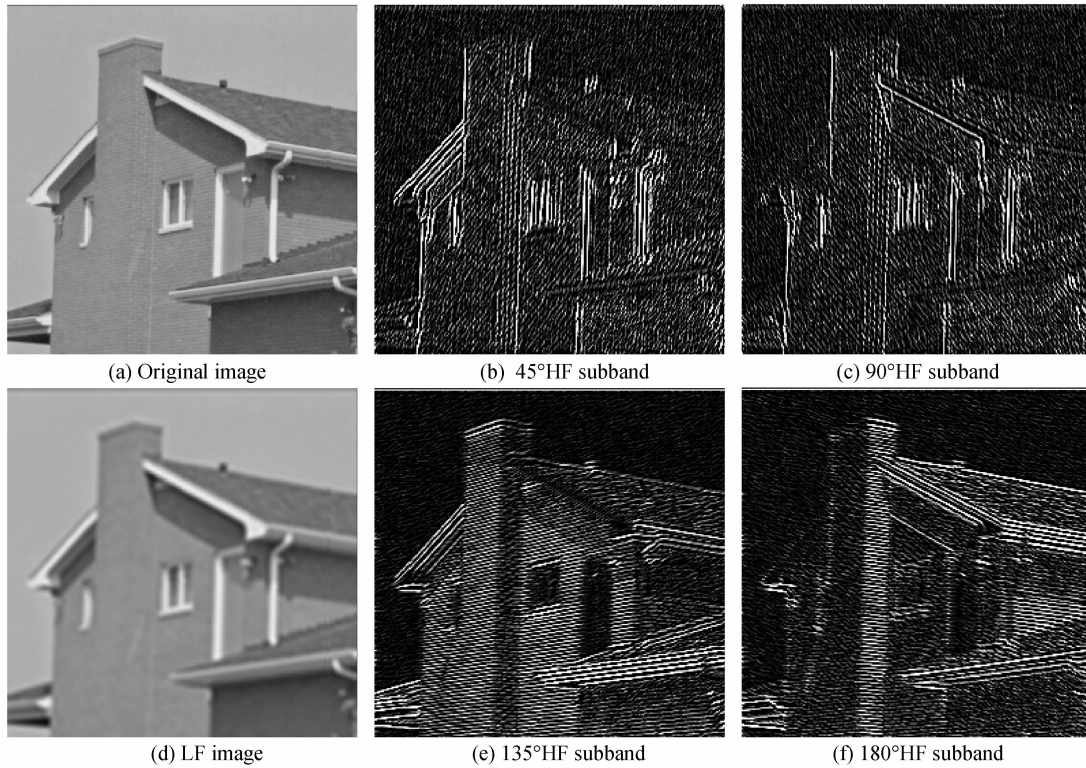


图 1 House 图像非采样 Contourlet 分解变换

Fig. 1 The nonsubsamped contourlet transform on house image

1.2 多尺度边缘提取

为了实现无监督的图像分割并合理确定分割区域,采取边缘与区域相结合的方法,边缘部分(高频信息)的准确提取也决定了分割的最终准确度.

非采样 Contourlet 变换不同的尺度会分解出不同的方向子带,在每一尺度下的方向子带某一位置上的系数可以看做是原始图像在该位置上该方向上的梯度,那么如果将这些梯度求矢量和,就能提取出图像的边缘.

以尺度为 2 时为例提取图像的边缘. 设四个方向矢量分别为 $f_1(x, y)$, $f_2(x, y)$, $f_3(x, y)$ 和 $f_4(x, y)$, (x, y) 表示在子带图像中的位置,根据非采样 Contourlet 变换的原理可知 1 方向和 4 方向垂直, 2 方向和 3 方向垂直,那么

