

# 一种新的基于 Wishart MRF 的全极化 SAR 图像分类方法

张爽 王爽 焦李成

(西安电子科技大学智能感知与图像理解教育部重点实验室 西安 710071)

**摘要** 无监督的 Wishart 分类算法在多次迭代后,容易出现错分现象,即多个类别属于同一类散射机制,或者多种散射都拥有相同的类别标签。针对此问题,提出了一种新的基于 Wishart MRF 的无监督全极化 SAR 图像分类方法。新方法改进了散射机制保持的方式,即并不是完全限制像素点的散射机制,而是根据像素点的散射机制在迭代过程中给定一个有限的范围。同时,使用一种自适应区域的 MRF 方法来提取像素点的先验信息。该方法不仅考虑了全极化 SAR 数据的散射性质,而且结合了统计特性和邻域信息,并在一定程度上保持了散射性质。实验结果证明,与传统的 Wishart 和基于散射机制保持的 Wishart 算法相比,该方法在 JPL/NASA 的 AIRSAR 数据上取得了更好的分类结果。

**关键词** PolSAR 图像分类,目标分解,散射机制

**中图分类号** TP751 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.11.055

## New Wishart MRF Method for Fully PolSAR Image Classification

ZHANG Shuang WANG Shuang JIAO Li-cheng

(Key Laboratory of Intelligent Perception and Image Understanding of Ministry of Education of China, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract** The unsupervised Wishart classifier has usually given some misclassified pixels, i. e., several classes present the same polarimetric scattering mechanism, or one class has several different polarimetric scattering mechanisms. Aiming at it, this paper proposed a new Wishart MRF method for fully polarimetric synthetic aperture radar (PolSAR) image classification. Instead of preserving the fixed scattering characteristic, the new method sets a constrained scope for the label shifting from one to another. In addition, prior information is extracted by MRF method with an adaptive neighborhood. The physical scattering characteristic is considered, as well as the statistics information and the spatial information, and the physical scattering characteristics are preserved in a certain degree. Compared with traditional Wishart classifier and modified Wishart classifier preserving polarimetric scattering characteristics, the proposed method has better classification results on JPL/NASA AIRSAR data of San Francisco.

**Keywords** PolSAR image classification, Target decomposition, Scattering mechanism

## 1 引言

极化 SAR 数据不仅能够获得目标的幅度信息和相位信息,还能够提供几何形状、方位取向、空间分布、粗糙度、湿度等更加详细的目标特征,因此极化 SAR 数据已经在地物分类<sup>[1,2]</sup>、海冰分割、灾害检测、舰船跟踪、土壤湿度分析等应用领域得到了广泛的应用。极化 SAR 图像分类算法是极化 SAR 数据解译中的重要研究内容,吸引了众多研究人员的视线。根据提取的特征不同,极化 SAR 图像分类算法可以分为 3 类:第 1 类是使用数据的统计特征,最近经典的方法就是 Wishart 分类器<sup>[3]</sup>;第 2 类是使用数据的物理散射机制<sup>[4]</sup>,主要通过目标分解方法<sup>[5-7]</sup>来获取目标的物理特性<sup>[8]</sup>;第 3 类是前两种方法的有效结合<sup>[9]</sup>,也是现今应用最为普遍的分类方法。第 3 类方法,不仅考虑了数据的统计特性,而且利用了物

理散射机制,所得到的分类结果比单独使用 Wishart 分类器更符合实际地物。

然而,第 3 种分类方法也存在两方面问题。一是关于是否保持散射性质的问题。如果在 Wishart 迭代分类过程中不保持散射性质,即对类别转移不进行限制<sup>[10]</sup>,多次迭代后,会出现很多基础分类中没有的错分现象。如果保持散射机制,即像素只能选择具有相同散射机制的类别标签进行迭代更新(如文献[6]),那么在基础分类时,若错误地判定了像素的散射机制,则因为对散射性质进行了保持,所以在迭代过程中这个错误不会被纠正,进而影响最后的分类结果。二是整个分类过程都是基于像素点本身的特征信息,没有利用它的邻域信息。

