

文章编号:1671-8860(2007)07-0593-04

文献标志码:A

基于正则 MAP 模型的遥感影像亚像元定位

吴柯¹ 李平湘¹ 张良培¹ 沈焕锋¹

(1 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室,武汉市珞喻路129号,430079)

摘要:为了更好地解决亚像元的定位问题,基于超分辨率影像重建的技术,结合亚像元定位理论,提出了一种应用于亚像元定位的正则MAP估计模型,并且通过真实数据进行了检验。实验表明,该模型是一种简单、有效地解决亚像元定位问题的方法。

关键词:混合像元;硬分类;遥感;影像分类;亚像元定位

中图法分类号:P237.3

遥感影像混合像元分类是遥感影像处理中的重要研究内容^[1]。到目前为止,混合像元分解^[2]方法并不能确定混合像元中各端元组分的空间分布,这必然会造成遥感影像空间细节信息的丢失。其解决的途径是进行亚像元的定位^[3]。国外已经开展了许多这方面的研究工作^[4-8],本文利用超分辨率影像重建技术,提出了一种全新的解决亚像元定位问题的正则MAP模型。

1 理论模型与方法

1.1 超分辨率影像重建模型

高分辨率的影像能够更加详细地表示景物的细节信息,在诸多领域(如计算机视觉、遥感、医学等)都有着广泛的应用。目前,通过软件途径得到高分辨率影像的超分辨率重建技术已经成为人们广泛研究的热点,单幅影像的超分辨率重建技术经过长期的发展已经形成一套统一的理论框架^[9],其中,观测模型是超分辨率重建的基础,它描述了低分辨率图像和所求的高分辨图像之间的关系,每一种超分辨率重建方法都必须基于一种假定模型。图1为高、低分辨率影像的简略像素坐标图,重建比率为1.5。

如果将低分辨率影像的像素 $Y(1,1)$ 投影到高分辨率影像的像素坐标中,它将覆盖高分辨率影像像素 $X(1,1)$ 的全部、 $X(1,2)$ 和 $X(2,1)$ 的1/

(1,1)	(1,2)	
(2,1)	(2,2)	

(a)低分辨率影像 Y

(1,1)	(1,2)	(1,3)
(2,1)	(2,2)	(2,3)
(3,1)	(3,2)	(3,3)

(b)高分辨率影像 X

图1 低分辨率影像和高分辨率影像的像素坐标

Fig. 1 Pixel Coordinate of Low and High Resolution Images

2及 $X(2,2)$ 的1/4,由此可得如下方程:

$$Y(1,1) = [X(1,1) + 0.5X(1,2) + 0.5X(2,1) + 0.25X(2,2)]/\rho^2 \quad (1)$$

式中, ρ 为重建比率。通过此方法,对每一个低分辨率影像的像素都可以建立一个观测方程,组成观测方程组。

于是,观测模型的表达式可以写为:

$$\mathbf{y} = \mathbf{Ax} + \mathbf{n} \quad (2)$$

式中, \mathbf{y} 表示低分辨率影像的像素矩阵; \mathbf{x} 表示高分辨率影像的像素矩阵; \mathbf{A} 为系数矩阵; \mathbf{n} 为附加噪声。

1.2 亚像元定位的观测模型

进行亚像元定位的前提是,通过混合像元分解得到了不同端元组分在混合像元中所占的百分比含量,亚像元定位的理论基础是地面物体的空间分布相关性^[10]。

把一幅经过重采样模糊化后的影像当作是一幅低分辨率影像,对影像进行混合像元分解,然后将每一个子图像进行超分辨率影像重建。如图2

收稿日期:2007-04-28。

项目来源:国家自然科学基金资助项目(40471088,40523005);国家973计划资助项目(2003CB415205,2006CB701302);武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室开放研究基金资助项目(904151695)。

所示,图中包含两种不同的端元组分,分别用黑色和白色圆圈来表示。图2(a)是原始的 2×2 像元删格图,表示分解后的一幅子图像,其中每一个像元里面标明的数字代表端元组分在该像元中的百分比含量。图2(b)表示利用MAP算法将原始像元分割成 4×4 的亚像元,使每一个亚像元的面积等于原始像元面积的 $1/16$ 。图2(c)通过对同一位置的亚像元所占不同成分的百分比值进行比较,计算出原始像元中亚像元的个数,以对亚像元定位。图2中占端元比例25%的像元经过MAP模型求解出亚像元的值(用 \times 符号表示),在亚像元分布图中定位出4个亚像元(黑色圆圈)来代表这一种端元类型,而其他的12个亚像元(白色圆圈)代表其他的端元类型。

