

基于量子进化规划核聚类算法的图像分割^{*})

缙水平 焦李成 田小林

(西安电子科技大学智能信息处理研究所 224 信箱 西安 710071)

摘要 基于量子计算的并行性、进化计算简单、通用性好等优点,采用量子编码构造进化算法的染色体种群,再将二者引入到核聚类中来,提出了一种基于量子进化规划的核聚类算法。该算法充分利用了量子态的叠加性以及量子比特的概率表示,能够表示出许多可能的线性叠加状态,具有更好的种群多样性,因此将其用于解决核聚类算法中目标函数的优化问题,可以有效克服传统进化算法收敛速度慢以及早熟等问题。对 Brodatz 纹理图像及 SAR 图像进行分割,仿真实验结果表明该算法可以较好地改善图像分割效果。

关键词 量子计算,进化规划,核聚类算法,图像分割

Image Segmentation of Quantum Evolutionary Programming-based Kernel Clustering Algorithm

GOU Shui-ping JIAO Li-cheng TIAN Xiao-lin

(Institute of Intelligent Information Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract Quantum computation was introduced into fuzzy clustering based on its parallel character, the simplism and universality. So a new kernel clustering algorithm based quantum evolutionary programming is put forward. The method simulates quantum collapse and qubit probability characterization to describe many possible linear splice states. Compared with the traditional evolutionary algorithm, it has better population diversity. The algorithm is used to optimize the kernel fuzzy clustering and it can converge faster and provide global optimal searching ability. Simulation results for the Brodatz texture images and SAR images segmentation show the method can improve the segmentation performance.

Keywords Quantum computation, Evolutionary programming, Kernel clustering algorithm, Images segmentation

1 引言

图像分割是图像处理和计算机视觉领域中的关键技术之一,而模糊 C-均值(Fuzzy C-Means, FCM)聚类算法已在图像分割中获得广泛应用^[1-3]。而图像分割中的聚类算法一般必须考虑图像像素之间的空间关系,一种直接的做法是把空间关系信息映射到特征空间。因此,在经典聚类方法中通过引入核方法,即核聚类算法(Kernel Fuzzy C-Means, KFCM),该算法能够把输入样本空间的样本映射到高维的特征空间,而且在这特征空间中,使得非线性可分问题变成了线性可分问题^[4]。由于 KFCM 聚类算法具有算法简单且收敛速度快的特点以及核方法的巧妙处理方式,近来基于此研究者们已提出了很多利用模糊技术的图像分割算法^[5,6]。但是,该聚类算法存在着对初始值敏感、对噪声数据敏感、容易陷入局部最优的缺点。为了弥补 FCM 算法的这种缺陷,将遗传算法(genetic algorithms, GA)、进化规划(evolutionary programming, EP)和进化策略(evolutionary strategies, ES)、蚁群算法、粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)以及量子粒子群算法(Quantum Particle Swarm Optimization, QPSO)等用于求解聚类问题,这方面的应用研究已经很多^[7,11],但是它们有以下共同点:都属于仿生算法;都是根据个体的适配信息进行随机搜索的全局优化算法;都具有隐含并行性;在解决高维复杂问题时,除了 QPSO 外其它算法往往会出现早熟收敛和收敛性能差等问题。为了增强以上传统进化算法的种群多样

性,从而避免早熟现象,提出一些新的计算智能算法——量子遗传算法、量子进化规划等^[12,13],在进化算法的基础上,这些方法引入了量子比特编码染色体、用量子门变异来进化种群,把当前最优解的信息用于控制量子的变异,从而使种群以大概率向着适应度高的模式进化。在量子进化规划算法中仅采用量子变异算子,使得该算法可以快速收敛于全局最优解。然而 QPSO 主要应用于连续问题,而量子进化规划亦可用于离散问题,并且它的全局收敛性已在文献[13]中得到证明。所以本文把量子计算和进化规划结合起来用于解决聚类的优化问题,提出了一种基于量子进化规划与模糊聚类的算法(Quantum Evolutionary Programming-based Kernel Fuzzy Clustering, QEP-KFCM)。QEP-KFCM 可以增加 KFCM 算法划分矩阵的初始化多样性,减慢了局部搜索,促进全局范围内的寻优搜索,能有效克服 KFCM 过分依赖聚类参数的初始值。而 Brushlet 是一种图像方向分析的新工具,本文利用 Brushlet 良好的方向分辨率特性来刻画图像中的边缘和纹理特征。基于此,本文将 QEP-KFCM 用于 Brodatz 纹理图像及 SAR 图像分割。从仿真实验结果可以看出,相比遗传模糊聚类算法(Genetic Fuzzy C-Means, GFCM),该方法可以改善图像的分割结果。