针对这些问题,本文提出了一种有限制的 Wishart 分类方法。首先,在相干矩阵的特征值空间上提取 3 个参数用于

到稿日期:2014-01-20 返修日期:2014-04-10 本文受国家重点基础研究发展计划(2013CB329402),国家自然科学基金项目(61271302, 61272282, 61202176, 61271298),国家教育部博士点基金(20100203120005)资助。

张爽(1983-),女,博士生,主要研究方向为极化 SAR 图像解译和处理, E-mail: shzhang\_work@163.com;王爽(1978-),女,教授,主要研究方向为多尺度几何分析、图像处理;焦李成(1959-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为自然计算、智能信息处理。

表征一个像素点上存在多少种散射机制,通过比较大小把全极化 SAR 图像分成 3 类;其次,提取全极化 SAR 数据的 Freeman-Durden 分解的散射能量,将上一步得到的结果细致分为 10 类;最后,对于每一类都设置一个限制的类别标签转移范围,并利用自适应邻域的马尔科夫随机场(MRF)获得类别的先验概率,然后使用 Wishart 分类器得到最终的分类结果。本文的算法有 3 个优点:1)考虑了目标的散射特性和统计分布;2)利用自适应邻域的 MRF,提出更为准确的先验概率;3)在迭代过程中,在提高分类精度的情况下,一定程度上保持了散射性质。在 JPL/NASA 的 AIRSAR 数据上进行的实验得到了良好的分类效果,证明了算法的有效性。

## 2 本文算法

### 2.1 利用极化散射特征的基础分类方法

选择合适的基础分类算法是极化 SAR 图像分类的重要步骤之一。常用的基础分类算法一般都是提取物理散射特征,如 Cloude 的熵分解、Freeman-Durden 的散射能量分解等。本文中综合应用了这两种方法。

#### 2.1.1 基于特征值分解的分类算法

在后向散射系统中,对于  $(H, V)$  基下的单站雷达,如果极化 SAR 数据满足互易定理,多视的极化 SAR 图像中的像素可以表示为一个  $3 \times 3$  的相干矩阵  $\langle [T] \rangle$ 。对相干矩阵  $\langle [T] \rangle$  进行特征分解,结果如下:

$$\langle [T] \rangle = U \cdot \Sigma \cdot U^* T = \sum_{i=1}^3 \lambda_i u_i \cdot u_i^* T \quad (1)$$

其中,  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$  为特征值,  $u_1, u_2, u_3$  为对应的特征向量。由于相干矩阵  $\langle [T] \rangle$  是半正定的复共轭矩阵,因此  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \geq 0$ 。每一对特征值  $\lambda$  和特征向量  $u$  都代表一种目标的散射过程,所以观察到的相干矩阵是多个目标混合平均的结果。特征向量表示目标的物理散射机制,而对应的特征值则表示这种散射机制在当前目标中所占的比重。特征值越大,表示这个散射机制在观测到的混合目标中越主要;特征值越小,表示这个散射机制越不重要。如果特征值等于零,表示目标中没有这个散射机制。

根据文献[4],将极化 SAR 目标分成 3 种情况。第一类是单目标散射,即  $\lambda_1 > 0, \lambda_2 = \lambda_3 = 0$ ,表示只有一种散射机制,即纯目标,将特征值表示为一个单位列向量:  $V_s = [1 \ 0 \ 0]^T$ ;同理,双目标散射和混合随机散射可以表示为  $V_d = [1/2 \ 1/2 \ 0]^T$  和  $V_r = [1/3 \ 1/3 \ 1/3]^T$ 。每种散射对应一个系数,分别是单目标散射系数  $f_s$ 、双目标散射系数  $f_d$  和混合随机散射系数  $f_r$ ,通过计算,它们都是相干矩阵特征值的线性表示:

$$\begin{aligned} f_s &= p_1 - p_2 \\ f_d &= 2(p_2 - p_3) \\ f_r &= 3p_3 \end{aligned} \quad (2)$$

