

文章编号: 1000-582X(2012)02-017-05

图上正则化的图像分割方法

曾孝平, 成可立, 刘国金

(重庆大学 通信工程学院, 重庆 400044)

摘要:提出了一种基于图上正则化的图像分割方法。将离散的正则化扩散框架应用到全监督的图像分割领域中;使用非下采样轮廓波变换提取图像的多方向多尺度几何特征,结合 HSI 分解产生的图像颜色特征,使用高斯核函数公式构造图中各顶点特征之间的权重,并使用以 8 连接为基础,跨度为 $2^k, k=0,1,2,3$ 的拓扑结构构造图,进而将这些特征统一到离散的正则化框架中,并将其应用于全监督彩色图像分割领域。实验结果证明:与基于图谱理论的 Random Walker 和 Lazy Snapping 图像分割方法相比,本方法具有抗噪声能力强,对边缘细节保留完整,对具有纹理不一致的图像区域分割能力强的优点。

关键词:正则化扩散;图论;全监督学习**中图分类号:** TP391.4**文献标志码:** A

Image segmentation by regularization on graphs

ZENG Xiao-ping, CHENG Ke-li, LIU Guo-jin

(College of Communication Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China)

Abstract: A new digital image segmentation method based on regularization on graphs is proposed, which applied a regularized diffusion framework to solve the image segmentation problem with supervised learning. The weight of the graph is generated by using Gaussian Kernel Function, combining with the geometric feature extracted from the image with contourlet transform and the color feature with HSI decomposition. The graph topology structure is an improved 8-connection topology whose step is $2^k, k=0,1,2,3$. Experimental results show that, compared with some graph spectral theory based image segmentation algorithms, such as Random Walker and the Lazy Snapping, the proposed method is robust for noisy pictures, which can reserve more complete boundary and have better performance on the section with inconsistent texture.

Key words: regularized diffusion; graph; supervised learning

图像分割问题一直是计算机图像处理中的焦点问题,传统的方法大多把注意力放在使用某种准则对图像中的元素进行聚类的非监督分割算法上,而近年来,全监督图像分割方法由于能够提供用户(或处理人员)影响分割效果的能力而越来越受到人们的重视,并因此产生了大量的分割算法,如使用种子点的区域生长方法^[1]等,最近,基于图论的图像分割

方法在 Leo Grady 等人的推动下取得了长足的进步^[2-6],基于图论的算法的核心思想是将整幅图像表示为“像素顶点”和表示各顶点之间的关系的“权重边”的集合结构(图),并在该集合中搜索使某个能量公式最小化的路径来对图像进行分割^[7]。正则化方法最初是数学上解决不适定问题的一种方法, Olivier Lezoray, Fan Zhang 等人以解决图像去噪的

收稿日期: 2011-08-12**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(60971016);重庆市自然科学基金资助项目(CSTC2009BB2358)**作者简介:** 曾孝平(1956-),男,重庆大学教授,博士生导师,主要从事信号处理,通信信息处理方向研究,
(E-mail)zxp@ccee.cqu.edu.cn。

问题出发^[8-10],将各向异性扩散描述为一个解不适当问题: $Af=f^0$ 的过程,并将解抽象成一个离散的正则化扩散框架并应用在图像去噪中。

传统的图像分割方法,如区域生长方法,使用通过比较未标记点与种子点的相似程度来判断未标记点的所属类别,一方面分割结果非常容易受图像中噪声的影响,另一方面存在判断相似程度的标准单一导致复杂边缘处分割方法不理想的问题;同时,传统的各项异性扩散图像分割方法使用偏微分方程方法求解一个连续的正则化框架,存在计算速度慢和存在离散误差的缺点。为解决以上不足,提出的算法考虑图像整体的几何特征,解决了分割结果容易受图像中噪声影响的问题,与目前的只考虑单一特征的分割方法相比,提取了图像多方向,多尺度特征,对复杂边缘处的分割效果更好;使用离散的正则化扩散框架为基础,不需要在连续集合中计算偏微分方程并离散化,消除了离散误差。

1 离散的正则化扩散框架

传统的求解偏微分方程得到的扩散模型^[11-12]在理论和实际应用中已经被广泛地研究了,但是该模型在图像处理方面存在着缺点,一方面,该模型定义在一个连续集合上,需要经过离散化得到一个数值上的解,这对图像处理来说显然是不适合的,因为数字图像本身是一个离散化的采样,可以采用离散的框架来处理图像的分割、去噪等问题。另外,偏微分方程的求解本身是相当耗时的。

