

8-13-2020

Regional Credible Fusion Based Color-texture Image Segmentation Approach

Yang Yong

1. School of Information Engineering, Huang He Science and Technology College, Zhengzhou 450063, China;;2. School of Information Engineering, Zheng Zhou University, Zhengzhou 450060, China;

Guo Ling

1. School of Information Engineering, Huang He Science and Technology College, Zhengzhou 450063, China;;

Wenzheng Dai

1. School of Information Engineering, Huang He Science and Technology College, Zhengzhou 450063, China;;

Yangdong Ye

2. School of Information Engineering, Zheng Zhou University, Zhengzhou 450060, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Regional Credible Fusion Based Color-texture Image Segmentation Approach

Abstract

Abstract: An approach is proposed based on the combined color information and texture information for color-texture image segmentation. The compacted multi-scale texture information is extracted by using singular value decomposition and principal component analysis dimension reduction under decomposing the multi-scale structure tensor, and then it is integrated with scale information and color information for improving the description ability to color-texture. *To avoid the phenomenon such as over-segmentation and error segmentation appeared, the regional credible fusion degree is computed by combining four kinds of region information, such as region adjacency relationship, region size, common edge between regions, and J-divergence distance. Meanwhile, through the reasonable judgment we can merge and delete some regions which own the lower regional credible fusion degree.* Then, a substantial of experiment analysis and comparison are carried out on some synthesis color-texture images and real natural scene images, which demonstrate the superiority of our proposed method, such as the high segmentation accuracy, outperforming visual entirety and closing to ground truth.

Keywords

regional credible fusion, color-texture, image segmentation, multilayer graph cut model

Recommended Citation

Yang Yong, Guo Ling, Dai Wenzheng, Ye Yangdong. Regional Credible Fusion Based Color-texture Image Segmentation Approach[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(10): 2304-2312.

区域可信度融合的彩色纹理图像分割方法

杨勇^{1,2}, 郭玲¹, 代文征¹, 叶阳东²

(1. 黄河科技学院信息工程学院, 郑州 450063; 2. 郑州大学信息工程学院, 郑州 450060)

摘要: 提出一种将颜色信息与纹理信息有机结合的彩色纹理图像分割方法。通过对多尺度结构张量纹理信息进行奇异值分解与主成分分析降维, 得到压缩多尺度纹理信息, 同时与尺度信息、颜色信息相结合的方式来提高彩色纹理特征的描述能力。针对分割区域容易出现过分割与错误分割现象, 采用区域的邻接关系、区域的大小、区域的公共边、以及区域间的 J -散度距离来共同计算相邻区域间的可信融合度, 通过合理判别, 删除与融合可信度较低的区域。并在合成彩色纹理图像与自然纹理图像上进行大量的实验对比与分析, 验证提出方法具有较高的准确率, 且最终分割区域具有较高的区域整体性与地面真实性。

关键词: 区域可信融合; 彩色纹理; 图像分割; 多层图割模型

中图分类号: TP391.04

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2016) 10-2304-09

Regional Credible Fusion Based Color-texture Image Segmentation Approach

Yang Yong^{1,2}, Guo Ling¹, Dai Wenzheng¹, Ye Yangdong²

(1. School of Information Engineering, Huang He Science and Technology College, Zhengzhou 450063, China;

2. School of Information Engineering, Zheng Zhou University, Zhengzhou 450060, China)

Abstract: An approach is proposed based on the combined color information and texture information for color-texture image segmentation. The compacted multi-scale texture information is extracted by using singular value decomposition and principal component analysis dimension reduction under decomposing the multi-scale structure tensor, and then it is integrated with scale information and color information for improving the description ability to color-texture. To avoid the phenomenon such as over-segmentation and error segmentation appeared, the regional credible fusion degree is computed by combining four kinds of region information, such as region adjacency relationship, region size, common edge between regions, and J -divergence distance. Meanwhile, through the reasonable judgment we can merge and delete some regions which own the lower regional credible fusion degree. Then, a substantial of experiment analysis and comparison are carried out on some synthesis color-texture images and real natural scene images, which demonstrate the superiority of our proposed method, such as the high segmentation accuracy, outperforming visual entirety and closing to ground truth.

Keywords: regional credible fusion; color-texture; image segmentation; multilayer graph cut model

引言

彩色纹理图像分割是实现高级计算机视觉任

务处理的中间重要环节, 它的目标是将彩色纹理图像分割为有意义的同质纹理区域、子区域、以及封闭的目标轮廓或边界曲线。这些分割结果能够广泛应用于高层计算机视觉领域, 如目标识别、工业检测、特效电影、场景分析等^[1-2]。由于人类对彩色纹理的识别机理缺乏深层次的了解, 导致研究出一种可靠、有效地彩色纹理图像分割方法, 依然是一项极具挑战性的研究话题。



收稿日期: 2015-05-20 修回日期: 2015-09-23;
基金项目: 国家自然科学基金(U1204610); 国家青年
科学基金(61502432); 河南省科技厅重点科技攻关项
目(152102210001)。
作者简介: 杨勇(1983-), 男, 河南郑州, 博士, 研究
方向为图像分割, 模式识别, 视觉计算。

