

彩色图像分割中基于图上半监督学习算法研究

陈蓉, 孙剑, 徐宗本

(西安交通大学信息与系统科学研究所, 710049, 西安)

摘要: 提出一种新的基于图上半监督学习的彩色图像前景/背景分割模型与算法. 该算法的目的是利用人工标定的部分像素点分割信息以实现对整幅图像的分割. 通过结合像素点颜色特征和像素点颜色与前景/背景颜色的相似性特征, 构造了新的图节点之间的双高斯权重函数, 并对此提出自适应的参数选择策略与彩色图像半监督分割的能量模型, 通过优化该能量模型将已知像素点的标号信息扩散到未知像素点. 实验结果表明, 所提出的新算法较已有算法具有更高的分割精度, 因此具有重要的应用价值.

关键词: 交互式图像分割; 图上半监督; 颜色相似性特征; 双高斯模型

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2011)02-0011-04

Color Image Segmentation Using Graph-Based Semi-Supervised Learning

CHEN Rong, SUN Jian, XU Zongben

(Institute for Information and System Science, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A novel color image foreground/background segmentation model by semi-supervised learning is proposed. The essence is how to use the labeled pixels to achieve the whole image segmentation. Combining the color similarity between neighboring pixels and the color similarity between the unknown pixel and the known foreground/background pixels, a double-Gaussian function for the weight of graph nodes is constructed. And an adaptive parameter selection strategy and an energy model of semi-supervised segmentation are presented. The energy model is used to predict the labels of the unlabeled points by an optimization process. The experiments demonstrate the better segmentation accuracy than the competing algorithms.

Keywords: interactive image segmentation; graph-based semi-supervised learning; color similarity; double-Gaussian model

图像分割是图像处理中的基本问题之一, 本文关注图像的前景/背景分割问题, 其目的是提取图像中感兴趣的前景区域. 该问题在自动控制、遥感、生物医学图像分析等领域有着广泛的应用. 从20世纪末至今, 已经出现了多种图像分割方法, 比如基于直方图阈值法、边缘检测法、特征空间聚类法^[1]等. 虽然图像分割方法已经有了很大的发展, 但由于它本质上的困难性, 仍有很多问题亟待解决.

交互式图像分割近年来引起了众多学者的注意, 其主要任务是研究如何利用人工交互提供的部分已知分割信息实现整幅图像的分割. 该类方法主要分为基于边界的方法^[2-4]和基于区域的方法^[5-6]. 基于边界的方法主要关注如何应用图像边缘信息实现图像分割, 但忽略了图像区域所提供的分割信息. 基于图像的分割方法人工交互更为简便, 但存在一系列问题, 如遇到区域阴影、低对比度的边界及模糊

的分割边界时,分割效果不理想.文献[7]提出的 Lazy Snapping 方法通过在每一幅待分割的图像上给出先验的分割限制,并多次人工调整边界,从而将图像前景背景分割.该方法实用性比较好,但需要多次边界人工调整.

近年来,人们逐渐将图上半监督方法用于交互式图像分割.该类方法的基本步骤是:首先人工给定一部分先验标号信息,通常给出前景和背景两类标号的先验信息,然后用已知的图像像素信息构造出一个权重图,通过图理论以及已知标号信息将标号从已知标号点扩散到未知标号点上.文献[8-9]所提出的线性邻域传播算法假设每个像素点的标号可以被其邻域点线性表示,然后利用图上半监督理论^[10-11]对每个待分割且给定先验分割限制的图像进行图的构造,图节点间的权重由 LLE 算法^[12]计算,最后通过优化一个约束最小二乘问题使已知标号点向未知标号点传播标号.该方法已经取得了很好的实验效果,但是我们在实验中发现,该方法对于图像颜色分布复杂且前景/背景分割边缘不光滑的图像分割效果并不理想.

本文主要研究基于图上半监督交互式分割算法.针对自然图像,我们观察到:①像素点颜色与标定的前景/背景颜色的相似性在前景或背景区域内部具有较高的一致性;②相邻像素点间的颜色相似性能很好地反映图像的边缘结构.

