

显著性特征约束的交互式协同分割

王 怡¹ 徐文迪² 余慧斌¹ 郑河荣¹ 潘 翔¹

(浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310023)¹ (杭州网新闻中心 杭州 310041)²

摘 要 针对背景区域干扰导致无法准确计算共同对象相似性的问题,提出利用图像显著性和 SIFT 流对齐算法改进图像协同分割质量。该算法首先计算图像显著性特征,然后通过 SIFT 流与交互式分割结果进行对齐和匹配,从而通过显著性与匹配结果得到像素标签的可能性,最后采用最小割理论进行分割边界优化。实验结果表明,与已有的协同分割算法相比,该算法能够提高分割质量。

关键词 图像协同分割, SIFT 流, 图像显著性, 图割

中图分类号 TP391 文献标识码 A

Interactive Image Co-segmentation with Saliency Constraint

WANG Yi¹ XU Wen-di² YU Hui-bin¹ ZHENG He-rong¹ PAN Xiang¹

(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)¹

(News Center of Hangzhou Web, Hangzhou 310041, China)²

Abstract Aiming at the problem that the similarity of common objects cannot be calculated accurately because of the interference of the background region, we proposed an image co-segmentation algorithm by image saliency and SIFT flow image alignment algorithm. Firstly, the algorithm calculates the image saliency features. Secondly, images are aligned with user specified image by SIFT flow. Therefore, the possibility of labels by image saliency and matching can be obtained. Finally, optimization segmentation boundary is refined by minimum cut algorithm. Experimental analysis shows that the algorithm can obtain better segmentation quality.

Keywords Image co-segmentation, SIFT flow, Image saliency, Graph cut

1 引言

协同分割技术是利用图像间共同区域的先验信息同时分割多幅图像。协同分割的核心问题是根据先验信息计算共同区域的相似性与一致性。在实际的协同分割应用中发现,用户感兴趣的共同区域通常是图像上的对象^[1],如人物、鸟、车等。当图像间对象具有不同的颜色、形状等数据特征时,利用单一数据特征构建全局项将导致共同区域一致性比较误差较大。

在图像间全局项的构建上,已有的协同分割研究提出多种基于不同特征的分割模型。文献[1]利用颜色、纹理、SIFT 等多种特征描述前景区域,利用随机森林回归器(Random Forest Regressor)学习推导得到图像间的相似性度量。文献[2]利用颜色直方图特征描述共同区域,采用 ℓ_1 范数计算区域间的相似性。文献[3]利用用户交互获得像素点的颜色信息,通过 GMM(高斯混合模型)对前景颜色建模构建全局项。文献[4]利用 SIFT 特征对图像前景区域进行匹配后通过颜色直方图计算区域的相似性。这些方法利用图像的底层数据特征计算一致性,并且背景区域会影响一致性的计算。因此,这些方法应用于分割对象图像组数据时存在不足。

本文针对具有不同图像数据特征的协同分割问题,提出了结合图像显著性特征与图像对齐算法的交互式协同分割算法。图像对齐算法是利用模板图像与其他图像进行对齐的技术。算法的研究思想是利用 SIFT 流对齐算法减少背景区域的干扰,得到准确的一致性;并且利用已分割的可能性前景区域更新分割结果,优化分割性能。在实验部分将所提算法与已有协同分割算法进行性能比较分析,可以发现本文算法能够得到更好的分割质量。

2 算法总体框架

本文算法利用图像显著性特征与 SIFT 流图像对齐算法构建交互式协同分割算法,提高了分割结果的语义性与正确性,算法流程如图 1 所示。首先,用户对源图像进行交互式分割得到满意结果。然后对于其他目标图像计算显著性区域以及 SIFT 特征。再利用 SIFT 流方法对齐源图像和目标图像,并计算源图像和目标图像的显著性区域像素一致性。因此可以对目标图像通过图像显著性与像素一致性信息得到像素标签的可能性,利用 GrabCut 算法进行最大似然估计得到当前图像的分割结果。接着,进入交替更新前景区域的迭代过程,即固定其他图像的可能性前景区域,利用图像对齐算法计算