<http://www.china-simulation.com>

• 2304 •

通常, 彩色纹理图像不仅有颜色特性, 而且有纹理特性, 单单依靠提取某一种特性进行彩色纹理描述, 则难以取得满意的分割效果。而从视觉心理学的认知角度出发, 采取多种特征信息结合的方式, 可极大地提高彩色纹理图像的实际分割效果。当前, 根据特征信息结合方式的不同, 可将彩色纹理图像分割的方法可分为 3 大类: 第一类, 颜色特征与纹理特征隐含结合的方法, 它假设颜色特征与纹理特征是相互依赖的图像属性, 从单个通道或多个通道来提取彩色纹理信息。如 Yang 等^[3]提出了一种压缩融合的(CTM, Compression-based Texture Merging)彩色纹理图像分割方法。该方法没有明显的提取颜色特征以及纹理特征, 而是在颜色通道上通过设置固定大小的窗口来提取纹理信息。虽然该方法具有较好的分割效果, 但其分割效果的好坏取决于内部编码聚类参数。第二类, 连续颜色信息与纹理信息结合的方式, 它假设颜色特征与纹理特征是相互依赖且顺序提取的关系。如 Deng 等^[4]提出了一个连续颜色信息与纹理信息结合的彩色纹理图像分割方法(JSEG, J-images Segmentation), 它被计算机视觉社会公认为标准的彩色纹理图像分割方法。通过颜色量化为每个像素位置分配一个标签, 然后在标签图像上计算局部区域的同质性, 采用多尺度区域生长实现彩色纹理分割^[5]。虽然它能分割出不规则的纹理, 但其视觉整体分割效果不好。第三类, 颜色信息与纹理信息分开提取, 然后通过构造彩色纹理特征来实现分割。Brox 等^[6]提出了将颜色信息、纹理信息、以及运动信息相结合的水平集图像分割方法。虽然它能够对视频图像进行有效地分割, 但其缺点在于分割结果的好坏在很大程度上取决于用户交互的信息。Kim 等^[7]提出利用权重图的最小割方式来实现彩色纹理图像的分割(UGC, Unsupervised Graph Cuts)。它利用 RGB 颜色信息与 Gabor 小波^[8]来共同描述彩色纹理基元^[9]。虽然, 这种方法能够处理颜色信息与纹理信息的融合问题, 但是, 将 Gabor 小波提取的 12 维纹理信息压缩至 1 维表示, 这极大的丢失了不同纹

理特征之间的辨识能力。Chen 等^[10]提出了最大期望-最大似然(MAP-ML, Maximum a Posteriori and Maximum Likelihood)彩色纹理图像分割方法, 它利用对比度信息来描述纹理, 虽然它能够将不同的彩色纹理目标区域分割开来, 但容易出现过分割/错误分割现象。

为了实现可靠地彩色纹理图像分割, 本文提出了一种新的彩色纹理特征构建方式, 通过将纹理、颜色、尺度信息有机结合的方式来提高彩色纹理特征的描述能力。其次, 通过利用区域的邻接关系、区域的大小、邻接区域的公共边信息、以及区域的特征性相似性相结合, 来克服过分割以及错误分割现象, 并最终提高分割区域的视觉整体性。

1 多类分段连续的活动轮廓变分模型

相对 Gabor 小波^[8]而言, 多尺度结构张量不仅具有全方向信息压缩能力, 而且避免了方向性选择问题, 其比较适合于描述多尺度纹理信息。根据 Han^[9]等提出的多尺度结构张量描述方式, 尺度为 s 时的结构张量 T_s 可通过张量积计算如下:

$$T_s = \sum_{n=1}^N (\nabla(I * \theta_s)_n \nabla(I * \theta_s)_n^T) = \sigma^{-2s} \begin{bmatrix} \sum_{n=1}^N D_{n,s}^x{}^2 & \sum_{n=1}^N D_{n,s}^x D_{n,s}^y \\ \sum_{n=1}^N D_{n,s}^y D_{n,s}^x & \sum_{n=1}^N D_{n,s}^y{}^2 \end{bmatrix} \quad s = 0, 1, \dots, S-1 \quad (1)$$

其中: T_s 是半正定对称矩阵, 它用于刻画 s 尺度时的纹理信息, σ 是冗余二进小波的基底^[11]。通常, 总尺度数 S 选择为 3 较为合适, N 表示图像 I 的总通道数(像 RGB 彩色图像, $N=3$)。由于多尺度结构张量 Γ 是矩阵集合结构, 它难以同向量结构的颜色信息进行整体有机结合。为了克服特征之间的结构差异性, 通过对各个尺度的结构张量 T_s 进行特征分解^[5], 并保留各个尺度下主要纹理特征信息 V_s , 可得到 S 个尺度的主要纹理特征向量 $\chi = (V_0^T, V_1^T, \dots, V_{S-1}^T)^T$, 其中, χ 是 $2 * S$ 维的列向量。为了避免信息冗余, 需对 χ 进行主成分分析

降维。在保留 95%纹理信息的情况下， χ 对应的降维投影矩阵设为 $Q = (m_1, \dots, m_H)_{2S \times H}$ (其中 H 是 χ 降维后的维数)，则图像中位于第 i 个像素位置压缩降维后的多尺度纹理特征信为 $Y_i = (\chi_i^T Q)^T$ 。

经研究发现， Y_i 对大尺度的纹理信息描述能力有限。而 Thomas Brox^[12] 提出的尺度信息，可用于弥补 Y_i 在大尺度时纹理信息描述能力不足的缺陷。由于局部尺度信息的大小与局部区域流值的变化大小成反比，可采用如下计算得到尺度信息：

$$\bar{s} = \frac{4\tau \int_0^{T_{Max}} \sum_{n=1}^N \phi(|\partial_t u_n|, 0) dt}{\int_0^{T_{Max}} \sum_{n=1}^N |\partial_t u_n| dt} \quad (2)$$