基于这样的观察,我们结合像素点的颜色相似性特征和像素点颜色与前景/背景颜色的相似性特征,构造一个新的图节点之间的双高斯权重函数,从而构造一个更能反映图像前景/背景结构的图模型.基于所构建的图,进一步提出半监督扩散模型.采用上图节点权重函数,当相邻图节点与前景/背景相似性比较一致时,分割标号信息将在节点对之间快速扩散,而当相邻节点对之间具有较强的颜色差(即跨越强边缘)时,其间的扩散速度较慢.实验结果表明,利用本文所提出的新算法分割误差率小,效果好.

1 模型与算法

1.1 总体思路与建模方法

记待分割图像中的已知分割标记像素点集合分别为前景种子集合 Q 和背景种子集合 B ,其余待标记区域点集记为 U .彩色图像前景/背景分割问题可以看成为图像的二分类标记问题,即要求为每个节点 i 赋予唯一的标号 $f_i \in \{1, -1\}$,其中 1 表示前景标号, -1 表示背景标号.我们所提出的基于图上半

监督学习的分割模型与算法主要包括以下两个基本步骤.

步骤一:构造图像上的图结构.记图像所生成的图 $G = \langle V, \epsilon \rangle$,其中 V 是所有节点集, ϵ 是所有邻接边集合.定义节点集 V 中每个节点对应的像素点集 $C(i)$, $i \in V$ 中的每个像素,而节点之间的边对应像素点之间的特征相似性 $\epsilon = \{\omega(i, j)\}_{i, j \in V}$,其中 $\omega(i, j)$ 刻画了像素点 i, j 之间的相似性.

步骤二:建立如下形式的变分模型

$$E(f, f^0, \mu) = \mu F_{\text{fidelity}}(f, f^0) + F_{\text{smooth}}(f) \quad (1)$$

式中: f^0 为初始分割标记; f 为待求分割标记; F_{fidelity} 为逼近损失函数; F_{smooth} 为度量 f 光滑性的正则项.然后,通过极小化该能量模型求得未知标号的分割标记.

1.2 图的构造

1.2.1 计算相似性特征 给定彩色图像,记节点 $i \in V$ 的像素颜色特征为 $C(i)$.另外,对每个点 $i \in V$,定义一个新的特征 $S(i)$,并称之为前景/背景颜色相似性函数.具体地, $S(i)$ 定义为一个二维向量 $\{s_1(y_i=1), s_2(y_i=-1)\}$, s_1, s_2 分别表示节点 i 与前景已知颜色信息和背景已知颜色信息的相似性.类似于文献[7],其计算方式如下:

(1)用聚类方法(如 K-means)对前景种子 Q 和背景种子 B 中的数据进行聚类,记聚类中心分别为 $\{K_p^Q\}_{p=1}^{m_1}$ 和 $\{K_q^B\}_{q=1}^{m_2}$,聚类个数分别为 m_1 和 m_2 ;

(2)对每个节点 $i \in V$,利用 $d_i^Q = \min_p \{\|C(i) - K_p^Q\|^2\}$, $d_i^B = \min_q \{\|C(i) - K_q^B\|^2\}$ 分别计算其颜色特征值 $C(i)$ 与前景聚类中心和背景聚类中心的最小距离;

(3)针对已知前景标号点 $S(i) = \{0, \infty\} (\forall i \in Q)$,针对已知背景标号点 $S(i) = \{\infty, 0\} (\forall i \in B)$,对于未知标号的像素点,定义 $s_1(y_i=1) = \frac{d_i^Q}{d_i^Q + d_i^B}$, $s_2(y_i=-1) = \frac{d_i^B}{d_i^Q + d_i^B}$,因此, $S(i) = \left\{ \frac{d_i^Q}{d_i^Q + d_i^B}, \frac{d_i^B}{d_i^Q + d_i^B} \right\}$.

