

基于中心一致性敏感直方图的图像联合分割算法

李 阳¹ 陈志华¹ 盛 斌²

(华东理工大学计算机科学与工程系 上海 200237)¹ (上海交通大学计算机科学与工程系 上海 200237)²

摘 要 图像联合分割是计算机视觉领域的一个研究热点。有能力在分割过程中利用相似对象的信息是联合分割相比于其他分割算法的一个优势,与此同时,建立对应对象的相似性也成为了一项具有挑战性的任务。文中为图像联合分割算法提出一个新的中心一致性敏感直方图。传统的图像直方图通过为每个出现在图像中的像素在该像素的对应灰度级计数器上加一的方式计算得出。与传统的图像直方图不同,中心敏感直方图在每个像素处计算,并且它是为每个出现的像素在其对应的灰度级计数器上加一个浮点数,这个浮点数服从对应像素与计算该直方图位置处的像素之间的空间一致性。因此,该直方图不仅从灰度级角度考虑了像素的分布,而且也将像素的空间相对位置信息考虑在内。基于该中心一致性敏感直方图,文中提出了一种强健的图像联合分割算法,其强健性主要体现在对处于不同光照条件下和形状发生变化的相似对象进行较好的分割。基于大量的测试数据集对所提出的算法进行验证,实验结果表明,所提方法的分割正确率相比现有技术的平均水平提高了 3 个百分点左右,尤其当测试数据集中各个前景对象处于不同光照条件下或具有不同形状时效果更佳。

关键词 中心一致性,直方图,联合分割,形变,光照不变

中图分类号 TP37 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.08.006

Image Co-segmentation Algorithm via Consistency of Center Sensitive Histogram

LI Yang¹ CHEN Zhi-hua¹ SHENG Bin²

(Department of Computer Science and Engineering, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China)¹

(Department of Computer Science and Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200237, China)²

Abstract Image co-segmentation is one of the active research areas in computer vision. The ability to utilize the information of similar objects in segmentation process is one of the advantages of co-segmentation, which is different from other segmentation methods. Meanwhile, establishing the similarity of corresponding objects is becoming a challenging task. This paper presented a novel consistency of center sensitive histogram for image co-segmentation. Unlike the traditional image histogram that calculates the frequency of occurrence for the intensity value by adding ones to the corresponding bin, a consistency of center sensitive histogram is computed at each pixel and a floating-point value is added to the corresponding bin for each occurrence of the intensity value. The floating-point value is a spatial consistency between the pixel of occurrence of intensity and the pixel where the histogram is computed. Therefore, the histogram not only takes the distribution of each pixel's intensity value into account, but also the spatial relative position. A robust co-segmentation framework was proposed. Its robustness reflects the similar objects under different illumination and deformation condition can be both segmented well. The proposed technique was verified on various test image data sets. The experimental results demonstrate that the proposed method outperforms the average of state-of-the-art 3%, especially when the test image is in different illumination conditions and has different shapes.

Keywords Consistency of center, Histogram, Co-segmentation, Deformation, Illumination invariant

1 引言

图像前景分割的目的在于从图像中提取出对应的前景对象。对于计算机视觉领域的许多应用(如对象检索、场景分析、运动捕捉、目标重定向和三维重建等)来说,图像前景分割是一项基础性任务。

传统的图像前景分割方法主要是在单张图像中基于前景对象所具有的颜色值、边缘轮廓等特征,根据颜色的区别或利用边缘检测方法得到一个属于前景的局部连通的区域。但是,在一个分割算法中,仅仅依据单张图像中前景对象的颜色值来进行分割,会使算法的准确性受到光照强度、噪声等因素的较大影响;而且,在一些图像中,前景对象的显著性并不明

到稿日期:2017-10-24 返修日期:2017-12-15 本文受国家自然科学基金项目(61370174,61672228)资助。

李 阳(1992—),男,硕士,主要研究方向为数字图像处理、计算机图形学;陈志华(1969—),男,教授,CCF 高级会员,主要研究方向为数字图像处理、计算机图形学,E-mail:czh@ecust.edu.cn(通信作者);盛 斌(1981—),男,副教授,主要研究方向为计算机图形学、虚拟现实。

显,如对比度不够或边缘特征模糊等。在这种情形下,如果没有提供一些相关的辅助知识,传统的无监督的单张图像分割方法将很难得到一个理想的分割结果。为解决这类问题,人们提出了交互式图像分割技术,即在分割过程中允许人工介入来提高分割的准确性,但是这种交互大大增加了人们的工作量。因此,人们希望能够在前景分割算法中引入一些以人工智能为导向的知识来自动纠正分割过程中的一些错误。图像联合分割就是基于这种思想的一种重要方法,它通过利用对象之间的相似性信息来提高分割的准确程度。

图像联合分割(Image Co-segmentation)是近年来人工智能和计算机视觉领域的一个具有重要意义的研究课题。联合分割就是在具有相同类型的目标对象的图像集合中利用图像所具有的共同特征来建立相似性,从而使得该相似性能够作为分割的决策依据之一,以达到更准确的分割结果。相比于传统的分割技术,联合分割能够分割出多个共同的目标,并且需要较少的人工干预。当下,很少有图像是以单个的形式出现,取而代之的是以图像集的形式出现。比如,用户通过关键字在搜索引擎中进行搜索,从而得出一系列图像的集合、用户日常所上传的人物照片等。这些图像集中的图像在内容上都有很明显的相似性,从而使得图像联合分割具有广泛的实际应用背景。

目前,常用的图像联合分割算法具有一定的不足,即当集合中的一系列图像的相似对象处于不同光照条件下或具有不同形状时往往不能得到正确的分割结果。针对这种问题,本文提出了一种基于中心一致性敏感直方图的算法来进行联合分割。本文的贡献主要有以下 3 个方面:

- 1) 提出了将像素空间信息计算在内的中心一致性敏感直方图;
- 2) 提出了一个能够有效避免光照在联合分割过程中产生影响的相对光照强度模型;
- 3) 提出了一种基于中心一致性敏感直方图的图像联合分割算法。