其中： \bar{s} 是稳定状态时的尺度信息，它需要归一化到 [0,255] 区间， τ 是 TV 流扩散步长，它控制图像的流值变化速率。 $\phi(x, 0)$ 为流值变化判别函数，当 $x > 0$ 时， $\phi(x, 0) = 1$ ，否则为 0。为了提高彩色纹理的描述能力，可将颜色、纹理以及尺度信息相结合，得到图像中位于第 i 个像素位置的彩色纹理特征描述 $CT_i = (R_i, G_i, B_i, Y_i^T, \bar{s}_i)^T$ 。为了减少噪声干扰，同时增强目标的边缘，可对 CT_i 的每个组成部分分别进行非线性扩散滤波处理，即

$$\partial_t CT_{i,l} = \text{div} \left(K \left(\sum_{m=1}^{H+4} |\nabla CT_{i,m}|^2 \right) \nabla CT_{i,l} \right)$$

其中： $K(|\nabla x|) = 1 / (|\nabla x|^\zeta + \varepsilon)$ 是扩散滤波系数单调减函数，主要用于控制扩散滤波过程中的噪声平滑与边缘增强 (ε 用于防止分母被除以 0)。 ζ 为扩散滤波调和参数，用来控制同质区域的平滑与边缘增强的程度，通常 ζ 设置为 0.7。为了快速实现非线性扩散滤波过程^[13]，可采用 AOS 加性分裂算子^[14-15] 进行加速处理。

2 基于 M_2GGD 的彩色纹理建模与区域可信度融合

假设彩色纹理图像有 K 类，通常彩色纹理图像的最优分割问题等价于能量函数的最小化问题，因此，在构建能量函数的过程中，除了考虑彩色纹

理特征到 K 类的概率密度特征相似性之外，同时，还需考虑邻域空间的局部约束。因此，在构建目标能量函数时需包含两项信息：一项是数据项 E_1 ，另一项是平滑项 E_2 。数据项 E_1 主要用于描述彩色纹理特征隶属于各类的相似度，

$$E_1 = \sum_{i \in I} \sum_{k=1}^K \omega_k D_i(k) \quad (3)$$

$$D_i(k) = \frac{\beta_k \Gamma\left(\frac{d}{2}\right)}{\pi^{\frac{d}{2}} \Gamma\left(\frac{d}{2\beta_k}\right) 2^{\frac{d}{2\beta_k}} |\Sigma_k|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2} \left[(CT_i - u_k)^T \Sigma_k^{-1} (CT_i - u_k) \right]^{\beta_k}\right)$$

这里， $D_i(k)$ 是多变量泛化高斯概率密度函数 (M_2GGD , Multivariable Mixture General Gaussian Distribution)，它具有比高斯函数更强的概率密度分布描述能力，如图 1 所示(为了方便显示，选取 $d=1$)，在不同形状调节参数 β_k 的情况下，其概率分布函数的形状具有可调性。其中， ω_k 为混合权重， d 为彩色纹理特征 CT_i 的维度， β_k 与 Σ_k 分别为第 k 类的均值向量与协方差矩阵。

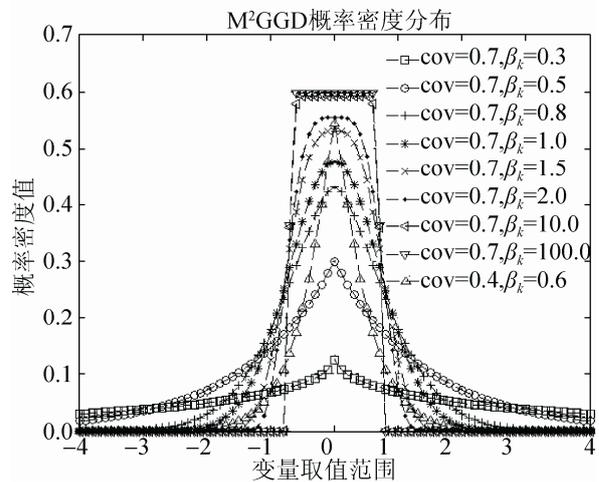


图 1 协方差矩阵为 1D 时，多变量泛化高斯概率密度分布函数

需特别注意，在 β_k 分别取值为 0.5 和 1.0 时，多变量泛化高斯概率密度函数退化为拉普拉斯分布与 Gaussian 分布。且当 $\beta_k \leq 1$ 时，它能够描述具有较尖尾巴型的概率密度分布，与之相反，它能够描述概率密度分布趋向于均匀的矩形分布。