为了解决以上问题,Olivier Lezoray以解决彩色图像去噪的问题出发,将各向异性扩散描述为一个解不适当问题: $Af=f^0$ 的过程,提出了图上正则化的各向异性扩散框架^[8]

$$f^{(t+1)}(v) = \frac{2\lambda}{2\lambda + \sum_{u \sim v} \gamma^{(t)}(u,v)} f^0(v) + \frac{\sum_{u \sim v} \gamma^{(t)}(u,v) f^{(t)}(u)}{2\lambda + \sum_{u \sim v} \gamma^{(t)}(u,v)}, \forall v \in V, \quad (1)$$

$$\gamma(u,v) = w(u,v) (\|\nabla f(v)\|^{p-2} + \|\nabla f(u)\|^{p-2}), \quad (2)$$

根据Olivier Lezoray对各向异性扩散公式参数的论述^[8],选取参数 $p=2$,使公式满足线性扩散的情况,此时,由于 $\gamma(u,v) = w(u,v)$,公式(3)的左半部分退化为一个常数,而观察公式的右半部分,记 $\text{trans}(u,v) = \frac{w(u,v)}{2\lambda + \sum_{u \sim v} w(u,v)}$ 为Markov过程在2个结点之间的

一步转移概率,这样,扩散公式可以简化为

$$f^{(t+1)}(v) = \text{constnum} + \sum_{u \sim v} \text{trans}(u,v) f^{(t)}(u), \forall v \in V. \quad (3)$$

扩散是遵循一个Markov过程进行的,扩散的结果则代表所有像素点经 t 步转移之后到达某个结点的概率之和,这样,由于扩散只在概率大的结点之间进行,即某个结点的像素值只接受与它关系密切的结点的像素值的“贡献”,自然就达到了各向异性扩散的效果。

2 图上正则化的图像分割算法

2.1 权重的计算

小波和多尺度几何分析的主要步骤是:图像低通的成分与不同分辨率不同方向的高通滤波器的结合,可以充分的表示图像的纹理和灰度。其方法是将特征提取过程想象成一个滤波过程,则特征矩阵表示为: $[f \cdot g_0, f \cdot g_1, f \cdot g_2, \dots, f \cdot g_d]$,其中, f 表示图上的函数(原始图像), g_0 表示低通滤波器, g_i ($i=1, \dots, d$)表示第 i 个方向上的滤波器, $f \cdot g_i$ ($i=1, \dots, d$)表示将对图像滤波后的结果按列展开,这样特征矩阵的每一行代表图上的每个结点在不同方向上的特征组成的特征向量,它能够充分反映图上的函数的模式,尤其是其几何特征。

用高斯核衡量2个结点之间的权重 $w(u,v) = e^{-\frac{\rho(u,v)^2}{\delta^2}}$ 来度量局部相似性,其中 $\rho(u,v)$ 表示一对结点 u 与 v 的特征向量之差的二范数, $\delta > 0$ 为一参数。事实上,对于任意的结点 u ,限制图上使 $w(u,v) \neq 0$ 的结点 v 的个数,即对于几何距离过大的一对结点认为它们之间是没有关系($w(u,v) = 0$)的。

将这种具有函数适应性的特征提取方法与图上的各向异性扩散方法相结合,并将其应用在图像分割中,下面通过分析一个TOY实验证明,这种方法对纹理的不一致所导致的差异性有很好的分割效果。

如图1所示,布满横纹的图像中存在一块圆形的竖纹区域,假设在该圆形的区域内有2个像素点 A 和 B ,圆外有2个像素点 C 和 D ,对其使用方向滤波器进行特征提取,图中显示取横向和纵向2个提取结果,可见 A 、 B 、 C 、 D 4个点的特征分别是: $(1, 0)$ 、 $(1, 0)$ 、 $(0, 1)$ 、 $(0, 1)$ 。

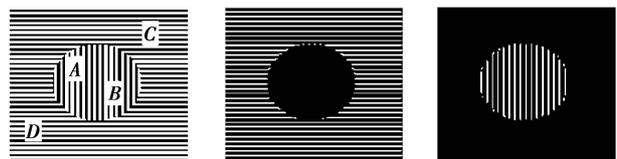


图1 从左向右依次为:具有纹理不一致性的原始图像,通过 0° 方向滤波器提取的横向纹理特征,通过 90° 方向滤波器提取的纵向纹理特征

分析 A 、 B 、 C 、 D 4个点的特征之间的距离可以看出: A 和 B 或 C 和 D 之间的差异为0,而 A 或 B 和 C 或 D 之间的差异为1,将这种差异代入到图上

