

基于非负矩阵分解的谱聚类集成 SAR 图像分割

邓晓政, 焦李成, 卢 山

(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, 陕西西安 710071)

摘 要: 本文提出了一种新颖的基于非负矩阵分解的谱聚类集成 SAR 图像分割框架. 首先, 个体分割结果的产生采用基于 Nystrom 逼近的谱聚类方法, 使用不同的尺度参数, 得到具有差异性的个体分割结果; 其次, 使用非负矩阵分解的方法来合并这些个体分割结果, 使用非负矩阵分解方法的优点在于其合乎人类大脑感知的直观体验, 并具有明确的物理含义; 最后, 根据合并得到的像素点隶属度关系得到 SAR 图像分割结果. 为了验证本文方法的有效性, 对 3 幅纹理图像和 4 幅 SAR 图像进行分割实验, 并对比 K-means 方法、基于 Nystrom 逼近的谱聚类方法、Meta-clustering 方法, 本文的方法无论是定性还是定量分析都是较好的, 并具有一定的实用性.

关键词: 合成孔径雷达; 图像分割; 聚类集成; 谱聚类; 非负矩阵分解

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 12-2905-05

Spectral Clustering Ensemble Applied to SAR Image Segmentation Using Nonnegative Matrix Factorization

DENG Xiao-zheng, JIAO Li-cheng, LU Shan

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

Abstract: In this paper, a novel method based on spectral clustering ensemble using nonnegative matrix factorization (NMF) is proposed for the segmentation of SAR image. Firstly, diversity segmentation components are obtained due to the spectral clustering method is sensitive to the scaling parameter. Secondly, these components are combined by using NMF, NMF is a method that can obtain a representation of data full of intuitive meaning and physical interpretation. Finally, segmentation result is obtained according to the combined result. To show the effectiveness of the novel method, experiments with three texture images and four SAR images are considered. The segmentation results are evaluated by comparing with K-means method, spectral clustering method based on Nystrom approximation and Meta-clustering method. According to the qualitative and quantitative analysis, the proposed method is effective and has some practical value.

Key words: synthetic aperture radar (SAR); image segmentation; clustering ensemble; spectral clustering; nonnegative matrix factorization (NMF)

1 引言

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)是一种工作在微波波段的相干成像雷达, 具有高分辨、全天候、强透射等优点, 并逐渐成为对地观测领域关注的焦点^[1]. SAR 图像分割技术则已成为该领域的一个重要研究方面, SAR 图像分割的目的是将整幅图像分为不同的地物类别. 近年来, 国内外专家学者们提出了大量的 SAR 图像分割方法, 主要包括聚类分割方法、基于边界的分割方法、基于区域的分割方法、基于空域统计模型的分割方法等^[2], 其中聚类分割方法是一个热点.

聚类方法主要分为层次聚类(hierarchical), 划分聚

类(partitional), 或者也可分为模糊聚类(fuzzy), 硬聚类(crisp). K-means^[3]是众多聚类方法中比较经典的一种方法, 其优点是简单、快捷, 缺点是对复杂非凸数据结构效果很差, 且不能保证全局收敛. 新近出现的谱聚类方法^[4]克服了 K-means 方法的缺点, 对非凸数据有较好的识别能力, 可以保证全局收敛, 是目前较为流行的聚类方法之一. 但是谱聚类方法由于需要计算任意两数据点之间的相似关系, 面对图像分割等大规模聚类问题时, 算法复杂度太高. 针对该问题, Fowlkes 等人^[5]提出 Nystrom 逼近的谱聚类方法(SC.Nys)可以有效地解决, 但由于谱聚类方法对其核函数中的尺度参数 σ 非常敏感, 不同的 σ 值会得到差异很大的聚类结果.

