

基于超像素的 Grabcut 彩色图像分割

辛月兰^{1,2}

(1. 陕西师范大学 计算机科学学院, 陕西 西安 710062;

2. 青海师范大学 物理系, 青海 西宁 810008)

摘要:针对以像素为节点建立图模型进行图像分割耗时的特点,文中提出了一种基于超像素的 Grabcut 彩色图像分割方法。首先用户在目标所在区域手动标定一个矩形框;然后用两次分水岭算法将图像过分割成区域内颜色相似的小区域(超像素),用分割得到的超像素作为图的结点构建图模型;以每个超像素的颜色均值代表所在分块的全部像素点估计 GMM(高斯混合模型)参数;最后用最小割算法求得吉布斯能量的最小值达到最优分割。实验结果表明,该算法以极少数超像素代替海量像素,在得到较好分割结果的同时,极大地缩短了运行时间,加快了分割速度,提高了效率。

关键词:分水岭;超像素;高斯混合模型;分割

中图分类号:TP31

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2013)07-0048-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2013.07.012

Superpixel-based Grabcut Color Image Segmentation

XIN Yue-lan^{1,2}

(1. College of Computer Science, Shaanxi Normal University, Xi'an 710062, China;

2. Department of Physics, Qinghai Normal University, Xining 810008, China)

Abstract: To overcome the disadvantage of time load for the image segmentation that set up the graph model in pixels, a Grabcut color image segmentation method which is based on the super pixels is proposed in this paper. Firstly, users can calibrate a rectangular box in the target zone manually, then split the image into small areas of the similar color (super pixels) with the watershed algorithm two times. Set up the graph model using the super pixels as the graph nodes. In order to estimate the value of GMM, use the mean of the super pixels' color value to represent the all pixels in the same area. Finally, get the minimum value of the Gibbs energy with the minimum cut algorithm to achieve the optimal segmentation. Experimental results demonstrate that the new algorithm uses the little super pixels instead of the huge number of pixels. The algorithm achieves the excellent segmentation result in short run time, speeds up the pace of segmentation, enhances the efficiency of the algorithm.

Key words: watershed; superpixel; Gaussian Mixture Model (GMM); segmentation

0 引言

图割理论在图像分割问题中得到了广泛的应用,并且已经取得了一些好的成果^[1-6]。Boykov and Jolly^[1]在2001年提出了一个基于图割交互式分割的有效方法,该方法通过用户输入很少的信息,在感兴趣的目标内部用鼠标点击形成一些像素,另一些是背景像素,全局最小是利用图割技术实现的。针对此方法, Rother^[2]在2004年提出了 Grab Cut 算法,该算法首先利用彩色像素的高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)替代灰度直方图模型来描述前景与背景像素的分布,对彩色图像的每个像素的每个通道都

使用 GMM 建模;其次利用迭代方法实现图的能量函数最小化,取代一次最小化估计来完成能量最小化的计算过程;最后通过非完全标号降低了交互过程的工作量。因为 Grabcut 算法是基于图论的分割方法,所以用它求解问题是一个 NP-hard 问题,即随着图中节点数的增大,问题的求解将变得较费时,因此对较大的图像进行分割时,会导致图像分割速度变慢。针对此问题,文中提出了一种基于超像素的 Grabcut 彩色图像分割方法,该方法用分水岭算法将图像过分割成区域内颜色相似的小区域(超像素),用分割得到的超像素作为图的节点构建图模型;最后用最小割算法求得

收稿日期:2012-10-16

修回日期:2013-01-20

网络出版时间:2013-04-08

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60963016);教育部“春晖计划”合作项目(z2012100);青海省科技应用基础研究项目(2013-z-001)

作者简介:辛月兰(1973-),女,青海乐都人,副教授,博士,CCF 会员,研究方向为图像处理、模式识别。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20130408.1600.024.html>

吉布斯能量的最小值达到最优分割。该方法思想简单,易于实现,以 Grabcut 算法为核心充分发挥了最小割算法收敛全局最优解的优点,快速有效地实现了高分辨率彩色图像的良好分割。