$$|f_{14}(x, y)| = \sqrt{|f_1(x, y)|^2 + |f_4(x, y)|^2} \quad (1)$$

$$\theta_{14} = \arctan\left(\frac{|f_1(x, y)|}{|f_4(x, y)|}\right) \quad (2)$$

$$|f_{23}(x, y)| = \sqrt{|f_2(x, y)|^2 + |f_3(x, y)|^2} \quad (3)$$

$$\theta_{23} = \arctan\left(\frac{|f_2(x, y)|}{|f_3(x, y)|}\right) \quad (4)$$

不难计算出 $f_{14}(x, y)$ 和 $f_{23}(x, y)$ 的夹角 θ 为

$$\theta = \frac{\pi}{4} + \theta_{14} - \theta_{23} \quad (5)$$

则由方向子带最终合成的梯度矢量的大小 $|f(x, y)|$ 可表示为

$$f_c(x, y) = 2|f_{14}(x, y)||f_{23}(x, y)|\cos(\theta) \quad (6)$$

$$|f(x, y)| = [|f_{14}(x, y)|^2 + |f_{23}(x, y)|^2 + f_c(x, y)]^{1/2} \quad (7)$$

$|f(x, y)|$ 就是所求得的图像的边缘值,其它尺度求取边缘的方法与此类似. 如图 2 所示分别为 House 图像的 3 个尺度上的由“粗”到“细”反色处理的边缘.

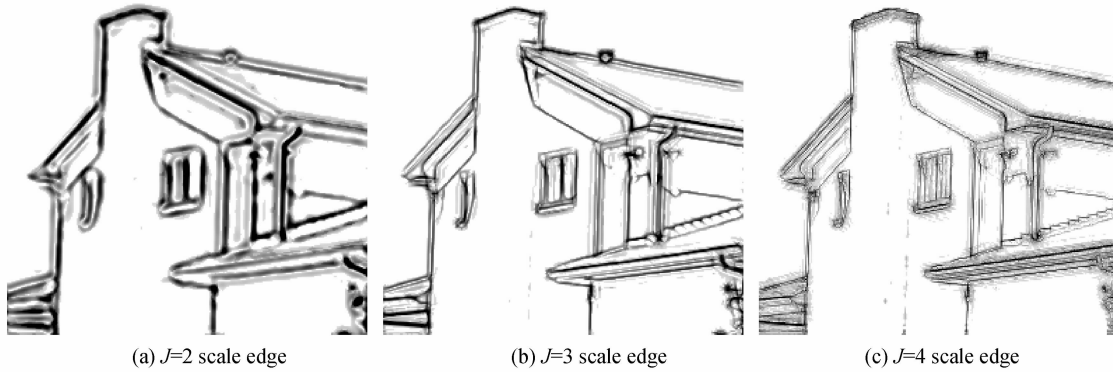


图2 不同尺度的边缘

Fig. 2 Edge images in different scales

1.3 多尺度纹理特征提取

图像经非采样 Contourlet 分解变换后生成一个低频子带和不同尺度的方向子带,纹理特征的提取是在低频子带上提取局部低频能量纹理特征与高频子带提取局部多尺度 Zernike 矩纹理特征,并将二种纹理特征融合。

1.3.1 局部低频能量纹理特征提取

在低频子带中,以任一像素作为中心像素并选取合适的滑动窗口,计算该中心像素对应窗口的均值与标准差,作为此像素的能量纹理特征。

$$EE(x,y) = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N |F(m,n)| \quad (8)$$

$$ED(x,y) = \frac{1}{MN} \sqrt{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [|F(m,n)| - EE(x,y)]^2} \quad (9)$$

式中,滑动窗口的大小为 $(M \times N)$, $F(m,n)$ 为滑动窗口对应像素值; $EE(x,y)$ 与 $ED(x,y)$ 分别为中心像素的均值和标准差。最后将二者合成在一起

$$E(x,y) = \lambda EE(x,y) + (1-\lambda) ED(x,y) \quad (10)$$

$0 < \lambda < 1$

一般选取 $\lambda = 0.5$, $E(x,y)$ 作为局部低频能量纹理特征。

1.3.2 多尺度 Zernike 矩纹理特征提取

Zernike 矩是基于 Zernike 多项式的正交化函数,所利用的正交多项式集是一个在单位圆内的完备正交集^[19]。Zernike 矩具有旋转不变性且可用作旋转不变量特征来描述图像,这些特征可以很容易地创建到任意高阶矩。