2 相关工作

现有的大多数图像联合分割方法主要通过利用图像的颜色直方图^[1]、SIFT 特征匹配^[2]、显著性检测^[3]、Gabor^[4]等特征来实现联合分割。它们使用区域匹配理论来建立场景中相似对象的关系信息,然后使用这些信息来保证分割的准确性。这类方法不涉及到训练,因此不需要大量的训练数据集来支撑。此外,也有一些方法^[5]通过建立一个库,并要求该库中的每张图像都按照对象的类别进行标记,进而以该库为基础训练一个随机森林回归器,然后在分割过程中用该回归器来度量每个像素分别与结果前景和背景之间的最大聚类中心距离,最后依据该距离判定该像素是否属于前景像素。这类方法将图像分割问题转化成了聚类问题,一般都需要大量的训练数据集作为支撑才能获得更好的分割结果。尽管上述方法已经能够被应用到自动化的联合分割任务中,但是当一组图像中的前景对象涉及到所处光照条件不同、具有不同视角以及发生形变等这些能够导致对象间的相似性的建立变得困难的因素时,这些方法对前景的提取效果则不是很理想。

除了从图像所具有的视觉特征层面来设计联合分割算法之外,近年来,Wang 等^[1]在 ICCV 2013 中提出用一致性函数空间映射的方法进行图像的联合分割,他们先对目标图像进行超像素分割,并将每个超像素作为节点、相邻超像素之间的某种相似性作为权重来建立对应图像的一个图结构,从而可以在解决图像联合分割的问题中使用图论的知识。函数空间映射是一种图匹配的方法,它主要被用于对象分类和图像匹配。图中的每个节点是图像的一个区域,图中的边则表示图像中每个区域的潜在空间结构,用这样的图结构去表示一幅图像能够确保相邻区域的几何一致性。但是,图匹配问题是一个 NP 难问题,针对这样的问题需要寻找到合适的解决方案。

光照条件的改变对图像中对象的外貌有着巨大的影响。文献[6]说明两个具有相同造型的对象在不同的光照条件下不能被识别为同一个对象。为了解决这类问题,大量的基于光照不变特征的方法被提出^[7-11]。文献[12]通过训练一系列的样本数据集来建立一个光照不变的子空间模型,以避免光照强度的变化带来的影响。由于图像的轮廓形态不受环境光照的影响,文献[13]从形态学的角度对对象的轮廓特征进行建模分析,从而避免了光照变化对对象特征模型的影响。但是,这些方法的执行效率都不高,并且缺乏一定的通用性。不同于这些方法,本文提出一种简单、快速的相对光照强度计算模型,以减轻甚至避免光照强度不同对对象相似性产生的影响。

由于理论上的简单性和性能上的高效性,直方图被广泛应用于图像处理技术中。典型地,在追踪和分割的应用中使用直方图表示对象的特征,以达到识别目标对象的目的。但是,传统直方图的这种表示具有整体性,丢失了对象外貌的空间特征信息,从而在计算中对噪声十分敏感。对象外貌的空间特征是建立对象彼此之间相似性的一种很重要的信息。本文提出一种新的中心一致性敏感直方图算法,通过考虑每个像素处的中心一致性敏感直方图的相似性来判定当前像素是否属于前景对象。该直方图以与传统直方图相同的方式操作,但传统直方图以对每个出现的像素在其对应的灰度级计数器上加 1 的方式来计算每个灰度级的像素在图像中所出现的频率,而中心一致性敏感直方图是在每个像素处计算,并且对每个出现的像素在其对应的灰度级计数器上加上一个表示该像素与中心像素空间一致性的浮点数来计算每个灰度级所具有的直方图值。中心一致性敏感直方图从灰度级和空间相对位置两个方面考虑了像素的分布特征,能够较充分和准确地表示出前景对象的相似性,因此十分适合于我们的图像联合分割任务。

本文首先对所提出的中心一致性敏感直方图进行详尽的描述;其次介绍在联合分割过程中为了减弱光照变化的影响所使用的相对光照强度模型;然后介绍了一种基于中心一致性敏感直方图的图像联合分割算法,并展示了所提方法的实验结果;最后总结全文,并对未来可能取得突破点的研究方向进行初步探讨。

3 中心一致性敏感直方图

本节从像素的空间分布和像素本身的强度值这两个角度来讨论图像的视觉特征,从而提出一个用局部信息来表示像

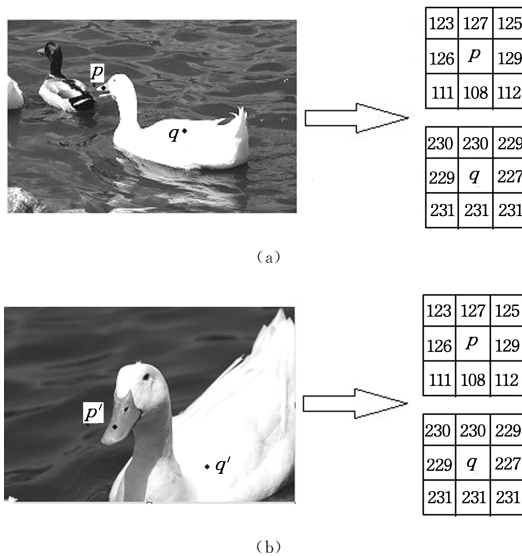
素本身所具有的相似性特征的中心一致性敏感直方图。

3.1 空间一致性因子

对象像素的空间分布特征是该对象在图像中所具有的基本特征之一。通过考虑对象像素的空间分布特征,使得我们对图像中对象特征的研究不再仅仅局限于像素的灰度级层面展开。因此,像素的空间分布特征对于我们研究图像中各个对象之间的相似性具有重要意义。

通常,我们从像素的邻域、连通性、空间距离和空间位置这几个方面来分析像素的空间特征。其中,分析连通性常用的方法有4-连接、8-连接和 m -连接等;常用的关于空间距离的定义有欧氏距离、城市街区距离和棋盘距离等。基于像素间的连通性及其空间距离来建立彼此的相似性是很常用的一种空间特征分析技术。但是,这种方法一方面不能从整体上把握两个像素间的相似性,另一方面受对象形变的影响较大。因此,文中从像素彼此之间的空间相对位置及其分布来考虑各个像素的空间特征。

