

组合粗尺度异质性和细尺度匀质性的像元交换 算法用于超分辨率制图

胡建龙¹ 李德玉^{1,2} 白鹤祥¹

(山西大学计算机与信息技术学院 太原 030006)¹

(山西大学计算智能与中文信息处理教育部重点实验室 太原 030006)²

摘要 空间依赖性的刻画对超分辨率制图方法起着关键作用。根据观察及实验,粗尺度空间能更好地刻画空间地物异质性,同时细尺度空间能更好地刻画空间地物的匀质性。因此提出了一种结合粗尺度空间异质性和细尺度空间匀质性的像元交换算法用于超分辨率制图。提出的基于组合粗尺度异质性和细尺度匀质性的空间依赖性度量能更好地刻画复杂地物环境。在合成影像上的实验结果验证了提出的算法能在保持分数信息不变的前提下获得更高的制图精度。

关键词 匀质性,异质性,超分辨率制图

中图法分类号 TP391,TP753 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.2.008

Super-resolution Mapping Using Pixel-swapping Based on Integration of Coarse-scale Spatial Heterogeneity and Fine-scale Spatial Homogeneity

HU Jian-long¹ LI De-yu^{1,2} BAI He-xiang¹

(School of Computer & Information Technology, Shanxi University, Taiyuan 030006, China)¹

(Key Laboratory of Computational Intelligence and Chinese Information Processing of Ministry of Education, Shanxi University, Taiyuan 030006, China)²

Abstract Spatial dependence characterization plays a key role for super-resolution mapping. Experiments and observations show that the coarse-scale spatial heterogeneity characterization can better describe spatital heterogeneity of ground objects between different classes, while the fine-scale spatial homogeneity characterization can better describe spatital homogeneity of ground objects in the same class. This paper proposed a new algorithm for super-resolution mapping using pixel-swapping strategy based on the combination of spatial heterogeneity at coarse scale and homogeneity at fine scale. The integration of coarse-scale heterogeneity and fine-scale homogeneity will better represent features of complex land cover. Experimental results on the sythetic image further validate the effectiveness of algorithm and it achieves higher precision under the premise of the same fraction information.

Keywords Homogeneity, Heterogeneity, Super-resolution mapping

1 引言

超分辨率制图(Super-resolution Mapping, SRM), 又称亚像元定位, 是一种混合像元解混的后处理方法, 主要是基于软分类结果来确定混合像元中各种地物类别的特定空间位置, 从而得到拟合真实地物分布情况的高分辨率硬分类结果。超分辨率制图方法已在建筑物提取^[1,2]、湖泊和海岸线边界绘制^[3,4]等领域获得成功应用。

自超分辨率制图方法于 1997 年由 Atkinson^[5] 提出以来, 已有各种智能优化算法^[6-12] 及几何方法^[13,14] 用于超分辨率制图。在诸多方法中, 像元交换算法以计算效率及可靠的制图精度得到研究人员的广泛认可。Atkinson 于 2005 年提出的

基于亚像元之间的排列状态的像元交换算法(SRM_PS)^[15] 已被很多研究人员扩展。2006 年, Mertens 等^[16] 给出了 3 种粗尺度邻域关系, 讨论了吸引值是否执行归一化的差异, 利用像元之间的地物空间依赖性, 提出了基于像元邻域计算空间依赖性的超分辨率制图算法(SPM_SPA)。2007 年, Makido 等人^[17] 比较了 3 种类别交换策略: 顺序类别指派、所有类别组合以及模拟退火, 并在 TM 影像上进行了评价。结果表明, 顺序指派策略最差; 模拟退火策略迭代次数太多; 类别组合策略最好, 但在类别较多时需要较长的计算时间。总体比较而言, 模拟退火策略更符合实际需要。2007 年, Thornton 等^[18] 针对线状地物提出一种线性像元交换算法, 该方法在计算线性地物空间相关性时, 采用了一个空间各向异性算子, 增加了

到稿日期: 2015-03-20 返修日期: 2015-05-18 本文受国家自然科学基金(61272095), 山西省自然科学基金(2013011066-4), 山西省回国留学人员重点科研资助项目计划(2013-014)资助。

胡建龙(1981—), 男, 博士生, 讲师, 主要研究方向为遥感图像分析、机器学习; 李德玉(1965—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为智能信息处理, E-mail: lilyd@sxu.edu.cn; 白鹤祥(1980—), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为空间数据挖掘。