1 Grabcut 算法

该算法的核心思想是用图割技术分割图像,用高斯混合模型建模区域项。算法的基本过程为:用户在目标区域画一个矩形框,以“非完全标号”的方式来标定未知区域 T_u 和背景区域 T_b ,然后根据标定的 T_u 和 T_b 初始化前景与背景的 GMM(高斯混合模型),初始化时,用 K-means 方法进行初始聚类;对 T_u 迭代进行:为前景和背景区域建模(确定 GMM 参数);更新 GMM 参数;用最小割得到初始分割。

2 用分水岭变换获得超像素

分水岭变换能够将图像快速划分成区域内颜色相似的若干分块,各个分块内像素的 RGB 均值可作为该分块内像素点的典型代表来进行 GMM 参数的估计,而且在几何上各个分块间仍保持着相应的拓扑关系,因而仍可以运用基于图割的迭代切割来估计 GMM 参数。文中首先对原始图像做分水岭变换,如图 1(b),可以看出,分块区域仍过于细密,所以文中再次对过分割的图像进行分水岭变换获得超像素。超像素不同于以往的像素概念,它是一种比像素略大的像素块。超像素作为近年来出现的新的图像分析方法,与以往的像素描述太过局部化不同,它能够较好地描述区域信息,并且具有很好的鲁棒性。

以 Grabcut 图像库中的 horse 图像为例,图像大小为 350×446 ,图像的像素点总数为 156100,而经第一次分水岭算法分割后产生的超像素区域数为 13955,如图 1(b)所示,经第二次分水岭变换后产生的超像素为 1290。相比像素点,区域数的规模大大降低了,对于 GMM 参数估计和复杂度的降低起了至关重要的作用。



(a) 原图



(b) 第一次分水岭



(c) 第二次分水岭

图1 超像素的生成

3 构建图模型

分水岭预分割的小区域即超像素作为图的节点,相邻节点用线连接建立一个浓缩的带权无向图,相对

于传统的基于像素的构建方式,可以大大减小图的规模,因此,这种以极少数的典型样本点取代海量像素样本点来估计 GMM 参数的改进思想,可以节省大量的内存开销和计算负担。

设由分水岭分割得到的超像素块为 p ,超像素集被看作节点集 V ,所有相邻像素块的集合记为 N 。根据文献[1] 图像分割的总能量为:

$$E(A) = \lambda \cdot R(A) + B(A) \quad (1)$$

其中:

$$R(A) = \sum_{p \in P} R_p(A_p) \quad (\text{数据项或区域项}), B(A) = \sum_{\{p, q\} \in N} B_{p, q} \cdot \delta_{A_p, A_q} \quad (\text{光滑项或边界项}), \text{参数 } \lambda \text{ 用于反映区域能量与边界能量的相对重要性, } \lambda \text{ 越大则区域能量在总能量中所占的比重越大,反之边界能量在总能量中所占比重较大。根据经验,文中给出 } \lambda \text{ 值为 } 1.5。$$

在实际分割过程中,只知道蓝色方框内包含前景,而具体哪部分是前景还不能确定,因此方框内为未知区域。对其中的超像素块逐一区分归类入前景和背景区域中,因此,式(1)可改写为:

$$E(\alpha, k, \theta, z) = \lambda \cdot R(\alpha, k, \theta, z) + B(\alpha, z) \quad (2)$$

式中: E 为 Gibbs 能量, R 为数据项, B 为光滑项; α 为不透明度, $\alpha \in [0, 1]$, 0 为背景, 1 为前景目标; k 是 Grabcut 算法在引入高斯混合模型后新添加的变量,表示某一个像素所归属的高斯分量; θ 为图像前景和背景的高斯分布参数; z 为图像灰度值数组, $z = (z_1, \dots, z_n, \dots, z_N)$ 。数据项 R 定义为: $R(\alpha, k, \theta, z) = \sum_n D(\alpha_n, k_n, \theta, z_n)$, 其中 $D(\alpha_n, k_n, \theta, z_n) = -\log \pi(\alpha_n, k_n) - \log p(z_n | \alpha_n, k_n, \theta)$, $\pi(\cdot)$ 是该高斯模型的样本数在总样本中的权值, $p(\cdot)$ 是高斯概率分布,所以数据项也可以为下式:

$$D(\alpha_n, k_n, \theta, z_n) = -\log \pi(\alpha_n, k_n) + 0.5 \log \det \sum (\alpha_n, k_n) + 0.5 [z_n - \mu(\alpha_n, k_n)]^T \sum (\alpha_n, k_n)^{-1} [z_n - \mu(\alpha_n, k_n)] \quad (3)$$