在图像处理中的应用中,Zernike 矩一般用来表示图像的全局纹理特征。本文将图像的 Zernike 矩全局表示局部化。图像经非采样 Contourlet 分解变换后的方向子带是高频信息,在其多尺度方向子带选用合适滑动圆形窗口计算当前中心像素的 Zernike 矩。

二维函数 $f(x,y)$ 的 Zernike 矩定义为^[19]

$$A_{lp} = \frac{l+1}{\pi} \iint_{x^2+y^2 \leq 1} f(x,y) V_{lp}^*(x,y) dx dy \quad (11)$$

式中 $V_{lp}^*(x,y)$ 是 $V_{lp}(x,y)$ 的共轭。对于一幅图像来说,它的 l 阶 p 重 Zernike 矩表示为

$$A_{lp} = \frac{l+1}{\pi} \sum_x \sum_y f(x,y) V_{lp}^*(x,y), x^2+y^2 \leq 1 \quad (12)$$

计算一幅图像的 Zernike 矩,必须将图像的重心平移到坐标原点,将图像像素点映射到单位圆内。对于局部 Zernike 矩来说,其重心是中心像素的位置,设非采样 Contourlet 变换尺度为 j ,滑动的圆形窗口的半径为 r ,窗口中的像素相对于于中心像素的位置为 (m,n) ,则多尺度局部 Zernike 矩特征可以表示为

$$A_{lp}^j(x,y) = \frac{l+1}{\pi} \sum_{m/r, n/r} f(m,n) V_{lp}^*(m/r, n/r) \quad (13)$$

式中 (x,y) 为图像中心像素的位置。最后将多尺度 Zernike 矩融合为

$$A_{lp}(x,y) = \sum_{j=1}^J \omega_j A_{lp}^j(x,y) \quad (14)$$

式中 J 为非采样 Contourlet 变换的尺度数, ω 为高斯归一化系数,则把 $A_{lp}(x,y)$ 作为局部高频的纹理特征。

1.3.3 纹理特征的融合

为了减少在区域生长和区域合并算法中的复杂性,将非采样 Contourlet 变换域的低频子带提取的局部低频能量纹理特征与高频子带提取的局部高频的纹理特征进行融合,即将 $E(x,y)$ 与 $A_{lp}(x,y)$ 融合。图像的纹理特征属于高频信息,可见低频子带提取的纹理特征所占比重较小,大部分纹理特征集中在高频子带中,则最终的纹理特征 $T(x,y)$ 可表示为

$$T(x,y) = \alpha E(x,y) + \beta A_{lp}(x,y) \quad (15)$$

式中, $\alpha + \beta = 1$ 且 $\alpha \leq \beta/J$, J 为尺度数。一般取 $\alpha = \beta/J$, 则有

$$\beta/J + \beta = 1 \quad (16)$$

则可推导出

$$\alpha = 1/J; \beta = J/(J+1) \quad (17)$$

可见,随着非采样 Contourlet 变换的尺度数的

增加,低频纹理所占比例减小.从图 1($J=2$)的(a)与(b)对比可以看出,随着 J 的增加,低频子带图像的纹理信息会大大地减弱,这时从式(15)可以看出 α 的值变小,低频纹理占的比重相应减少.

可见, α 和 β 的取值基本是由变换的尺度 J 决定的.尺度 J 的选择非常的重要,如果选择较小则会使提取的纹理特征误差增加;选择较大会增加计算时间,一般取 4 左右为宜.

1.4 无监督分割

以多尺度边缘为基准,多尺度纹理特征和颜色特征为距离,采取区域生长与区域合并的方法实现无监督分割.