的权重计算公式中,由于权重计算函数是根据差异性的 2 范数单调下降的,结果就是圆内的像素点之间的关系密切,权重值大;与圆外的像素点之间的关系不密切,权重值小。根据上面的正则化扩散分析,“种子”会沿着权重大的边快速扩散,而沿着权重小的边则扩散速度比较慢,借助这个性质,得到 TOY 图像的分割结果如图 2 所示。

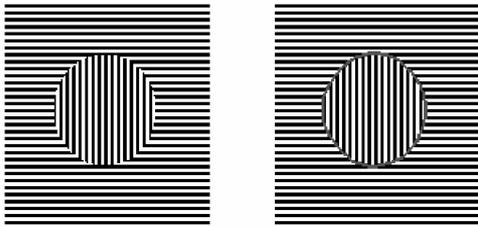


图 2 从左向右依次为:具有纹理不一致性的原始图像,经过本算法对图像分割的结果

图中红色的线圈出了完整的圆形,这说明了方法对纹理的不一致所导致的差异性有很好的分割效果。

值得一提的是:方法由于提取了图像的低通特征,所以对具有灰度差异性的图像也具有良好的分割效果。对图 3(图中各个类之间主要区别在于像素灰度),方法同样能够取得良好的效果。

红线圈出的第一类



图 3 对灰度不一致的图像进行分割的结果

2.2 拓扑结构

拓扑结构就是构造一个描述图上结点之间关系的网络,如图 4 所示,采用以 8 连接为基础,跨度为 $2^k, k=0,1,2,3$ 的拓扑结构。

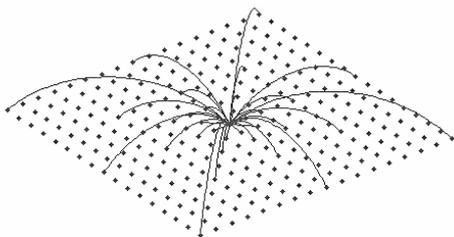


图 4 使用的图的拓扑结构

这样做的好处是:1)降低权重矩阵 \mathbf{W} 的计算复杂度;2)计算得到的权重矩阵 \mathbf{W} 是稀疏矩阵,降低

了后续运算的运算量;3)由于扩散进行的速度是与图的半径成正比的,合理地设计拓扑结构可以大大提高了扩散进行的速度。

2.3 图像分割算法流程

使用的算法流程如下

1)使用多方向滤波器对图像进行滤波,得到图像上每一个像素点在不同方向,不同尺度上的特征。

2)通过上述的方法构造图,计算任意 2 个结点之间的相关联程度,得到稀疏的权重矩阵 \mathbf{W} ,并以此为基础计算转移概率矩阵 \mathbf{T} 。

3)选择训练数据集,即对“目标区域”和“背景区域”分别进行标记,要注意的是,如果最终要将图像分割成 k 类,则需要分别对 k 类进行标记。例如:设 C_i^{lab} 表示图像中的第 i 类 C_i 中的标记点,则标记 $X_i^{\text{lab}}(v) =$

$$\begin{cases} 1, v \in C_i^{\text{lab}} \\ -1, v \in C_j^{\text{lab}}, i \neq j, \text{其中 } i=1, \dots, k, v \in V. \\ 0, v \in \text{其他}, \end{cases}$$

4)使用第二步生成的转移概率矩阵 \mathbf{T} 计算公式(3)中表示的扩散过程,对标记的图像进行各向异性扩散,得到扩散结果: $X_i^{\text{lab}}(v)$ 。

5)使用 one_against_all 方法,即选择 $\arg \max_i X_i^{\text{lab}}(v)$ 作为第 i 类的掩模,对扩散结果进行判决,可以进行单目标或多目标图像分割。

3 实验结果及分析

3.1 特征提取对分割结果的影响

着重分析了如何通过方向滤波器捕捉图像整体的几何特征,其中小波变换方法可以从 3 个方向,多个分辨率上描述一幅图像,通过下面的实验比较,可以看出由于使用多尺度轮廓波变换^[13-14]可以提取比小波更多方向的几何特征,正因为可以检测出不同方向的边缘,使边缘处像素点与其他像素点之间构造的权重较小,使图像边缘具有“阻止”扩散的能力,所以图像边缘处分割的正确性有明显的提升(如图 5)。