高斯混合模型的参数模型为:

$$\theta = \{\pi(\alpha, k), \mu(\alpha, k), \sum (\alpha, k), \alpha = 0, 1, k = 1, \dots, K\} \quad (4)$$

其中 $\pi(\alpha, k)$ 为每个高斯概率分布的样本数在总样本数中的权值; $\mu(\alpha, k)$ 为高斯模型的均值; $\sum (\alpha, k)$ 为协方差; α 为不透明度

Alpha 值; k 为高斯混合模型参数。

平滑项 V 用 RGB 空间的欧几里德距离求出:

$$V(\alpha, z) = \gamma \sum_{\langle m, n \rangle \in e} [\alpha_m \neq \alpha_n] \exp -\beta \|z_m - z_n\|^2 \quad (5)$$

4 基于超像素的 Grabcut 算法

4.1 算法内容

文中在 Grabcut 算法基础上,在图像预处理阶段,用两次分水岭算法将图像预分割成颜色区域均匀的小区域^[7,8],即超像素;然后以超像素为节点构建图模型;利用采样图像的分割结果,依据 K-means 聚类对样本节点进行分类;然后利用迭代逼近思想对 GMM 参数进行更新;最后利用最小割算法完成图像的最优分割。

(1) 为前景和背景区域建模。

为确保 GMM 参数的准确估计,在估计背景参数时,选取 T_B 中的全部样本节点和 T_U 中的背景节点作为样本,在估计前景 GMM 参数时,选取 T_U 中的前景节点作为样本;根据前景 / 背景样本节点的选取范围,利用 K-means 算法在 T_U 中进行前景区域建模,在整个分块图中对背景区域进行建模。迭代进行下述步骤。

(2) 最小化区域项。

将每一个超像素分配到合适的高斯分量 k_n 中。分配的依据是将每个超像素代入到每一个高斯分量中,最小值所在的高斯分量就是该超像素被分配的分量,即: $K_n = \operatorname{argmin}_n D_n(\alpha_n, k_n, \theta, z_n)$, 其中 K_n 表示第 n 个高斯分量。

(3) 更新 GMM 参数。

根据上述两步所得结果,对每一个超像素的标记进行优化,即重新判断每一个像素块是属于前景区域还是背景区域;然后对高斯混合模型的参数进行更新,即 $\theta = \operatorname{argmin}_\theta U(\alpha, k, \theta, z)$ 。

以前景 GMM 中第 k 个高斯分量的更新为例,其样本节点集可表示为:

$$F(k) = \{z_n : k_n = k, \alpha = 1\}.$$

均值和协方差系数根据样本均值和方差的标准方式求取,即:

$$\mu(1, k) = \frac{1}{|F(k)|} \sum_{i=1}^{|F(k)|} I_i$$
$$\sum \mu(1, k) = \frac{1}{|F(k)|} \sum_{i=1}^{|F(k)|} (I_i - \mu(1, k))^2$$

每个高斯分量权重更新为:

$$\pi(1, k) = \frac{|F(k)|}{\sum_{i=1}^k |F(k)|}$$

其中 $|M|$ 表示集合 M 中元素的个数; I_i 为节点的 RGB 值。

4.2 算法步骤

根据上述分析,总结算法实现步骤为:

1) 输入图像 I , 手动标定矩形

框。

2) 用两次分水岭算法将图像进行预分割生成超像素。

3) 通过标定的矩形来初始化三元图 T 。前景设为空,即 $T_F = \emptyset$,未知区域 T_U 设置为背景的补集,即 $T_U = \bar{T}_B$;利用 K-means 算法分别用 $\alpha_n = 0$ 和 $\alpha_n = 1$ 两个集合初始化前景和背景的混合高斯模型。