2 量子进化规划

量子进化规划算法(Quantum Evolutionary Programming algorithm, QEP)是新近发展起来的一种概率进化算法^[14],是

^{*}国家自然科学基金(60424005);武器装备预研重点基金(6140536)。缙水平 讲师,博士生,研究方向为计算智能、聚类分析、数据挖掘、SAR 图像处理。

量子计算^[15]与进化规划计算理论相结合的产物。相对于经典进化算法而言,它最本质的特征是充分利用了量子态的叠加性和相干性,以及量子比特之间的纠缠态,它与经典算法的根本区别是它具有量子并行性。量子算法得以实现的前提在于用量子比特(qubit)代替了经典的比特(bit)。区别于经典比特,量子比特可以处于 0,1 两个本征态的任意叠加状态,而经典比特只能处在两个本征态 0,1,而且在操作过程中,两态的叠加振幅可以相互干涉,形成量子相干。

2.1 量子比特的状态表示

在量子进化算法中,最小的信息单元为一个量子位——量子比特位。一个量子比特的状态可以取值 0 或 1,或任一叠加态,其状态可以表示为

$$|\Psi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \quad (1)$$

其中 α, β 为复数,表示相应的状态出现的概率。 $|\alpha|^2$ 表示量子比特处于 0 态的概率, $|\beta|^2$ 表示了量子比特处在 1 态的概率。归一化条件满足:

$$|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1 \quad (2)$$

2.2 量子染色体的编码

量子编码包括两部分:一是状态表示,二是状态的概率幅。进化算法中常用的编码方式有二进制、十进制和符号编码。在量子进化算法中,使用一种新颖的基于量子比特的编码方式,即用一对复数(α, β)定义一个量子比特位:

$$\begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} \quad (3)$$

于是,一个具有 m 个量子比特位的系统可以描述为

$$\begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \cdots & \alpha_m \\ \beta_1 & \beta_2 & \cdots & \beta_m \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中 $|\alpha_i|^2 + |\beta_i|^2 = 1, i=1, 2, \dots, m$ 。这种表示方法可以表征任意的线性叠加态。

2.3 量子染色体的变异

标准进化策略中采用的变异操作都是一种随机地,没有指导地对个体进行修正,进化过程带有随机扰动因素,因而收敛速度很慢。在量子算法中,信息处理的过程是通过量子态的幺正变换过程来实现的。旋转量子门是量子变换门的一种,通过量子门的旋转来进化种群,可以在变异中加入最优个体的信息来引导进化,从而加快算法的收敛。常用的其它量子门还有异或门、受控的异或门和 Hadamard 变换门等,其中旋转门可以表示为

$$U(\theta) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (5)$$

这里 θ 为旋转变异角度。

3 基于 QEP-KFCM 算法的图像分割

聚类可以归结成一个带约束的非线性规划问题,通过优化求解获得数据集的模糊划分和聚类。核模糊 C-均值聚类(KFCM)就是把输入样本空间映射到高维特征空间,使得原空间中的非线性可分问题转换成高维空间中的线性可分问题。假设在给定观察空间中的一个有限样本集 $x_k \in R^N (k=1, 2, \dots, K)$,用核函数 Φ 把样本集映射到高维空间 H ,即 $\Phi: R^N \rightarrow H$,此时 KFCM 的目标函数为

$$J_H(u, V) = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m P_{ik} \quad (6)$$

其中 $m \in [1, \infty)$ 为权重指数,用来控制分类矩阵 u 的模糊程度, m 越大越模糊; P_{ik} 表示特征空间中第 k 个样本到第 i 类中