1.2.2 构造特征图 对于每个点 $i \in V$,记其 k 邻域为 $N(i)$,通常可选取 $k=4, 8, 24$ 等.将彩色特征空间 $\{C(i), i \in V\}$ 和前景/背景颜色相似性特征空间 $\{S(i), i \in V\}$ 结合,构造一个新的双高斯图节点权重函数

$$W_{ij} = \exp\left(-\frac{\|C(i) - C(j)\|_2^2}{\sigma_{1i}^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{\|S(i) - S(j)\|_2^2}{\sigma_{2i}^2}\right) \quad (2)$$

并指定 W_{ij} 为每个点 $i \in V$ 与其邻域点 $j \in N(i)$ 之间的边权重. 在应用中, 我们通常需要将 W_{ij} 归一化, 使得归一化后的权重值 $\sum_j w_{ij} = 1$.

1.2.3 图参数讨论 值得注意的是, 在式(2)中, 图参数 σ 的选择对半监督学习的性能有重要影响. 我们提出两种选择参数 σ 的方案.

(1)全局选择方法. 综合考虑所有数据点的信息, 利用像素颜色值以及像素前景/背景相似性函数值分别求取方差 $\sigma_1 = \text{var}(\{C(i) - C(j)\}_{i,j \in V})$ 和 $\sigma_2 = \text{var}(\{S(i) - S(j)\}_{i,j \in V})$.

(2)局部自适应选择方法. 对每个节点, 利用其近邻点的信息选取不同的 σ . 对于所选定的邻域尺寸(本文取 $k=24$, 因为实验结果比较知 $k=24$ 效果最佳), 令 $\sigma_{1i} = \text{var}(\{C(i) - C(j)\}_{j \in N(i)})$, $\sigma_{2i} = \text{var}(\{S(i) - S(j)\}_{j \in N(i)})$.

我们将在实验中展示局部自适应图参数选取方式明显优于全局图参数选取方式.

1.3 分割变分模型及其优化

根据上节定义的相邻图节点之间的权重, 定义式(1)中的光滑项

$$F_{\text{smooth}}(f) = \sum_{u \in V} \sum_{v \in N(u)} w(u, v) (f_u - f_v)^2$$

式中: f_u 为 $u \in V$ 点的分割标号值, f_v 为其邻近点 $v \in V$ 点处的分割标号值. 上述定义的意义是: 当相邻节点具有较大权重时, 其分割标号应该相似. 于是, 我们所提出的图像分割的变分能量模型为

$$f^* = \arg \min_f \left\{ \mu \|f - f^0\|^2 + \right.$$

$$\sum_{u \in V} \sum_{v \in N(u)} w(u, v) (f_u - f_v)^2 \Big\}$$
$$f_u^0 = \begin{cases} 1, & u \in Q \\ -1, & u \in B \\ 0, & u \in U \end{cases}$$
$$\mu = \begin{cases} +\infty, & u \in Q \cup B \\ 0, & u \in U \end{cases}$$

式中: f^0 为初始标注. 类似文献[9], 上述能量模型可用如下迭代公式求解

$$f^{t+1} = \alpha W f^t + (1 - \alpha) f^0 \tag{3}$$

式中: $\alpha = 1/(1 + \mu)$.

综上所述, 本文所提的图像分割算法如下.

输入: 用户人工标定的前景 Q 和背景 B 标号.

步骤 1: 用聚类法对种子 Q 和 B 中的点进行聚类.

步骤 2: 构造图结构, 由式(2)计算 W_{ij} 并归一化.

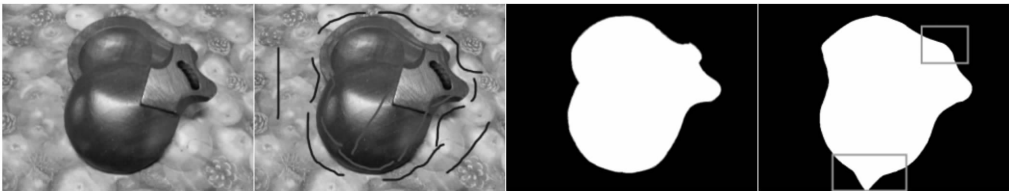
步骤 3: 通过式(3)将已知标号迭代扩散计算出未知标号.