其中,  $p_1, p_2, p_3$  是归一化的特征值,即  $p_1 = \lambda_1 / (\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3)$ ,  $p_2 = \lambda_2 / (\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3)$ ,  $p_3 = \lambda_3 / (\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3)$ 。

比较  $f_s, f_d, f_r$  的大小,将当前像素点分到最大的系数对应的类别中。整个图像分为 3 类,即单目标散射类、双目标散射类和混合随机散射类。基于特征值的分类算法的有效性已经在文献[4]中进行了详细的阐述,其在 AIRSAR L 波段的

数据和 RADARSAT-2 C 波段的数据上都取得了良好的分类效果。

#### 2.1.2 结合 Freeman-Durden 分解的细致分类

极化 SAR 数据分成了 3 类,表示每一个像素上可能发生多少种散射,但是没有具体说明包含的是哪种散射。本文结合 Freeman-Durden 的散射能量,具体地指出了每一类包含的都是哪几种散射机制,并把图像细致分成了 10 类。Freeman-Durden 分解是一种基于模型的目标分解方法<sup>[6]</sup>,将相干矩阵看作是预先定义的 3 个散射模型,即表面散射模型、二次散射模型和体散射模型的线性加权:  $\langle [T] \rangle = P_s T_s + P_d T_d + P_v T_v$ 。其中  $T_s, T_d$  和  $T_v$  分别表示表面散射模型、二次散射模型和体散射模型,相应地,  $P_s, P_d$  和  $P_v$  分别是表面散射能量、二次散射能量和体散射能量。具体的求解过程请参照文献[6]。在第一次分类的基础上比较每个像素点的  $P_s, P_d$  和  $P_v$  的大小,将图像细化为 10 类,具体做法如表 1 所列。

表 1 细致分类算法

初分类的 3 类	细致分化的 10 类(用罗马数字表示类别简称)		
单目标散射类 ( $f_s$ 最大)	表面散射类/I ( $P_s$ 最大)	二次散射类/II ( $P_d$ 最大)	体散射类/III ( $P_v$ 最大)
	表面-二次散射类/IV	二次-表面散射类/VI	体-表面散射类/VIII
双目标散射类 ( $f_d$ 最大)	$P_s > P_d > P_v$	$P_d > P_s > P_v$	$P_v > P_s > P_d$
	表面-体散射类/V $P_s > P_v > P_d$	二次-体散射类/VII $P_d > P_v > P_s$	体-二次散射/IX $P_v > P_d > P_s$
混合随机散射类 ( $f_r$ 最大)	混合随机散射类/X (不进行细化分类)		

### 2.2 自适应邻域的 MRF 算法

马尔科夫随机场(Markov Random Field, MRF)<sup>[11]</sup>用于图像处理中,将  $M$  行  $N$  列的图像看为一个 2 维的  $M \times N$  的网格结构  $S = \{s_{ij}, 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$ ,  $s_{ij}$  表示横坐标为  $i$ ,纵坐标为  $j$  的位置。一个 MRF 定义为  $X = \{x_s, s \in S\}$ ,其满足两条性质:1)正则性,  $P(x) \geq 0$ ;2)马尔科夫性,  $P(x_s | x_{S_s}) = P(x_s | x_{\eta_s})$ ,其中  $\eta_s$  是定义在点  $s$  上的邻域,不包含点  $s$  本身。马尔科夫性表示当前点的类别只与邻域上点的类别有关,与图像中的其他点无关。