1.4.1 种子的选取

区域生长算法中,种子的选取至关重要,在本文的算法中种子的选取有三个原则:

- 1)种子的邻域像素不是任何尺度的边缘像素点;
- 2)种子与其邻域像素有高度的颜色相似性.利用颜色距离并选择合适的阈值判断;
- 3)种子与其邻域像素有高度的纹理相似性.利用纹理距离并选择合适的阈值判断.



图3 种子选取,区域生长和区域合并

Fig. 3 Seed region, region growing and region merging

1.5 算法分析

在机器视觉中,摄取的图像一般是基于硬件的RGB颜色空间,为了使得色彩空间更加均匀,在进行处理时需要对颜色空间的转换.在本文算法中采用的是将RGB转换到CIE-Luv空间.在提取多尺度边缘时需将 L 、 u 、 v 分量分别进行非采样Contourlet变换,分别提取三个分量的多尺度边缘,这样才会使得图像的边缘完整.按照提取的多尺度边缘合理选择种子,按照空间域的颜色特征和变换域的纹理特征相对欧氏距离作为相似度函数,进行种子生长与合并,计算机内记录生长和合并后的区域个数,实现无监督分割,具体的算法步骤为:

Step1:图像去噪,采用保持边缘的自适应平滑

如果一个像素点满足上述三个条件即可作为种子像素点.由此可见种子的选取选择在边缘围起的区域内,使得种子区域生长更为合理,从而能使最终的分割效果更为准确.

1.4.2 区域生长与区域合并

区域生长中选用像素间颜色和纹理的相对欧氏距离作为相似度函数,其相似度函数的表达式为

$$D_c(R_i, R_j) = \frac{\sqrt{(L_i - L_j)^2 + (u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2}}{\text{Min}(\sqrt{L_i^2 + u_i^2 + v_i^2}, \sqrt{L_j^2 + u_j^2 + v_j^2})} \quad (18)$$

$$D_t(R_i, R_j) = \frac{|T_i - T_j|}{\text{Min}(T_i, T_j)} \quad (19)$$

式中 D_c 和 D_t 分别为相对颜色距离和相对纹理距离, L, u, v 分别是 CIE-Luv 颜色空间分量.在区域生长过程中,判定阈值的选择不应太大,否则易产生过分割.

区域生长后,会产生多个区域,将这些区域中属于同一区域的进行区域合并,区域合并的判定公式与式(16)和(17)类似,把像素之间特征相对距离变成两个区域平均特征值的相对距离进行判定即可.如图3所示为House图像种子选取区域(蓝色区域),区域生长和区域合并效果图.

滤波器(Bilateral Filtering)去除噪音^[20].

Step2:图像颜色空间的转换,RGB转换到CIE-Luv空间,生成 L, u, v 分量.

Step3: L, u, v 分量图像分别进行非采样Contourlet分解变换,并求得多尺度边缘.

Step4:在 L, u, v 分量变换域求取纹理特征,并将三个分量的纹理特征分别乘以系数 0.8, 0.1, 0.1 后相加作为原图像的纹理特征(L 分量图像为主).

Step5:根据 L, u, v 分量图像的多尺度边缘选取种子点.

Step6:选择合适颜色特征和纹理特征相对欧氏距离阈值,进行区域生长,并记录生长后区域个数.

Step7:同上步选择合适阈值,将生长后的相似

区域进行合并,记录合并后区域个数,完成无监督分割.