2 实验结果及分析

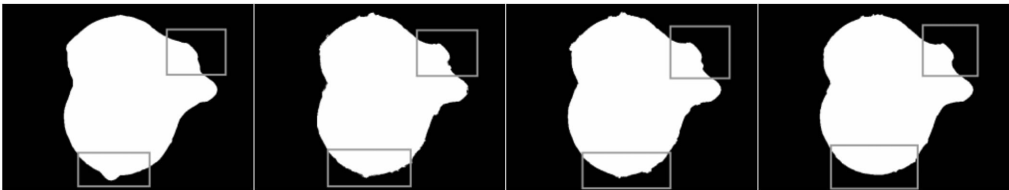
2.1 实验结果与误差分析

本文采用微软研究院视觉组 20 幅标准数据集 ([http:// research. microsoft. com/ vision/ cambridge/ i3l/ segmentation/ grabcut. htm](http://research.microsoft.com/vision/cambridge/i3l/segmentation/grabcut.htm)) 中的图片进行算法的性能测试和实验. 为进行算法的定量分析与比较, 将本文提出的算法与其他构造图的算法^[13]进行比较, 其中距离权重为

$$W_1 = \frac{1}{\|C(i) - C(j)\|_2 + \epsilon} \tag{4}$$



(a)原图 (b)标记图 (c)标准分割图 (d)距离权重分割结果 (误差为 2.330%)



(e)高斯权重分割结果 (误差为 1.642%) (f)相似颜色特征+LNP 分割结果(误差为 1.446%) (g)LNP 分割结果 (误差为 1.492%) (h)本文结果(误差为 1.120%)

图 1 各种方法的实验结果及误差

如图 1 所示,我们比较各种不同图节点之间权重构造方法的分割结果,其中图 1d~1g 分别显示采用距离权重(式(4))、高斯权重(即颜色特征的单高斯权重)、以前景/背景颜色相似性 $S(i)$ 为特征的 LNP 算法、原始 LNP 算法^[9] 的分割结果. 本文算法的效果明显优于 LNP 实验结果. 表 1 显示所有 20 幅测试图像上不同方法的分割情况,从中可以看出,本文方法无论是单幅图片误差还是 20 幅图片误差均值都是最小的.

2.2 参数选择分析

全局图参数选择方法计算速度快,但是因为图参数估计是全局估计的,没有考虑局部信息,估计结果不够精确,实验效果不太理想. 局部自适应图参数选择方法虽然耗时较长,但是因参数估计时考虑到了每个点邻域的局部信息,所以效果比全局图参数选择方法好. 如表 2 所示,全局图参数选择方法的平均误差为 1.441%,而局部自适应图参数选择方法的平均误差仅为 1.165%,显然局部自适应图参数选择方法明显优于全局图参数选择方法.

表 1 各种方法误差的比较

图像	距离权重	高斯权重	相似性特征+LNP	LNP 误差/%	本文算法误差/%
banana1	3.494	1.940	1.998	1.176	1.236
banana2	2.110	1.520	1.944	1.303	1.103
banana3	2.266	1.958	1.556	1.800	1.383
book	1.353	1.253	1.228	1.211	1.019
bool	4.418	3.575	3.106	2.747	2.136
bush	3.307	2.889	2.751	2.794	2.291
ceramic	2.113	1.729	1.629	1.421	1.314
doll	2.645	2.421	1.525	1.447	1.425
elefant	2.088	1.654	1.378	1.234	1.133
flower	2.346	1.116	1.966	1.315	1.180
llama	1.002	0.958	0.909	0.923	0.954
memorial	2.526	1.671	2.426	2.077	1.279
music	2.330	1.642	1.446	1.492	1.120
person7	0.943	0.684	0.663	0.592	0.470
sheep	0.546	0.427	0.408	0.385	0.361
stone1	1.457	1.254	0.733	0.821	0.724
stone2	1.170	0.808	0.621	0.633	0.566
153077	4.008	3.369	4.258	2.456	1.973
21077	1.083	0.841	1.414	0.778	0.815
65019	0.908	0.821	1.043	0.926	0.815
平均值	2.106	1.627	1.650	1.377	1.165