通常选取的领域  $\eta_s$  是正方形区域,本文中为了更好地体现数据的结构特征,采取了自适应邻域,邻域的形状如图 1 所示,黑色的像素为当前像素点,周围的像素为选取的邻域。

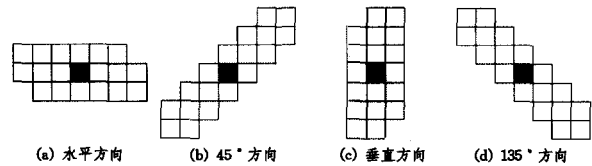


图 1 不同的邻域形状

我们分别计算当前点在每个邻域上的先验概率,然后选取最大值作为最后的结果。利用 MRF 求得当前点的先验概率为:

$$P(x_s | x_{\eta_s}) = \frac{\beta u(x_s)}{\sum_{y_s=1,2,\dots,K} \beta u(y_s)} \quad (3)$$

其中,  $u(x_s)$  表示当前位置  $s$  的领域  $\eta_s$  中类别标签为  $x_s$  的像素个数,根据经验,此处  $\beta = 1.4$ 。

### 2.3 Wishart MRF 算法

多视极化 SAR 数据符合 Wishart 分布<sup>[12]</sup>, 则概率密度函数表示如下:

$$p^{(L)}(C|x_s) = \frac{L^q |C|^{L-q} \exp\{-L \text{Tr}(\sum_{x_s}^{-1} C)\}}{R(L, q) |\sum_{x_s}|^L} \quad (4)$$

其中,  $C$  为当前点的协方差矩阵,  $L$  是视数,  $q$  是维数,  $R(L, q)$  是归一化的参数,  $\sum_{x_s}$  为类别  $x_s$  的中心点, 即协方差矩阵的平均值,  $\text{Tr}(\cdot)$  是求矩阵的迹,  $|\cdot|$  表示求矩阵的行列式。

根据贝叶斯最大后验概率准则, 当前点  $C$  的类别标签  $\hat{x}_s$  为:

$$\hat{x}_s = \arg \max_{x_s \in \{1, 2, \dots, K\}} \{p^{(L)}(C|x_s)P(x_s|x_{q_s})\} \quad (5)$$

将式(3)和式(4)代入式(5), 并取自然对数, 去掉常数项, 则类别  $\hat{x}_s$  的最大后验概率为:

$$\hat{x}_s = \arg \max_{x_s \in \{1, 2, \dots, K\}} \{-L \text{Tr}(\sum_{x_s}^{-1} C) - L |\sum_{x_s}| + \beta u(x_s)\} \quad (6)$$

### 2.4 类别更新限制

在 Wishart MRF 迭代分类过程中, 为了更好地利用基础分类, 并且减弱基础分类中的误差对后续分类算法的影响, 我们提出了一种迭代过程中类别更新限制的方法, 如表 2 所列。除了体-表面散射类(VIII)、体-二次散射类(IX)和混合随机散射类(X), 其他的所有类别均有 5 个可以选择的转移类别, 任意两个类别都可以直接进行转移或者通过一个中间类别进行转移, 这样我们在一定程度上保持了散射机制, 而且又不会累积散射机制的误差。

表 2 类别更新限制

当前类别	I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII	IX	X
I	I	I	I	I	I	II	II	III	III	VII
II	II	II	IV	IV	IV	IV	V	V	V	VIII
III	III	III	V	V	VI	VI	VII	VII	VII	IX
IV	VI	VIII	VI	VI	VII	VII	VIII	VIII	VIII	X
V	VII	IX	VIII	VIII	IX	IX	IX	IX	IX	X

