

## 基于商空间粒度的极化 SAR 图像分类

何吟\*, 程建

(电子科技大学 电子工程学院, 成都 611731)

(\* 通信作者电子邮箱 heyin23@sina.com)

**摘要:**当前极化合成孔径雷达(SAR)图像的分类研究中,极化信息的不完全利用是影响极化 SAR 图像分类效果的重要原因之一。故将商空间粒度合成理论引入到极化 SAR 图像分类中,通过建立不同的支持向量机(SVM)分类器构建不同的商空间,从多个粒度层面对极化信息的综合利用。首先通过不同的极化分解方法得到不同的极化特征,分别对其建立不同的支持向量机分类器进行分类;再根据粒度合成理论对这些商空间进行融合,得到更细粒度上的改进的分类结果。最后,利用 AIRSAR 图像进行实验比较,算法改进后的结果在地物误分上有明显的抑制,各类别分类正确率都有所提高。

**关键词:**极化合成孔径雷达;商空间理论;粒度合成;支持向量机;图像分类

**中图分类号:** TP391 **文献标志码:** A

### Classification of polarimetric SAR images based on quotient space granularity composition theory

HE Yin\*, CHENG Jian

(School of Electronic Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu Sichuan 611731, China)

**Abstract:** Incomplete utilization of polarimetric information is one of the important factors that impact the result of polarimetric Synthetic Aperture Radar (SAR) image classification. In order to achieve the comprehensive utilization of polarimetric information, quotient space granularity composition theory, combined with multiple classifiers to construct different quotient space, was applied in classification of polarimetric SAR. Firstly, using different polarization decomposition method to get different characteristics, and based on these characteristics, setting different Support Vector Machine (SVM) classifiers to classify the image. Secondly, integrating these quotient spaces based on granularity composition theory to get more fine-grained result in order to achieve the upgrading of the classification accuracy. Finally, an experiment for AIRSAR image was given. The result shows the misclassification of targets is inhibited significantly and the classification accuracy of each class is improved.

**Key words:** polarimetry Synthetic Aperture Radar (SAR); quotient space theory; granularity composition; Support Vector Machine (SVM); image classification

## 0 引言

极化合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)是一种重要的遥感信息获取手段,近年来得到了广泛的应用。和普通 SAR 图像相比,极化 SAR 图像以极化矩阵的形式记录了地物四种极化状态下的散射回波,对应的散射机制直接反映出目标的几何结构、形状、反射率等性质,利用这些性质可达到对地物分类的目的。

目标分解是获取极化信息的重要手段之一,它将像素点对应的复杂的散射机制分解为具有一定意义的简单散射机制的加权和,既能获得更多极化信息,又简化了极化 SAR 数据分析。现有的极化分解方法根据分解矩阵的不同,主要分为相干分解和非相干分解<sup>[1]</sup>。非相干分解主要包括:Pottier 等在 1997 年提出的 Cloude 分解,将散射矩阵进行特征值分解得到参数  $H$  和  $\alpha$ ,利用这两个参数对极化 SAR 图像进行非监督分类<sup>[2-3]</sup>;1998 年 Freeman 和 Durden 等提出了 Freeman 分解<sup>[4]</sup>,将散射目标分为表面散射、体散射和偶次散射三种散

射模型。相干分解中的 Krogager 分解<sup>[5]</sup>是从散射矩阵出发,把散射目标分解为球散射体分量、二面角散射分量和螺旋分量之和。目前各种极化分解作为获取极化特征的重要手段,广泛地应用在极化 SAR 图像处理中。

在极化分解获得的特征后有多种不同的分类方法,包括非监督分类中应用很广的  $H-\alpha$  分类方法,监督分类中也有基于神经网络的极化图像分类和不同极化特征下的基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的分类方法。其中, SVM 方法对于小样本有极强的适应性和强大的分类效果,因此更适合极化 SAR 图像的特点,成为了极化分类中常用的重要手段<sup>[6]</sup>。本文中也将采用 SVM 来建立分类器。

