

消除光照影响的背景减除算法

樊亚春¹⁾ 周明全²⁾ 耿国华³⁾

¹⁾(北京师范大学 教育技术学院,北京 100875) ²⁾(北京师范大学 信息科学与技术学院,北京 100875)

³⁾(西北大学信息科学与技术学院,西安 710069)

摘要 为了准确分离图像中的对象与背景信息,并使得分离效果不受图像中光照变化的影响,提出了一种改进的图像背景减除算法。首先,算法使用改进的图割方法进行背景减除,提高减除效果。其次,算法提出颜色衰减模型和对比度衰减模型,改进能量公式中的颜色分量 and 对比度分量,消除光照变化对于减除结果的影响。最后,针对分离出的二值图像,提出利用形态学操作和空洞填充策略予以优化补偿,优化最终图像分离的结果。实验结果表明,当原始图像和背景图像光线强度差别较大,或光线被对象遮挡的情况下,相比于传统背景减除算法,该算法的减除效果仍然较好。该算法适用于复杂环境下图像中对象提取。

关键词 背景减除 亮度变化 图割 能量最小化

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)07-1413-05

Background Cut Algorithm Leaving Illumination Infection

FAN Ya-chun¹⁾, ZHOU Ming-quan²⁾, GENG Guo-hua³⁾

¹⁾(School of Education Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875) ²⁾(College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875) ³⁾(College of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an 710069)

Abstract In order to extract object from images correctly and to ensure good results under illumination changing between images, a new background cut algorithm is proposed. First, an improved graph cut method is used to enhance the cutting results. Then the color and contrast attenuation models are presented to replace the color term and the contrast term in energy function which will reduce the infection due to illumination. Finally, we use morphology operation and holes filling methods to increase the final effect. Experimental results indicate that this algorithm is more effective than traditional background cut algorithms especially when the source image and the background image hold different illuminations or when light is covered by the object. It can satisfy the system requirements of extracting object in complex environments.

Keywords background cut, illumination changing, graph cut, energy minimization

1 引言

图像中包含很多信息,但是人们所关心的信息往往只是一小部分,由此可以将图像分为前景对象和背景图像。而图像处理中经常需要给相同的前景对象赋予不同的背景图像来改变图像的效果,由此背景减除技术应运而生。背景减除就是利用原始图

像和固定背景图像共同获得目标对象图像的技术。

背景减除技术作为视觉领域的关键技术可以应用于很多系统,如虚拟演播、视频会议跟踪、人物检测、视频编辑、安全监视、交通监控等。背景减除技术在这些视觉系统中作为对象检测和跟踪预处理的步骤已经使用了一段时间,这些系统大多数都对全局的和局部的亮度变化敏感,从而造成减除结果错误。首先,同一地点因为时间不同而造成的光线不

收稿日期:2008-07-31;改回日期:2008-09-26

第一作者简介:樊亚春(1978~),女。2009年于北京师范大学获教育技术专业博士学位。主要研究方向为数字图像处理、虚拟现实技术。E-mail:blackredink@gmail.com

通讯作者:周明全,E-mail:mqzhou@bnu.edu.cn

同,引起原始图像与背景图像光线差距较大;其次,对象对光线的遮挡,本身就影响了光线的强度,从而造成原始图像与背景图像的相似像素差距较大,致使减除算法失败;再次,对象的移动将会使背景区域产生阴影,这也会造成背景减除结果的不理想,从而无法保证减除的效果。

基于此,提出了一种新的背景减除算法,通过图割方法解决图像背景对象分离问题^[1-6]。分别采用改进的像素颜色模型和对比度模型表示最小能量的数据补偿部分和势能补偿部分。利用光线强度对比度衰减模型和背景对比度衰减模型分别对颜色分量模型^[7-8]和对比度分量模型^[9-10]提出修正。从而减少光强变化对于背景减除效果的影响。

2 图 割

2.1 图割基础

利用 Gibbs 能量最小化的图割理论分割方法将图像背景分离看作是一个二值分类问题,假设图像是一个图 $G = \langle V, E \rangle$, V 是顶点的集合, E 是连接相邻顶点的边的集合,顶点表示图像的像素,边表示图像像素 4 邻域或 8 邻域的相邻关系。二值分类问题就是对 V 中所有顶点进行 0,1 划分^[11],也就是求解图割中的最小划分问题,即找寻一种分割方法使得被分割边的权值和最小。