## 3 实验结果

为了证明算法的有效性, 对 JPL/NASA AIRSAR 系统的 L 波段数据进行了实验。该数据是在 San Francisco 地区拍摄的, 视数为 4, 分辨率为  $10\text{m} \times 10\text{m}$ , 入射角度  $5^\circ \sim 60^\circ$ , 实验中所用数据大小为  $600 \times 700$  像素, 主要的地物有海洋、城区、森林 3 大类。为了减小噪声对分类的影响, 在分解算法执行之前, 先对全极化 SAR 数据进行 Sigma 滤波<sup>[13]</sup>。图 2 是基础分类的结果, 其中黑色表示单目标散射类, 深灰色表示双目标散射类, 浅灰色表示混合随机散射类。彩色合成图像如图 2(a)所示, 用协方差矩阵  $\langle [T] \rangle$  的对角元素  $\langle |S_{HH} - S_{VV}|^2 \rangle$ ,  $\langle 2|S_{HV}|^2 \rangle$ ,  $\langle |S_{HH} + S_{VV}|^2 \rangle$  分别表示的彩色 R, G, B 3 通道。从图 2(b)中可以看出, 海洋属于单目标散射类, 城区属于双目标散射类, 森林属于混合随机散射类, 分类的结果证明了初分类算法<sup>[4]</sup>的有效性。图 2(c)将初分类中的 4 类细致分为 10 类, 从图中可以看出, 结果更加详细。图 2(d)是每一类的颜色标签, 从左到右依次是 I, II, III, ..., X。

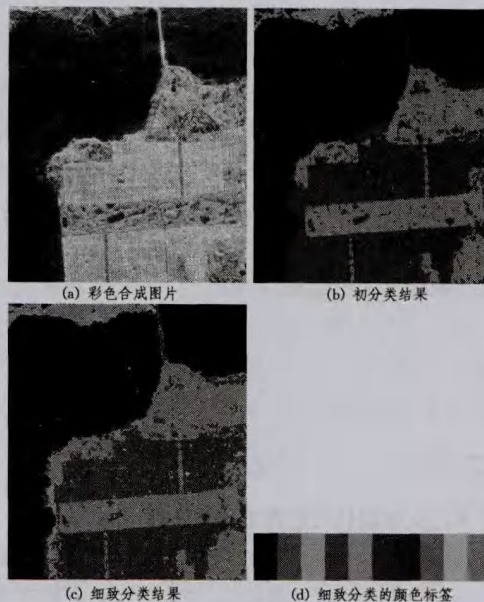


图 2 San Francisco 图像的细致分类实验结果

为了更好地突出本文算法的有效性, 图 3 将 Wishart 分类算法、Wishart+散射特性保持与本文算法进行了对比。图 3(a)为彩色合成的原始图; 图 3(b)为原始的 Wishart 分类算法的结果; 图 3(c)是基于性质保持的 Wishart 分类算法的结果; 图 3(d)是本文算法的结果。公平起见, 对比算法中的基础分类都采用本文 2.1 节的方法, 也即图 2(c)的结果, 迭代次数为 4 次。从图中可以看出, 对于城区部分, 新算法的分类结果最为完整, 对于海洋部分的分类, 也是本文算法的错部分最小。

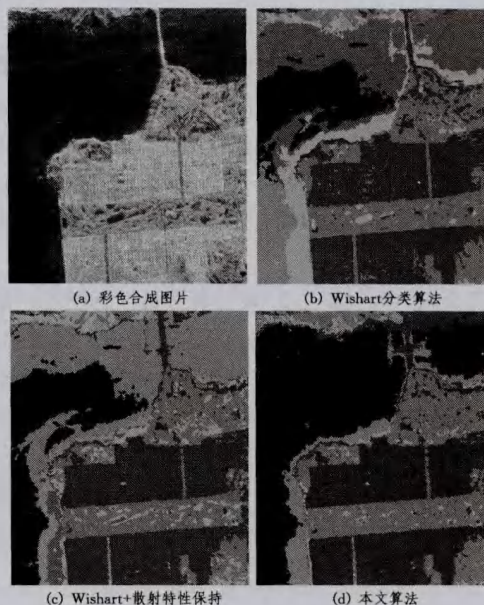


图 3 San Francisco 图像的实验结果

为了更详细地对比分类结果并分析迭代次数对分类算法的影响, 每种对比算法都进行了 8 次迭代。图 4 是 Wishart 算法的分类结果, 图 5 是 Wishart+散射特性保持的分类结果, 图 6 是本文算法的结果。这 3 种分类结果都迭代了 8 次, 为了节约篇幅, 给出了第 2 次, 第 4 次, 第 6 次和第 8 次的迭代结果。