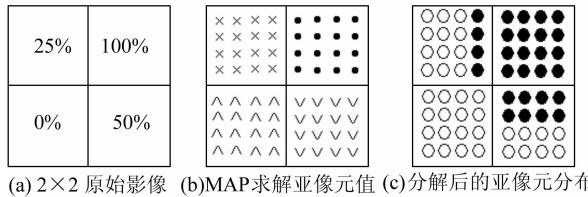


图2 亚像元定位模型示意图

Fig. 2 2×2 Coarse Pixels Divided into 4×4 Sub-pixels

1.3 正则MAP亚像元定位方法

本文方法建立在MAP框架的基础之上,通过引入正则技术得到最优解。以下结合高分辨率影像恢复的基本原理,给出利用MAP进行正则求解的方法。

利用MAP进行高分辨率影像恢复的涵义是:在低分辨率影像的前提下,使满足亚像元恢复最佳的高分辨率图像出现的后验概率达到最大,即

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{MAP}} = \arg \max_{\mathbf{x}} [P(\mathbf{x} | \mathbf{y})] \quad (3)$$

根据贝叶斯公式,进行处理后得:

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{MAP}} = \arg \max_{\mathbf{x}} [\lg P(\mathbf{y} | \mathbf{x}) + \lg P(\mathbf{x})] \quad (4)$$

式中, $\lg P(\mathbf{y} | \mathbf{x})$ 为最大似然函数的对数; $\lg P(\mathbf{x})$ 代表 \mathbf{x} 先验概率的对数。若假定分解子图像噪声为均值为0、方差为 σ_k^2 的高斯噪声,则 $\hat{\mathbf{x}}$ 对 \mathbf{y} 进行估计的整体概率函数为:

$$P(\mathbf{y} | \mathbf{x}) = \prod_{v,x,y} \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{y})^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

获取亚像元的值以后,图像先验概率密度函数可以假定为以下形式:

$$P(\mathbf{x}) = \exp\left[-\left(\frac{1}{\lambda} \|\mathbf{Q}\mathbf{x}\|^2\right)\right] \quad (6)$$

其中, λ 为温度参数,用来控制概率密度分布的尖峰; \mathbf{Q} 为一线性高通滤波算子,一般选择如下的二

维拉普拉斯算子:

$$\frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial y^2} = f(x+1,y) + f(x-1,y) + f(x,y+1) + f(x,y-1) - 4f(x,y) \quad (7)$$

把式(5)和式(6)代入式(4),得:

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{MAP}} = \operatorname{argmax}_{\mathbf{x}} \left[\lg \frac{N}{\sigma \sqrt{2\pi}} - \sum \frac{(\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{y})^2}{2\sigma^2} - \frac{1}{\lambda} \|\mathbf{Q}\mathbf{x}\|^2 \right] \quad (8)$$

式中,等号右端括号内第一项为常数项,可以直接消除;再把其余两项的负号改为正号,即可以把以上极大化问题转换为如下的极小化问题:

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{MAP}} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{x}} \left[\sum (\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{y})^2 + \frac{2\sigma^2}{\lambda} \|\mathbf{Q}\mathbf{x}\|^2 \right] \quad (9)$$

设 $\alpha = 2\sigma^2/\lambda$,并把式(2)代入式(9)得:

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{MAP}} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{x}} [\|\mathbf{y} - \mathbf{Ax}\|^2 + \alpha \|\mathbf{Q}\mathbf{x}\|^2] \quad (10)$$

式中, α 为正则化参数。使式(10)达到最小的必要条件是使 $\|\mathbf{y} - \mathbf{Ax}\|^2 + \alpha \|\mathbf{Q}\mathbf{x}\|^2$ 对 \mathbf{x} 的偏微分为0,即

$$\mathbf{A}^T \mathbf{A} (\mathbf{Ax} - \mathbf{y}) + 2\alpha \mathbf{Q}^T \mathbf{Q} \mathbf{x} = 0 \quad (11)$$

整理得:

$$(\mathbf{A}^T \mathbf{A} + \alpha \mathbf{Q}^T \mathbf{Q}) \mathbf{x} = \mathbf{A}^T \mathbf{y} \quad (12)$$