分类特征的选取对分类效果有很大影响。文献[7]选择协方差信息作为特征向量,文献[8-9]也分别使用常用的极化分解如 Krogager 分解、Freeman 分解和 Cameron 分解得到的散射功率进行 SVM 分类,取得了不错的分类效果。但是每种极化分解都不能完全地解释所有的散射机制,对于某些类型的地物会容易出现错判、误判的现象。为了改善这种情况,更

**收稿日期:** 2013-03-07; **修回日期:** 2013-05-02。 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61201271); 高等学校博士学科点专项科研基金(新教师类)资助项目(20100185120021); 四川省省院科技合作计划项目(2012JZ0001)。

**作者简介:** 何吟(1989-),女,四川仪陇人,硕士研究生,主要研究方向:SAR 图像处理;程建(1978-),男,四川南部人,副教授,博士,主要研究方向:图像处理、计算机视觉。

好地利用丰富的极化特征,需要一种较好的融合方式将不同极化特征有机地结合起来。本文引入商空间粒度合成理论,结合 SVM 分类器进行决策融合,通过商空间的建立和粒度合成的理论,将不同类型的特征通过不同分类器进行分类,再对分类结果进行融合,以此实现极化信息的有效利用。

商空间理论和粒度模型最初是由张钹等提出,用来讨论和阐述信息领域的描述和处理问题,包括不同粒度空间的表示、转换和相互依存关系等<sup>[10-11]</sup>。由于其极强的表达能力和符合认知过程的特点,被广泛地应用在数据挖掘、路径规划、图像分析<sup>[12-13]</sup>等各个方面。本文将该理论与多分类器结合起来,分别构建不同的商空间粒度世界后对其合成,充分融合了不同极化信息得到的分类结果,使极化 SAR 图像的分类精度得到了进一步提高。

## 1 商空间粒度

信息的粒度就是把一个对象划分成颗粒,每个颗粒表示一组不可区分、相似的对象集合,一个对象集合就构成空间的一个划分即商空间。粒度计算就是研究在给定知识基上的各种子集合之间的关系和转换,以及对同一问题取不同的粒度,在对不同粒度的研究中综合获取对原问题的了解<sup>[14]</sup>。

用三元组  $(X, f, T)$  描述一个问题,其中:  $X$  表示问题的论域;  $f(\cdot)$  表示论域的属性集;  $T$  是论域  $X$  上的结构,指  $X$  论域中各元素之间的相互关系。求解问题  $(X, f, T)$  就是对论域  $X$  及其相关结构和属性进行分析和研究<sup>[15]</sup>。不同的粒度可表示为:对于问题  $(X, f, T)$ ,从不同的粒度(角度、层次)考察,是给  $X$  指定一个等价关系  $R$ ,并由  $R$  产生商集  $[X]$ ,然后研究相应问题  $([X], [f], [T])$ ,此时:

$[X]$ : 定义  $[X]$  为对应于关系  $R$  的商集。

$[T]$ : 设  $T$  是拓扑,则定义商拓扑  $[T]: \{u \mid p^{-1}(u) \in T, u \in [X]\}, p: X \rightarrow [X]$  是自然投影。

$[f]$ : 设属性函数  $f: X \rightarrow Y$ , 定义  $[f]: [X] \rightarrow Y$ 。

$([X], [f], [T])$  就是  $(X, f, T)$  对应于等价关系  $R$  的商空间,  $R$  对应于一定的粒度。 $X$  的所有不同的商集和其对应的商空间,就构成了  $(X, f, T)$  的不同粒度世界。