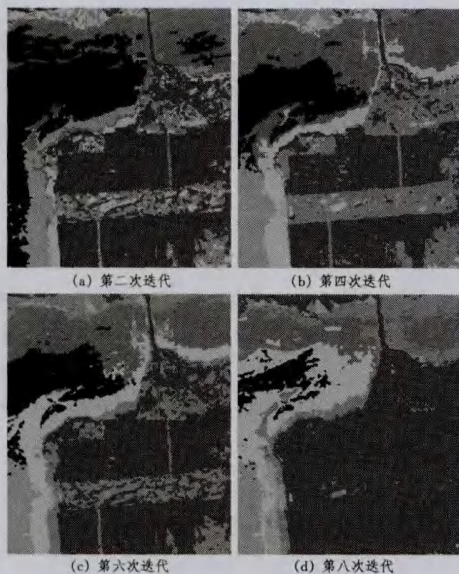


图4 Wishart分类结果

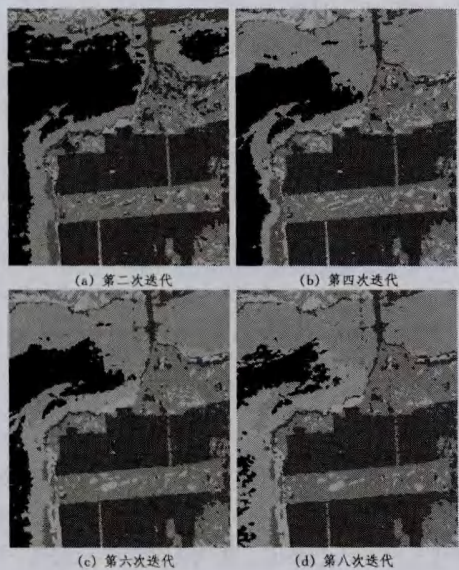


图5 Wishart+散射性质保持的分类结果

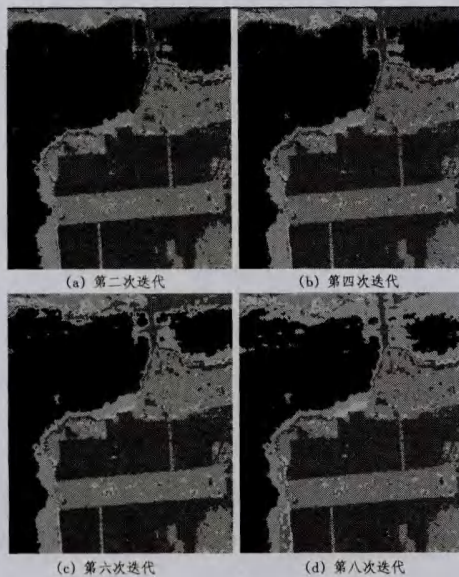


图6 本文算法的分类结果

对比图4—图6可以得出,加入了散射机制保持的图5和图6的结果更具有稳定性,经过8次迭代后,图4(d)中Wishart分类的结果已经出现大部分错分现象,城区和森林部分全部分为了双目标散射中的表面-二次散射类(IV类)。图5(d)城区部分划分为双目标散射中的表面-二次散射类(IV类),图6(d)中城区部分划分为双目标散射中的二次-表面散射类散(VI类)。城区存在大部分的人工建筑目标,二次散射占主要部分,虽然都是双目标散射类,但是图6(d)的分类结果更加符合地物的实际物理散射。对比图5(d)和图6(d)中的海洋部分,图5(d)中海洋部分出现了单目标中的表面散射类(I类)、体散射类(III类)和双目标散射中的表面-体散射类(V类),图6(d)中海洋部分只出现单目标中的表面散射类(I类)和双目标散射中的表面-体散射类(V类),其原因在于本文算法中加入了邻域信息,像素点的标签受到了邻域标签的影响。目测对比图4—图6的实验结果,图6中的结果更加清晰,海洋、城区、森林部分的分类结果更优秀。3种算法都存在着多次迭代后类别发散的问题,对于本文算法来说,一是受到初分类算法的影响,二是根据表2中的类别标签更新限制可知散射机制的保持并不是绝对的,所以导致了多次迭代后的类别发散问题。

**结束语** 笔者提出了一种新的全极化 SAR 图像的分类方法。该方法不仅仅结合了物理散射特征和统计信息,而且考虑了空间邻域信息,同时在分类的过程中保持了像素点的散射性质。实验证明,与通常使用的 Wishart 分类算法相比,新算法稳定性更强,分类结果更优秀。对于多次迭代后分类结果发散的问题和寻找最优迭代次数的问题将在以后的工作中继续研究。

## 参考文献

- [1] Shi Lei, Zhang Le-fei, Yang Jian, et al. Supervised graph embedding for polarimetric SAR image classification [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2013, 10(2): 216-220
- [2] Kersten P R, Lee J S, Ainsworth T L. Unsupervised classification of polarimetric synthetic aperture radar images using fuzzy clustering and EM clustering [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(3): 519-527