心的距离,可表示为

$$P_{ik} = \|\Phi(x_k) - \Phi(c_i)\|^2 = K(x_k, x_k) - 2K(x_k, c_i) + K(c_i, c_i) \quad (7)$$

这里采用满足 Mercer 条件的高斯核函数: $K(x, y) = \exp(-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2})$,因此对应的在特征空间中的隶属度函数为:

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{P_{jk}}{P_{ik}}\right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad (8)$$

同样需要满足约束条件: $u_{ik} \in [0, 1], \sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, k=1, 2, \dots, n$ 。在特征空间中的聚类中心更新为

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m \Phi(x_k)}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m} \quad (9)$$

在找到聚类中心之后,接下来是将数据点指派到不同的类中。KFCM 采用的是迭代爬山技术,搜索的本质是梯度下降方法,此方法局部搜索的能力很强,但对初始化很敏感,容易陷入局部最小点。尤其是当数据集集中包含不同分布时,如果初始化不当,很可能导致算法收敛到局部极值点而得不到数据集的最优模糊划分。

量子算法最本质的特征就是充分利用了量子态的叠加性和相干性,以及量子比特之间的纠缠态,它与经典算法最根本的区别是它具有量子并行性。量子进化规划算法正是采用了量子比特的概率幅表示,能够表示出许多可能的线性叠加状态,才比传统进化算法具有更好的种群多样性。因此,在解决优化问题时,它具有更快的收敛速度和全局寻优能力。本文在此将量子进化规划算法结合到核模糊 C-均值聚类算法中来。结合后的算法是一种全局并行搜索算法,有效克服核模糊 C-均值聚类算法过分依赖聚类参数的初始值。我们得到基于量子进化规划的核模糊算法(QEP-KFCM)的图像分割步骤描述如下。

①种群初始化:设定一较小正数 ϵ ,随机产生 pop 个隶属度矩阵个体 u ,再将其进行量子染色体编码,形成初始种群 $Q(t)$,设置计数器 $t=1$,以及核函数参数 σ 。

②根据式(9)对种群生成 pop 个聚类中心矩阵 $V(t)$,再利用式(6)计算每个个体的 KFCM 目标函数 $J_t(u, V)$,然后计算适应度函数 $f_t = \frac{1}{J_t(u, v) + \xi}$, ξ 为一较小正数,保留当前群体中适应度最大值所对应的最佳隶属度矩阵个体 $u_{best}(t)$ 。

③如果 $|f(t) - f(t-1)| < \epsilon$,确定当前种群中的最佳个体 $u_{best}(t)$ 作为算法最终所找的解,转到⑥。否则,置 $t=t+1$ 。

④对种群进行量子变异操作,得到 $Q(t)'$ 。

⑤种群更新,转到②。

⑥对 $u_{best}(t)$ 去模糊,并对每个像素赋予相应的类别属性。算法结束。

说明:以上算法中,变异操作采用量子旋转门变换进行更新 $Q(t)$,旋转变异角度可参考表 1。表中 x_i 为当前染色体, $best_i$ 为当前最优染色体, $f(x)$ 为适应度函数, $\Delta\theta_i$ 为旋转角度,由 $Q(t)$ 生成 $Q(t)'$ 的具体操作是

$$\lambda_i = \frac{f_{\max} - f(x)}{f_{\max} - f_{\min}} \quad (10)$$

随机产生一个 $[0, 1]$ 数,若它大于概率幅 λ_i^2 ,进行变异,否则不进行变异。变异操作描述为:随机产生一个属于 $[0, \Delta\theta_i]$ 的 θ ;

$$Q(t)' = U(\theta) \times Q(t) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \times Q(t) \quad (11)$$

表1 旋转角度 $\Delta\theta_i$ 查询表

$x_i \geq best_i$	$x_i = best_i$	$x_i < best_i$	$f(x) \geq f(best)$	$\Delta\theta_i$
false	false	true	false	-0.01π
false	false	true	true	-0.001π
true	true	false	true	$\pm 0.001\pi$
true	false	false	false	0.01π
true	false	false	true	0.001π