一般地,视觉上相似的对象像素在空间分布上也存在着某种局部一致性。如图1所示,图1(a)和图1(b)分别展示了各自前景对象上随机选取的像素 p, q 和 p', q' 邻域内的各个像素,通过对比发现,它们邻域中的各个对应位置上的像素彼此之间是相同的,例如图1(a)中的像素 p 邻域中左上位置处的像素和图1(b)中像素 p' 邻域的左上位置处的像素具有相同的灰度级,像素 q 和像素 q' 也是如此。本文的重点就是建立一个能够度量像素的该局部一致性关系的空间一致性因子。



注:图1(a)和图1(b)右侧的两个窗口分别展示了其左侧图像中的像素 p, q 以及 p', q' 的 3×3 邻域内的像素灰度值

图1 图像中相似对象的像素局部特征示意图

Fig. 1 Example diagram for local characteristics of similar objects in images

考虑一幅具有 L 个灰度级的图像 G ,令 $C_p^G(q)$ 为图像 G 中任意位置的像素 q 相对于像素 p 的空间一致性因子,则有:

$$C_p^G(q) = \text{EXP} \left(\frac{\sum_{i=1}^N R(l(p_i'), l(q)) |_{s^{(p,q)}}}{\sum_{i=1}^N Q(l(p_i'), l(p))} \right) \quad (1)$$

其中, N 表示图像 G 中像素的总个数, p_i' 表示第 i 个像素, $l(p_i')$ 的结果是像素 p_i' 的灰度级, $s^{(p,q)}$ 表示像素 q 相对于像素 p 的空间相对位置算子。仅当 $l(p_i')$ 的值与像素 p 相同且 $l(p_i')$ 和 $l(q)$ 在相对位置算子 $s^{(p,q)}$ 内时, $R(l(p_i'), l(q))$ 的值为1,否则为0;仅当 $l(p_i')$ 的值与像素 p 相同时, $Q(l(p_i'), l(p))$ 的值为1,否则为0。我们用这种空间一致性因子来度量对应灰度级的像素彼此之间所具有的空间相似性关系,以下称这种关系为空间一致性关系。

当以图像中某一位置的像素为中心时,基于式(1)能够方便地计算出其他任何一个像素相对于它的空间一致性因子。不难发现,通过式(1)可以直观地将像素 q 相对于像素 p 的空间一致性理解为两个分量之比,在这个比中,分子量是灰度级分别与像素 p 和 q 相同的像素对出现在图像中由空间相对位置算子 $s^{(p,q)}$ 所指定的位置的次数,分母量是灰度级与像素 p 相同的像素总数。为了便于后续的计算,在不失一般性的情况下,令 $S = (s_1, s_2, \dots, s_k, \dots, s_n)$ 是定义了 n 个相对位置算子的集合, $X_L^G(s_k)$ 是一个具有 L 个灰度级的图像 G 在相对位置算子 s_k 下的空间一致性矩阵,则有:

$$X_L^G(s_k) = \begin{bmatrix} x_{0,0}(s_k) & \cdots & x_{0,L-1}(s_k) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{L-1,0}(s_k) & \cdots & x_{L-1,L-1}(s_k) \end{bmatrix}, s_k \in S \quad (2)$$

其中, $x_{r,c}(s_k) \in X_L^G(s_k)$ 是在空间相对位置算子 s_k 定义下的灰度级为 c 的像素 q 相对于灰度级为 m 的像素 p 的空间一致性因子, $0 \leq r, c \leq L-1$ 。因此,根据式(1)可得:

$$x_{r,c}(s_k) = \text{EXP} \left(\frac{\sum_{i=1}^N R(r_i', c) |_{s_k}}{\sum_{i=1}^N Q(r_i', r)} \right) \quad (3)$$

不难发现,空间一致性矩阵的每一行的元素之和为1。

3.2 中心一致性敏感直方图

直方图是很多数字图像处理技术的基础,是我们在空间中描述数字图像特征的常用工具。在分析一幅图像的过程中,我们能够通过该图像的直方图得到很多关于该图像的视觉特征,如基本的图像亮度、对比度以及特定灰度级中像素的分布情况等。一个传统的图像 G 的直方图在数学上可以被定义为一个定义域为 $[0, L-1]$ 的离散函数 $H^G(b)$:

$$H^G(b) = \frac{n_b}{N}, b = 0, 1, \dots, L-1 \quad (4)$$

其中, b 表示第 b 级灰度值, $0 \leq b \leq L-1$, n_b 是图像 G 中灰度级为 b 的像素总数, N 是图像 G 中的像素总数。 $H^G(b)$ 也可以被直观地理解为灰度级为 b 的像素在图像中出现的频率。图2(a)展示了以基本灰度级为特征的气球图像,图2(b)显示了与该图像对应的直方图。每个直方图的横轴表示灰度级 b ,纵轴表示值 $H^G(b)$ 。从数据结构角度分析,图像直方图是一个表示每个灰度级的像素在图像中出现的频率的一维数组。因此,对于一幅具有 L 个灰度级的图像 G ,其对应的直方图 H^G 可以用下式表示:

$$H^G(b) = \frac{\sum_{i=1}^N F(p_i, b)}{N}, b = 0, 1, \dots, L-1 \quad (5)$$

其中,当第 i 个像素 p 的灰度级为 b 时, $F(p_i, b)$ 的值为 1, 否则为 0。这种直方图从整体上描述了图像中的像素在各个灰度级的分布特征。

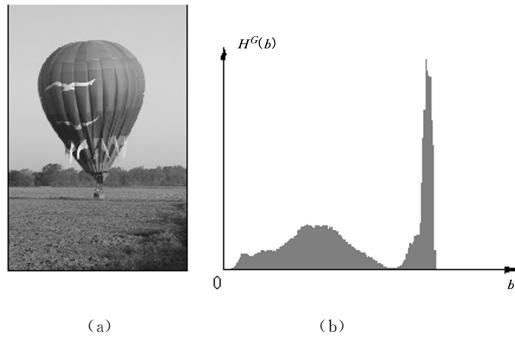


图 2 带有基本灰度级的气球图像及其对应的图像直方图

Fig. 2 Balloon image with basic gray level and its corresponding image histogram

基于上述直方图的处理方法是全局性的,从某种意义上讲,是基于整幅图像的特征来考虑像素的特征。虽然这种全局方法适合分析图像的整体特征,但存在这样的情况,即考虑图像中小区域的细节也是必要的,这些区域中一些像素的特征在全局计算中可能考虑得不够充分,甚至被忽略了,因为全局特征的计算没有必要保证获取期望的局部特征细节。针对这种情况的解决方案是使用局部直方图,它是在每个像素处以该像素的邻域中的灰度分布为基础进行计算的。式(5)所描述的直方图处理方式很容易适应局部特征。