对于公式(3)中数据项 E_1 的相关统计参数 $\Theta_k = \{\omega_k, \beta_k, u_k, \Sigma_k\}$ 的计算, 可利用所有彩色纹理特征的最小二乘法求偏导的方式计算得到。假设 t 次迭代时 $\Theta_k^{(t)}$ 已知, 则 $t+1$ 次 $\Theta_k^{(t+1)}$ 的更新可采用数据项 E_1 对各个统计量求偏导数等于 0 计算得到。于是在 $t+1$ 次迭代, $\Theta_k^{(t+1)}$ 的各个统计量可计算如公式(4)~(6)所示:

$$\omega_k^{(t+1)} = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L m_{i,k}^{(t+1)}, \text{ 且}$$

$$m_{i,k}^{(t+1)} = \frac{\omega_k^{(t)} D_i^{(t)}(k)}{\sum_{k=1}^M \omega_k^{(t)} \cdot D_i^{(t)}(k)} \quad (4)$$

$$u_k^{(t+1)} = \frac{\sum_{i=1}^L m_{i,k}^{(t+1)} \left[(C\Gamma_i^{(t)} - u_k^{(t)})^T \Sigma_k^{(t-1)} (C\Gamma_i^{(t)} - u_k^{(t)}) \right]^{\beta_k^{(t)} - 1} \cdot C\Gamma_i}{\sum_{i=1}^L m_{i,k}^{(t+1)} \left[(C\Gamma_i^{(t)} - u_k^{(t)})^T \Sigma_k^{(t-1)} (C\Gamma_i^{(t)} - u_k^{(t)}) \right]^{\beta_k^{(t)} - 1}}$$

$$\Sigma_k^{(t+1)} = \frac{\sum_{i=1}^L m_{i,k}^{(t+1)} \beta_k^{(t)} \left[(C\Gamma_i^{(t)} - u_k^{(t)})^T \Sigma_k^{(t-1)} (C\Gamma_i^{(t)} - u_k^{(t)}) \right]^{\beta_k^{(t)} - 1} \cdot (C\Gamma_i^{(t)} - u_k^{(t)}) (C\Gamma_i^{(t)} - u_k^{(t)})^T}{\sum_{i=1}^L m_{i,k}^{(t+1)}} \quad (5)$$

对于形状调节参数 $\beta_k^{(t+1)}$, 它满足下面等式:

$$1 - \frac{\sum_{i=1}^N m_{i,k}^{(t+1)} \cdot \left(\left[(C\Gamma_i - u_k^{(t+1)})^T (\Sigma_k^{(t+1)})^{-1} (C\Gamma_i - u_k^{(t+1)}) \right]^{\beta_k^{(t)}} \cdot \ln \left[(C\Gamma_i - u_k^{(t+1)})^T (\Sigma_k^{(t+1)})^{-1} (C\Gamma_i - u_k^{(t+1)}) \right]^{\beta_k^{(t)}} \right)}{2 \sum_{i=1}^N m_{i,k}^{(t+1)}} + \frac{d}{2\beta_k^{(t+1)}} \left[\psi \left(\frac{d}{2\beta_k^{(t+1)}} \right) + \ln 2 \right] = 0 \quad (6)$$

在等式(6)中, 形状调节参数 $\beta_k^{(t+1)}$ 的求解, 可采用 Newton-Raphson 方法或梯度下降的方式计算得到。其中 $\psi(x) = \partial \ln(\Gamma(x)) / \partial x$ 为双伽马函数, 且 $\Gamma(x) = \int_0^\infty e^{-t} t^{x-1} dt$, 若 x 为正整数, 则 $\Gamma(x) = x!$ 。

而平滑项能量函数 E_2 , 用于约束空间邻域范围内特征像素间被分配不同类别标签时的惩罚。为了防止空间像素点在分割过程中被过分离散化, 需考虑 Q 邻域空间(通常 $Q=4$ 或 8)彩色纹理特征的局部空间约束。对于具有 Q 邻域空间约束的 E_2 可表示为:

$$E_2 = \sum_{i \in I} \sum_{j \in N_Q(i)} \{ \exp(-\gamma \sigma \cdot \text{Dis}(C\Gamma_i, C\Gamma_j)^2) + \tau \} \quad (7)$$

这里, γ 为惩罚调和系数, 满足 $\gamma > 0$, $N_Q(i)$ 为彩色纹理像素 i 的 Q 邻域像素集。 $\text{Dis}(\bullet)$ 为彩色纹理特征向量间的欧式距离, 用于刻画邻接彩色纹理特征向量间的特征差异大小, τ 为抗噪常数, 用于抵制分割过程中噪声的干扰。 σ 为所有 Q 邻接彩

色纹理特征对的逆平方差, 可用于刻画彩色纹理图像的纹理粗糙度, 并进一步用于规则化纹理特征间的差异, 即 $\sigma = \left(\sum_{i \in I, i, j \in N_Q(i)} \text{Dis}(C\Gamma_i, C\Gamma_j)^2 / L \right)^{-1}$, 通过数据项 E_1 与平滑项 E_2 的结合, 可构建彩色纹理图像的全局能量函数 E , 则有

$$E = \sum_{i \in I} \sum_{k=1}^K \omega_k D_i(k) + \lambda \sum_{i \in I} \sum_{j \in N_Q(i)} \{ \exp(-\gamma \sigma \cdot \text{Dis}(C\Gamma_i, C\Gamma_j)^2) + \tau \} \quad (8)$$

对于公式(8)中能量函数的全局最小化, 由于引入了局部空间惩罚约束, 则能量函数 E 对应的全局最小化为 NP 难-问题, 难以直接优化。但能量函数 E 为凸函数, 且平滑项 E_2 满足 Graph Cut 能量函数的边缘项约束, 因此, 可将能量函数 E 转化为对应的多层图割模型 $G^{[16]}$ 。其中 E_1 转化为对应的 t -link 边, E_2 转化为对应的 n -link 边, 在构建对应的多层图割模型后, 可利用 Boykov 提出的最大流/最小