本文受浙江省科技厅项目(2016C31G2020061),省自然科学基金项目(LY15020024)资助。

王 怡(1993-),女,硕士生,主要研究方向为图形图像处理;徐文迪 男,硕士,主要研究方向为数字媒体处理;余慧斌(1991-),男,硕士,主要研究方向为图形图像处理;郑河荣(1971-),男,博士,教授,硕士生导师,主要研究方向为模式识别、图像图像处理(通信作者);潘 翔(1977-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为模式识别、多媒体搜索、图像图像处理。

像素的一致性,从而优化当前图像的分割结果。多次迭代直至图像协同分割能量函数收敛,得到最终的分割结果。

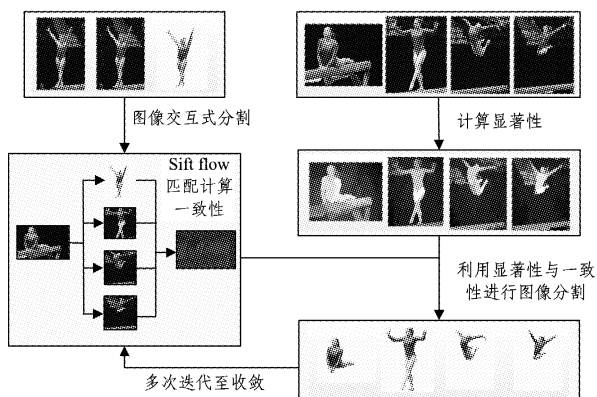


图1 算法流程图

3 算法细节

本节给出上述算法的各部分细节。在图像交互部分,采用草图交互的方式得到单一图像的分割结果。

3.1 图像显著性

图像显著性是图像的中层视觉特征,表现为人类视觉系统对于图像上某些区域的重视程度^[5]。显著性区域代表了用户的查询意图与兴趣,这些区域能描述图像的主要内容。图像显著性特征广泛应用于目标识别、图像分割、图像编码与压缩等计算机视觉领域。目前已经出现了许多不同的显著性分析算法,可以划分为以下3类:1)基于底层视觉特征的显著性分析算法,如 Itti^[6]提出的模拟生物视觉注意机制的选择性注意算法,比较适合处理自然图像;2)基于纯数学计算的方法,该方法不依靠任何生物世界技术,如 Hou 提出的基于空间频域分析的剩余谱算法^[7];3)将底层视觉特征与数学计算结合的计算方法,如 Harel 提出的基于图论的算法 GBVS^[8]。

计算机视觉在图像显著性检测上有许多不同方法,本文算法选择 Cheng^[9]提出的基于全局对比度显著性区域检测算法。该方法倾向于将大范围的目标与背景环境分离开,并且为图像相似区域分配相近的显著性值。人类视觉研究表明,人们特别注意图像对比度差异较大的区域。并且,空间关系与显著性也有着密切的联系,相邻区域的对比度相比远区域的对比度更容易引起生物视觉的注意。该方法将空间关系与区域的对比度计算结合在一起,主要思想是:首先将图像划分为不同的区域,然后计算不同区域的颜色对比度;最后利用区域的空间关系与对比度来定义图像的显著性。具体步骤如下。

首先,利用图的贪心聚类分割算法^[10]将图像分割成不同区域 $r = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$ 。在每个区域上利用图像的颜色直方图特征计算区域的直方图对比度 $w(r_i)$:

$$w(r_i) = \sum_{\forall p_i \in r_i} \sum_{\forall p_j \in r_i} D(p_i, p_j) \quad (1)$$