目前主要有两种方式实现最小划分:第 1 种是归一化分割,即根据分割的长度归一化花费函数,但是这种分割算法对于平面图处理速度太慢^[12];第 2 种是利用最小割/最大流算法实现,最小割/最大流算法最早是由 Grieg^[13] 于 1989 年首次引入视觉领域,用于解决能量最小化问题。经过 Boykov^[14] 改造的最小割/最大流算法的最大优势在于其降低了计算量,实现速度快且算法稳定,同时解决了图论本身的算法复杂度较高的缺陷,在一定程度上扩展了图描述方法的实际应用范围。

2.2 最优图割

图割 $G_c = \{S, T\}$ 就是将有两个终端的图分为两个集合分别是 S 和 T ,源点 s 和汇点 t 分别位于 S 集合和 T 集合中。分割的代价被定义为所有边界边 (p, q) 的代价总和:

$$C(S, T) = \sum_{p \in S, q \in T} w(p, q) \quad p \in S, q \in T \quad (1)$$

图的最小化分割问题就是定义一种分割使得这

种分割在所有分割中是花费代价最小。最小分割问题可以通过寻找源点 s 到汇点 t 的最大流来解决,简单说,如果把图的边比喻为管道,管道的能量等于边的权值,最大流就是指从源点到汇点图所能注入的最大量的水。从源点 s 到汇点 t 的最大流将图中的所有节点分为两部分 S 和 T 。如图 1 为根据图像信息构造的具有 30 个顶点的无向图及其分割结果。

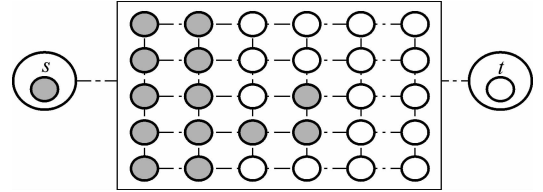


图 1 无向图分割例子

Fig. 1 The example of undirected graph

顶点 s 和 t 分别代表理想中的前景对象和背景。图中的顶点一般会有 6 条边,其中两条边分别连接代表对象和背景的 s 和 t 顶点,其余 4 条边连接其上下左右 4 个顶点,位于图中边缘部分的顶点边会有所减少。而 s 和 t 顶点则连接图中的每个像素顶点。图 1 中黑色顶点表示代表对象的 S 集合,白色顶点表示代表背景的 T 集合。

利用最小化 Gibbs 能量 $Energy(X)$ 可以使得图 1 的分割为最小分割,即达到对象背景分离的目的。对于每一个顶点 p ,其所对应的像素值为 x_p , (p, q) 为 p 顶点和 q 顶点之间的边,下式为能量函数表示:

$$E(X) = \sum_{p \in V} E_1(x_p) + \lambda \sum_{(p, q) \in E} E_2(x_p, x_q) \quad (2)$$

其中, X 代表待计算的图像, V, E 为图像无向图表示的顶点集合和边集合。 $E_1(x_p)$ 代表颜色分量, $E_2(x_p, x_q)$ 代表像素之间的比较分量。参数 λ 平衡两个分量对于总能量的贡献^[14]。

2.2.1 颜色分量模型

$E_1(x_p)$ 代表颜色分量也即为每个像素点的颜色分布值。用 F 表示原始图像经过噪声过滤后的图像,本算法中采用效果较好的高斯过滤,使用 9×9 的过滤模板达到较好的过滤效果。

根据背景图像的每一点颜色模型概率遵循高斯分布的特性,建立背景图像颜色模型。从而得到能量公式的颜色分量模型。 $p(F_B | x)$ 表示背景颜色模型,如下式:

$$p(F_B | x) = N(x | \mu_B, \Sigma_B) \quad (3)$$

其中, μ_B, Σ_B 分别代表背景颜色中 R, G, B 3 个颜色

分量的均值向量和协方差矩阵。

因此对于原始图像中一个给定的颜色值为 t 的像素 p , 它到背景像素的距离定义为

$$d(t) = D(\Sigma_B) + D(t, \mu_B, \Sigma_B) \quad (4)$$

其中,

$$D(\Sigma_B) = \frac{1}{2} \log(\det \Sigma_B) \quad (5)$$

$$D(t, \mu_B, \Sigma_B) = \frac{1}{2} (t - \mu_B)^T \Sigma_B^{-1} (t - \mu_B) \quad (6)$$