粗粒度的不同商空间通过有效的合成可以得到更细粒度上的商空间划分。文献[10]中对此进行了描述,假设  $([X_1], [f_1], [T_1])$  和  $([X_2], [f_2], [T_2])$  是  $(X, f, T)$  的商空间,  $([X_3], [f_3], [T_3])$  是  $([X_1], [f_1], [T_1])$  和  $([X_2], [f_2], [T_2])$  的合成空间,若用划分来表示合成,即设划分  $[X_1] = \{a_i\}, [X_2] = \{b_j\}, [X_3]$  可表示为

$$[X_3] = \{a_i \cap b_j \mid a_i \in [X_1], b_j \in [X_2]\} \quad (1)$$

并且属性  $f_3$  是满足下列条件的解:

①  $p_i f_3 = f_i (i = 1, 2)$ , 其中,  $p_i: [X_3] \rightarrow [X_i]$  表示投影,  $i = 1, 2$ 。

② 设  $D(f, f_1, f_2)$  是某一给定的最优判别准则,则有:

$$D(f_3, f_1, f_2) = \min_f D(f, f_1, f_2) \quad (2)$$

或者

$$D(f_3, f_1, f_2) = \max_f D(f, f_1, f_2) \quad (3)$$

其中:  $\min$  或者  $\max$  是对一切满足条件的  $[X_3]$  上的属性函数  $f$  计算。

对  $f_3$  的约束条件中,条件①表示其合成属性是两个侧面属性的综合,满足条件①的解通常并不唯一,故需要一种判断优劣的准则,条件②中对最优准则做了定义,在这个合成准则

中,这个最优准则函数一般不是从  $([X_1], [f_1], [T_1])$  和  $([X_2], [f_2], [T_2])$  提供的信息中得来的,而是从其他一些附加条件中得来的。

当  $f_1, f_2$  有误差时,用式(4)代替式(2),即

$$D(f_1, f_2, f_3) = \min_f D(f) = \min_f [d_1(p_1 f, f_1)^2 + d_2(p_2 f, f_2)^2] \quad (4)$$

其中:  $d_i(\cdot, \cdot)$  是  $Y_i$  上的距离函数,  $Y_i$  是  $X_i$  上一切属性函数的全体。若式(4)的解不唯一,可以引入适当的最优准则函数。

## 2 极化特征的获取

极化 SAR 图像中有利于分类的极化信息可以通过各种方式来获取,包括极化分解和协方差矩阵信息等。极化分解通过对极化矩阵的加权组合,挖掘出极化 SAR 图像异于普通 SAR 图像的极化信息,是当前运用最广泛的获取极化特征的方法。极化分解后得到的散射分量分别对应不同的散射机制,因此根据分量所占比重在一定程度上可以对地物进行分类。

极化分解的方式有多种。相干分解中以 Krogager 分解为代表,利用左右旋圆极化基将极化散射矩阵  $[S]$  分解为面散射(Sphere)、二面角散射(Dihedral)和螺旋体(Helix)三种,具有旋转不变性的优点;非相干分解中 Freeman 分解将极化协方差矩阵  $[C]$  分解为体散射、偶次散射和表面散射三种散射机理成分的协方差矩阵的加权和,比经典的 Cloude 分解等更好地反映了不同类型地物的散射机制。它们都曾作为描述极化 SAR 图像的特征向量应用于分类中<sup>[8-9]</sup>,其分类有效性得到了验证。在此基础上,本文选取这两种特征向量进行分类,应用商空间粒度合成的方法,对分类效果进行对比。

### 2.1 Freeman 分解

Freeman 分解是一种基于三元散射模型的目标非相干分解方法,由 Freeman 等<sup>[4]</sup>在 1998 年提出。该分解将极化协方差矩阵  $[C]$  分解为体散射、偶次散射和表面散射三种散射机理成分的协方差矩阵的加权和。

$$C = f_v [C_v] + f_s [C_s] + f_D [C_D] \quad (5)$$

其中:体散射对应的典型地物是大量枝叶的植被地区,偶次散射可以用来描述城市建筑物和地面散射模型,表面散射则通常描述粗糙的自然地表。通过对占优散射机制的分析,可得到其对应的地物类别。