2 实验结果与分析

Berkeley 图像分割数据库提供了专门用于图像分割与边缘提取的基准图像,包括灰度图像和彩色图像,用这些图像开发新的图像分割算法.在实验中选取 Berkeley 图像库中的彩色图像,像素分辨率为 321×481 ,并且将本文算法与基于 mean-shift 彩色图像分割算法^[6]和基于小波的彩色图像分割算法(Waveseg)^[8]的分割结果相比较,用以验证本文算法的有效性和准确性.因为每种算法分割出的区域不一致,采用人工(代码自动分配)涂色往往会造成不同算法的同一区域显示不一样的颜色,为了更好地对比分割后的效果,在分割的区域内使用该区域内像素的平均值涂色

将原图像进行保持边缘信息的自适应滤波,将

滤波后图像的 CIE-Luv 的三个分量进行尺度 $J=4$ 的非采样 Contourlet 变换,因为其平移不变性,在变换域求得多尺度边缘和融合的纹理特征,在区域生长和区域合并中,颜色特征的阈值分别选择为 0.225 和 0.3,纹理特征的阈值选择分别为 0.36 和 0.42. mean-shift 算法的参量空间带宽,颜色带宽和最小面积系数 $[h_s, h_c, M]$ 分别选择 $[6, 7, 6, 2, 18]$; Waveseg 算法的区域合并的阈值(绝对距离)选择为 4.在以上图像分割过程中,mean-shift 算法和 Waveseg 算法的参量选择使得分割结果的单位区域内峰值信噪比(PSNR)达到最高.由于本文的算法是以颜色和纹理特征计算像素与种子,区域与区域之间的相对距离,并且种子的选取远离边缘(高频区域),如图 4 所示的分割效果来看,本文的算法的分割结果更加有效和准确.同时提取指定目标的轮廓与区域,如图 5,这样为彩色图像的目标匹配、跟踪与识别奠定了良好的基础.