其中, $D(p_i, p_j)$ 是区域 r_i 上的像素 p_i 与像素 p_j 在 LAB 颜色空间上的距离度量。

然后,利用图像的空间信息与区域之间的颜色对比度来定义图像上的显著性,定义如下:

$$S(r_k) = \sum_{r_k \neq r_i} \exp\left(\frac{-D_s(r_k, r_i)}{\sigma^2}\right) w(r_i) D_r(r_k, r_i) \quad (2)$$

$$D_r(r_1, r_2) = \sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} f(c_{1,i}) f(c_{2,j}) D(c_{1,i}, c_{2,j}) \quad (3)$$

$$\Phi_{\text{ saliency}} = -\log S(p) \quad (4)$$

其中, $D_s(r_k, r_i)$ 是空间距离,利用区域 r_k 与 r_i 的重心的欧氏距离计算。 $D_r(r_k, r_i)$ 为两个区域的颜色距离度量, $c_{1,i}$ 为在区域 r_1 上像素 i 的颜色值, $f(c_{1,i})$ 为在 $c_{1,i}$ 区域中出现的概率。 σ^2 为空间权重强度,用于控制空间信息的影响。 $\Phi_{\text{ saliency}}$ 是将像素点的显著性进行归一化处理。然后根据每块区域的显著性得到整幅图像的显著性图,如图2所示,像素点颜色越浅图像显著性越强。



(a)原图像

(b)图像显著性

图2 显著性图

3.2 像素一致性

在协同分割模型的构建过程中,需要构建一致项来计算图像之间前景区域的相似性。本文利用 SIFT 流图像对齐算法计算像素点间的相似性。图像对齐算法的主要思想是:首先,通过对两幅图像进行特征提取得到特征点;然后,经过相似性度量找到匹配的特征点对;最后,利用匹配结果进行坐标变换得到图像对齐结果。已有研究已经提出多种图像对齐算法,例如光流(Optical Flow)算法^[11],该方法广泛应用于图像序列的目标跟踪问题,通过像素在相邻帧之间的相关性找到上一帧与当前帧之间存在的对应关系。由于光流算法要求对象具有显著性、相似性等特点,应用于协同分割具有缺陷,因此本文选择 SIFT 流算法^[12],利用 SIFT 特征描述图像,对两幅图像上的像素点进行对齐并计算像素一致性。SIFT 流的目标函数如下所示:

$$E(w) = \sum_p \min(\|S_1(p) - S_2(p + w(p))\|_1, t) + \sum_p \eta(|u(p)| + |v(p)|) + \sum_{(p,q) \in \epsilon} \min(\alpha|u(p) - u(q)|, d) + \min(\alpha|v(p) - v(q)|, d) \quad (5)$$

其中, S_i 是图像 I_i 的 SIFT 特征, Δ_i 是图像 I_i 的图像点阵, α 是平滑项的权重值, $w(p) = (u(p), v(p))$ 是像素点 $p = (x, y)$ 对齐后的偏移向量, ϵ 是像素点的邻域系统。第一项为数据项,包含通过流向量 $w(p)$ 进行对齐后两个像素的 SIFT 特征。第二项是约束项,当没有对齐信息时约束流向量尽可能小。第三项是平滑项,约束流向量的邻接像素尽可能相似。利用 Belief Propagation 算法^[13]优化能量函数得到 w ,即得到每个像素的偏移向量。为了可视化图像对齐的结果,根据 Munsell 颜色系统,利用色相表示流向量的方向,用色度表示流向量的大小,如图3(a)所示。图3(b)给出模板图像,图3(c)给出对齐图像。在得到对齐 SIFT 流场后,将其用 Munsell 颜色系统表示出来,如图3(d)所示。同时为了更好地展示对齐结果,根据 SIFT 流场将对齐图像进行形变,如图3(e)所示,例如 SIFT 流场底部颜色为浅灰色,表示流向量方向向下且大小较大,因此对齐图像该部分不能匹配到相应的区域用灰色表示。