由此得到最终能量模型中 $E_1(x_p)$ 的分量模型为

	$p \in F$	$p \in B$	$p \notin F \cup B$	
$E_1(x_p = 1)$	0	∞	$d(t)$	(7)
$E_1(x_p = 0)$	∞	0	$\delta - d(t)$	

其中, F 和 B 分别表示背景区域和对象区域, δ 表示分割阈值。

2.2.2 对比度分量模型

$E_2(x_p, x_q)$ 代表相邻像素间的对比度模型, 即利用两邻像素值之间的关系来判定像素属于背景或对象, 对于相连接的像素 p, q 其对比度模型如下式:

$$E_2(x_p, x_q) = |x_p - x_q| \exp(-\beta d_{pq}) \quad (8)$$

其中, $|x_p - x_q|$ 代表相邻像素点的颜色差异性。 β 是调节颜色对比度分量的权值, 它属于一个健壮参数, 定义如下:

$$\beta = (2 \|x_p - x_q\|^2)^{-1} \quad (9)$$

d_{pq} 同 β 一起调节对比度分量权值, d_{pq} 定义如下:

$$d_{pq} = \|x_p - x_q\|^2 \quad (10)$$

表示 R, G, B 颜色差值的 L_2 范数值^[15]。

3 图割模型改进

3.1 光强衰减模型

在 2.2 节中建立的能量模型中的颜色分量并不能达到对光强影响的鲁棒性, 而是很大程度上受局部和全局光线变化的影响, 因此这节对于颜色分量模型进行改进, 提出光强衰减模型。光强衰减模型的主要原理来源于图像之间光强的变化最终体现为整幅图像中以亮度为主的像素值的亮度均值和亮度均方差决定。从这点出发, 用两个权值参数 ω_1 和 ω_2 来调整颜色模型中的背景像素值和图像像素值之间的距离值, 从而削弱亮度变化引起的分割误差。

图像中对于亮度信息的描述使用最广泛的就是 HSV 颜色模型中的分量 V, 其表示亮度信息, 算法改进主要依靠此模型中 V 值作为参考达到调节亮度变化的效果, 其中取 HSV 三分量的比值为 2 : 2 : 6, 综合得到像素颜色值。

首先根据图像中单个像素亮度信息变化遵循高斯分布的特性, 分别建立原始图像和背景图像的亮度模型。 $p(F|v)$ 表示原始图像亮度模型, v 表征像素颜色值, 从而得到:

$$p(F|v) = N(v | \mu^v, \Sigma^v) \quad (11)$$

同样的用 $p(F_B|v)$ 表示背景图像的亮度模型, 得到:

$$p(F_B|v) = N(v | \mu_B^v, \Sigma_B^v) \quad (12)$$

其次, 由原始图像亮度均值和方差与背景图像亮度均值与方差的比值得到两个参数, 分别为

$$\omega_1 = \frac{|\mu^v|}{|\mu_B^v|} \quad \omega_2 = \frac{\det \Sigma^v}{\det \Sigma_B^v} \quad (13)$$

最后, 对于原始图像中一个给定的颜色值为 t 的像素 p , 它到背景像素的距离定义改进为

$$d'(t) = D(\omega_1 \Sigma_B) + D(t, \omega_1 \mu_B, \omega_2 \Sigma_B) \quad (14)$$

最后用此距离更新 $E_1(x_p)$ 分量模型。

3.2 对比度衰减模型

对比度分量主要得到相邻像素之间的对比值, 而对于图像中高对比度的情况, 会出现对比值较高的情况, 从而影响最终减除的效果。为了克服这个问题, 将对比度模型进行改进, 提出对比度衰减模型, 削弱高对比度边界上的对比度分量值。

由此对 β 值进行修正如下:

$$\beta = (2 \|x_p - x_q\|^2)^{-1} \cdot \omega_3 \quad (15)$$

其中, 利用权值 ω_3 调节对比度值, 使其在高对比度情况下, 控制其值的过分增长, 从而和颜色分量值保持平衡, 下面为权值 ω_3 的定义:

$$\omega_3 = \frac{1}{1 + \left(\frac{\|x_p^B - x_q^B\|^2}{K} \right) \exp\left(-\frac{z_{pq}^2}{\sigma_z}\right)} \quad (16)$$