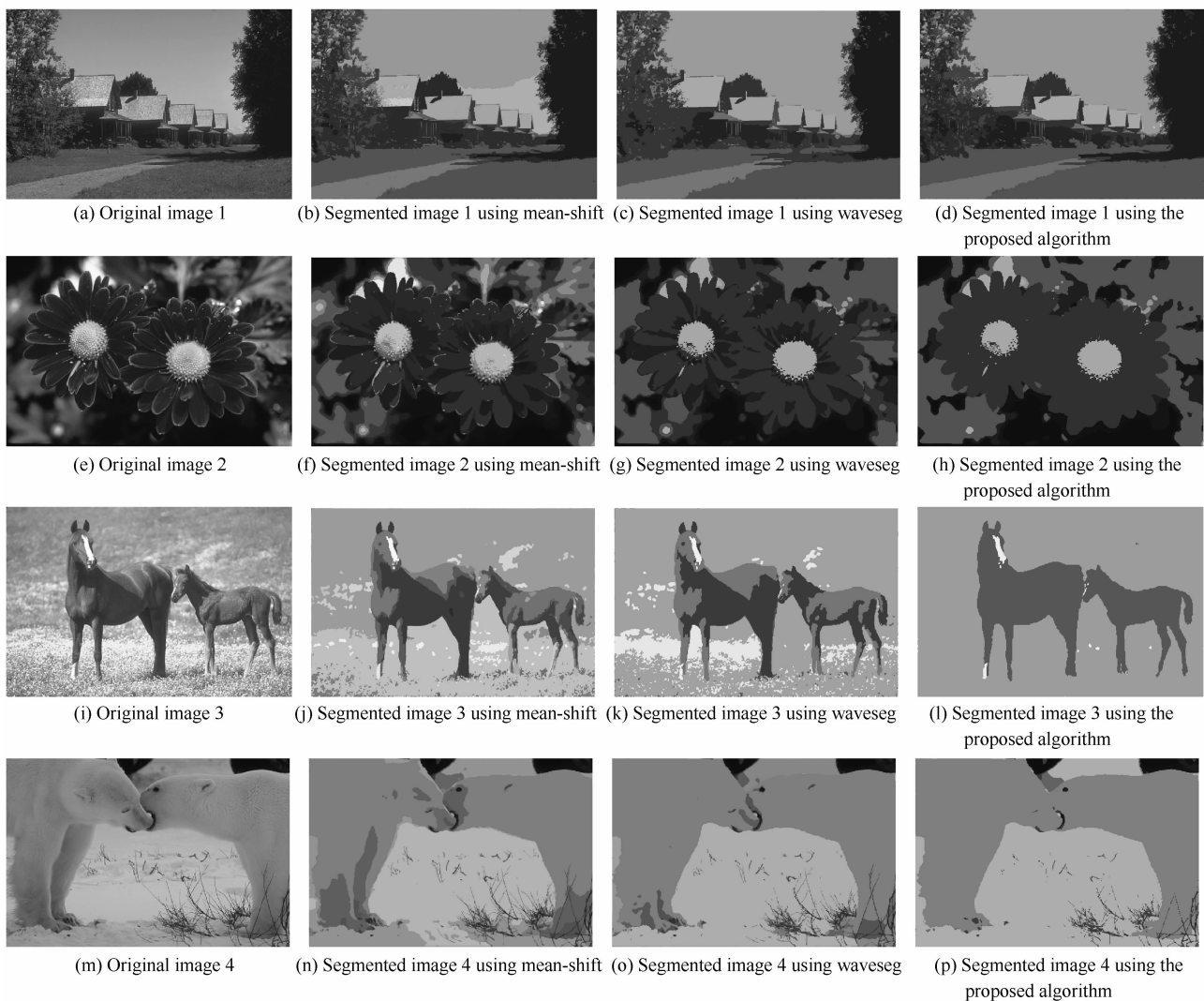


图 4 图像分割效果对比

Fig. 4 Segmentation results

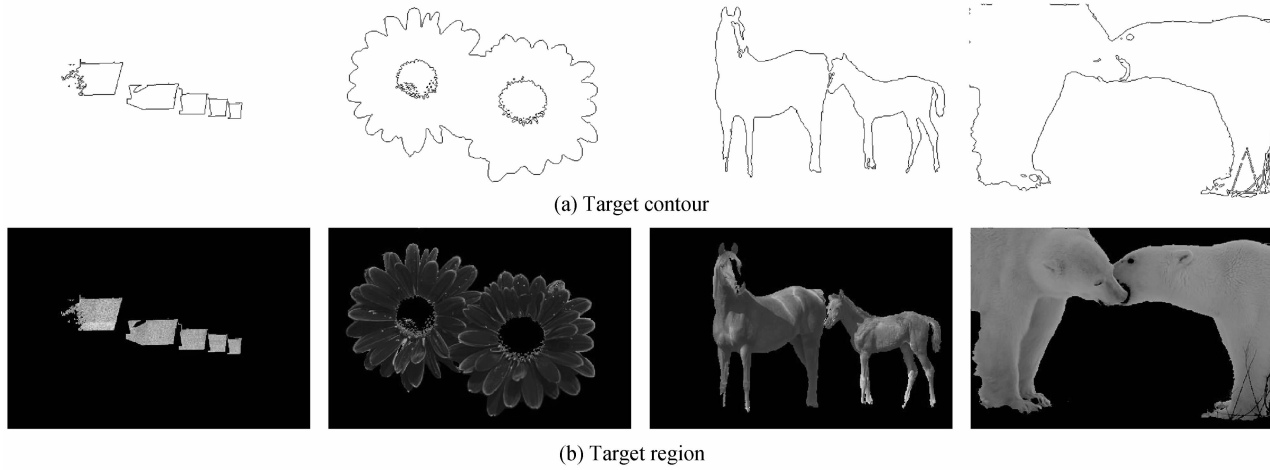


图5 本文方法提取指定目标的轮廓和区域

Fig. 5 Extracted target contour and region in the paper

图像之间的峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR) 表示两幅图像的类似程度, 如果 PSNR 值越高表明两幅图像的类似程度越高。但是当几个分割图像对比时, 只有在分割区域个数相同的条件下才能对比 PSNR, 如果 PSNR 值越高则表明分割的效果越好。当每个图像的分割区域个数不同时, 则定义分割图像的峰值信噪比为

$$\text{PSNR}_I = 10 \lg \frac{M \times N \times 255 \times 255}{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [I(m, n) - S(m, n)]^2} \quad (20)$$

$$\text{PSNR} = \frac{\bar{X} * \text{PSNR}_I}{X} \quad (21)$$

表1 在图4中分割结果的峰值信噪比 PSNR

Table 1 PSNR for the sample segmentation results in Fig. 4.