4 算法性能仿真

4.1 仿真结果

由2组仿真实验来验证本文中提出的算法的有效性。GFCM和QEP-KFCM两种算法的实现参数见表2。

表2 算法参数

算法	种群规模	交叉概率	变异概率
GFCM	20	0.7	0.1
QEP-FCM	20	/	0.1

实验1 纹理图像分割

有3个合成纹理图像,均来自于Brodatz纹理库。我们在特征提取时采用Brushlet变换^[16],分解层数为2,滑动窗均取17和33两种。同时,我们同GFCM图像分割算法进行了比较,两种算法50次平均的迭代时间如表3所示,其中图1(a)、图2(a)、图3(a)为原图。分割采用GFCM方法对每一个像素点进行分类,结果如图1(b)图、2(b)、图3(b);采用QEP-KFCM方法对每一个像素点进行分类,结果如图1(c)、图2(c)、图3(c)所示。

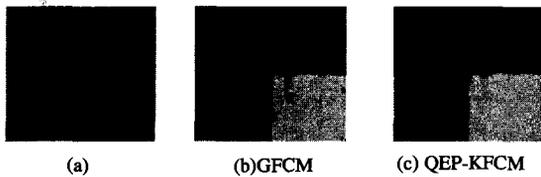


图1

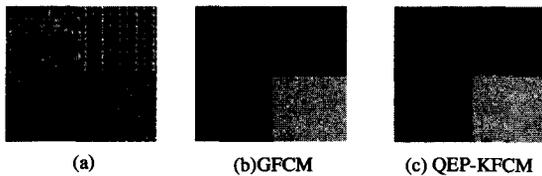


图2

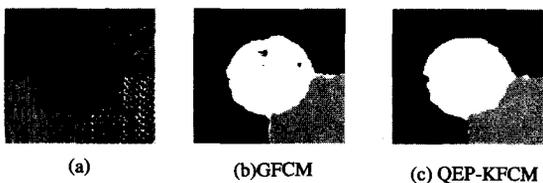


图3

实验2 SAR图像分割

我们通过下面3个SAR图像进行分割实验,对本文所提出的QEP-KFCM算法进行聚类的有效性验证。在SAR图像的成像过程中,不同的地物有不同的后向反射和散射特性,从而呈现不同的纹理。特别是,当不同目标的灰度信息比较接近时,仅依据灰度信息对它们进行分割是不够充分的,这时需要引入纹理信息^[17]。我们使用同实验1相同的特征提取过程对图像进行分解,提取纹理特征向量作为样本。两种算法的迭代时间如表2所示,其中图4(a)、图5(a)、图6(a)为原图,分割采用GFCM方法,结果如图4(b)、图5(b)、图6(b);采用QEP-KFCM方法对每一个像素点进行分类,结果如图4(c)、图5(c)、图6(c)所示。



图4

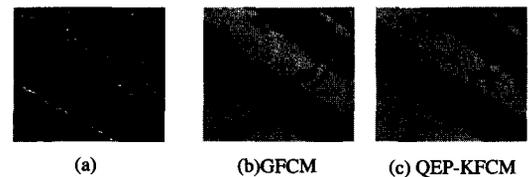


图5

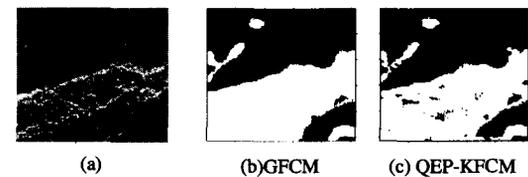


图6

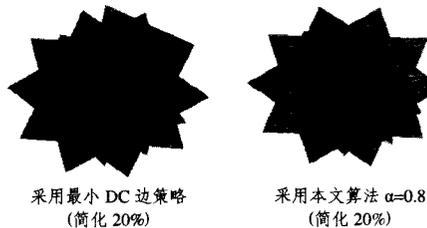
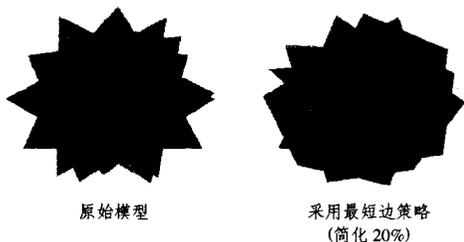
表3 不同算法的性能比较