4) 在 T_U 中进行前景 GMM 的标号,在分水岭预分割后的整个分块图中进行背景 GMM 的标号。

5) 以超像素为节点,相邻节点间的连接为边构造 $s-t$ 网络图模型,用最小割算法对(3)式的数据项求解获得初始分割。

6) 更新 GMM 参数 θ 。

7) 迭代执行 4) ~ 6),直到满足收敛条件。

8) 根据 GMM 参数对图像 I 构造 $s-t$ 网络,用最小割算法对(2)式的能量函数求得最优解,即得到最终分割结果。

5 实验结果及分析

5.1 参数设置与分割结果

选取目标和背景颜色较为单一且区分较明显的 horse 图像,以 Grabcut 原算法做实验。Numiter 表示迭代次数,GMMN 表示高斯混合模型分量个数。从图 2 可以看出,对同一幅图像,迭代次数的增加有助于更准确地估计 GMM 参数,从而使吉布斯能量更好地达到收敛;用混合高斯模型比用单个高斯模型好,对目标和背景颜色较单一且较好区分的图像,高斯混合模型分量个数少时效果相对较好,如图 2(e)、(f)。对目标和背景颜色相似的图像,高斯混合模型分量个数一般设为 5 时效果较好。因此,参数的设置对分割结果的好



(a) numiter=12, GMMN=5



(b) numiter=25, GMMN=5



(c) numiter=10, GMMN=1



(d) numiter=20, GMMN=1



(e) numiter=10, GMMN=2



(f) numiter=10, GMMN=3

图 2 参数变化与分割结果

坏程度有较大的影响,对不同的图像设置不同的参数以期得到最优分割。然而,迭代次数和高斯模型个数的增加会相应地增加算法运行的时间,增加算法的复杂度。因此,文中提出超像素算法在得到最优分割结果的同时能减少算法运行的时间。

5.2 原算法与文中算法比较

本实验图像选自 Grab-cut database 和 weizmann horse dataset,试验中原算法的迭代次数设置为 12,高斯混合模型分量个数为 5;文中算法的迭代次数设置为 6,高斯混合模型分量个数为 5。从图 3 可见,在高斯模型个数相同的情况下,文中算法的分割结果均好于原算法的分割结果。如图 3 第一组中文中算法在左上角的边缘处分割效果好于原算法;第二组用原算法将迭代次数增加时也能得到类似于(c)的结果,但运行时间会大幅增加,而原算法只用 6 次迭代就能得到图(c)的结果;第三组对目标和背景颜色比较相似的图像,文中算法也能较好地提取目标。由此可知,文中算法迭代次数的减少意味着缩短了算法运行时间。

如表 1,以 Grab-cut database 中的部分图像为例,比较 Grabcut 算法和文中算法的运行时间,表中文中算法耗时包括分水岭预分割的时间和后续参数估计分割时间。可以看出随着图像分辨率的增大,算法运行节省的时间也明显增多,提高了算法的运行速度。

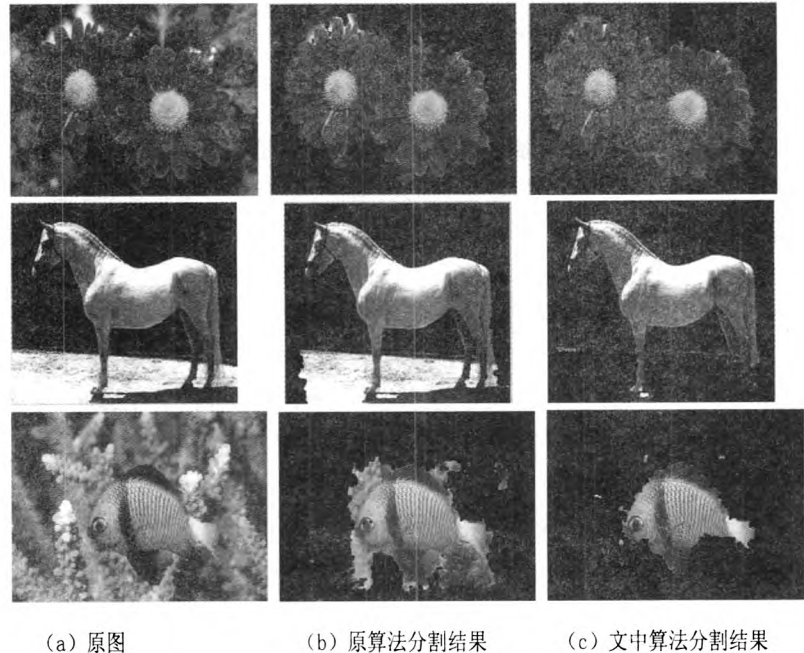


图 3 原算法与文中算法分割结果对比图

文中用 weizmann horse dataset 中给出的手工标记结果对分割结果进行评价,采用像素分割错误率:错误分类像素数目/总像素数,错误率越小表明分割结果越精确。如表 2,文中算法耗时包括分水岭预分割时间和后续参数估计分割时间,与 Grabcut 算法相比,文中方法在时间较短的情况下取得了较好的效果。