Row #	Mean-shift				Waveseg				Proposed algorithm			
	P_R	P_G	P_B	P	P_R	P_G	P_B	P	P_R	P_G	P_B	P
1	26.9	27.6	27.6	27.4	28.6	29.9	29.5	29.4	30.3	31.3	31.2	30.9
2	26.4	27.0	28.7	27.4	25.8	27.9	29.1	27.6	27.5	27.8	28.9	28.1
3	18.9	21.1	22.7	20.9	20.5	22.3	22.6	21.8	22.4	23.9	22.8	23.0
4	27.6	28.1	27.2	27.6	29.1	30.0	31.4	30.2	31.7	32.4	31.9	32.0

3 结论

本文将非采样 Contourlet 变换应用于彩色图像分割中, 并阐述了一种新颖的基于多尺度边缘的彩色图像分割算法。并在非采样 Contourlet 变换域提取多尺度边缘和纹理特征, 结合区域生长和区域合并的方法实现了彩色图像的分割, 并能准确提取目标图像的轮廓与区域, 为机器视觉中的目标匹配、跟踪与识别打下良好的基础。在试验中选用 Berkeley 图像库中的彩色图像作为样本, 从实验的结果中分析, 本文的算法实现分割的效果要好于 mean-shift 算法和基于小波的 Waveseg 算法, 其峰值信噪比 PSNR 比后两者平均高出 9.4% 和 4.4%, 可体现本文算法的有效性和准确性。

式中, $M \times N$ 为像素分辨率, I 与 S 分别代表原图像和分割后的图像, \bar{X} 为待对比的分割图像平均区域数, X 为当前分割图像的区域数, 从式 (19) 可以看出, 对于分割区域数少的分割图像的 PSNR 给予一定的补偿。为了更好地对比分割结果, 计算出以上分割结果不同算法四个图像的峰值信噪比 PSNR, P_R , P_G 和 P_B 分别为 RGB 彩色空间各通道的峰值信噪比, P 为三个通道 PSNR 的均值, 也是分割图像最终的 PSNR, 如表 1。

参考文献

- [1] TAI Yu-wing, JIA Jia-ya, TANG Chi-keung. Soft color segmentation and its applications[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, **29**(9): 1520-1537.
- [2] JIN Wei, FU Ran-di, LI Rong-qian, et al. Texture image segmentation based on directional and phase features of the dual tree contourlet[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2010, **39**(8): 1400-1404.
金伟, 符冉迪, 李荣茜, 等. 架构于双树轮廓波方向及相位特征的纹理图像分割[J]. *光子学报*, 2010, **39**(8): 1400-1404.
- [3] SHIH F Y, CHENG S X. Adaptive mathematical morphology for edge linking[J]. *Information Sciences*, 2004, **167**(1-4): 9-21.
- [4] LIU Cong, LI Yan-jun, ZHANG Ke. Target and target shadow segmentation of synthetic aperture radar image based on the pseudo wigner distribution decomposition[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2010, **39**(12): 2257-2261.
刘聪, 李言俊, 张科. 基于伪魏格纳分布分解的合成孔径雷达