在进行亚像元求解的过程中,由于大计算量和奇异矩阵的影响,一般通过迭代过程来寻求式(12)的最优解。在迭代求解过程中,采用如下公式对图像进行更新:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + [\mathbf{A}^T \mathbf{y} - (\mathbf{A}^T \mathbf{A} + \alpha_{k+1} \mathbf{Q}^T \mathbf{Q}) \mathbf{x}_k] \quad (13)$$

选取最邻近法放大后的子图像作为初始高分辨率影像值,带入方程(13),当相邻两次迭代求解重建图像的差异小于设定阈值时,终止迭代。终止条件为:

$$\|\mathbf{x}_{k+1} - \mathbf{x}_k\|^2 / \|\mathbf{x}_k\|^2 \leq d \quad (14)$$

式中, d 为终止迭代的阈值。

具体实现步骤如下:①首先选择用于亚像元定位的低分辨率(模糊)遥感影像,利用混合像元分解的方法得到不同类别的组分,作为本文方法的原始输入数据。②利用重建比率 ρ 低分辨率分解子图像的像素值,列出观测方程组,方程组中的未知量是高分辨率影像的像素值。③利用MAP模型求解以上方程组,初始值 \mathbf{y} 、 \mathbf{x} 分别代表低分辨率影像值和通过最邻近法放大后的影像值,经过MAP正则化迭代计算,得到不同组分影像中每个亚像元的端元组分。④将重建的高分

辨率子影像结果进行比较分析,对比每一个亚像元,选取所占端元比例最大的那一类作为该亚像元的类别,以此进行定位,最后显示分类结果图。

2 实验

如图 3(a)所示,实际数据是位于武汉地区 6 个波段的真实 TM 影像,分辨率为 30 m,它包含长江、湖泊、植被和居民区四个不同的类别。对原始影像利用最小距离法进行分类,以其作为真实的参考影像,得到的分类结果图如图 3(b)所示。与模拟数据的处理方法相似,首先对原始影像进行重采样处理,利用均值滤波器对图像进行模糊,

模糊化的尺度因子 $S=4$,模糊后的分辨率为 $120 \text{ m} \times 120 \text{ m}$,即每一个像元都含有原始影像的 4×4 个像元,如图 3(c)所示。对模糊影像进行最小距离法分类,得到图 3(d)所示的结果。取混合像元分解后的分解子图像作为输入,利用 MAP 算法逐一进行高分辨率影像重建,通过重建后的影像对亚像元进行定位,最后的分类图如图 3(e)所示。以参考影像为标准,从目视效果上来看,图 3(d)与参考图 3(b)相比,存在较大的误差,某些区域的形状特征几乎完全消失,而利用 MAP 算法恢复的图 3(e)明显好于直接对低分辨率影像进行分类的图像。

笔者将该方法的结果与利用最小距离法得到

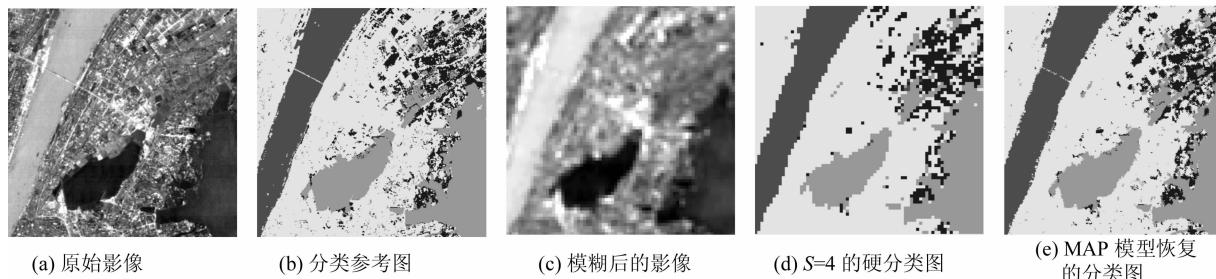


图 3 真实影像的处理($S=4$)

Fig. 3 Processing of Real Image($S=4$)