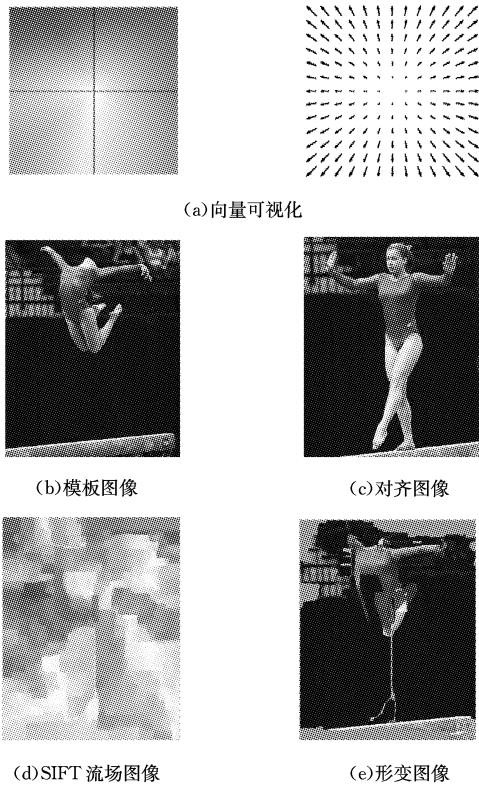


图 3 SIFT 流图像对齐

在得到对齐结果后得到像素一致项,如式(6)所示:

$$\Phi_{match}^i(x) = \frac{1}{|N_i|} \sum_{j \in N_i} \|S_i(x) - S_j(x + w_{ij}(x))\| \quad (6)$$

像素一致项的值越小,表示对齐的像素点越相似。计算图 3 的模板图像的像素一致性,结果如图 4 所示,图中颜色越深表示像素一致性越差,颜色越浅表示像素一致性越强。

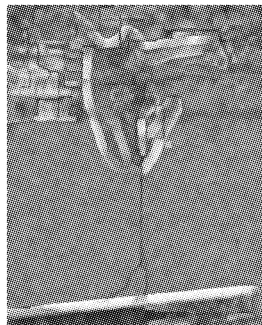


图 4 图像对齐结果图

3.3 能量函数

根据上文计算的显著性项与匹配项定义图像像素标签的相似性,如式(7)所示:

$$\Phi^i(x) = \begin{cases} \Phi_{saliency}^i(x) + \lambda_{match} \Phi_{match}^i(x), & b_i(x) = 1 \\ \beta, & b_i(x) = 0 \end{cases} \quad (7)$$

其中,β是常数,用来调整与背景像素的相似性,降低β的值可以使像素与背景更相似。

单幅图像上的分割结果在空间位置上具有连续性的特点,即相邻的像素点更可能被赋予相同的标签。相邻像素点通过 RGB 颜色特征来计算像素标签的一致性,如式(8)所示:

$$\Psi_{intra}^i(x, y) = \begin{cases} \exp(-\|I_i(x) - I_i(y)\|^2), & b_i(x) = b_i(y) \\ 0, & b_i(x) \neq b_i(y) \end{cases} \quad (8)$$

图像间像素的一致性,即像素点与对齐的像素的一致性,利用像素点的 SIFT 特征来定义,如式(9)所示:

$$\psi_{ext}^{ij}(x, y) = \begin{cases} \exp(-\|S_i(x) - S_j(y)\|), & b_i(x) = b_j(y) \\ 0, & b_i(x) \neq b_j(y) \end{cases} \quad (9)$$

将以上几项结合得到能量函数:

$$E(B; W) = \sum_i \sum_{x \in \Lambda_i} (\Phi_{saliency}^i(x) + \lambda_{match} \Phi_{match}^i(x)) + \sum_{y \in N_i} \Psi_{intra}^i(x, y) + \sum_{j \in N_i} \psi_{ext}^{ij}(x, y) \quad (10)$$