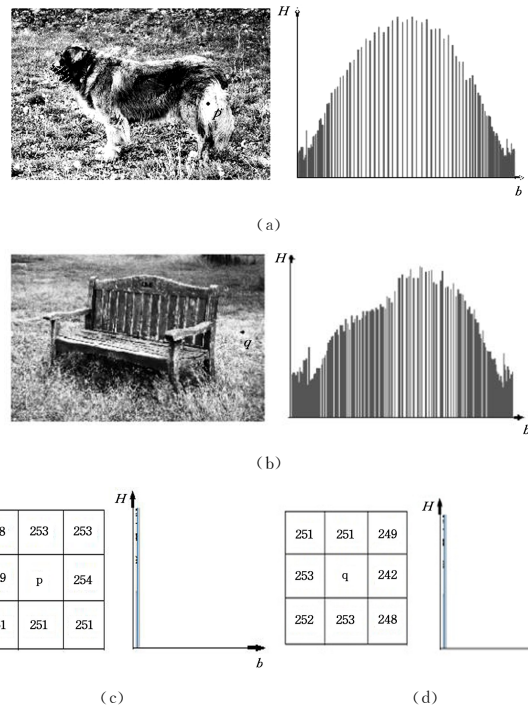
局部直方图与图像直方图的不同之处主要在于它是在每个像素处计算,其具体的计算过程是以计算局部直方图的像素为中心定义一个邻域,并把该区域的中心从一个像素移至另一个像素;在每个位置处计算邻域中的点的直方图,并把这些点的直方图所具有的特征最终映射为邻域中心像素的特征。这种局部直方图在理论上方便了对图像中以像素为单位的局部区域特征进行分析与处理;同时,也有大量的图像处理任务已经验证了它的实际效用,如图像局部增强^[14]、中值滤波^[15]、双边滤波和目标追踪^[16]等。令 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_k, \dots, d_n\}$ 是定义了像素 p 邻域中的 n 个像素与它的相对位置算子的集合,基于式(5),我们能够容易地推算出像素 p 的局部直方图 H_p^E :

$$H_p^E(b) = \frac{\sum_{i=1}^n F(U(p, d_i), b)}{n}, b=0, \dots, L-1 \quad (6)$$

其中, $U(p, d_i)$ 表示同像素 p 在相对位置算子 $d_i \in D$ 内的像素。

上述直方图是通过依次遍历图像或邻域中的所有像素,并在遍历过程中为每次出现的像素对应的灰度级计数器加 1 的方式进行计算的。经分析发现,这种计算方式使得直方图在表示图像特征时具有很强的单一性,它无法避免的一种情况是具有相同灰度级分布的不同形态的对象可能具有相同的灰度直方图。如图 3 所示,图 3(a)和图 3(b)中图像的内容在视觉形态上存在很明显的差异,但是它们的图像直方图的特征却很相近,并且由图 3(c)和图 3(d)可知它们中部分像素的

局部直方图的特征也很相近。



注:图 3(a)和图 3(b)的左侧分别是具有不同前景特征的图像,右侧是对应于左侧图像的直方图;图 3(c)和图 3(d)的左侧分别是图 3(a)和图 3(b)中像素 p 和 q 的 3×3 邻域内的像素,右侧是像素及对应的局部直方图

图 3 图像、像素邻域及其对应的直方图示意图

Fig. 3 Example diagram for images, neighborhood of pixels and its corresponding histogram

在这种情况下,若根据上述直方图计算出的图像特征来判断图像间对象的相似性,则得到的结果存在很大误差。统一以加 1 的方式对对应灰度级区间内的所有像素进行计算,丢失了每个像素本身所具有的空间位置信息,而这种信息在我们分析图像或局部区域特征的过程中具有非常重要的价值。在我们分析局部区域特征的相似性时,需要考虑的不仅是区域在像素的灰度值分布上具有相似性,而且要求各个像素在空间位置上也具有相似性。因此,本节提出一个对像素空间相对位置敏感的中心一致性敏感直方图(Consistency of Center Sensitive Histogram, CSH)。

在局部直方图中,像素 p 邻域中的每个像素对其局部直方图值的贡献是等价的,这样就丢失了各个像素在邻域中相对于邻域中心像素的空间相对位置信息。如图 3(c)和图 3(d)所示,像素 p 和像素 q 分别在具有不同意义的区域中(像素 p 是图 3(a)中左侧图像的前景像素,像素 q 是图 3(b)中左侧图像的背景像素),但它们在 3×3 邻域内的局部直方图特征却是基本相似的,显然,通过这种局部直方图很难区分像素彼此间的特征。通过仔细观察不难发现,像素 p 和 q 的邻域中的像素的灰度级分布虽然相同,但是同一灰度级的像素的空间分布是不一样的,例如在图 3 中,灰度值为 248 的像素是在 p 邻域的左上角位置,而在 q 邻域中是在右下角位置。我们能够使用上述的空间一致性算子来量化这种空间特征的差异性。因此,我们基于这个思想提出一个对像素空间位置敏感的中心一致性敏感直方图算法来解决这个问题。令 H_p^S 表

示像素 p 的 CSH, 则:

$$H_p^S(b) = \frac{\sum_{i=1}^n \alpha \times F(U(p, d_i), b)}{n}, b=0, 1, \dots, L-1 \quad (7)$$

其中, α 是像素 $U(p, d_i)$ 相对于像素 p 的空间一致性因子, 因此由式(2)和式(3)可将式(7)转化为:

$$H_p^S(b) = \frac{\sum_{i=1}^n X_L^G(d_i) |_{(l(p), l(U(p, d_i)))} \times F(U(p, d_i), b)}{n},$$

$$b=0, 1, \dots, L-1 \quad (8)$$

其中, $X_L^G(d_i) |_{(l(p), l(U(p, d_i)))}$ 是矩阵 $X_L^G(d_i)$ 中下标为 $(l(p), l(U(p, d_i)))$ 的元素。