亚像元在直线方向的空间相关性。2008年, Makido等^[19]的研究表明,不同的随机数会导致不同的超分辨率制图结果。2009年, Shen等人^[20]用空间吸引模型产生的制图结果取代随机指派作为像元交换算法的初始输入,克服了Makido等人所提到的像元交换算法关于初始指派对结果的影响,从而有效提高了收敛速度。2012年, Su等^[21]用像元交换结果产生的0.5类隶属度轮廓线作为近似边界线。2013年, Ling等^[22]认为通常的亚像元定位方法的基本假设是像元内部和像元之间的空间依赖性,理论上讨论了像元内部和像元之间依赖性的差异,将两种空间依赖性的凸组合作为目标函数进行优化,并用模拟退火算法作为像元交换策略。

空间依赖性的刻画在超分辨率制图方法中起着关键作用。通过观察发现,在粗尺度上,遥感影像的混合像元更多体现的是异质性特征;而在细尺度上,更多体现的是匀质性特征。所以,我们猜测组合细尺度的匀质性特征及粗尺度的异质性特征能更好地刻画遥感影像地物的类别分布情况,从而重建更多的细节信息。另一方面,像元交换算法具有计算效率高及分数保持优势。基于此,本文提出了一种组合粗尺度空间异质性和细尺度匀质性约束的像元交换算法用于超分辨率制图。

2 基于粗尺度异质性和细尺度匀质性的空间依赖性

对于大小为 $m \times n$ 的遥感影像,通过软分类产生的分数影像为 $Y = \{y_{i,c}\}$, 其中 $y_{i,c} \in [0, 1]$ 为像元 i 中所含类别 c 的面积比例, $i = 1, 2, \dots, m \times n, c = 1, 2, \dots, C, C$ 为地物类别总数。若缩放因子为 S , 则每个像元由 $S \times S$ 个亚像元构成, 原 $m \times n$ 的遥感影像对应大小为 $m \times S \times n \times S$ 的超分辨率硬分类制图 $X = \{x_{j,c}\}, j = 1, 2, \dots, m \times S \times n \times S$, 其中 $x_{j,c}$ 为式(1)所定义的二元变量。

$$x_{j,c} = \begin{cases} 1, & \text{亚像元 } j \text{ 属于地物类别 } c \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (1)$$

对于每个混合像元,其组合细尺度匀质性约束(Homogeneity at Fine Scale, HoFS)和粗尺度异质性约束(Heterogeneity at Coarse Scale, HeCS)的SRM优化目标定义如式(2)。

$$\min HeCS(i) + \lambda HoFS(i) \quad (2)$$

$$\text{s. t. } \sum_{c=1}^C x_{j,c} = 1 \quad (3)$$

$$\sum_{j=1}^{S \times S} x_{j,c} = y_{i,c} * S * S \quad (4)$$

其中,约束(3)表示每个亚像元只能取其中一种地物类别,约束(4)表示每个像元内的亚像元个数所占比例同软分类结果保持一致, λ 为平衡匀质性与异质性的特征参数。HoFS(i)用于度量像元 i 在细尺度的匀质性,即通过极小化混合像元 i 中各亚像元与邻域亚像元的不一致性来刻画空间相近的地物更可能是同类地物,其定义如式(5)。HeCS(i)利用像元 i 中各亚像元类别的邻域像元分数信息来度量粗尺度异质性,其定义如式(6)。

$$HoFS(i) = \sum_{j \in P(i)} \exp\left(\sqrt{\sum_{j' \in N(j)} \left(\sum_{c=1}^C \delta(x_{j',c} \neq x_{j,c})\right)^2}\right) \quad (5)$$

$$HeCS(i) = \sum_{j \in P(i)} \exp\left(\sum_{c=1}^C \sum_{j' \in N(i)} y_{j',c} \delta(x_{j,c} = 1)\right) \quad (6)$$

其中, $P(i)$ 表示像元 i 所包含的亚像元集, $N(i)$ 表示像元 i 的粗尺度 8 邻域像元集, $N(j)$ 表示亚像元 j 的细尺度 8 邻域亚

像元集, δ 为满足给定条件的指示函数, $\delta(x_{j,c} = 1)$ 表示如果亚像元 j 的类别为 c , 则 δ 值为 1, 否则为 0, 类似 $\delta(x_{j',c} = x_{j,c})$ 表示如果亚像元 j 和 j' 类别相同, 则值为 1, 否则为 0。

3 基于粗尺度异质性和细尺度匀质性的像元交换算法

本文以 SRM_SPA 制图结果为本算法的初始类别定位, 然后基于模拟退火随机策略进行像元交换。算法流程如下。

输入: 分数图像

输出: 细尺度的硬分类结果

算法: 执行 SRM_SPA 产生的定位结果作为本算法的初始制图;