每幅图像可以利用能量函数得到像素标签的可能性,利用 GrabCut 算法进行最大似然估计得到单幅图像分割结果。通过交替更新的方式更新图像一致项 W 与图像分割的结果 B,即每次迭代固定其他图像的分割结果,当前图像 I_i 与其他图像的可能性前景区域重新进行图像对齐更新像素一致项,从而更新当前图像的分割结果 b_i 并且更新能量函数。最后,多次迭代直至能量函数收敛,得到最终分割结果。

4 实验分析和讨论

本文选择了 MSRC 与 ICoseg 图像协同分割基准数据库对提出的算法进行实验分析,并且与 Vicente^[1]提出的基于对象的协同分割算法做比较,该方法首次提出了基于对象的协同分割与利用学习的方法获得对象的相似性度量。选择的图像组主要是相同场景下的图像数据与具有较强对象性的图像数据。

本文算法利用交互式图像分割技术获得图像待分割对象的先验信息,有效减少了背景对于前景一致性计算的干扰,能够提取出更加完整的对象。如图 5 所示,在该组对比实验中,第二行为无交互协同图像分割结果,第三行为交互式协同分割结果。由于图像组中每幅图像都具有平衡木,利用交互式分割提供的先验信息有效地剔除了该部分区域。并且交互式算法能够有效减少背景特征对于像素一致项计算的影响,如图像组中背景楼梯的干扰。该实验有效验证了交互式分割对于图像协同分割的作用。

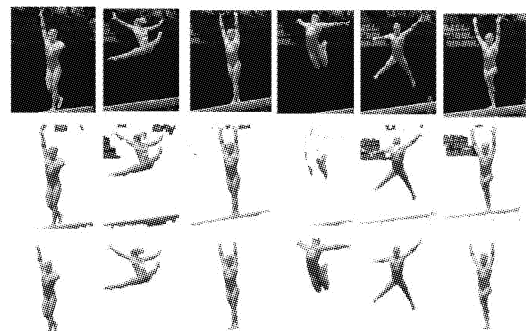


图 5 交互式协同分割实验对比图

图 6 给出了图像协同分割对比实验结果,每组实验的第一行显示本文算法的分割结果,第二行显示对比实验结果。注意到在第一组与第二组对比实验中选择的是 MSRC 图像数据库中相同对象,但是对象结构较为简单的图像。两种方法都取得了不错的分割结果,但是可以看到,本文算法利用显著性特征能够获得更加准确的对象信息。第三组实验选择了 ICoseg 图像数据库,该数据库图像较为复杂,对象包含多种颜色和形状特征。可以明显看出,本文算法可以取得较好的分

割结果,对比算法分割效果较差。对比算法采用先对单幅图像利用参数约束的最小割自动对象分割算法^[14],即将图像划分为一块块区域,从区域中挑选分割的分最高的前 n 个区域,再对图像组中的所有图像组成一个完全图,利用随机数回归器学习推导图上边的权值,最后优化得到最大化带权能量得到图像协同分割结果。由于该方法受到单幅图像分割结果的影响,分割出来的区域只是对象的部分区域,导致分割结果不完整。而本文提出的算法利用显著性与图像像素匹配对图像前景进行一致性评估,然后通过图割算法优化得到较完整的对象,获得了更好的分割结果。