$z_{pq} = \max\{\|x_p - x_p^B\|, \|x_q - x_q^B\|\}$, x_p^B, x_q^B 代表背景中的像素值, K, σ_z 为常量。

4 算法补偿

经过以上算法分割后的图像并不能达到理想的状况, 由于噪音、分割误差、阈值选取以及算法本身的限制, 使得背景分割后的二值图像出现边缘裂纹、少

数边缘像素点与整体对象分离、背景显露以及内部空洞等现象,因此有必要采取一系列后续的补偿策略。

首先针对边缘误差以及背景显露问题采用形态学开闭运算消除,形态学中存在腐蚀和膨胀两种操作。膨胀操作将会寻找距离对象像素半径小于 r 的背景点并将其赋值为对象像素的值,从而扩张前景对象。腐蚀操作则相反,将像素对象的值赋值为背景值,从而扩展背景。这两种操作可以结合起来使用,膨胀操作后紧接着进行腐蚀操作称为开运算,相反称为闭运算。开运算可以消除比背景亮且尺寸比结构元素小的成分,闭运算能够填平图像中的小裂缝,选择合适的结构元素可剔除亮噪声和暗噪声,同时保留所有的灰度和较大的亮区特征。

其次对于内部空洞较大的情况,上述方法显然不够,因此需要采用区域反填充技术来消除对象内部封闭区域的较大空洞,其步骤如下:

(1)首先扫描整幅二值图像,寻找对象图像的边界区域,并对对象边界区域进行标记。

(2)根据已有的对象边界区域,分别从左至右

和从右至左按照上下顺序扫描对象区域,对遇到的 0 值像素进行标记,可以取值为 128。

(3)在对象区域中将所有像素值非 128 的像素置为 255。这时完成内部空洞填充。

(4)最后对灰度区域重新进行 0 值恢复。

5 实验结果

图 2 为使用未改进图割算法进行背景减除的结果,其中背景和原始图像亮度基本没有变化,在这种情况下图割算法能达到较好的效果。

但是一旦图像光线有所变化,这种算法就没有办法达到较好的效果,图 3 为对象遮挡光线后的结果。

使用颜色衰减模型和对比度衰减模型解决光线遮挡以及对比度明显区域难以分割的问题,取得了较好的效果。图 4 为使用改进算法后背景减除效果,尽管边缘区域效果没有达到足够好,但减除效果已经有相当大的改善。