图 5 从左向右依次为:海豹的原始图像局部放大,用小波提取特征分割的掩模,用 16 方向的非下采样轮廓波变换提取特征分割的掩模

3.2 算法的鲁棒性分析

由于一定程度的噪声不会影响图像整体的几何结构,本算法具有相当强的抗噪声能力。通过分析下面的实验结果,可见在相当程度的噪声干扰下,完

全不改变训练数据的选取,本算法仍然可以发挥良好的分割效果(如图 6)。

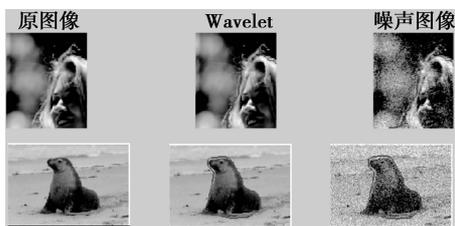


图 6 从左向右依次为:原始图像,用小波提取特征分割的结果,对噪声图像用小波提取特征分割的结果

3.3 对彩色图像的分割结果

通过对灰度图像的分割的实验结果分析,看出本算法处理灰度图像分割的弱点在于对纹理和灰度差异都不明显的目标区域和背景区域的分割效果差强人意,观察现实中的图像,很多转换为灰度图像后目标区域和背景区域十分接近的图像实际在彩色图像中具有很明显的颜色差异。可见,如果捕捉这种颜色上的差异融入特征的构造的话,应该会取得良好的效果。

分别提取彩色图像的 RGB 和 HSI 2 个通道的特征附加在之前灰度图像的特征之上,并进行扩散分割。对比增加颜色特征前后的“目标区域”扩散结果 $X_{\text{目标区域}}^{lab}(v)$ 来看,颜色特征发挥了良好的区分“目标”与“背景”的效果(如图 7)。



图 7 从左向右依次为:增加颜色特征前的“目标区域”扩散结果,增加颜色特征后的“目标区域”扩散结果

对彩色图像的分割结果(如图 8)。

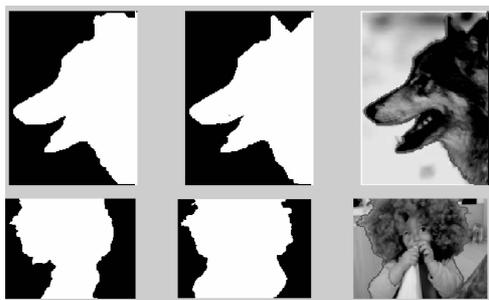


图 8 从左向右依次为:增加颜色特征前的“目标区域”扩散掩模,增加颜色特征后的“目标区域”扩散掩模,增加颜色特征后的彩色图像分割结果

3.4 与现有其他算法的横向比较

现有的结合图论的图像分割方法中属 Leo Grady 提出 Random Walker 方法最具有代表性,他通过计算经过 t 步随机游走种子点到图上其他点的概率的大小对图像进行分割。本质上,本文所使用的方法是相同的,区别在于:对于某个结点 v ,计算过程中,前者只考虑“种子点”对 v 的“贡献”,而本算法考虑图上所有的结点对 v 的“贡献”。从这个角度讲,本算法必然在运算速度上逊于 Random Walker 方法,但是,本算法的优势在于提出的框架灵活性强,通过构造具有函数适应性的图,可以把握图像整体的几何特征,所以有比较优秀的分割效果。

由于非下采样轮廓具有多尺度,多方向和非下采样的特性,非常适合进行特征的提取。使用 2 个尺度,每个尺度的方向数分别为 16,16 的非下采样轮廓波变换生成图像几何特征,然后对彩色图像进行 HSI 变换,将原始彩色图像分解为:色调(H)、饱和度(S)、亮度(I)3 个通道,将结果按列展开就产生了与这 3 个通道对应的颜色特征,由于 HSI 模型符合人类观察和感受颜色的视觉及心理学特点,因此在图像分割这种分割效果由主观感受评价的应用中能取得很好的效果^[15-16]。按照研究所示的拓扑结构和权重构造方法来构造图,选择参数 $\delta=0.1$,使用算法进行分割;将分割的结果与 Random Walker 算法的分割结果横向对比,结果(如图 9)。



图 9 从左向右依次为:采用的方法,Leo Grady 的 Random Walker 方法

分析以上实验结果,对于第一幅具有类似发丝的复杂的几何结构的图像的方法在分割精确度上优于 Random Walker 方法;而像第二幅企鹅的脚部和胸部这类目标和背景在灰度和颜色上都十分接近的部分,方法由于提取了图像中的方向特征信息,在区分目标与地面纹理差异的能力上明显优于 Random Walker 方法。