表 2 局部自适应参数选择与全局参数选择误差的比较

图像	全局参数	局部误差/%	图像	全局参数	局部误差/%
banana1	1.358	1.236	llama	0.911	0.954
banana2	1.200	1.103	memorial	1.337	1.279
banana3	1.596	1.383	music	1.635	1.120
book	1.009	1.019	person7	0.572	0.470
bool	3.429	2.136	sheep	0.372	0.361
bush	2.690	2.291	stone1	0.690	0.724
ceramic	1.428	1.314	stone2	0.604	0.566
doll	1.761	1.425	153077	3.457	1.973
elefant	1.604	1.133	21077	0.861	0.815
flower	1.473	1.180	65019	0.827	0.815
			平均值	1.441	1.165

3 结 论

本文提出了一种基于颜色与颜色似然混合模型的图上半监督彩色图像分割方法. 交互式分割的过程包括对原始彩色图像给出先验的分割限制,然后用一种结合颜色与颜色似然混合的权重构造函数对待分割图像进行半监督图的构建,再用已知标号点的信息通过目标优化将标号向未知标号点传播,最终将彩色图像前景和背景分割. 通过实验,可以看出本算法分割效果好,能很好地融合先验的分割信息.

参考文献:

[1] CHEN H D, JIANG X H, SUN Y, et al. Color image segmentation: advances and prospects [J]. Pattern Recognition, 2001, 34(12):2259-2281.

[2] MORTENSEN E N, BARRETT W A. Intelligent scissors for image composition [C] // Proceedings of ACM SIGGRAPH'95. Los Angeles, CA, USA: Los Angeles Convention Center, 1995:191-198.

[3] GLEICHER M. Image snapping [C] // Proceedings of ACM SIGGRAPH'95. Los Angeles, CA, USA: Los Angeles Convention Center, 1995:183-190.

[4] PERAZ P, BLAKE A, GANGNET M. Jetstream: probabilistic contour extraction with particles [C] // Proceedings of ICCV. Vancouver, BC, Canada: IEEE, 2001:524-531.

[5] FALCAO A X, LOTUFO R, ARAUJO G. The image

foresting transformation, Relatorio Tecnico IC-00-12 [R]. Campinasim, Brazil: University of Campinasm, 2000.

[6] ROTHER C, BLAKE A, KOLMOGOROV V. Grab-cut-interactive foreground extraction using iterated graph cuts [J]. ACM Transaction on Graphics, 2004, 23:309-314.

[7] LI Y, SUN J, TANG C K, et al. Lazy snapping[C]// Proceedings of ACM SIGGRAPH 2004. New York, NY, USA: ACM, 2004:303-308.

[8] WANG Jingdong, WANG Fei, ZHANG Changshui, et al. Linear neighborhood propagation and its applications[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(9):1600-1615.

[9] WANG F, ZHANG C S. Label propagation through linear neighborhoods [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2008, 20(1): 55-67.

[10] CHAPELLE O, SCHOIKOPF B, ZIEN A. Semi-supervised learning[M]. London, England: The MIT Press, 2006.

[11] ZHU X J. Semi-supervised learning literature survey, Computer Sciences TR1530 [R]. Madison, WI, USA: University of Wisconsin-Madison, 2008.

[12] ROWEIS S T, Saul L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding[J]. Science, 2000, 290:2323-2326.

[13] ABDERRAHIM E, OLIVIER L, SEBASTIEN B. Nonlocal discrete regularization on weighted graphs: a framework for image and manifold processing [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(7): 1047-1060.

(编辑 杜秀杰)