的分类结果进行了定量比较。比较方法采用混淆矩阵、分类正确率的百分比和 Kappa 系数。

从表 1 中的 PCC 值和 Kappa 系数结果可以看出,利用 MAP 方法对原始像元信息的估计比较准确,真实影像的分类精度提高了 7% 左右。对每一种地物分别选取 100 个点来作为混淆矩阵的训练样本。表 2 给出了利用最小距离法和 MAP 算法对模糊影像进行分类所得到的混淆矩阵。相对于最小距离法而言,MAP 算法中四种地物的分类精度都有所提高,其中对植被的分类精度提高最多,由 66% 提高到 83%。结合图 3 进行分析,由于在退化的影像中包含有大量的混合信息,因此,直接硬分类的方法难以得到精确的分类结果。在四种地物中,植被是图像中含混合成分最多的地物,特别是在植被与城区和湖泊的交界位置,正是地物比较复杂的区域,而利用正则 MAP 模型进行亚像元定位后,使得植被的分类精度提高最多。

表 1 对真实影像的分类评价($S=4$)

Tab. 1 Accuracy Statistic of Classification Result with Two Methods

	PCC	Kappa
直接硬分类	0.830	0.773
MAP	0.905	0.873

表 2 混淆矩阵

Tab. 2 Confusion Matrix

	样区	长江	湖泊	植被	城区
最小距离法 分类结果	长江	89	9	7	2
	湖泊	8	86	8	6
	植被	3	4	66	21
	城区	0	1	19	71
MAP 模型 恢复结果	长江	99	2	1	2
	湖泊	1	98	5	8
	植被	0	0	83	9
	城区	0	0	11	81

3 结语

本文提出了一种基于正则 MAP 模型的方法对亚像元进行定位,目的在于保留混合像元分解的结果信息和增强遥感影像的分类效果,提高分类精度。实验证明,这种方法具有较好的效果。与传统方法相比,该模型无论在视觉上,还是实际精度上,都有较大的提高,为地物比较复杂地区的遥感影像分类提供了较好的帮助。但是存在两个问题:就真实影像而言,提高混合像元的分解精度是个非常重要的问题;模糊尺度 S 选择得越大,

像元空间关系就越复杂,如何更精确地获取亚像元的空间分布,仍需要进一步研究。

参 考 文 献

- [1] 陈述彭,童庆禧,郭华东. 遥感信息机理研究[M]. 北京:科学出版社,1998
- [2] 张良培,张立福. 高光谱遥感[M]. 武汉:武汉大学出版社,2005
- [3] Atkinson P M. Mapping Sub-pixel Boundaries from Remotely Sensed Images[M]. London: Taylor and Francis,1997:166-180
- [4] Foody G M. Sharpening Fuzzy Classification Output to Refine the Representation of Sub-pixel Land Cover Distribution[J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(13): 2 593-2 599
- [5] Verhoeve J, De Wulf R. Land Cover Mapping at Sub-pixel Scales Using Linear Optimization Techniques[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 79: 96-104
- [6] Tatem A J, Lewis H G, Atkinson P M, et al. Land Cover Mapping at the Sub-pixel Scale Using a Hopfield Neural Network[C]. The 28th International Symposium on Remote Sensing of Environment, Cape Town, 2000
- [7] Mertens K C, Verbeke L P, Ducheyne E I, et al. Using Genetic Algorithms in Sub-pixel Mapping [J]. International Journal of Remote Sensing, 2003, 24(21):4 241-4 247
- [8] Mertens K C, Verbeke L P, Westra T, et al. Sub-pixel Mapping and Sub-pixel Sharpening Using Neural Network Predicted Wavelet Coefficients[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 91(2):225-236
- [9] 张新明,沈兰荪. 超分辨率复原技术的发展[J]. 测绘技术,2002,21(5):33-35
- [10] Mertens K C, de Baets B, Verbeke L P C, et al. Direct Sub-pixel Mapping Exploiting Spatial Dependence[C]. Geoscience and Remote Sensing Symposium, Belgium, 2004

第一作者简介:吴柯,博士生。研究方向为人工神经网络与遥感图像处理等。

E-mail:tingke2000@126.com

Sub-pixel Mapping of Remote Sensing Images Based on MAP Model

WU Ke¹ LI Pingxiang¹ ZHANG Liangpei¹ SHEN Huanfeng¹

(1 State Key Laboratory for Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

Abstract: A regularized super-resolution image reconstruction method is proposed to solve the problem of sub-pixel mapping with the assumption of spatial dependence, based on the assumption of spatial dependence and the application of the soft classification result. The model was tested on real image datas, and the result shows that this model is a simple and efficient method to solve the sub-pixel mapping problem.

Key words: mixed pixel; hard classification; remote sensing; image classification; sub-pixel mapping

About the first author: WU ke, Ph.D candidate, majors in ANN and RS image processing.

E-mail: tingke2000@126.com