为了解决上述问题,本文使用了聚类集成的思想,该思想认为:虽然单一的聚类算法可能对数据集的一部分数据聚类效果不好,但是对另一部分数据效果可能很好,如果将多样性的聚类结果合并,取长补短,那么其效果就可以超越单个聚类算法.对于聚类集成的研究主要集中在两个方面:个体聚类结果的产生和合并方法的研究.使用对尺度参数敏感的谱聚类方法作为个体学习机器,可以将其缺点变为多样性的优点.对于合并方法的选取,本文使用非负矩阵分解的方法.1999年 Lee 等人^[6]提出了非负矩阵分解的方法,由于非负约束合乎人类大脑感知的直观体验,并具有明确的物理意义,非负矩阵分解已经在不同领域得到了广泛应用.2007年, Li 等人^[7]提出聚类集成问题可以看成是一个非负矩阵分解问题.

Jiang^[8]提出了基于 SOM 网络的聚类集成图像分割方法,使用 SOM 网络来作为个体学习机器,使用加权投票法作为合并方法.但是此方法要先考虑类属向量的对应问题.Zhang^[9]提出了基于谱聚类集成的 SAR 图像分割方法,与本文的不同在于使用超图方法和投票方法作为合并方法,但是文献^[10]指出非负矩阵分解的方法优于这些方法.

本文提出了一个全新的 SAR 图像分割框架,创新点在于将可以产生多样性个体的谱聚类方法与具有明确物理意义的非负矩阵分解的合并方法相结合.为了验证本文方法的有效性,对 3 幅纹理图像和 4 幅 SAR 图像进行分割试验,并对比 K-means 方法、SC_Nys 方法、Meta-clustering 方法^[11](MCLA, 是一种经典的基于谱图的合并方法),本文的方法无论是定性还是定量分析都是较好的,并具有一定的实用性.

2 谱聚类方法

谱聚类的思想来源于谱图划分,它将数据聚类问题看成一个无向图的多路划分问题.数据点可以看成是一个无向图 $G(V, E)$ 的顶点 V , 加权边集合 $E = \{w_{ij}\}$ 表示两点间的相似度.通常使用高斯核函数来计算相似度.

$$w_{ij} = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

其中, σ 是尺度参数.对相似性矩阵 W 所对应的 Laplacian 矩阵进行特征分解,将前 k 个特征值对应的特征向量视为新数据集,使用简单的 FCM 方法得到 k 个聚类.谱聚类方法的神奇之处在于将原始数据集映射到几乎线性的子空间,从而使新空间的聚类变得简单.

然而,该方法对 SAR 图像分割等大规模聚类问题的计算复杂度很高.于是,我们在这里使用 SC_Nys 方法,该方法从大规模数据集中随机抽取少量样本点,计

算特征值和特征向量,然后扩展到整个数据中.所以本文个体聚类结果多样性的产生不但依靠不同的尺度参数,还包含随机抽样的因素.

3 基于非负矩阵分解的合并方法

根据文献^[7],假设一幅 SAR 图像含有 $m \times n = N$ 个像素点,集合 $S = \{S^1, S^2, \dots, S^T\}$ 表示通过谱聚类方法得到的 T 个多样性分割结果.对于每个分割结果 S^t , $t = 1, \dots, T$, 集合 $\{S_1^t, S_2^t, \dots, S_k^t\}$ 表示该结果分为 K 类,从而 $N = \bigcup_{i=1}^K S_i^t$.

两个分割结果 S^1, S^2 之间的距离为 $d(S^1, S^2) = \sum_{i,j=1}^N d_{ij}(S^1, S^2)$, 其中任意两个像素点之间的距离为:

$$d_{ij}(S^1, S^2) = \begin{cases} 1, & (i, j) \in S_1^1 \text{ and } (i, j) \notin S_1^2 \\ 1, & (i, j) \in S_2^1 \text{ and } (i, j) \notin S_1^2 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

在这里 $(i, j) \in S_1^1$ 意味着像素点 i 和 j 在分割结果 S^1 中属于同一类别.