- [3] Lee J S, Grunes M R, Kwok R. Classification of multi-look polarimetric SAR imagery based on complex Wishart distribution [J]. International Journal of Remote Sensing, 1994, 15(11): 2299-2311
- [4] Zhang Shuang, Wang Shuang, Chen Bo, et al. Classification method for fully PolSAR data based on three novel parameters [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, 11(1): 39-43
- [5] Cloude S R. An Entropy based classification scheme for polarimetric SAR data [C]// Proc of IEEE Int Geosci Remote Sens Symposium, Florence; IEEE, 1995: 2000-2002
- [6] Freeman A, Durden S L. A Three-component scattering model for polarimetric SAR data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1998, 36(3): 963-973

(下转第 296 页)

比重的目的,但仍然会遇到如下问题:有的图像内容非常丰富,导致其提取到的 SIFT 特征点数量比一般图像要大得多,即使引入过滤或加权策略后,仍会保留很多特征点。无论对于什么样的查询图像,这类图像都能够以“符合查询”的结果返回而造成误匹配,如图 8(e)行第 4 幅图像就属于这样的情况。

**结束语** 本文主要探究了如何使用非监督学习的方法来优化局部特征点检测子算法的问题,首次提出根据局部对称性来选择 SIFT 特征点的过程,并通过图像检索实验验证了本文所提方法优于传统的 SIFT 算法。我们所提出的基于局部对称性的 SIFT 特征点评估方法具有可扩展性,可以扩展到优化其他的检测子算法,比如 Harris 检测子等。

近些年来,对 SIFT 算法的研究工作不断涌现,然而对如何从候选的 SIFT 特征点中选择出稳定的局部特征点的研究却很少。由于对称性对人类视觉注意的重要影响,我们提出了基于局部对称性评估 SIFT 特征点稳定性的方法。我们下一步的工作包括以下 3 方面:1)将基于局部对称性评估 SIFT 特征点的方法扩展到 Harris 检测子等其他算法上,也可以借鉴其他检测子的优点进一步改进现有的评估方法;2)已有的文献已经提出了大量的对称性算子,接下来的工作可以尝试用不同的算子来计算对称性,从中选择出最优算子或将一些算子联合来进行实验,从而提高对 SIFT 特征点评估的准确性;3)在实际应用中,需要设计一种策略来权衡被保留 SIFT 特征点的数目,该策略既要保证被保留的 SIFT 特征点具有较高的稳定性,又要保证其数目尽可能小,以降低后续处理的负担。