通过式(5)代入相应参量可以得到求解方程组:

$$\begin{cases} \langle (S_{hh})^2 \rangle = f_s |\beta|^2 + f_D |\alpha|^2 + f_v \\ \langle (S_{vv})^2 \rangle = f_s + f_D + f_v \\ \langle S_{hh} S_{vv}^* \rangle = f_s \beta + f_D \alpha + f_v / 3 \\ \langle (S_{hv})^2 \rangle = f_v / 3 \end{cases} \quad (6)$$

文献[8]介绍了求解方法,通过计算得到各个分量的值。其中  $f_v$  代表体散射对最终协方差矩阵的贡献,该分量的对应散射功率为  $P_v = 8V/3$ ;同理,偶次散射分量的功率为  $P_D = f_D(1 + |\alpha|^2)$ ;表面散射分类的功率为  $P_s = f_s(1 + |\beta|^2)$ 。 $P_v, P_s, P_D$  即为 Freeman 分解得到的特征向量。

### 2.2 Krogager 分解

Krogager 分解是一种相干分解方法<sup>[5]</sup>,它根据极化旋转不变性,将左右旋圆极化基下的极化散射矩阵分解为面散射、二面角散射和螺旋体三种,如下式:

$$[S_{(r,t)}] = e^{j\psi} \left\{ e^{j\psi_2} \mathbf{K}_S \begin{bmatrix} 0 & j \\ j & 0 \end{bmatrix} + \mathbf{K}_D \begin{bmatrix} e^{2j\theta} & 0 \\ 0 & -e^{-2j\theta} \end{bmatrix} + \mathbf{K}_H \begin{bmatrix} e^{2j\theta} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \right\} \quad (7)$$

其中:  $\mathbf{K}_S$  为面散射分量系数,  $\mathbf{K}_D$  为二面散射分量系数,  $\mathbf{K}_H$  为左手或右手螺旋体分量系数。通过式(6)得到个分量表达式如下:

$$\mathbf{K}_S = |S_{hv}| \quad (8)$$

当  $|S_{hh}| \geq |S_{vv}|$  时,  $S_{vv}$  表示二面角分量, 此时:

$$\begin{cases} \mathbf{K}_D^+ = |S_{vv}| \\ \mathbf{K}_H^+ = |S_{hh}| - |S_{vv}| \end{cases} \quad (9)$$

式中  $\mathbf{K}_H^+$  表示左旋螺旋体分量。

当  $|S_{vv}| > |S_{hh}|$  时:

$$\begin{cases} \mathbf{K}_D^- = |S_{hh}| \\ \mathbf{K}_H^- = |S_{hh}| - |S_{vv}| \end{cases} \quad (10)$$

此时式中  $\mathbf{K}_H^-$  表示右螺旋体分量。

经过上述方法求得的  $\mathbf{K}_D$ 、 $\mathbf{K}_S$  和  $\mathbf{K}_H$  即为 Krogager 分解得到的特征向量。

### 3 基于商空间粒度合成的算法设计

通过 Freeman 分解和 Krogager 分解得到了两组不同的极化特征, 为了充分地利用它们, 必须对其进行有机地融合。由于两种极化分解的机理不同, 反映能力不一致, 简单地将它们组合在一起并不能充分地利用极化特征, 甚至由于特征的相关性会造成冗余, 影响分类精度。故利用商空间粒度合成理论来实现融合。

利用商空间理论对极化 SAR 图像进行合成时, 先对两组特征向量分别构建 SVM 分类器, 得到不同的分类结果, 构建出较粗粒度上的商空间  $([X_1], [f_1], [T_1])$  和  $([X_2], [f_2], [T_2])$ 。根据粒度合成的理论, 将粗粒度的商空间合并成细粒度的商空间时按照式(2)中的合成准则, 需要一个最优判别, 本文选用马氏距离来衡量。对比两个分类结果, 会有两种情况:

1) 两个分类结果中的相同判定, 即  $X_3 = X_1 \cap X_2$  时,  $X_3$  属于能确定其类别的部分;