Graph Cut 方法是在基于图论的图像分割领域中应用最广泛的方法之一,选取一种改进的 Graph Cut 方法,Lazy Snapping^[15]方法与方法进行横向对比,使用 Mohit Gupta, Krishnan Ramnath 提供的

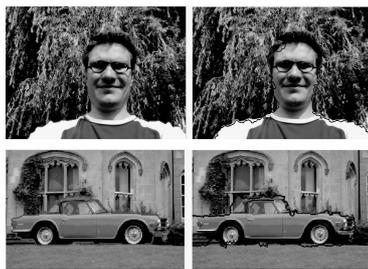


图 10 从左到右依次为:研究的方法, Lazy Snapping 方法

工具箱进行试验。

在相同的标记下,从第一副图可以看出:研究方法由于具有很强的纹理分辨能力,对具有复杂纹理的背景,分割效果明显优于 Lazy Snapping 方法;从第二副图中可以看出:提出的方法所分割的边缘完整,清晰,视觉效果上优于 Lazy Snapping 方法。

4 总 结

提出了一种分割效果良好的图像分割方法,但是分割效果的提升是以提取的特征数目的增多为代价的,虽然本方法没有维数灾难的问题,但是特征数的增加必然带来计算复杂度的提高,如何在这些特征中进行特征选择以降低维数是面临的问题之一;另外通过选择使用比高斯核性能更优良的核进行特征间相似性的评价相信可以得到更精确的图像分割结果,因此将本方法与核方法结合是目前面临的主要研究内容。

参考文献:

- [1] GONZALEZ R C, WOODS R E. Digital image processing (second edition)[M]. 北京:电子工业出版社,2002.
- [2] GRADY L. Random walk for image segmentation[J]. IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence,2006,28(11):1768-1783.
- [3] SHI J, MALIK J. Normalized cuts and image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 2000,22 (8) :888-905.
- [4] SINOP A K, GRADY L. A seeded image segmentation framework unifying graph cuts and random walker which yields a new algorithm[C]// Proceedings of the eleventh IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV2007), October 14-20, 2007. Janeiro, Brazil;IEEE,2007:1-8.
- [5] GRADY L,SCHWARTZ E L. Isoperimetric partitioning;a new algorithm for graph partitioning[J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 2006, 27(6):1844-1866.
- [6] GRADY L, SCHWARTZ E L. Isoperimetric graph partitioning for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006,28(3):469-475.
- [7] COUPRIE C, GRADY L, NAJMAN L, et al. Power watersheds: a new image segmentation framework extending graph cuts, random walker and optimal spanning forest[C]// Proceedings of the Twelfth IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV2009), Dep. 29 to Oct. 2, 2009. Kyoto, Japan; IEEE,2009:731-738.
- [8] LEZORAY O, ELMOATAZ A, BOUGLEUX S. Graph regularization for color image processing [J]. Computer Vision and Image Understanding,2006, 107(11):38-55.
- [9] ZHANG F, HANCOCK E R. Graph spectral image smoothing using the heat kernel [J]. Pattern Recognition, 2008,41(11):3328-3342.
- [10] SZLAM A D, MAGGIONI M, COIFMAN R R. Regularization on graphs with function adapted diffusion processes [J]. Journal of Machine Learning Research, 2008,9:1711-1739.
- [11] CHAMBOLLE A. Partial differential equations and image processing[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing, Nov. 13-16, 1994. Austin, Texas, USA;IEEE,1994:16-20.
- [12] PERONA P, MALIK J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7):629-639.
- [13] DA CUNHA A L, ZHOU J P. The nonsampled contourlet transform; theory, design, and applications [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2006,15 (10):3089-3101.
- [14] DO M N, VETTERLI M. The contourlet transform; an efficient directional multiresolution image representation [J]. IEEE Transaction on Image Processing,2005, 14 (12):2091-2106.
- [15] LI Y, SUN J, TANG C K, et al. Lazy snapping[C]// Proceedings of the 31st International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, Aug. 8 to 12, 2004. Los Angeles, California, USA; IEEE, 2004:303-308.
- [16] 汪鼎文,李元香. 基于 HSI 颜色空间的 X 射线彩色图像分割[J]. 计算机工程与设计,2006,27(1):139-141.
- WANG DING-WEN, LI YUAN-XIANG. X-ray color image segmentation based on HSI model[J]. Computer Engineering and Design, 2006,27(1):139-141.