割算法对 G 进行近似全局优化求解, 进而通过标签分配得到对应的彩色纹理图像分割结果。

虽然利用多层图割模型可优化得到公式(8)对应的彩色纹理图像分割结果, 但是由于数据项与平滑项的贡献不同将会导致分割的区域出现很多零碎、离散、孤立的局部小区域。这些离散的区域不但不能应用于高层计算机视觉语义理解, 而且降低了图像分割的视觉整体性。因此, 有必要提高最终分割区域的视觉整体效果。

如图 2(a)所示, 提供了一张简单的彩色纹理图像。假设图 2(b)为多层图割模型分割后的标签区域, 如图 2(b)所示标签区域 2, 6, 7 和 8, 从颜色上看它们应该属于同质区域^[17], 它存在着严重的过分割现象, 其影响了目标区域的整体性与一致性。此外, 通过标签区域 3、4、5 作进一步的观察可见, 这些标签区域不仅具有纹理特征的相似性, 而且具有空间的邻接关系, 且非同质区域间存在公共边, 以及不同的区域大小。为了减少这种过分割现象的出现, 可采用类似于 MeanShift 的方式, 可将标签区域的空间邻接关系, 区域的大小, 区域的公共边, 以及区域间的特征相似性这四种信息结合起来, 如图 2(c)所示, 通过设计合理有效地区域可信融合策略, 进而提高最终分割的效果。

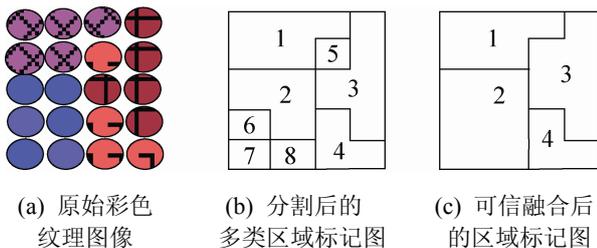


图 2 采用可信融合度计算的区域融合

假设分割后任意两个区域 R_i 与 R_j , 其两者的可信融合度为 $RM_{i,j}$, 则区域间的可信融合度可计算如下:

$$RM_{i,j} = -\psi(R_i, R_j) \frac{|R_i||R_j|}{|R_i| + |R_j|} \cdot J(R_i, R_j) \cdot \exp\left(-\frac{1}{|E_{i,j}|} \sum_{n=1}^{|E_{i,j}|} \phi(x_{i,j}^n, y_{i,j}^n)\right)^{-1} \quad (9)$$

其中: $|R_i|$ 与 $|R_j|$ 分别为区域的大小, 可采用 $|R_i||R_j| / (|R_i| + |R_j|)$ 来计算区域间的相对大小, 避免较小区域的出现。 $\psi(\bullet)$ 为区域邻接关系检测函数, 若邻接, 其值为 1, 否则, 为无穷大(表示不存在公共边), 即 $\psi(\bullet)$ 为

$$\psi(R_i, R_j) = \begin{cases} 1, & \text{if } (R_i \text{ 与 } R_j \text{ 有公共的边集 } E_{i,j}, \text{ 且 } |E_{i,j}| \neq 0) \\ +\infty & \text{else} \end{cases}$$

对于区域 R_i 与 R_j 的相似度函数 $J(\bullet)$, 通常可采用 Mahalanobis 距离或 KL 散度距离进行计算, 但由于这两种方式不具有对称性, 因此, 可采用对称的 KL-散度距离(即 J-散度距离)来代替, 则函数 $J(\bullet)$ 可表示为

$$J(R_i, R_j) = \begin{cases} \left[(\mu_{R_i} - \mu_{R_j})^T (\mu_{R_i} - \mu_{R_j}) \right]^{1/2}, & \text{if } (|R_i| \leq R_{Min} \text{ 且 } |R_j| \leq R_{Min}) \\ \frac{1}{2} (tr(\Sigma_{R_i} \Sigma_{R_j}^{-1} + \Sigma_{R_i}^{-1} \Sigma_{R_j}) + (\mu_{R_i} - \mu_{R_j})^T (\Sigma_{R_i}^{-1} + \Sigma_{R_j}^{-1})(\mu_{R_i} - \mu_{R_j})), & \text{else} \end{cases}$$

这里, 需要设置区域大小的阈值 R_{Min} , 它用于避免区域 R_i 与 R_j 之间的概率密度距离无效的现象(可能区域 R_i 与 R_j 的协方差逆矩阵不存在)。 μ_{R_i} 与 μ_{R_j} 分别为区域 R_i 与 R_j 的均值, Σ_{R_i} 和 Σ_{R_j} 为对应的协方差矩阵。在公式(9)中 $E_{i,j}$ 表示区域 R_i 与区域 R_j 之间的公共边集, $|E_{i,j}|$ 为总的边缘点个数, $(x_{i,j}^n, y_{i,j}^n)$ 为 $E_{i,j}$ 中第 n 个边缘点的物理坐标, $\phi(\bullet)$ 用于计算公共边集 $E_{i,j}$ 与 Canny 提取边所匹配成功的总点数, 具体表达形式如下:

$$\phi(x_{i,j}^n, y_{i,j}^n) = \begin{cases} 1, & \text{if } (L_O(x_{i,j}^n, y_{i,j}^n) = L_{i,j}(x_{i,j}^n, y_{i,j}^n)) \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