	GFCM		QEP-KFCM	
	纹理	SAR	纹理	SAR
迭代次数	71.4	172.3	46.8	57.6
收敛时间	613.2s	698.3s	476.5s	497.9s

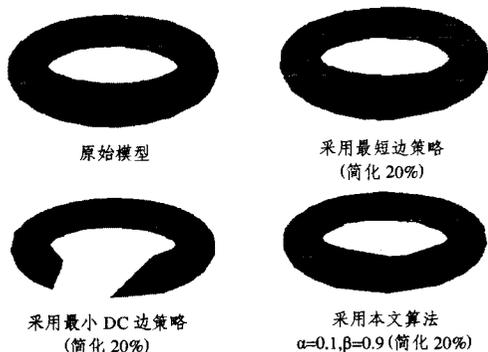
4.2 实验结果分析

从实验结果可以看出,为了保留图像纹理信息,我们引入了Brushlet变换对图像进行特征提取,并用基于量子进化规划的核聚类方法改善分割效果。对于实验1中图像,GFCM方法在两种纹理中间的分界线处误分点比较多,而QEP-KFCM方法能够比GFCM方法得到更好的分割效果;对于实验2中的图像4,5,6,QEP-KFCM方法能够比GFCM方法得到更多的细节信息;但是,对于图像5,它应包含3类地物:植被、河流和农作物,错分区域较多,这是由于该幅图存在严重的斑点噪声,而本文的算法又能比较好地保留细节信息,所以分割效果相比其它3幅图像略差。总之,由于量子的概率幅表示,一个量子染色体可以同时表示几个状态的信息,因此通过量子的概率幅产生新个体,从而带来更丰富的种群。与遗传模糊聚类方法比较,这种方法有效地保留了图像的细节信

(下转第218页)



(2) 轮胎模型的简化



由实验结果可以看出,最短边策略造成了模型简化过程中孤立面的产生,最小 DC 边策略能较好地保持模型的几何一致性,但损失了模型的逼真度。本文提出的算法则能在避免孤立面产生的同时保证模型的逼真度。

(上接第 215 页)

息,分割效果得到改善。另外,从表 2 可以发现,本文算法也有更快的分割速度,这对于图像分割尤其是大图像以及 SAR 图像而言是非常重要的,它可以为后续的图像识别提供一个良好的基础。

结束语 我们主要分析和研究了量子进化规划算法的基本原理、算法实现,并将进化规划算法用于解决核聚类中初始化的优化等问题,有效克服核模糊 C-均值聚类算法过分依赖聚类参数的初始值。通过两组仿真实验,不仅实现了纹理图像的分割,同时实验结果证明了 QEP-KFCM 算法对于 SAR 图像分割是有效的。但是对于 SAR 图像不进行斑点噪声滤除,直接在分割时能够达到滤波效果,或者说,研究图像分割的同时,如何合理地进行滤波,以及针对 SAR 图像如何更好地提取有利于分割的特征,是我们以后进一步的努力方向。

参考文献

[1] Feng Yan-qiu, Chen Wu-fan, Liang Bin, et al. A New algorithm for image segmentation based on Gibbs random field and fuzzy c-means clustering. *Acta Electronica Sinica*, 2004, 32(4): 645-647

[2] Kersten P R, Lee R R Y, Verdi J S. Segmenting SAR images using fuzzy clustering. 2000: 105-108

[3] Dell'Acqua F, Gamba P. Detection of urban structures in SAR images by robust fuzzy clustering algorithms; the example of street tracking. *IEEE Transactions on Geoscience and remote sensing*, 2001, 39(10): 2287-2297

[4] 张莉,周伟达,焦李成. 核聚类算法. *计算机学报*, 2002, 25(6): 587-590

结束语 本文在边收缩算法的基础上,提出了一种应用频度中心理论的模型简化算法,并生成了连续的多分辨率模型。实验证明,该方法在保证简化模型逼真度的同时避免了孤立面的产生,保证了模型的真实感。下一步工作的主要内容是针对重叠三角面片引起的“假”孤立面问题,设计有效的方法以避免简化过程中重叠三角面片的生成。