4 相对光照强度

在为联合分割的对象之间建立一致性关系之前, 还要考虑光照条件对对象在图像中的外貌的影响。场景的光照强度对对象在图像中的外貌有着剧烈的影响, 如图4所示, 其中图4(a)~图4(c)分别为外貌相同的对象在具有不同光照强度的场景中的图像, 图4(a)~图4(c)的光照强度逐渐变大。显然, 在具有不同光照强度的图像中, 相同位置处对应的前景对象像素之间的强度值差别很大。如果不考虑这种由于光照强度不同所产生的差异性, 将严重干扰我们在这样的两个对象之间建立相似性。



图4 同一对象在具有不同光照强度的场景中的图像

Fig. 4 Images of same object in scenes with different light intensities

为了尽可能地降低甚至避免光照强度的改变对对象像素强度值的影响, 基于某一光照强度下同一对象在图像中的像素的强度值与光照强度之间存在一个仿射关系的认识, 我们提出一种基本的提取相对光照强度的方法。令这种仿射关系为 A , I 表示光照强度, 则有:

$$I = \frac{\sum_{i=1}^{N^F} A(l(p_i))}{N^F} = \frac{\sum_{i=1}^{N^F} a_1 l(p_i) + a_0}{N^F} \quad (9)$$

其中, N^F 表示对象在图像中的像素总数, a_0 和 a_1 是对应仿射变换的两个参数。如此, 用 I_1 和 I_2 分别表示两幅图像所具有的光照强度, 我们基于两幅图像中对象的像素值能够容易地估算出它们的相对光照强度 I' :

$$I' = \alpha(I_2 - I_1) = \alpha \left(\frac{\sum_{i=0}^W A(p_i)}{W} - \frac{\sum_{j=0}^V A(q_j)}{V} \right)$$

$$= \alpha \left(\frac{\sum_{i=0}^W a_1 p_i + a_0}{W} - \frac{\sum_{j=0}^V a_1 q_j + a_0}{V} \right) \quad (10)$$

其中, W 和 V 分别表示对象在两幅图像中的像素总数, α 表示在区间 $[0, 1.0]$ 的动态调控因子。

5 基于中心一致性敏感直方图的图像联合分割算法

图像联合分割与一般的图像分割技术的区别主要在于,

一般的图像分割方法侧重于在单张图像中考虑前、背景所具有的特征, 并将这些特征之间的差异性作为分割进程中的决策依据; 而联合分割算法是在单张图像分割的基础上, 利用多张图像之间所具有的相似性信息来进一步增强分割决策的准确度, 这也是图像联合分割的优势所在, 即有能力在分割过程中利用多个相似对象之间的相似性信息来得到更好的分割结果。那么, 为了达到多张图像联合分割的目的, 为各张图像中的相似对象建立一种相似性关系, 并使该相似性关系能够便于我们充分利用对象之间的相似性来进行分割, 成为了我们工作的重点。

联合分割算法的输入是一系列具有相同或相似前景对象的图像。传统的联合分割算法首先定义一种特征算子, 并用该特征算子来分别计算这一系列图像中每一张图像的视觉特征, 然后找出这些图像所具有的共同特征, 最后将这个特征所代表的区域视为待分割图像的前景对象区域。计算图像特征的常用算子有颜色直方图、视觉直方图和 GIST 特征^[1,17]等。基于这些算子的特征提取方法所提取的图像特征具有全局性, 本质上, 这些算子提取的特征是每一张图像的整体特征。若通过这种特征去分析图像中的单个像素的局部特征, 在某种层面上讲, 是基于整幅图像的特征来分析这单个像素所具有的特征。虽然这些全局方法适用于对图像的整体特征进行分析, 但以像素为单位来考虑图像的细节特征有时也存在着必要的需求。而这些特征在全局计算中可能未被充分考虑, 甚至也存在被忽略的可能性, 因为全局特征计算没有必要保证获取期望的局部特征的细节, 这种对局部特征的细节的忽略也使得联合分割算法不能得到更准确的结果。不同于传统联合分割算法的这种基于图像的整体特征来考虑每张图像之间的相似性, 本节提出的图像联合分割算法重点考虑每张图像中前景对象的局部特征。传统的联合分割算法是利用一系列图像的整体特征中所共有的相似特征来判定它们之间的相似区域, 我们所提出的方法则是基于图像中对象的局部特征彼此之间的相似程度来确定该局部特征所代表的区域是否属于前景对象, 即将对象的局部特征的相似性作为联合分割的依据。

所提联合分割算法的输入是一张前景对象 \mathcal{F} 已知的图像 G 及一个拥有 M 张相似图像的集合 $\mathcal{G} = \{G_1, \dots, G_i, \dots, G_M\}$, 要求 \mathcal{G} 中的每一幅图像 G_i 都包含一个与图像 G 中前景对象 \mathcal{F} 类型相同的对象 (如一头奶牛), 并且都带有 k 个前景种子点 $\mathcal{O} = \{o_1, \dots, o_i, \dots, o_k\}$; 目标是从输入数据中联合分割出所有的前景对象。本文方法与非监督机制方法的区别在于, 不是仅仅给定一个输入图像的集合; 与监督机制方法的区别在于, 所需的预分割对象的数量远小于待分割图像中对象的数量。与自动化的分割方法相比, 本文方法需要预先知道前景对象的种子点信息; 与非自动化的分割方法相比, 我们不需要大量的人工介入来支撑算法的执行。