其中: $L_{i,j}$ 为区域间的公共边, L_O 为 Canny 提取的边界。为了便于后续融合, 需要对 $RM_{i,j}$ 进行归一化处理:

$$RM_{i,j} = RM_{i,j} \cdot \left(\sum_{f=1}^K \sum_{g=1}^{|S_f|} \sum_{h=1}^{|S_{f,g}|} RM_{g,h} \right)^{-1}$$

式中: S_f 表示 Graph Cut 分割后第 f 类的标签区域集合, $S_{f,g}$ 表示与 S_f 中第 g 个离散区域具有空间邻接关系的区域集合, 通过对可信融合度较小的

两个区域进行融合, 剔除无意义的噪声区域。

为了便于理解本文提出方法的执行过程, 其分割过程可概括如下:

1) 初始迭代次数 t 设置为 0, 利用 K-Means 对 M_2GGD 概率密度分布的相关统计参数进行初始化。同时, 采用最大期望-最大似然对 M_2GGD 的 K 类的相关统计参数 $\Theta_k = \{\omega_k, \beta_k, u_k, \Sigma_k\}$ 进行优化, 并利用公式(4), (5)与(6)进行更新。

2) $t=t+1$, 构建能量函数(8)对应的多层图割模型, 利用 Boycov 提出的最大流/最小割算法进行近似全局最优化处理, 进而得到分割的标签区域结果。

3) 计算任意两个标签区域 R_i 与 R_j 的可信融合度 $RM_{i,j}$, 将可信度较小的两个区域进行删除或融合。同时, 更新融合后的图像类别数 $K^{(t)}$ 。

4) 利用区域融合后的标签区域, 以及公式(4), (5), (6), 来共同更新 $K^{(t)}$ 类各自对应的相关统计参数 $\Theta_k^{(t)} = \{\omega_k^{(t)}, \beta_k^{(t)}, u_k^{(t)}, \Sigma_k^{(t)}\}$ 。

5) 检测相邻两次分割融合后标签区域的变化, 如果标签区域变化很大, 则认为分割过程未达到收敛, 转到步骤 2)。否则, 转到步骤 6)。

6) 退出分割过程, 并输出多类标签区域的结果(半透明分割区域)。

3 实验对比与分析

为了对本文提出的方法进行质量分析与量化评估, 本文采用 3 种彩色纹理分割方法进行实验对比, 具体包括 Deng 等提出的 JSEG 分割方法^[4],

Chen 等提出的 MAP-ML 分割方法^[10], 以及 Yang 等提出的 CTM 分割方法^[3]。其中 JSEG 方法涉及 3 个参数: 颜色量化的阈值, 尺度, 区域融合阈值, 默认值分别为 255,1.0,0.4。MAP-ML 方法采用最大期望-最大似然迭代的方式实现分割, 迭代终止次数默认为 5。CTM 方法采用数据压缩融合的方式实现分割, 其最小融合均值距离 $\gamma=0.15$ 。而本文方法, 其增强因子 η 赋值为 5.0, 调和参数 λ 为 10.0, τ 为 5.0, 扩散滤波系数 ζ 设置为 0.7。为了测试本文方法的有效性, 相关对比实验将在合成的以及自然的彩色纹理图像上进行测试。

为验证本文提出的区域可信融合度在减少过分割方面的有效性, 图 3(a)提供了具有彩色纹理区域离散特点的野草图像。在进行初次分割前, 图像中的类别数初始化为 5, 通过构建 4 层图割模型, 并利用最大流/最小割算法可得到第一次分割融合前后区域的边界变化, 如图 3(e)~(f)所示。在第一次可信融合前, 图 3(e)存在过分割现象, 且分割区域出现了很多实际并不存在的边界。由图 3(f)所示, 在第一次可信融合后, 这些离散、零碎、较小的区域, 被融合到彩色纹理特征相近且空间邻接的区域, 这极大地提高了彩色纹理分割区域的整体性。随后, 执行了第二次与第三次分割融合, 由可信融合后图 3(g)与图 3(h)的区域边界变化可见, 在每次融合后, 它都能适当地减少过分割现象, 同时删除无效的类别。且图 3(b)~(d)所示的分割结果可进一步说明了区域可信融合的有效性。