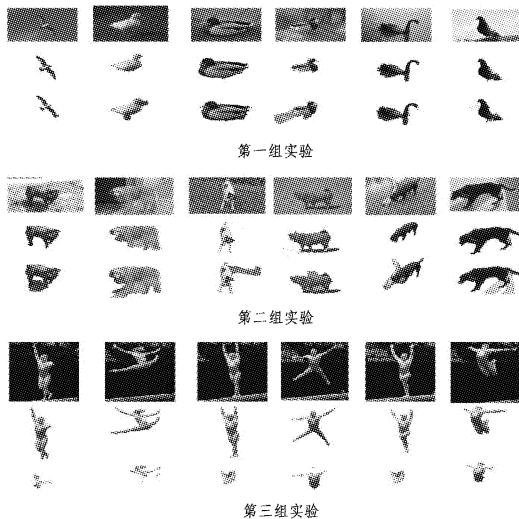


图6 协同分割实验对比图

为了进一步验证算法的有效性,对两种算法得到的基准数据库进行量化评价,每组对比实验选择8副图像进行实验。对 iCoseg 图像进行协同分割,结果数据如表1所列,对 MSRC 图像进行协同分割,结果数据如表2所列。对基准数据库分割结果的统计分析可以发现,对于背景相似并且显著性明显的图像数据集合,本文算法的分割质量要高于对象协同分割方法^[1]。

表1 iCoseg 数据库图像协同分割的正确率对比/%

物体类型	本文算法	对象协同分割方法 ^[1]
gymnastic1	93.49	78.12
panda	93.54	82.26
WomanSoccer	90.86	60.56
cheetah	85.12	73.52

表2 MSRC 数据库图像协同分割的正确率对比/%

物体类型	本文算法	对象协同分割方法 ^[1]
bird	96.27	82.34
tree	84.29	69.52
sheep	86.12	79.96
plane	83.90	77.43

结束语 本文利用图像显著性特征,提出了基于像素一致性的协同分割模型。通过显著性特征与 SIFT 特征描述图像,利用 SIFT 流算法计算图像间前景区域的一致性,通过交替更新的方式优化能量函数,得到最佳的协同分割结果。实

验验证,本文提出的算法能够获得更好的效果。后续研究的一个主要方向是如何优化由错误图像对齐造成的图像分割困难的问题。

参考文献

- [1] VICENTE S, ROTHER C, KOLMOGOROV V. Object cosegmentation[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2011:2217-2224.
- [2] ROTHER C, MINKA T, BLAKE A, et al. Cosegmentation of Image Pairs by Histogram Matching-Incorporating a Global Constraint into MRFs[C]//2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2006:993-1000.
- [3] BATRA D, KOWDLE A, PARIKH D, et al. iCoseg: Interactive co-segmentation with intelligent scribble guidance[C]//IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. 2010:3169-3176.
- [4] COLLINS M D. Random walks based multi-image segmentation: Quasiconvexity results and GPU-based solutions[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2012:1656-1663.
- [5] 谭兵. 图像显著性区域检测及其 GPU 并行计算[D]. 大连:大连理工大学,2012.
- [6] ITTI L, KOCH C, NIEBUR E. A Model of Saliency - Based Visual Attention for Rapid Scene Analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1998, 20(11):1254-1259.
- [7] HOU X, ZHANG L. Saliency detection: A spectral residual approach[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Minneapolis: IEEE Computer Press, 2007:1-8.
- [8] SCHÖIKOPF B, PLATT J, HOFMANN T. Graph-Based Visual Saliency[C]//International Conference on Neural Information Processing Systems. 2006:545-552.
- [9] CHENG M M, MITRA N J, HUANG X, et al. Global Contrast Based Salient Region Detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 37(3):409-416.
- [10] FELZENSZWALB P F, HUTTENLOCHER D P. Efficient Graph-Based Image Segmentation[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 59(2):167-181.
- [11] ZHANG J M, QIAN D H. An Optical Flow Computing Method with the Local and Global Methods Combined[J]. Computer Engineering & Science, 2005, 27(5):33-35.
- [12] LIU C, YUEN J, TORRALBA A. SIFT flow: dense correspondence across scenes and its applications[J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2011, 33(5):978-994.
- [13] FELZENSZWALB P F, HUTTENLOCHER D P. Efficient Belief Propagation for Early Vision[J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 70(1):41-54.
- [14] CARREIRA J, SMINCHISESCU C. Constrained Parametric Min-Cuts for Automatic Object Segmentation[J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2010, 23(3):3241-3248.