图 2 提取前景对象
Fig. 2 Extract objects



图 3 提取前景对象
Fig. 3 Extract objects

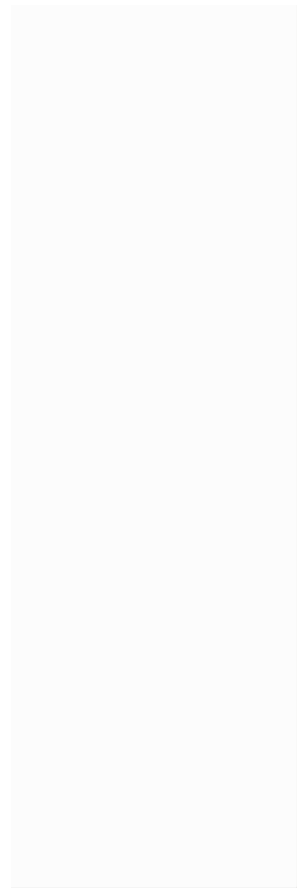


图 4 使用改进算法提取前景对象
Fig. 4 Extract objects using graph cut

为了保证减除效果,还需要对减除完成后的二值图像采取一系列补偿策略,保证最后提取出的对象完整。图5为对图割结果的二值图像进行的形态

学开闭运算去噪和空洞填充后的效果。

以上实验效果表明,运用改进后的图割算法解决光强对背景减除算法的影响取得了较好的效果。

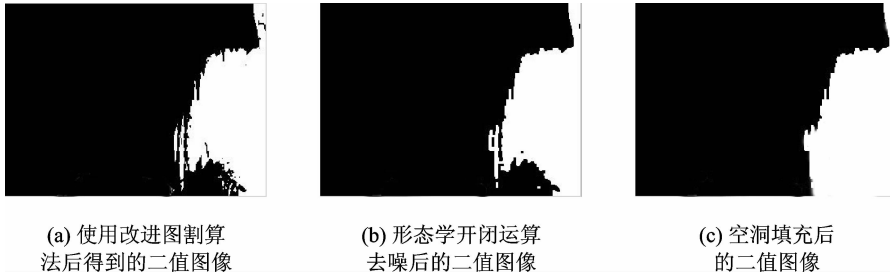


图5 使用补偿策略优化减除效果

Fig. 5 Compensatory results

6 结 论

针对光线强度变化对于背景减除算法的影响问题,使用图割算法进行背景减除,同时对能量公式的颜色分量 and 对比度分量提出改进模型,从而使得减除效果在光强影响的情况下仍能达到较好效果。

在如今的视觉领域,单纯地依靠图片内容或者视频内容自动提取对象仍然是一个难题。首先在这种情况下,相对背景运动的图像,无法运用背景减除技术,因此无法正确检测出对象,这也是背景减除技术要克服的最大难题。其次数学形态学的开闭运算虽然能够修补二值图像的边缘,但是如果边缘的裂缝较大则不能够达到满意的效果,这也是下一步算法需要考虑和解决的一个重要问题。

参考文献 (References)

- 1 Kolmogorov V, Criminisi A, Blake A, *et al.* Bi-layer segmentation of binocular stereo video [A]. In: Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Washington DC, USA, 2005:1186-1193.
- 2 Boykov Y, Gareth F. Graph cuts and efficient N-D image segmentation [J]. International Journal of Computer Vision, 2006, **70** (2): 109-131.
- 3 Li K, Wu X, Chen D Z, *et al.* Optimal surface segmentation in volumetric images—a graph-theoretic approach [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Pattern Recognition, 2005, **28** (1): 119-134.
- 4 Bray M, Kohli P, Torr P H S. Posecut: Simultaneous segmentation and 3D pose estimation of humans using dynamic graph-cuts [A]. In: Proceedings of European Conference on Computer Vision [C], Graz, Austria, 2006:642-655.

- 5 Kohli P, Torr P H S. Measuring uncertainty in graph cut solutions—efficiently computing min-marginal energies using dynamic graph cuts [A]. In: Proceedings of European Conference on Computer Vision [C], Graz, Austria, 2006:30-43.
- 6 Juan O, Boykov Y. Active graph cuts [A]. In: Proceedings of IEEE Conference of Computer Vision and Pattern Recognition [C], Washington DC, USA, 2006:1023-1029.
- 7 Boykov Y, Kolmogorov V. An experimental comparison of Min-cut/Max-flow algorithms for energy minimization [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, **26** (9): 1124-1137.
- 8 Wang J, Bhat P, Colburn R A, *et al.* Interactive video cutout [A]. In: Proceedings of International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques [C], Los Angeles, California, 2005: 585-594.
- 9 Kolmogorov V, Zabih R, Gortler S. Generalized multi-camera scene reconstruction using graph cuts [J]. Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition, 2003, **2683** (2003): 501-516.
- 10 Sun J, Zhang W, Tang X, *et al.* Background cut [A]. In: Proceedings of European Conference on Computer Vision [C], Graz, Austria, 2006:628-641.
- 11 Boykov Y, Veksler O. Graph cuts in vision and graphics: theories and applications [A]. In: Handbook of Mathematical Models in Computer Vision [M], Berlin, Germany: Springer, 2006:79-96.
- 12 Jianbo S, Malik J. Normalized cuts and image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, **22** (8):888-905.
- 13 Greig D, Porteous B, Seheult A. Exact maximum a posteriori estimation for binary images [J]. Journal of the Royal Statistical Society, 1989, **51**(2):271-279.
- 14 Boykov Y, Funka-lea G. Graph cuts and efficient NDIImage segmentation [J]. International Journal of Computer Vision, 2006, **70** (2): 109-131.
- 15 Rother C, Blake A, Kolmogorov V. Grabcut interactive foreground extraction using iterated graph cuts [A]. In: Proceedings of ACM SIGGRAPH [C], 2004: 309-314.