连接矩阵 M 表示像素点之间的隶属关系:

$$M_{ij}^t = \begin{cases} 1, & (i, j) \in S_i^t \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

因为 $d_{ij}(S^1, S^2) = |M_{ij}^1 - M_{ij}^2|$, 故谱聚类集成中的合并问题变为:

$$\min_U \sum_{i,j=1}^N (\tilde{M}_{ij} - U_{ij})^2 = \|\tilde{M} - U\|^2 \quad (4)$$

这里, U_{ij} 表示问题的解, $\tilde{M} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T M_{ij}^t$.

U 表示最终的谱聚类集成结果,对于任意 3 个像素点 i, j, k , 有下面 3 组不等式约束:

$$U_{ij} + U_{jk} - U_{ik} \leq 1 \quad (5)$$

$$U_{ij} - U_{jk} + U_{ik} \leq 1 \quad (6)$$

$$-U_{ij} + U_{jk} + U_{ik} \leq 1 \quad (7)$$

由于 SAR 图像的每个像素点都有这样的约束,所以该问题是个 NP 难问题.

根据文献^[7],最终的集成分割结果可以用一个指示矩阵 $H = \{0, 1\}^{N \times K}$ 表示,因为每个像素点只能有一个类别属性,则有 $U = HH^T$. 故我们的目标转为求解:

$$\min_H \|\tilde{M} - HH^T\|^2 \quad (8)$$

这里,求解 H 是个整数优化问题,难度很高,继续放松这个约束,可以得到:

$$\min_{H^T H = D, H \geq 0} \|\tilde{M} - HH^T\|^2 \quad (9)$$

其中, $D = \text{diag}(H^T H)$. 通过限制 $H^T H$ 是个对角矩阵,间接地约束 H 的每一行只有一个非零值.但是,矩阵 D (每个类别的像素点个数)是事先无法给定的.定义

$\tilde{H} = H(H^T H)^{-1/2}$, 则有 $HH^T = \tilde{H}\tilde{H}^T$, $\tilde{H}^T\tilde{H} =$

$H(H^T H)^{-1}H = I$, 因此, 式(9)变为:

$$\min_{\substack{\tilde{H}^T\tilde{H}=I, \tilde{H}, D \geq 0}} \|\tilde{M} - \tilde{H}\tilde{D}\tilde{H}^T\|^2 \text{ s. t. } D \text{ diagonal} \quad (10)$$

乘法更新求解如下^[12]:

$$\tilde{H}_{jk} \leftarrow \tilde{H}_{jk} \frac{(\tilde{M}\tilde{H}\tilde{D})_{jk}}{(\tilde{H}\tilde{H}^T\tilde{M}\tilde{H}\tilde{D})_{jk}} \quad (11)$$

$$D_{ik} \leftarrow D_{ik} \frac{(\tilde{H}^T\tilde{M}\tilde{H})_{ik}}{(\tilde{H}^T\tilde{H}\tilde{D}\tilde{H}^T\tilde{H})_{ik}} \quad (12)$$

其中, 使用 K-means 方法对 \tilde{M} 进行聚类来初始化矩阵 \tilde{H} , D 的初始化公式为:

$$D = \tilde{H}^T\tilde{M}\tilde{H} \quad (13)$$

4 本文方法实现策略

一般来说, 基于聚类集成的图像分割方法主要分为 2 个步骤: 个体分割结果的生成以及不同分割结果的合并. 本文采用不同尺度参数以及随机采样的 SC_Nys 方法来获得个体分割结果, 使用非负矩阵分解的方法对个体分割结果进行合并. 但是在合并过程中, 连接矩阵 \tilde{M} 的大小随像素点个数的平方递增, 直接应用在 SAR 图像数据集上是非常困难的. 为了解决这个问题, 文献[10]认为, 如果一些像素点在不同的分割结果中总是属于同一类, 那么这些像素点在 \tilde{M} 矩阵中被认为是一个单独的数据点, 在实际应用中, 这个单独的数据点可以包含整个图像数据集, 也可能是一个像素点, 这样就可以大大降低运算时间和存储空间. 本文方法具体步骤如下:

Step1 对待分割 SAR 图像提取特征, 得到数据集

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\};$$

Step2 产生多样性的个体分割结果;

(1) 在事先定义的尺度参数区间内随机选择尺度参数;

(2) 在整个数据集 X 中随机选择小部分样本点;

(3) 使用 SC_Nys 方法得到个体分割结果 S^i ;

(4) 重复运行 step2 的 (1) ~ (3) 得到个体分割结果集合 $S = \{S^1, S^2, \dots, S^T\}$;

Step3 对个体分割结果集合进行合并;

(1) 根据式(3)计算连接矩阵 M 及平均连接矩阵 \tilde{M} ;

(2) 对矩阵 \tilde{M} 使用 K-means 方法得到初始化的矩阵 \tilde{H} ;

(3) 根据式(13)得到初始化的矩阵 D ;

(4) 根据式(11)、(12), 迭代求解矩阵 \tilde{H} , D ;

(5) 根据矩阵 \tilde{H} , D , 得到像素点的类别标识;

Step4 输出最终的 SAR 图像分割结果.

5 实验结果分析

5.1 纹理图像分割实验

选取的纹理图像如图 1(a1)、(b1)、(c1)所示, 大小均为 256×256 . 对图像提取 3 层非下采样小波 10 维能量特征, 并进行归一化处理. 实验中各方法参数如下: K-means 方法迭代次数 500 次, 独立运行 10 次, 取最优结果; SC_Nys 的尺度参数 σ 在区间 $[0.1, 4]$ 中以步长 0.3 分别运行, 取最优结果, 随机采样点个数为 150; MCLA 方法和本文方法使用相同的个体分割结果, 一共取 15 个, 尺度参数 σ 在区间 $[0.1, 4]$ 中随机产生.