表 1 Grabcut 算法与文中算法比较

图像	分辨率	两次分水岭产生的超像素数	Grabcut 算法耗时(s)	文中算法耗时(s)
Horse	350×446	1290	21.43	4.06
Fish	534×340	1358	8.95	4.43
Man	358×545	1584	23.75	5.17

表 2 Grabcut 算法与文中算法耗时及分割结果错误率比较

weizmann horse dataset 中的图像	Grabcut 算法		文中算法	
	耗时(s)	错误率%	耗时(s)	错误率%
002	5.84	39.91	2.75	13.22
013	10.22	34.53	3.45	12.4
160	11.94	18.83	3.06	8.19

6 结束语

文中在 Grabcut 算法中引入超像素的概念,以超像素替代以往的像素点建立 s-t 网络图模型^[9],与以像素为节点建立图模型的 Grabcut 算法比较,该方法无论在视觉上还是正确率上都优于原算法,且文中方法在时间较短情况下取得了较好效果,提高了效率。

参考文献:

[1] Boykov Y, Jolly M P. Interactive graph cuts for optimal boundary and region segmentation of objects in n-d images[C]//Proc. of ICCV. [s. l.]:[s. n.],2001: 105-112.

[2] Rother C, Kolmogorov V, Blake A. Grab cut-interactive foreground extraction using iterated graph cuts[J]. ACM Transactions on Graphics,2004,23(3):309-314.

[3] Nhat V, Manjunath B. Shape prior segmentation of multiple objects with graph cuts [C]//Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage, AK:[s. n.],2008.

[4] Freedman D, Zhang T. Interactive graph cut based segmentation with shape priors [C]//Proc. of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [s. l.]:[s. n.],2005: 755-762.

[5] Zhang Hui, Fritts J E, Goldman S A, et al. Image segmentation evaluation: A survey of unsupervised methods[J]. Computer Vision and Image Understanding,2008,110(2):260-280.

[6] 魏世超,段先华,夏加星. 基于 Sobel 算子和局部能量的图像融合新算法[J]. 计算机技术与发展,2012,22(4):61-64.

(下转第 56 页)

使用欧式距离($Distance(X,Y)=$

$\sqrt{\sum_{i=0}^n (X_i - Y_i)^2}$) 分别计算公式(3)(刘群^[2]),公式(1)(Resnik^[3]),公式(5)(Lin^[5])和文中算法(公式(6))与专家期望值之间的差异,结果如表 2 所示:

表 2 各算法与领域专家经验值的欧式距离

序号	算法	欧式距离
1	公式(3)(文献[2])	1.4485
2	公式(1)(文献[3])	2.089
3	公式(5)(文献[5])	0.3753
4	文中算法(公式(6))	0.295

3.4 讨 论

从实验结果可以看出,以公式(2)和公式(1)为代表的基于边的算法,忽略了概念节点在本体中的层次信息,例如表 1 中第 1 行和第 8 行数据,虽然语义距离相同,但是第 1 行数据位于本体图的顶层,第 3 行数据位于本体图的底层,第 3 行应当比第 1 行具有更大的相似度。以公式(5)为代表的基于顶点的方法,在一定程度上弥补了基于边的算法的缺陷,但是它忽略了语义距离对相似度的影响,体现在表 1 中第 1 行和第 3 行,虽然它们有相同的最近共同祖先,但是其语义距离不同,因而相似度也应当不同。以上两类算法都忽略了属性等信息,体现在表 1 中第 8 行和第 10 行,虽然其语义距离和最近共同父节点都相同,但是其属性特征差异较大,因此其相似度也不应相同。文中提出的算法(公式(6))将这些因素综合起来考虑,通过实验结果不难发现,其结果比较符合预期。