2) 两个分类结果中的不同判定, 将其视作不能确定类别的部分, 需要加入更多新的信息来支持其重新判定。

情况 1) 满足了综合两个空间结果的要求; 情况 2) 表示通过已有的商空间无法对其做出确定的判断, 需要加入新的信息来支持新的判定。对此, 建立新的特征向量  $V'$ , 它是将两类特征合并为  $(V_1, V_2)$  后再计算其邻域范围内平均。同时引入最优准则函数, 本文选取马氏距离来衡量:

$$D(V', V_w) = [(V' - V_w)^T \mathbf{Cov}^{-1} (V' - V_w)]^{1/2} \quad (11)$$

其中  $\mathbf{Cov}$  表示  $V'$  的协方差矩阵。

计算每个不确定类别的像素点  $i$  的新特征向量  $V_i'$  与已确定的所有类别中心  $V_w$  的距离  $D(V_i', V_w)$ , 使  $D(V_i', V_w)$  最小的类别即为像素点  $i$  的类别。

具体的分类流程可归纳如下:

1) 对训练样本提取特征。对极化 SAR 图像进行 Freeman 分解和 Krogager 分解, 把每个像素点分解得到的散射功率分量  $V_1, V_2$  分别作为各自的样本向量。

2) 商空间构成。利用  $V_1, V_2$  构建分类器  $SVM_1$  和  $SVM_2$ , 分别进行 SVM 分类, 得到两个分类结果  $[X_1]$  和  $[X_2]$ , 构建出商空间  $([X_1], [f_1], [T_1])$  和  $([X_2], [f_2], [T_2])$ 。

3) 粒度空间的合成。根据式(1)对  $[X_1], [X_2]$  进行合

成。比较  $X_1$  与  $X_2$  中类别标签, 若相等则保留; 若不同则将其标记, 存放在  $A$  中。

4) 根据属性合成准则构造新的特征向量。对集合  $A$  中每个像素构造新的特征向量, 将两类特征合并为  $(V_1, V_2)$ , 计算其邻域范围内的平均特征向量  $(V_1', V_2')$  作为新的特征向量  $V'$ 。

5) 按式(11)计算  $A$  中各样本的特征向量  $V'$  到所有类中心  $V_w$  的距离  $D(V_i', V_w)$ 。

6) 根据判别准则进行再划分。根据最小距离判别准则, 将像素标记为最小距离的类别。将  $A$  中结果映射到  $[X_3]$  中, 得到合成后更细粒度的商空间  $[X_3]$ , 完成分类。

### 4 实验结果及分析

采用 NASA/JPL 实验室 L 波段 AIRSAR 图像旧金山区域的全极化数据进行实验来证明本算法的有效性, 图像大小为  $600 \times 500$  像素。图 1 为原始伪彩色图像, 可看出该地区主要包含三类典型地物: 海洋, 植被和建筑物。根据 Freeman 分解和 Krogager 分解算法, 得到图 2 所示极化分解图。

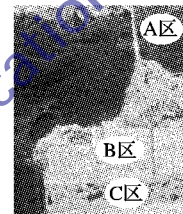
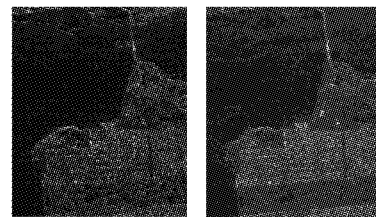
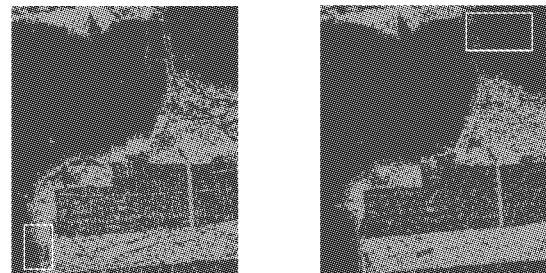