文中所提算法的执行过程主要分为以下 4 个步骤 (图 5 为算法的整体流程图)。

1) 确定前景对象的种子点, 使得算法能够以该种子点为基础来确定前景对象区域中的其他像素。

2) 确定空间一致性基准。将已知前景对象的空间一致性

矩阵中的空间一致性因子作为度量所有像素空间一致性程度的基准。

3) 计算对应像素的中心一致性敏感直方图。其目的在于方便后续利用像素对彼此之间的中心一致性敏感直方图距离来确定它们的相似程度。

4) 比较对应像素彼此之间的中心一致性敏感直方图距离。通过比较目标像素与参照像素彼此之间的中心一致性敏感直方图距离来确定该目标像素是否属于前景对象。

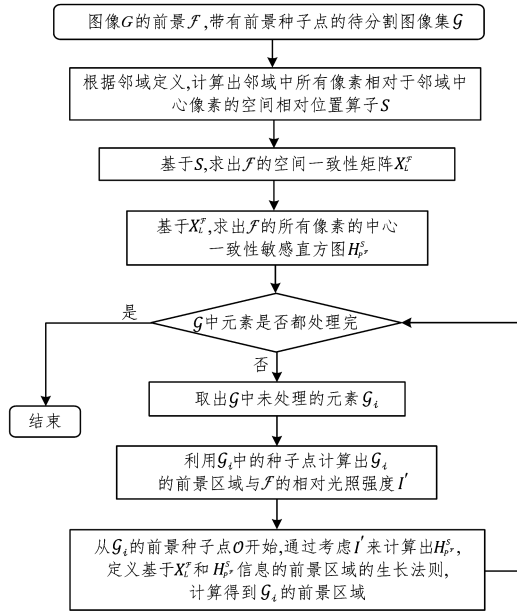


图 5 算法整体流程图

Fig. 5 Overall flow chart of proposed algorithm

5.1 确定前景对象的种子点

为了能够充分利用前文提及的相对光照强度模型来尽可能地避免光照强度变化对算法产生的影响,以种子点的灰度级分布与前景对象的灰度级分布尽可能相同或相似为原则来确定前景对象的种子点。

5.2 确定空间一致性基准

为了能够通过像素的空间一致性反映像素彼此之间的相似性程度,需要为这种空间一致性确立一个衡量基准。待分割图像集合中 \mathcal{G} 的每一张图像都包含与图像 \mathcal{G} 中前景对象 \mathcal{F} 相同或相近的目标前景对象,显然这些对象彼此之间的空间特征也存在着一定的相似性。因此,我们选择图像 \mathcal{G} 中前景对象 \mathcal{F} 在所具有的空间一致性特征作为参考基准来确定每个像素的空间一致性因子。

设图像 \mathcal{G} 具有 L 个灰度级别,在像素 p 的大小为 $k \times k$ 的邻域内计算所有像素的特征,并将该特征最终映射为像素 p 所具有的局部特征,在实践过程中设 $k=1$ 。令 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_{k \times k}\}$ 是像素 p 邻域内所有像素构成的集合,则 P 中每个元素相对于像素 p 的空间相对位置算子构成的集合 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_i, \dots, s_{k \times k}\}$ 为:

$$s_i = T(p_i) - T(p), 1 \leq i \leq k \times k \quad (11)$$

其中, $T(p_i)$ 是像素 p_i 的空间位置, $s_i \in S$, $p_i \in P$ 。基于该空间相对位置算子集合 E , 利用式(2)可得出图像 G 中前景对象

\mathcal{F} 的空间一致性矩阵 $X_L^{\mathcal{F}}(s_i)$ 。对于彩色图像,先将其转换为对应的灰度图后再进行计算。

5.3 计算对应像素的中心一致性敏感直方图

使用像素的中心一致性敏感直方图来讨论每一个像素本身所具有的局部性特征。那么,获取前景对象 \mathcal{F} 中每一个像素的局部性特征,就是计算出其中每一个像素的中心一致性敏感直方图。设 $P^{\mathcal{F}}$ 是由前景对象 \mathcal{F} 的所有像素构成的集合,则:

$$P^{\mathcal{F}} = \{p_1^{\mathcal{F}}, \dots, p_i^{\mathcal{F}}, \dots, p_m^{\mathcal{F}}\} \quad (12)$$

其中, m 表示前景对象 \mathcal{F} 的像素总个数。基于上述空间一致性矩阵 $X_L^{\mathcal{F}}(s_i)$, 并利用式(8)进行计算,可得到 $P^{\mathcal{F}}$ 中所有元素的中心一致性敏感直方图 $H_{p_i}^S(b)$:

$$H_{p_i}^S(b) = \{H_{p_i}^S(b), \dots, H_{p_i}^S(b), \dots, H_{p_i}^S(b)\}, \\ b = 0, 1, \dots, L-1 \quad (13)$$

其中, $p_i^{\mathcal{F}} \in P^{\mathcal{F}}$ 。

设像素 p_g 是集合 \mathcal{G} 中待分割图像 \mathcal{G}_i 的一个像素,令 P_g^S 为由像素 p_g 邻域内的所有像素构成的集合,要求 P_g^S 满足:

$$P_g^S = \{p_{s_1}, \dots, p_{s_i}, \dots, p_{s_{k \times k}}\} \quad (14)$$

其中, $s_i \in S$, p_{s_i} 是同像素 p_g 在空间相对位置算子 s_i 内的像素。从而,集合 P_g^S 中的每个像素构成了像素 p_g 的基于集合 E 的邻域,因此可以通过上述空间一致性矩阵 $X_L^{\mathcal{F}}(s_i)$ 获得像素 p_{s_i} 相对于像素 p_g 的空间一致性因子。

我们知道,空间一致性因子的获取对像素 p_g 和像素 p_{s_i} 的灰度值敏感,而像素的灰度值受光照的影响较大,也就是说,当图像 \mathcal{G}_i 和前景对象 \mathcal{F} 处于不同光照条件下时,若直接根据前景对象 \mathcal{F} 的空间一致性矩阵来计算图像 \mathcal{G}_i 中像素的空间一致性,则会产生很大的偏差。因此,在计算像素 p_g 的中心一致性敏感直方图时,需要对前景对象 \mathcal{F} 和待分割图像 \mathcal{G}_i 的相对光照强度进行考虑。令 P^f 为图像 \mathcal{G}_i 中目前已知的前景区域 f 的所有像素的集合,由 $P^{\mathcal{F}}$ 以及式(10)可得两者的相对光照强度 I' :

$$I' = I^{\mathcal{F}} - I^f \quad (15)$$

其中, $I^{\mathcal{F}}$ 和 I^f 分别为前景对象 \mathcal{F} 和 f 的光照强度。不难发现,在式(10)中,当变量 W 和 V 很大时,该公式近似等于:

$$\lim_{W \rightarrow \infty, V \rightarrow \infty} I' = \lim_{W \rightarrow \infty, V \rightarrow \infty} \frac{\sum_{i=0}^W a_1 p_i + a_0}{W} - \frac{\sum_{j=0}^V a_1 q_j + a_0}{V} \\ = \lim_{W \rightarrow \infty, V \rightarrow \infty} a_1 \left(\frac{\sum_{i=0}^W p_i}{W} - \frac{\sum_{j=0}^V q_j}{V} \right) \quad (16)$$