参考文献

[1] Lounsbery J M. Multi-resolution analysis for surfaces of arbitrary topological Type. PhD Dissertation, Seattle, WA. Dept. of Computer Science, Univ of Washington, 1994

[2] Certain A, et al. Interactive multi-resolution surface viewing // Proc. of the ACM SIGGRAPH Conf. on Computer Graphics, 1995: 173-181

[3] Rossignac J, Borrel P. Multi-resolution 3D approximations Modeling in rendering complex scenes // Falcidieno B, Kunii T, eds. *Geometric Modeling in Computer Graphics*, 1997: 75-82

[4] Low K L, Tan T S. Model simplification using vertex clustering // Proc. of the ACM SIGGRAPH Conf. on Computer Graphics, 1997: 199-208

[5] Schroeder W J, Zarge J A, Lorensen W E. Decimation of Triangle Meshes. *Computer Graphics*, 1992, 26(2): 65-70

[6] Pajarala R, Rossignac J. Compressed Progressive Meshes. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2000, 6(1): 79-93

[7] Garland M, Heckbert P S. Surface Simplification Using Quadric Error Metrics // Proc. SIGGRAPH'98. 1998: 209-216

[8] Hoppe H. Progressive Meshes // Proc. SIGGRAPH'96. 1996: 99-206

[9] Latora V, Marchiori M. A measure of centrality based on the network efficiency. *Cond-Mat/0402050*, 2004

[10] Zha H, Makimoto Y, Hasegawa T. Dynamic Gaze - Controlled Levels of Detail of Polygonal Objects in 3-D Environment Modeling // Proc. 3-D Digital Imaging and Modeling'99. October 1999: 321-330

[11] Okuda M, Chen T. Joint Geometry/Texture Progressive Coding of 3d Models. *Image Processing*, 2000, 3: 632-635

[12] Fahn Chin - Shyurng. Polygonal Mesh Simplification with Face Color and Boundary Edge Preservation Using Quadric Error Metric // Proceeding of IEEE 4th International Symposium on Multimedia Software Engineering, California, IEEE, 2002: 174-181

[5] Zhang D Q, Chen S C. Kernel-based fuzzy clustering incorporating spatial constraints for image segmentation // Proceedings of 2th International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2003: 2189-2192

[6] Chumsamrong W, Thitimajshima P, Rangsaneri Y. Synthetic aperture radar (SAR) image segmentation using a new modified fuzzy c-means algorithm. 105-108

[7] Maulik U, Bandyopadhyay S. Genetic algorithm-based clustering technique. *Pattern Recognition*, 2000, 33: 1455-1465

[8] Babu G P, Murty M M. Clustering with evolution strategies. *Pattern Recognition*, 1994, 2(27): 321-329

[9] Omran M G H, Engelbrecht A P, Salman A. Dynamic clustering using particle swarm optimization with application in unsupervised image classification. *IEEE Transactions on Engineering, Computing and technology*, 2005, 9: 199-204

[10] 龙海侠, 须文波, 孙俊. 基于 QPSO 的数据聚类. *计算机应用研究*, 2006(12): 40-43

[11] 周新华, 黄道. 一种基于蚁群算法的模糊 C 均值聚类. *控制工程*, 2005, 12(2): 132-134

[12] Han K H, Kim J H. Genetic quantum algorithm and its application to combinatorial optimization problem // Proceeding of the 2000 IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2000: 1354-1360

[13] 杨淑媛, 刘芳, 焦李成. 量子进化算法. *工程数学学报*, 2006, 23(2): 235-246

[14] 杨淑媛, 刘芳, 焦李成. 量子进化策略. *电子学报*, 2001, 29(12A): 1873-1877

[15] 王安民. 计算的量子飞跃. *物理*, 2000, 29(6): 351-357

[16] Tan S, Zhang X R, Jiao L C. A brushlet - based feature set applied to texture classification (C) // Int. Conf. on Computational and Information Sciences, 2004: 1175-1180

[17] Li J M, Zhong H, Jiao L C. SAR Image Segmentation Based on Multiresolution GLC Pin Overcomplete Brushlet Domain [C]. Chinese Institute of Electronics International Conference on Radar, 2006