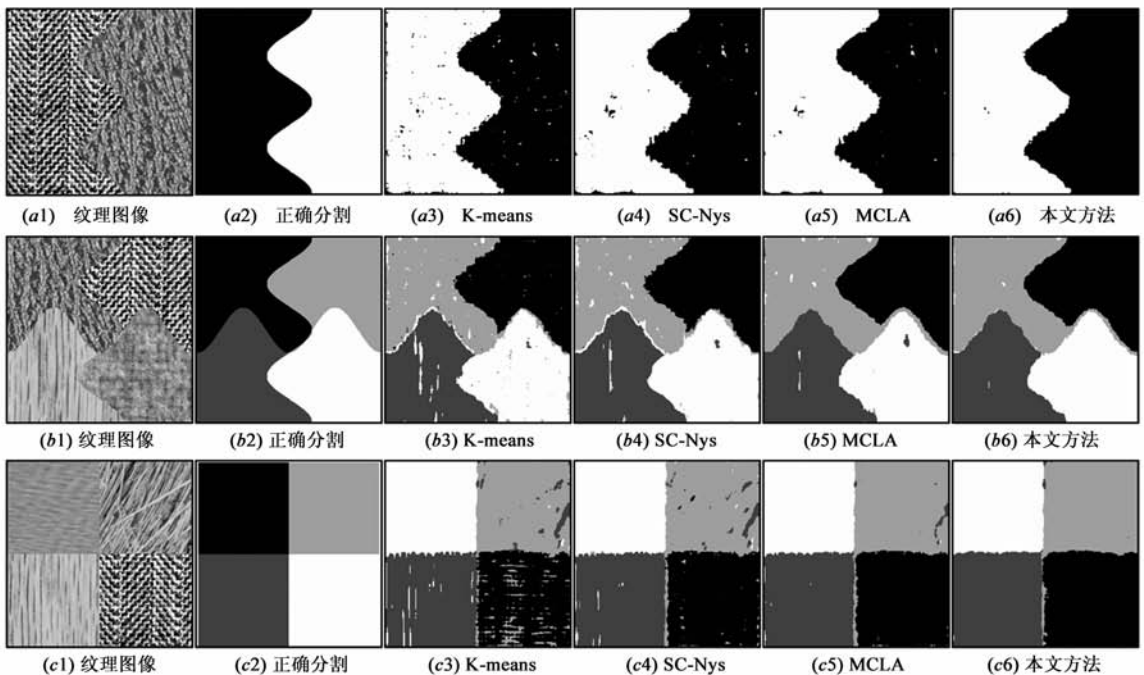


图1 纹理图像分割实验

图 1(a2), (b2), (c2) 分别代表 3 幅纹理图像正确的分割结果; 图 1(a3), (b3), (c3) 分别代表 K-means 方法对应的分割结果; 图 1(a4), (b4), (c4) 是 SC_Nys 方法对应的分割结果; 图 1(a5), (b5), (c5) 是 MCLA 方法对应的分割结果; 图 1(a6), (b6), (c6) 表示本文方法的分割结果. 从视觉效果来看, K-means 方法分割效果较差, 错分较明显, SC_Nys 方法比 K-means 方法效果有所提高, MCLA 方法优于前两种方法, 而本文的方法分割效果最好. 下面采用错分率来定量的比较 4 种方法的性能, 错分率表示错误标识的像素点占整个像素点个数的比率, 数值越小表示分割性能越好. 如表 1 所示, 本文方法的错分率最小, 定量分析与视觉效果一致.

表 1 纹理图像分割错分率 (%)

	K-means	SC_Nys	MCLA	本文方法
图(a1)	1.784	1.606	1.488	0.958
图(b1)	5.270	4.558	3.650	3.336
图(c1)	6.242	3.843	2.673	2.490

5.2 SAR 图像分割实验

选取 4 幅具有代表性的 SAR 图像. 特征选取以及算法参数与纹理图像分割实验相同. 由于缺乏正确的分割结果, 故使用视觉效果作为评价指标.

图 2(a1) 是位于新墨西哥州 Albuquerque 城附近 Rio Grande 河的 Ku 波段 SAR 图像, 分辨率 1m, 包含 3 类地物: 植被、河流、农作物, 图像大小为 256×256 . 图 2(a2) 是 K-means 方法的分割结果, 对图像左下方的植被有严重错分; 图 2(a3) SC_Nys 方法的分割效果优于 K-means 方法, 但将图像右上方的农田错分成植被; 图 2(a4) MCLA 的分割效果略优于 SC_Nys, 差异不大, 只是左下方植被区的错分更少; 图 2(a5) 本文的方法错分最少, 同质区分割均匀, 特别将右上方 3 个点状植被区表现出来. 图 2(b1) 是瑞士某湖区的 X 波段 SAR 图像, 包含 3 类地物: 湖泊、城区和山地. 图像大小为 182×182 . 图 2(b2) 是 K-means 方法的分割结果, 将左下角的山地错分成湖泊, 将左上角的山地错分成城区; 图 2(b3) SC_Nys 方法

优于 K-means 方法, 但仍然存在错分; 图 2(b4) MCLA 的分割效果优于上述两种方法; 图 2(b5) 本文的方法几乎没有错分, 效果最好. 图 2(c1) 是分辨率 5m 的 X 波段无人载 SAR 图像, 包含 3 类地物: 河流、城区、农田, 大小为 256×256 . 图 2(c2) K-means 方法将左下角的农田错分成河流, 将河流右侧的农田错分成城区; 图 2(c3) SC_Nys 方法分割效果优于 K-means 方法, 但依然存在较多错分; 图 2(c4) MCLA 方法优于上述两种方法, 但对河流右侧的农田依然存在少量错分; 图 2(c5) 本文方法的分割效果最好. 图 2(d1) 是无人载 SAR 图像, 包含 2 类地物: 农田、植被, 大小为 256×256 . 图 2(d2) K-means 方法对两类地物均有严重错分; 图 2(d3) SC_Nys 的分割结果优于 K-means 方法; 图 2(d4) MCLA 对植被区的错分减少, 优于上述两种方法; 图 2(d5) 本文方法的分割效果最好.