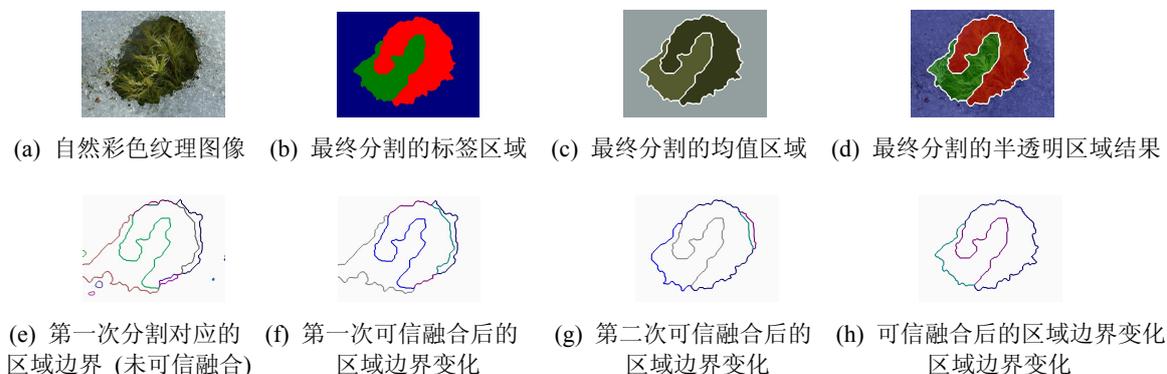
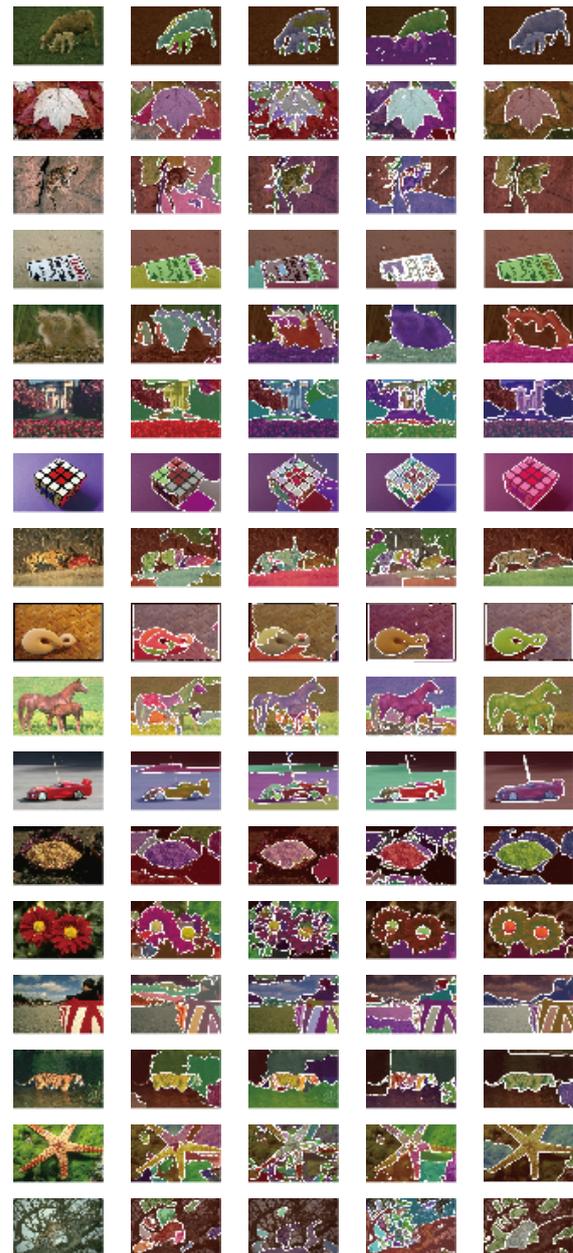


图 3 区域可信融合度的分割效果测试

由于彩色纹理具有多样性、复杂性以及随机性,若采用自然彩色纹理图像进行分割对比与量化分析,则更具有说服力。为了进行有效的分割对比,随机选取了 17 张(由于版面空间受限)彩色纹理图像用于分割测试。由图 4 提供的半透明分割区域标记可见,MAP-ML 方法与 CTM 方法得到的分割区域都相对零散,且存在较严重的过分割现象。原因在于,MAP-ML 方法在构建纹理特征描述方式时,利用对比度来描述纹理特征,这可能丢失了具有复杂性、随机性的彩色纹理模式的有效描述,且在分割后对噪声区以及较小的离散区域,没有进行有效地删除以及融合。而 CTM 方法在选择纹理压缩 λ 值时采用固定值,这可能导致对彩色纹理的压缩程度不够,最终导致分割的目标区域比较离散。而 JSEG 方法,虽然它相对 MAP-ML 方法与 CTM 方法具有较好的整体分割效果,但对于同质的彩色纹理区域分割过于细化,原因在于 JSEG 方法虽以序列的方式隐含刻画了颜色信息与纹理信息,但彩色纹理信息的提取与描述是分开进行,这可能丢失了彩色纹理信息的整体性与内在相关性。而本文的方法能够得到区域整体性与视觉效果较好的分割区域,且最终分割结果更容易应用于高层计算机视觉领域。

此外,为了进一步对本文对比的 4 种方法进行客观量化分析,图 5 采用了概率随机检索 PRI 与归一化概率随机检索 NPR^[18]分别对 4 种方法(量化图 4 中所示的区域分割结果)进行量化分析。需注意,在统计量化前,选取 5 张地面真实的分割结果作参考。由图 5(a)~(b)所示,本文方法所对应的 PRI 值与 NPR 值,除了第 3 张与第 4 张彩色纹理图像的量化值略低于 CTM 方法与 JSEG 方法,其它量化值都高于其它 3 种对比方法。出现这种现象的原因在于,本文方法的最终分割区域没有过多的保留细节信息,因此部分量化值较低,但其整体分割性能相对较好,这可通过计算的 PRI 均值与 NPR 均值作进一步验证。如本文方法的 PRI 均值与 NPR 均值,分别为 0.841 和 0.581, JPEG 方法分别为 0.755, 0.370, MAP-ML 方法为 0.747, 0.342, CTM 方法

为 0.781, 0.402。可见,本文方法的 PRI 均值与 NPR 均值都高于其它 3 种对比方法。且 PRI 均值分别高于其它 3 种对比方法的百分比分别为 11.3%, 12.6%, 7.7%, 而对应的 NPR 均值分别高于 3 种对比方法的百分比分别为 56.7%, 69.5%, 44.2%, 这可进一步说明本文所提出的方法具有较高的分割准确率,且最终分割的结果更加接近于真实分割。