- 图像目标与阴影分割[J]. 光子学报, 2010, **39**(12): 2257-2261.
- [5] KOU Jun, WANG Jia-nan, GU Wen-xiang. Automatic SRG based region for color image segmentation[J]. *Journal of Northeast Normal University (Natural Science Edition)*, 2008, **40**(4): 47-51.
孔俊, 王佳男, 谷文祥. 基于区域的自动种子区域生长法的彩色图像分割算法[J]. 东北师大学报(自然科学版), 2008, **40**(4): 47-51.
- [6] COMANICIU D, MEER P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **24**(5): 603 - 619.
- [7] WANG Y, YANG J, PENG N. Unsupervised color-texture segmentation based on soft criterion with adaptive mean-shift clustering[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2006, **27**(5): 386-392.
- [8] JUNG C R. Unsupervised multiscale segmentation of color images[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2007, **28**(4): 523-533.
- [9] CHEN Chieh-li, TAI Chung-li. Adaptive fuzzy color segmentation with neural network for road detections[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2010, **23**(3): 400-410.
- [10] DENG Y, MANJUNATH B S. Unsupervised segmentation of colour-texture regions in images and video[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, **23**(8): 800-810.
- [11] ZHOU Hui-yu. Anisotropic mean shift based fuzzy C-means segmentation of dermoscopy images[J]. *IEEE Journal on Selected Topics in Signal Processing*, 2009, **3**(1): 26-34.
- [12] ZHOU Hui-yu, CELEBI S G. Bayesian image segmentation with mean shift[C]. Image Processing (ICIP), 2009 16th IEEE International Conference on, 2009: 2405-2408.
- [13] ZHOU Hui-yu, SCHAEFER G, SHI Chun-mei. Fuzzy C-means techniques for medical image segmentation[J]. *Studies in Fuzziness and Soft Computing*, 2009, **242**: 257-271.
- [14] JUNG C R. Combining wavelets and watersheds for robust multiscale image segmentation[J]. *Image and Vision Computing*, 2007, **25**(1): 24-33.
- [15] KHAN J F, ADHAMI R R, BHUIYAN S M A. A customized Gabor filter for unsupervised color image segmentation[J]. *Image and Vision Computing*, 2009, **27**(4): 489-501.
- [16] DO M N. Directional multiresolution image representations[D]. Lausanne: Swiss Federal Institute of Technology, 2001.
- [17] CUNHA A L, ZHOU Jian-ping, DO M N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, **15**(10): 3089-3101.
- [18] LIU Shao-peng, HAO Qun, SONG Yong, et al. Image fusion algorithm based on nonsubsampling contourlet transform and regional fractal dimension[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2010, **39**(8): 1388-1393.
刘少鹏, 郝群, 宋勇, 等. 基于区域分维和非采样 Contourlet 变换的图像融合算法[J]. 光子学报, 2010, **39**(8): 1388-1393.
- [19] WANG Yao-ming. The zernike moments and its application[J]. *Journal of Shanghai Dianji University*, 2008, **11**(1): 43-46.
王耀明. Zernike 矩及它们的应用[J]. 上海电机学院学报, 2008, **11**(1): 43-46.
- [20] WONG A. Adaptive bilateral filtering of image signals using local phase characteristics[J]. *Signal Processing*, 2008, **88**(6): 1615-1619.

Multi-scale Unsupervised Color Image Segmentation

CHEN Zhi-gang, CHEN Ai-hua, CUI Yue-li, XIANG Mei-jing

(College of Physics & Electronic Engineering, Taizhou University, Taizhou, Zhejiang 318000, China)

Abstract: Nonsubsampling contourlet transform is a new multi-scale multi-resolution powerful analysis tool. An unsupervised segmentation algorithm for color image is proposed based on nonsubsampling contourlet transform. Firstly, for nonsubsampling contourlet transform shift invariance, multi-scale edge is extracted in transform domain by using gradient vector method. Then, local low-frequency energy texture features and high-frequency multi-scale Zernike moments texture features are extracted from low-frequency sub-band and high-frequency sub-band in transform domain and fusing them. Finally, detecting seed points in edge map to represent color image regions, the region growing followed by region merging method is applied for segmentation by color and texture Euclidean distance. The experimental results show that the algorithm can automatically fulfill unsupervised segmentation for color image by combining color, multi-scale edge and texture properly, and has more precise and more robust segmentation effect than traditional algorithm.

Key words: Image segmentation; Nonsubsampling contourlet transform; Multi-scale edge; Texture feature; Region growing