## 参 考 文 献

- [1] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International journal of computer vision, 2004, 60(2):91-110
- [2] Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10):1615-1630
- [3] Philbin J, Chum O, Isard M, et al. Object retrieval with large vocabularies and fast spatial matching[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2007:1-8
- [4] Li B, Xiao R, Li Z, et al. Rank-SIFT: Learning to rank repeatable local interest points[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2011:1737-1744
- [5] Zhang S, Huang Q, Hua G, et al. Building contextual visual vocabulary for large-scale image applications[C]// Proceedings of the international conference on Multimedia. 2010:501-510
- [6] Kootstra G, de Boer B, Schomaker L R. Predicting eye fixations on complex visual stimuli using local symmetry[J]. Cognitive computation, 2011, 3(1):223-240
- [7] Treisman A M, Gelade G. A feature-integration theory of attention[J]. Cognitive psychology, 1980, 12(1):97-136
- [8] Itti L, Koch C, Niebur E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(11):1254-1259
- [9] Borji A, Itti L. State-of-the-art in visual attention modeling[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(1):185-207
- [10] Wagemans J. Parallel visual processes in symmetry perception: Normality and pathology [J]. Documenta ophthalmologica, 1998, 95(3/4):359-370
- [11] Le Meur O, Le Callet P, Barba D, et al. A coherent computational approach to model bottom-up visual attention[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(5):802-817
- [12] Li J, Tian Y, Huang T, et al. Probabilistic multi-task learning for visual saliency estimation in video[J]. International journal of computer vision, 2010, 90(2):150-165
- [13] Pang D, Kimura A, Takeuchi T, et al. A stochastic model of selective visual attention with a dynamic Bayesian network[C]// IEEE International Conference on Multimedia and Expo. 2008:1073-1076
- [14] Judd T, Ehinger K, Durand F, et al. Learning to predict where humans look[C]// IEEE 12th International Conference on Computer Vision. 2009:2106-2113
- [15] Gao D, Han S, Vasconcelos N. Discriminant saliency, the detection of suspicious coincidences, and applications to visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(6):989-1005
- [16] Bian P, Zhang L. Biological plausibility of spectral domain approach for spatiotemporal visual saliency[J]. Advances in Neuro-Information Processing, Springer, 2009, 5506:251-258
- [17] Csurka G, Dance C, Fan L, et al. Visual categorization with bags of keypoints[C]// ECCV Workshop on Statistical Learning in Computer Vision. 2004:22
- [18] Sivic J, Zisserman A. Video Google: A text retrieval approach to object matching in videos[C]// Proceedings of Ninth IEEE International Conference on Computer Vision. 2003:1470-1477
- [19] Krogager E. A new decomposition of the radar target scattering matrix [J]. Electronic Letter, 1990, 26(18):1525-1526
- [20] 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):498-518
- [21] Lee J S, Grunes M R, Pottier E, et al. Unsupervised terrain classification preserving polarimetric scattering characteristics [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(4):722-731
- [22] Lee J S, Grunes M R, Ainsworth T L, et al. Unsupervised classification using polarimetric decomposition and complex Wishart classifier [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(5):2249-2348
- [23] Li S Z. Markov random field modeling in image analysis(3rd Edition)[M]. Springer-Verlag London, 2009
- [24] Wu Yong-hui, Ji Kang-feng, Yu Wen-xian, et al. Region-based classification of polarimetric SAR images using Wishart MRF [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2008, 5(4):668-672
- [25] Lee J S. Improved sigma filter for speckle filtering of SAR imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47(1):202-213

(上接第 285 页)