排除系数 a_1 的影响,我们可以将这种相对光照强度在灰度级层面上近似为两个对象所具有的像素的平均灰度值。那么,在利用前景对象 \mathcal{F} 的 $X_L^{\mathcal{F}}(s_i)$ 计算像素 p_g 的中心一致性敏感直方图时,为了减弱由于像素 p_g 与前景对象 \mathcal{F} 所处的光照强度的不同而对其空间一致性的计算产生的影响,首先使用值 I'/a_1 对像素 p_g 以及集合 P_g^S 中的所有像素的灰度级进行转化,具体的转化方式为:

$$v_p = l(p) + I'/a_1 \quad (17)$$

其中, v_p 是像素 p 转化后的灰度级。然后利用转化后的每个

像素的灰度级在 $X_L^S(s_i)$ 中获取对应像素的空间一致性因子, 最后计算出像素 p_g 基于相对光照强度的中心一致性敏感直方图 $H_{p_g}^S$ 。

5.4 比较像素对的中心一致性敏感直方图的距离

利用以直接寻找区域为基础的技术^[18-20]对图像 G_i 进行分割—区域生长。区域生长是指依据预先定义的生长准则将像素或子区域组合为更大区域的过程, 其关键是生长准则的定义和终止规则的表示法。

定义生长准则的基本方法是从一组“种子”点开始, 在种子点的邻域中将与种子点预先定义的性质相同或相似的像素加入到每个种子点上来形成这些生长区域。这里, 我们基于图像 G_i 的 k 个前景种子点 $\theta = \{o_1, \dots, o_i, \dots, o_k\}$ 将生长准则定义为: 设每个种子点所在的区域就是图像 G_i 的当前已知前景区域 f , 令集合 P^θ 中的元素是区域 f 边缘所有与该区域 8-连接的外部像素。利用 5.2 节中描述的方法计算出 P^θ 中每个像素 $p_g \in P^\theta$ 的基于相对光照强度的中心一致性敏感直方图 $H_{p_g}^S$, 检索式(12)中与像素 p_g 经式(17)转换后的灰度级相同的像素, 计算 $H_{p_g}^S$ 与这些像素中每个像素在式(13)中的对应的中心一致性敏感直方图之间的距离 d 。其中, d 通过下式计算:

$$d = \| H_{p_1}^S - H_{p_2}^S \|_F^2 \quad (18)$$

如果存在 d 大于在这些像素中每个像素彼此之间中心一致性敏感直方图距离的最大值, 则认为像素 p_g 不属于区域

f , 否则将像素 p_g 加入其所连接的区域。若集合 P^θ 中当前所有的像素均被计算完毕, 则更新集合 P^θ 。

终止规则的表示法是区域生长的另一个关键问题。当不再有像素满足加入某个区域的准则时, 区域生长就会停止。这里将终止规则表示为: 当与区域 f 连通的(这里要考虑连通属性, 以免产生对当前讨论内容毫无意义的分割结果)所有像素都不能加入到对应种子点所在区域, 即集合 P^θ 中当前所有像素均被计算为不属于区域 f 时, 区域生长终止。当区域生长终止时, 认为当前的区域 f 即为图像 G_i 的前景区域。

6 实验结果展示

本节对所提出的联合分割方法的部分实验结果进行展示, 并基于实验结果对所提方法的准确率和时间复杂度进行评估和描述。我们已经用 C 语言实现了所提出的方法, 并将它执行, 在配有 Intel i7 2.3GHz CPU 和 8GB RAM 的双核 PC 上。

将所提出的方法在 iCoseg^[21] 和 MSRC 联合分割数据集上进行了实验, 这些数据集中包含多种不同类别的对象(其中, iCoseg 数据集包含 38 种类型的对象, 总计 643 幅图像), 每一类别中包含的对象都非常相似, 并且同时包含一些具有挑战性的元素, 这些元素包括明显的光照差别、不同的造型和尺寸。分割的正确率被定义为分割结果中正确标识的像素的百分比。图 6 展示了所提方法的部分实验结果。

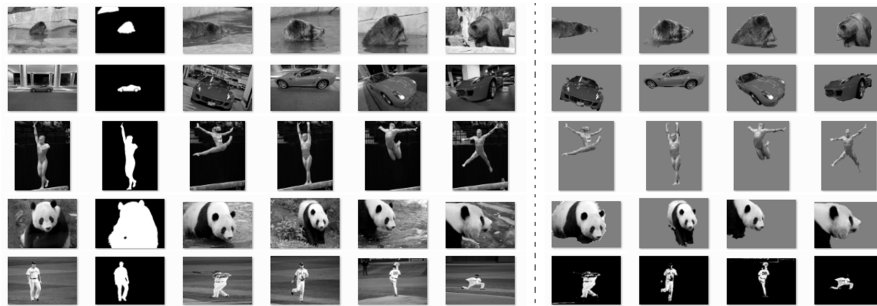


图 6 原始图像、其 ground truth 以及分割结果图

Fig. 6 Origin images, their ground-truth and segmentation results

将目前已有的 3 种联合分割算法进行比较, 其中有 2 个是基于非监督机制的方法, 分别为 Discriminative clustering for image co-segmentation^[22] (DC-CoSeg) 和 Unsupervised co-segmentation through region matching^[23] (RM-CoSeg), 还有一个是基于监督机制的联合分割算法 Object co-segmentation^[24] (Obj-CoSeg)。表 1 列出了本文方法 CSH-CoSeg 与对比方法的准确率(其中, DC-CoSeg, RM-CoSeg 和 Obj-CoSeg 的实验数据来源于参考文献[1])。该准确率是每个类别中随机选择超过 10 个结果的平均准确率。对比发现, 本文方法在多数例子中优越于现有的非监督方法, 并且与监督方法具有一定的可比性, 有时甚至会超过监督方法。

实验结果表明, 基于图像局部特征来进行联合分割的效果较为理想, 相比于图像整体特征上所具有的相似性, 其从更细节的层面保证了相似性的充分程度。在基于中心一致性敏感直方图分析局部特征时, 同时考虑像素的灰度值和空间相对位置这两方面信息, 进一步提升了分割的准确程度, 进而改善了结果。