(a) 源图像 (b) JSEG 方法 (c) CTM 方法 (d) MAP-ML 方法 (e) 本文方法

图 4 自然彩色纹理图像的分割效果对比

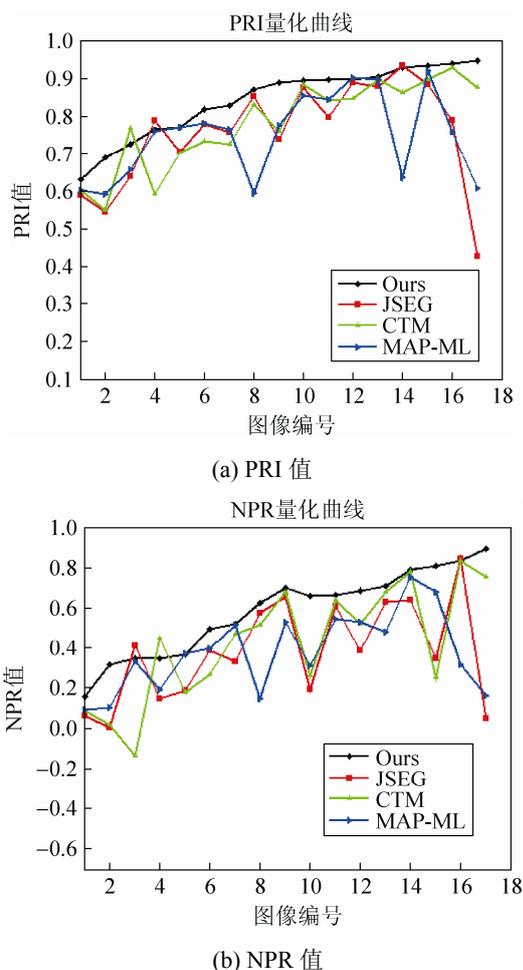


图 5 对应于图 4 的量化结果

4 结论

本文提出了一种将颜色信息与纹理信息有机结合的彩色纹理图像分割方法。通过构建新的彩色纹理特征描述子,它极大地提高了彩色纹理图像的特征描述能力。由于图像分割中经常出现过分割现象,这严重的影响了图像分割区域的整体效果与实际应用。通过利用分割后区域的邻接关系、区域的大小、区域的公共边、以及区域间的 J-散度距离来共同计算相邻区域间的可信融合度,通过融合掉可信度较低的区域,这大大降低了彩色纹理图像分割过程中出现的过分割现象。并在合成的以及自然的彩色纹理上进行实验对比与分析,验证了本文所提出的方法具有较高的分割准确率,以及较好地整体性,可被广泛应用于高层计算机视觉语义理解。

参考文献:

- [1] X D Yang, S Yuan, Y L Tian. Assistive clothing pattern recognition for visually impaired people [J]. IEEE Transactions on Human-Machine Systems (S2168-2291), 2014, 44(2): 234-243.
- [2] H C Akakin, M N Gurcan. Content-based microscopic image retrieval system for multi-image queries [J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine (S1089-7771), 2012, 16(4): 758-769.
- [3] A Y Yang, J Wright, Y Ma, *et al.* Unsupervised segmentation of natural images via lossy data compression [J]. Computer Vision and Image Understanding (S1077-3142), 2008, 110(2): 212-225.
- [4] Y Deng, B S Manjunath. Unsupervised segmentation of colour-texture regions in images and video [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (S0162-8828), 2001, 23(8): 800-810.
- [5] R Hedjam, M Mignotte. A hierarchical graph-based Markovian clustering approach for the unsupervised segmentation of textured colour images [C]// Proceedings of the International Conference on Image Processing (ICIP 09). October. IEEE xplorer, 2009: 1365-1368.
- [6] T Brox, M Rousson, R Deriche, *et al.* Colour, texture, and motion in level set based segmentation and tracking [J]. Image and Vision Computing (S0262-8856), 2010, 28(3): 376-390.
- [7] J S Kim, K S Hong. Colour-texture segmentation using unsupervised graph cuts [J]. Pattern Recognition (S0031-3203), 2009, 42(5): 735-750.
- [8] B S Manjunath, W Y Ma. Texture features for browsing and retrieval of image data [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (S0162-8828), 1996, 18(8): 837-842.
- [9] S D Han, W B Tao, D S Wang, *et al.* Image segmentation based on GrabCut framework integrating multiscale nonlinear structure tensor [J]. IEEE Transactions on Image Processing (S1057-7149), 2009, 18(10): 2289-2302.
- [10] S F Chen, L L Cao, Y M Wang, *et al.* Image Segmentation by MAP-ML Estimations [J]. IEEE Transactions on Image Processing (S1057-7149), 2010, 19(9): 2254-2264.
- [11] S Mallat. A Wavelet Tour of Signal Processing [M]. 2nd edition, New York, USA: Academic Press, 1999.
- [12] T Brox, M Welk, G Steidl, *et al.* Equivalence results for TV diffusion and TV regularization [R]// L D Griffin, M Lillholm, Scale-Space Methods in Computer Vision, volume 2695 of Lecture Notes in Computer Science. Berlin, Germany: Springer, 2003: 86-100.

(下转第 2320 页)

<http://www.china-simulation.com>