For $i=1$; ite_max

对于每个混合像元,

在像元内部, 任意交换两个不同空间位置的不同地物类别, 依据式(2)计算该混合像元的目标函数;

如果目标函数减小, 则接受该交换, 否则依据温度 T 以一定概率接受。

End

End

4 实验

实验选取加利福尼亚的萨利纳斯山谷(Salinas, California)的 3.6 米空间分辨率 AVIRIS 影像的农业地块子区域, 大小为 86×83 , 数字化结果为参考分类图(见图 1), 对其退化产生低分辨率分数图像(见图 2)。包含的 7 类地物分别是绿色椰菜、玉米、生长了 4 周的莴苣、生长了 5 周的莴苣、生长了 6 周的莴苣、生长了 7 周的莴苣及其他, 具体占比如表 1 所列。



图1 Salinas 参考分类图

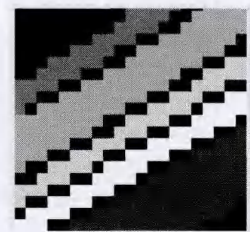


图2 退化4倍的基于最大隶属度的硬分类结果

表1 Salinas 子区域中各类地物

序号	类别	像素数
1	Broccoli 椰菜	391
2	Corn 玉米	1343
3	Lettuce 4wk 生长了 4 周的莴苣	616
4	Lettuce 5wk 生长了 5 周的莴苣	1525
5	Lettuce 6wk 生长了 6 周的莴苣	674
6	Lettuce 7wk 生长了 7 周的莴苣	799
7	Other	1790

将本文提出的算法 SRM-CFPS($\lambda=1$)与其他 3 种代表性算法: 基于粗尺度空间吸引模型的 SRM-SPA(1)、基于粗尺度空间依赖性的 SRM-HIIPD(2)以及基于双三次插值的 SRM-Bicubic(3)进行实验比较, 产生的超分辨率制图结果如图 3(a)~图 3(d)所示, 对应的差分图如图 3(e)~图 3(h)所示。粗细尺度均选择 3×3 窗口建立 8 邻域关系。结果采用仅考虑混合像元的调整 Kappa 值来评价超分辨率制图精度, 在缩放因子为 4 时的结果如表 2 所列。

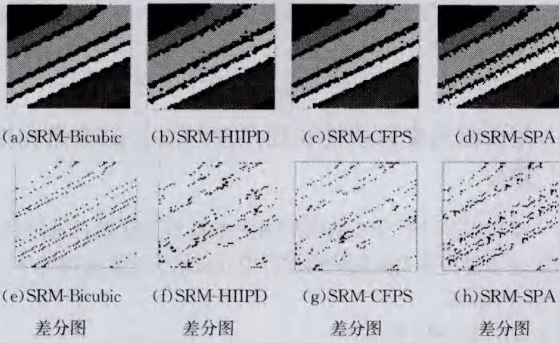


图3 超分辨率制图结果及其差分管

表2 制图精度

Scale=4	SRM-SPA	SRM-Bicubic	SRM-HIIPD	SRM-CFPS
Kappa	0.7985	0.8758	0.8796	0.9019

图3(a)是由SRM-Bicubic产生的制图结果,虽然与SRM-HIIPD产生的制图精度接近,但其超分辨率制图结果并不能保持分数信息。从表2的制图精度及图3(g)的实验结果看出,SRM_CFPS相比其他3种方法可以获得更高的亚像元定位精度。

结束语 本文提出一种组合粗尺度空间异质性和细尺度空间匀质性约束的像元交换算法用于遥感影像的超分辨率制图,实验结果表明这种空间依赖性的刻画能有效提高亚像元定位的精度,但同时发现制图结果仍会出现不光滑及孤立点噪声现象,需要进一步予以研究。

参考文献

[1] Ling F, Li X D, Xiao F, et al. Object-based sub-pixel mapping of buildings incorporating the prior shape information from remotely sensed imagery [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2012, 18(1): 283-292

[2] Li X D, Ling F, Du Y. Building extraction at the sub-pixel scale from remotely sensed images based on anisotropic Markov random field [J]. Journal of Image and Graphics, 2012, 17(8): 1042-1048 (in Chinese)

李晓冬, 凌峰, 杜耘. 基于各向异性 Markov 随机场的遥感影像亚像元尺度建筑物提取 [J]. 中国图像图形学报, 2012, 17(8): 1042-1048