图 1 原始图像



(a) Freeman 分解图 (b) Krogager 分解图  
图 2 Freeman 与 Krogager 分解图

首先用 Freeman 分解得到的三个散射向量作为特征向量, 经过 SVM 分类得到分类图 3(a); 再对 Krogager 分解得到的散射分量进行分解, 如图 3(b) 所示。SVM 分类器都选择高斯径向基作为核函数, 参数  $c$  和  $g$  采用交叉验证求出的最优值。采用商空间粒度合成理论对上述分类结果进行融合得到图 4 中的改进后的分类结果。



(a) 基于 Krogager 分解的分类结果 (b) 基于 Freeman 分解的分类结果  
图 3 基于 Krogager 与 Freeman 分解的分类结果

从几幅分类结果图的目视对比可以看出, 基于 Krogager 分解的分类对水体和建筑物之间分类效果较好, 但是出现了左下角白色框中植被和水体边界区域的误分, 同时植被和建筑物也有一定程度的误分, 建筑物的形状保持也不够好; 基于 Freeman 分解得到的分类对建筑物和植被的分类效果较好, 区分度高,

但是右上角白色框中出现了大量误分区域,将水体误分为建筑物。对上述两个分类结果进行商空间粒度合成处理之后,得到了图 4 所示结果,可以清晰地看出,右上角的误分得到抑制的同时也解决了左下角边界不清晰的问题,建筑物和植被之间的区域边界也很清晰,分类效果得到了有效改善。

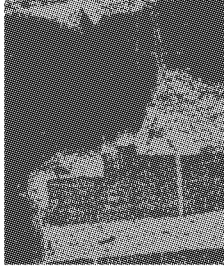


图 4 商空间粒度合成后的分类结果

为了对分类误差定性地进行比较分析,选取图 1 中 A、B、C 区所示的这些典型区域,分别统计两个分类器和合成后结果对各种类型地物的分类正确率。其中 A 区代表水体, B 区为建筑物, C 区为植被。

表 1 分类准确率

样本区	分类准确率/%		
	Freeman 分解	Krogager 分解	本文算法
A 区	73.763	90.016	99.681
B 区	91.286	89.947	90.095
C 区	88.095	75.793	92.857

从表 1 的分类准确率统计中可以得出与视觉效果一致的结论,即采用单一特征的分类其准确率总体上低于融合两种特征的分类。基于 Freeman 分解的 SVM 对建筑物和植被的分类准确率都比较高,但是水体部分较低;基于 Krogager 分解的 SVM 分类对植被的准确率低,但水体的分类准确率比基于 Freeman 分解的分类高出很多;采用本文算法的分类对 A、B、C 区的分类准确率都达到了 90% 以上,尤其是水体部分的分类效果得到了很大提升。利用商空间粒度合成理论对分类结果进行融合,保留了两种分类一致的区域,而对不确定的区域进行重新划分,这样既能综合利用基于 Krogager 分解分类和基于 Freeman 分解分类的优点,也能对各自容易错分的区域进行改进,虽然合并结果仍有少量错分情况,但比只利用某一类特征的分类结果的准确率更高。

## 5 结语

本文将商空间粒度理论与极化 SAR 图像的监督分类结

合,充分利用了各种极化分解得到的极化信息进行分类。通过粒度合成理论对多个分类器结果进行融合,提高了分类精度。实验结果表明,同单独利用某种极化分解方法相比,商空间粒度合成结果有明显优势;也证明了商空间粒度合成理论对极化 SAR 分类的优化作用。此外,本文只讨论了两种极化特征进行商空间粒度合成的情况,还可以加入更多其他的极化分解特征来进行合成,实现对各种特征的综合利用。