根据实验结果分析, 本文得出这样的结论: SC_Nys 方法优于 K-means 方法, 是因为 SC_Nys 方法克服了 K-means 方法容易陷入局部最优解以及对非凸数据结构无法识别的缺点; MCLA 方法优于前 2 种方法, 这是聚类集成思想的优点; 而本文方法是最优的, 则体现了使用 SC_Nys 作为个体学习器以及非负分解矩阵作为合

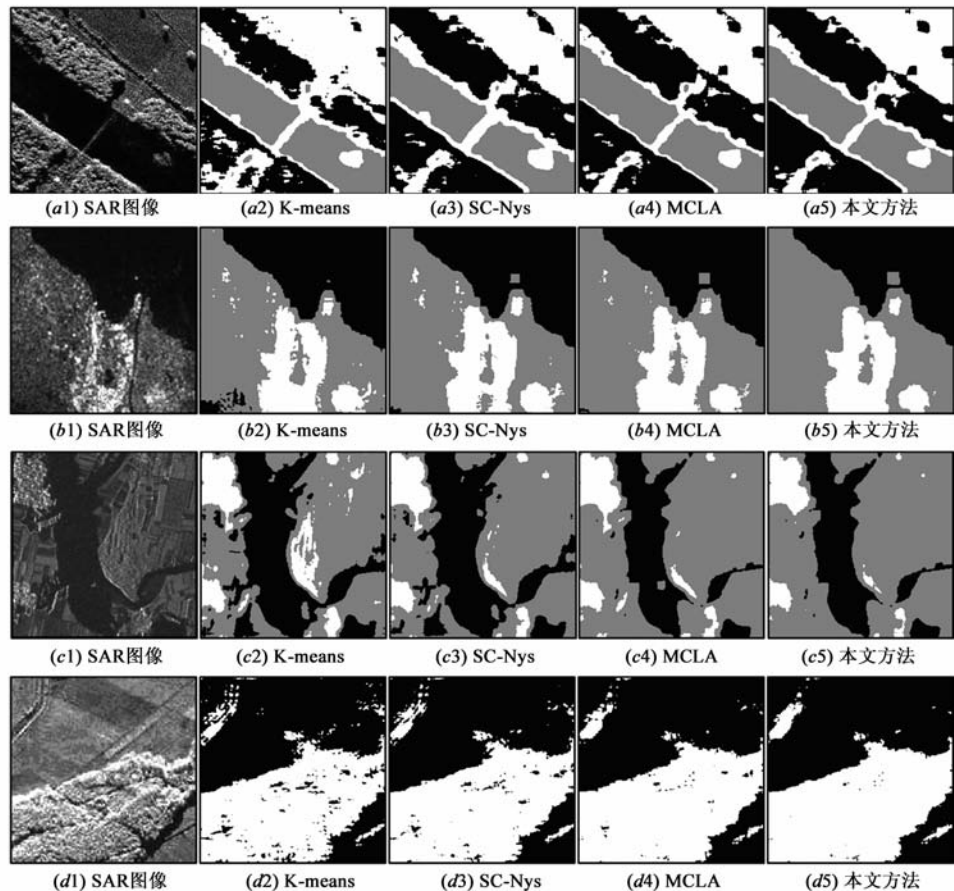


图 2 SAR 图像分割实验

并方法的优点.

6 算法时间复杂度分析

以运算时间作为算法时间复杂度的度量,实验中计算机的配置为:双核 1.86GHz Pentium IV 处理器,2GB 内存,Windows XP 操作系统,使用 Matlab 编程得到各个方法运行时间如表 2 所示.K-means 方法用时最少,但是分割效果较差;SC_Nys 方法用时次之,但是要得到一个较满意的结果,必须测试多个尺度参数值,这样总的运行时间就会很多;MCLA 和本文方法由于事先要产生多个个体分割结果,故用时较多,彼此相差不大,但考虑到本文方法分割效果较好,这样的时间复杂度是可以承受的.