[3] Ling F, Xiao F, Du Y, et al. Waterline mapping at the subpixel scale from remote sensing imagery with high-resolution digital elevation models [J]. International Journal of Remote Sensing, 2008, 29(6): 1809-1815

[4] Foody G M, Muslim A M, Atkinson P M. Super-resolution mapping of the waterline from remotely sensed data [J]. International Journal of Remote Sensing, 2005, 26(24): 5381-5392

[5] Atkinson P M, Cutler M E J, Lewis H. Mapping sub-pixel proportional land cover with AVHRR imagery [J]. International Journal of Remote Sensing, 1997, 18(4): 917-935

[6] Mertens K C, Verbeke L P C, Ducheyne E I, et al. Using genetic algorithms in sub-pixel mapping [J]. International Journal of Remote Sensing, 2003, 24(21): 4241-4247

[7] Wang Q, Wang L, Liu D. Particle swarm optimization-based sub-pixel mapping for remote-sensing imagery [J]. International Journal of Remote Sensing, 2012, 33(20): 6480-6496

[8] Zhong Y, Zhang L. Sub-pixel mapping algorithm based on adap-

tive differential evolution for remote sensing imagery [C] // IGARSS, 2011

[9] Zhong Y, Zhang L. Sub-pixel mapping based on artificial immune systems for remote sensing imagery [J]. Pattern Recognition, 2013, 46(11): 2902-2926

[10] Zhong Y F, Zhang L P. Sub-Pixel Mapping Algorithm Based on Adaptive Differential Evolution for Remote Sensing Imagery [C] // 2011 IEEE International Geoscience And Remote Sensing Symposium (IGARSS). 2011: 1724-1727

[11] Zhong Y F, Zhang L P. Remote Sensing Image Subpixel Mapping Based on Adaptive Differential Evolution [J]. IEEE Transactions on Systems Man And Cybernetics Part B-Cybernetics, 2012, 42(5): 1306-1329

[12] Verhoeve J, De Wulf R. Land cover mapping at sub-pixel scales using linear optimization techniques [J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 79(1): 96-104

[13] Ge Y, Chen Y, Li S, et al. Vectorial boundary-based sub-pixel mapping method for remote-sensing imagery [J]. International Journal of Remote Sensing, 2014, 35(5): 1756-1768

[14] Ge Y, Li S P, Lakhan V C. Development and Testing of a Sub-pixel Mapping Algorithm [J]. IEEE Transactions on Geoscience And Remote Sensing, 2009, 47(7): 2155-2164

[15] Atkinson P M. Sub-pixel target mapping from soft-classified remotely sensed imagery [J]. Photogrammetric Engineering And Remote Sensing, 2005, 71(7): 839-846

[16] Mertens K C, de Baets B, Verbeke L P C, et al. A sub-pixel mapping algorithm based on sub-pixel/pixel spatial attraction models [J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(15): 3293-3310

[17] Makido Y, Shortridge A, Messina J P. Assessing alternatives for Modeling the spatial distribution of multiple land-cover classes at sub-pixel scales [J]. Photogrammetric Engineering And Remote Sensing, 2007, 73(8): 935-943

[18] Thornton M W, Atkinson P M, Holland D A. A linearised pixel-swapping method for mapping rural linear land cover features from fine spatial resolution remotely sensed imagery [J]. Computers & Geosciences, 2007, 33(10): 1261-1272

[19] Makido Y K, Messina J P, Shortridge A M. Exploring the Impacts of Pseudo-Random Number Generators on Sub-pixel Classification [J]. Giscience & Remote Sensing, 2008, 45(4): 471-489

[20] Shen Zhang-quan, Wang Ke. Modification of Pixel-swapping Algorithm with Initialization from a Sub-pixel/pixel Spatial Attraction Model [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2009, 75(5): 557-567

[21] Su Y F, Foody G M, Muad A M, et al. Combining Pixel Swapping and Contouring Methods to Enhance Super-resolution Mapping [J]. IEEE Journal of Selected Topics In Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2012, 5(5): 1428-1437

[22] Ling F, Li X D, Du Y, et al. Sub-pixel mapping of remotely sensed imagery with hybrid intra- and inter-pixel dependence [J]. International Journal of Remote Sensing, 2013, 34(1): 341-357

[23] Wang Q M, Shi W Z. Utilizing Multiple Subpixel Shifted Images in Subpixel Mapping With Image Interpolation [J]. IEEE Geoscience And Remote Sensing Letters, 2014, 11(4): 798-802