通过表 2 可以直观的看出,以公式(5)(Lin^[5])为代表的基于顶点的算法要优于以公式(3)(刘群^[2])和公式(1)(Resnik^[3])为代表的基于边的算法。文中算法由于综合考虑了语义距离和信息内容,又加入了属性因子和层次因子的度量,计算结果与专家期望值最小,效果最好。

4 结束语

综述所述,文中结合概念在本体图中的层次、距离,共享属性和共享信息等多种特征,提出了一个基于本体结构的相似度算法,并以公开的氨基酸本体为例,证明了算法的有效性。文中的不足之处在于,对领域本体以外的知识考虑较少,在以后的研究中可以借鉴

Hownet, 维基百科^[14]或者谷歌^[15]等开源知识库,相信会进一步提高算法精度。

参考文献:

[1] Lee W N, Shah N, Sundlass K, et al. Comparison of ontology-based semantic similarity measures [C]//AMIA Annual Symposium Proceedings. USA: [s. n.], 2008:384-388.

[2] 刘 群,李素建. 基于《知网》的词汇语义相似度计算[J]. 中文计算语言学,2002,7(2):59-76.

[3] Resnik P. Using Information Content to Evaluate Semantic Similarity [C]//Proceedings of the 14th IJCAI. Montreal, Canada: [s. n.], 1995:448-453.

[4] Chodorow M, Leacock C. Combining local context and Word-Net similarity for word sense identification [M]. Cambridge, Massachusetts: MIT Press, 1997:265-283.

[5] Lin D. An information-theoretic definition of similarity [C]//Proceedings of 15th Int. Conf. on Machine Learning. [s. l.]: [s. n.], 1998.

[6] Couto F, Silva M, Coutinho P. Semantic similarity over the gene ontology: Family correlation and selecting disjunctive ancestors [C]//Proc. of the ACM Conference in Information and Knowledge Management (CIKM). [s. l.]: [s. n.], 2005.

[7] Couto F, Silva M. Disjunctive Shared Information between Ontology Concepts: Application to Gene Ontology [J]. Journal of Biomedical Semantics, 2011, 2:2-5.

[8] Tversky A. Features of Similarity [J]. Psychological Review, 1977, 84(4):327-352.

[9] 林智超,朱国进. 一种基于 FCA 的概念相似度算法[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(9):112-114.

[10] 张晓李,王西锋. 基于本体和相似图的概念语义相似度计算[J]. 计算机技术与发展, 2011, 21(8):101-104.

[11] 赵小谦,郑 彦,储海庆. 概念树在短文本语义相似度上的应用[J]. 计算机技术与发展, 2012, 22(6):159-162.

[12] 段寿建,杨朝凤. 基于领域本体的概念语义相似度和相关度综合量化研究[J]. 现代图书情报技术, 2009, 25(11):40-43.

[13] Sabou M, Richards D, van Splunter S. An Experience Report on Using DAML-S [EB/OL]. [2008-12-02]. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.7.529&rep=rep1&type=pdf>.

[14] Cilibrasi R, Vitanyi P. The Google Similarity Distance [J]. Knowledge and Data Engineering, 2007, 19(3):370-383.

[15] Gabrilovich E, Markovitch S. Computing semantic relatedness using Wikipedia-based explicit semantic analysis [C]//IJCAI. [s. l.]: [s. n.], 2007:1606-1611.

(上接第 51 页)

[7] 刘建华. 多色彩高空间分辨率遥感影像矢量边缘信息提取算法与应用[J]. 地球信息科学学报, 2010, 12(6):850-854.

[8] 刘 技,康晓东,贾富仓. 基于图割与均值漂移算法的脊椎

骨自动分割[J]. 计算机应用, 2011, 31(3):760-762.

[9] 辛月兰. 基于图割的图像分割综述[J]. 微型电脑应用, 2012(9):1-6.

基于超像素的Grabcut彩色图像分割

作者:

辛月兰, [XIN Yue-lan](#)

作者单位:

[陕西师范大学计算机科学学院, 陕西西安710062; 青海师范大学物理系, 青海西宁810008](#)

刊名:

[计算机技术与发展](#) 

英文刊名:

[Computer Technology and Development](#)

年, 卷(期):

2013, 23(7)

本文链接: http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201307012.aspx