表 2 不同方法的运行时间(单位:s)

图像	分割方法			
	K-means	SC_Nys	MCLA	本文方法
图 2(a1)	1.0383	17.5721	253.5530	268.7035
图 2(b1)	1.8186	19.3894	287.8409	294.4800
图 2(c1)	1.3114	17.7867	266.8005	268.7445
图 3(a1)	1.7698	21.8409	307.4160	299.7893
图 3(b1)	0.9304	9.3666	147.4988	157.1228
图 3(c1)	1.8026	19.7182	291.3823	295.7873
图 3(d1)	1.0560	17.4486	261.3471	255.9870

7 结论

针对传统 SAR 图像聚类分割方法的缺点,本文提出了一种基于非负矩阵分解的谱聚类集成 SAR 图像分割方法,在新方法中,利用谱聚类方法对尺度参数的敏感性来得到多样性的个体分割结果,使用合乎人类大脑感知的非负矩阵分解的方法来合并这些个体分割结果.通过对多幅纹理和 SAR 图像测试,并与 K-means、SC_Nys、MCLA 方法相比较,本文方法无论是定性还是定量分析都是最好的,并具有一定的实用价值.在本文中,并没有讨论尺度参数范围的选取问题,这也是以后有待进一步研究的.

参考文献

- [1] Oliver C, Quegan S. Understanding Synthetic Aperture Radar Images[M]. Norwood: Artech House Inc, 1998. 88 - 204.
- [2] 宋晓峰,王爽,刘芳.基于 MRF 和贝叶斯置信传播的 SAR 图像分割[J].电子学报,2010,38(12):2810 - 2815.

Song Xiaofeng, Wang Shuang, Liu fang. SAR image segmentation using Markov random field based on regions and bayes belief propagation[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(12): 2810 - 2815. (in Chinese)

- [3] Jain A K, Murty M N. Data clustering: A review[J]. ACM Computing Surveys, 1993, 31(3): 264 - 323.
- [4] Andrew Y Ng, Michael I Jordan, Yair Weiss. On spectral clustering: Analysis and an algorithm[A]. Proceedings of Conference on Neural Information Processing Systems[C]. Vancouver, Canada: MIT, 2002. 849 - 856.
- [5] Fowlkes C, Belongie S, Chung F. Spectral grouping using the Nystrom method[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(2): 214 - 225.
- [6] Lee D, Seung H. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization[J]. Nature, 1999, 401(6755): 788 - 791.
- [7] T Li, C Ding, M I Jordan. Solving consensus and semi-supervised clustering problems using non-negative matrix factorization[A]. Proceedings of International Conference on Data Mining[C]. Washington, DC, USA: IEEE, 2007. 577 - 582.
- [8] Y Jiang, Z Zhou. SOM ensemble-based image segmentation [J]. Neural Processing Letters, 2004, 20(3): 171 - 178.
- [9] X Zhang, L Jiao, F Liu. Spectral clustering ensemble applied to SAR image segmentation [J]. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, 2008, 46(7): 2126 - 2136.
- [10] Soumya Ghosh, Jane Mulligan. A Non-Negative Matrix Factorization Framework for Combining Multiple Image Segmentation[R]. Boulder: Department of Computer Science CU-CS 1050-08, University of Colorado at Boulder, 2008.
- [11] A Strehl, J Ghosh. Clustering ensembles-A knowledge reuse framework for combining multiple partitions[J]. The Journal of Machine Learning Research, 2002, 3(12): 583 - 617.
- [12] C Ding, T Li, W Peng. Orthogonal nonnegative matrix tri-factorizations for clustering[A]. Proceedings of the 12th ACM SIGKDD[C]. NY, USA: ACM, 2006. 126 - 135.

作者简介

邓晓政 男, 1982 年生, 博士研究生, 研究方向为模式识别、智能优化计算、机器视觉. E-mail: dengxiaozheng11@163.com

焦李成 男, 1959 年生, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事自然计算、信号和图像处理、智能信息处理.

卢山 女, 1982 年生, 博士研究生, 研究方向为数据挖掘、图像处理.