表 1 各算法在 iCoseg 联合分割数据集上的分割准确度

Table 1 Segmentation accuracy of each algorithm on iCoseg data set

类别	(单位: %)			
	DC-CoSeg ^[22]	RM-CoSeg ^[23]	Obj-CoSeg ^[24]	CSH-CoSeg
Alaska Bear	74.8	86.4	90.0	90.6
Red Sox Players	73.0	90.5	90.9	91.2
Stonehenge1	56.6	87.3	63.3	88.2
Liverpool FC	76.4	82.6	87.5	62.2
Ferrari	85.0	84.3	89.9	90.3
Taj Mahal	73.7	88.7	91.1	93.3
Pandas	84.0	60.0	92.7	86.2
Kite	87.0	89.8	90.3	91.9
Gymnastics	90.9	87.1	91.7	92.6
Skating	82.1	76.8	77.5	83.7
Hot Ballons	85.2	89.0	90.1	90.2
Liberty Statue	90.6	91.6	93.8	92.3
Average	79.9	84.5	87.4	90.3

本文方法的时间复杂度由 3 个因素决定, 分别是待分割图像的灰度级、计算空间一致性矩阵的方向向量的维数以及待分割图像的大小。令待分割图像的灰度级为 n_1 , 空间一致

性矩阵的方向向量的维数为 n_2 ,待分割图像的大小为 n_3 ,则在有足够的存储空间的前提下,本文方法在最坏情况下的时间复杂度为 $O(n_1^2 \times n_2 \times n_3)$ 。

结束语 文中提出了一种新的中心一致性敏感直方图算法和一个有效的图像联合分割框架。在联合分割过程中,针对像素的局部特征,利用像素的空间位置信息和灰度值来确保准确判定像素对之间的相似性,并基于区域生长的机理找到所有属于前景对象区域的像素。实验结果显示,所提出的联合分割算法优于现有的一些方法。

同时,仍然有许多主题有待于继续探索,包括:分析像素局部特征时邻域的定义方式、通过对比前景直方图的三阶距的偏差来提取像素的光照不变特性,以及是否能够同时计算多个对象的特征等。所提出的中心一致性敏感直方图也能够被应用到其他的视觉应用中,如目标追踪等,这些也将会是我们未来研究的组成内容。

参 考 文 献

- [1] WANG F, HUANG Q, GUIBAS L J. Image co-segmentation via consistent functional maps [C]// IEEE International Conference on Computer Vision. 2013:849-856.
- [2] WANG W, SHEN J B, LI X L, et al. Robust video object cosegmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2015, 24(10): 3137-3148.
- [3] HUANG L, GAN R, ZENG G. Object cosegmentation by similarity propagation with saliency information and objectness frequency map [C]// International Conference on Systems and Informatics. 2017:906-911.
- [4] AVINASH S, MANJUNATH K, KUMAR S S. An improved image processing analysis for the detection of lung cancer using gabor filters and watershed segmentation technique [C]// International Conference on Inventive Computation Technologies. 2017:1-6.
- [5] CHENG Y H, QIAO X, WANG X S, et al. Random forest classifier for zero-shot learning based on relative attribute [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2017, PP(99):1662-1674.
- [6] JACOBS D W, BELHUMENR P N, BASRI R. Comparing images under variable illumination [C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 1998: 610.
- [7] CHEN H F, BELHUMEUR P N, JACOBS D W. In search of illumination invariants [C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2000:254-261.
- [8] KASS M, SOLOMON J. Smoothed local histogram filters [J]. ACM Transactions on Graphics, 2010, 29(4):1-10.
- [9] BABENKO B, YANG M H, BELONGIE S. Robust object tracking with online multiple instance learning [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(8):1619-1632.
- [10] BAO C, WU Y, LING H, et al. Real time robust 11 tracker using accelerated proximal gradient approach [C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2012:1830-1837.
- [11] CEHOVIN L, KRISTAN M, LEONARDIS A. An adaptive coupled-layer visual model for robust visual tracking [C]// International Conference on Computer Vision. 2011:1363-1370.
- [12] BLACK M J, JEPSON A D. Eigentracking: Robust matching and tracking of articulated objects using a view-based representation [J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 26(1):63-84.
- [13] ISARD M, BLACK A. Condensation - conditional density propagation for visual tracking [J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 29(1):5-28.
- [14] ZHANG G D, YAN P Y, ZHAO H, et al. A contrast enhancement algorithm for low-dose CT images based on local histogram equalization [C]// International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering. 2008:2462-2465.
- [15] PANDEY P, RICHHARIYA V, RAJPUT V. Gradient histogram edge preservation with non-local mean filter for image denoising [C]// Online International Conference on Green Engineering and Technologies. 2017:1-6.
- [16] VERMA M, RAMAN B. Object tracking using joint histogram of color and local rhombus pattern [C]// IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications. 2015: 77-82.
- [17] ROBERTS R, SINHA S N, SZELISKI R, et al. Structure from motion for scenes with large duplicate structures [C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2011:3137-3144.
- [18] ZHENG K, FENG W, CHEN H. An adaptive non-local means algorithm for image denoising via pixel region growing and merging [C]// International Congress on Image and Signal Processing. 2010:621-625.
- [19] SIDDIQUE I, BAJWA I S, NAVEED M S. Automatic functional brain MR image segmentation using region growing and seed pixel [C]// International Conference on Information and Communications Technology. 2007:1-2.
- [20] MORIMOTO T, HARADA Y, KOIDE T, et al. Pixel-parallel digital CMOS implementation of image segmentation by region growing [J]. IEEE Proceedings - Circuits, Devices and Systems, 2005, 152(6):579-589.
- [21] BATRA D, KOWDLE A, PARIKH D, et al. Icoseg: interactive co-segmentation with intelligent scribble guidance [C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2010:3169-3176.
- [22] JOULIN A, BACH F, PONCE J. Discriminative clustering for image co-segmentation [C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2010:1943-1950.
- [23] PARAGIOS N, SERRAT J, LOPEZ A, et al. Unsupervised co-segmentation through region matching [C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2012:749-756.
- [24] VICENTE S, ROTHER C, KOLMOGOROV V. Object cosegmentation [C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2011.