## 参考文献:

- [1] CLOUDE S R, POTTIER E. A review of target decomposition theorems in radar polarimetry [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1996, 34(2): 498-517.
- [2] CLOUDE S R. An entropy based classification scheme for polarimetric SAR data [C]// IGARSS'95: Proceedings of the 1995 International Geoscience and Remote Sensing Symposium on Quantitative Remote Sensing for Science and Applications. Piscataway: IEEE, 1995, 3: 2000-2002.
- [3] CLOUDE S R, POTTIER E. An entropy based on classification scheme for land application of polarimetric SAR [J]. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, 1997, 35(1): 68-78.
- [4] FREEMAN A, DURDEN S L. A three-component scattering model for polarimetric SAR data [J]. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, 1998, 36(3): 963-973.
- [5] KROGAGER E. New decomposition of the radar target scattering matrix [J]. Electronics Letters, 1990, 26(18): 1525-1527.
- [6] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory [M]. New York: Springer-Verlag, 1995.
- [7] 王强,孙洪. 基于支持向量机的多极化 SAR 图像监督分类[J]. 信号处理, 2005, 21(4A): 531-534.
- [8] 汪洋,鲁加国,张长耀. 基于 Krogager 分解和 SVM 的极化 SAR 图像分类[J]. 无线电工程, 2007, 22(1): 70-74.
- [9] 邹斌,张腊梅,裴彩虹,等. 基于 SVM 的 POLSAR 图像分类研究[J]. 遥感技术与应用, 2007, 22(5): 633-636.
- [10] 张燕平,张铃,吴涛,等. 一种粒度世界的描述法——商空间法[J]. 计算机学报, 2004, 27(3): 328-333.
- [11] 张燕平,张铃,张钺,等. 商空间与粒计算: 结构化问题求解理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2010.
- [12] 黄剑韬. 基于商空间的向量空间模型文本分类方法[J]. 计算机应用, 2011, 31(S2): 67-69.
- [13] 李刚,万幼川,管玉娟. 应用商空间理论的遥感影像多尺度合成分割[J]. 应用科学学报, 2011, 29(4): 390-395.
- [14] 张玲,张钺. 问题求解理论及应用[M]. 2 版. 北京: 清华大学出版社, 2007.
- [15] 张向荣,谭山,焦李成,等. 基于商空间粒度计算的 SAR 图像分类[J]. 计算机学报, 2007, 30(3): 483-490.

(上接第 2316 页)

- [5] HAN H J, POSTON T T. Chord-to-point distance accumulation and planar curvature: a new approach to discrete curvature [J]. Pattern Recognition Letters, 2001, 22(10): 1133-1144.
- [6] AWRANGJEB M, LU G. Robust image corner detection based on the chord-to-point distance accumulation technique [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2008, 10(6): 1059-1072.
- [7] 章为川,水鹏朗,朱磊. 利用各向异性高斯方向导数相关矩阵的角点检测方法 [J]. 西安交通大学学报, 2012, 46(11): 91-98.
- [8] 顾国庆,白瑞林,杜斌. 基于曲率多尺度的高精度角点检测[J]. 光学技术, 2010, 36(6): 918-922.
- [9] 刘亚威,李见为,张小洪. 一种基于边缘轮廓线的 LoG 角点检测 [J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(10): 140-143.
- [10] 孙君顶,郭启强,张兆生. 基于曲率尺度空间的轮廓角点检测 [J]. 光电工程, 2009, 36(7): 78-84.
- [11] 张小洪,雷明,杨丹. 基于多尺度曲率乘积的鲁棒图像角点检测 [J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(7): 1270-1275.
- [12] 章为川,水鹏朗,徐国靖. 边缘线上各向异性高斯核信息熵的角点检测 [J]. 西安电子科技大学学报, 2013, 40(4): 143-149.
- [13] CANNY J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6): 679-698.
- [14] SHUI P L, ZHANG W C. Noise-robust edge detector combining isotropic and anisotropic Gaussian kernels [J]. Pattern Recognition, 2012, 45(2): 806-820.
- [15] HARRIS C G, STEPHENS M J. A combine corner and edge detector [C]// Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference. Manchester: University of Manchester Press, 1988: 147-151.