

中图分类号: TP751.1 P283.8 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)08-1335-11

论文索引信息: 凌峰, 吴胜军, 肖飞, 吴柯, 李晓冬. 遥感影像亚像元定位研究综述 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(8): 1335-1345

遥感影像亚像元定位研究综述

凌峰¹⁾, 吴胜军¹⁾, 肖飞¹⁾, 吴柯²⁾, 李晓冬¹⁾

¹⁾ (中国科学院测量与地球物理研究所, 湖北省环境与灾害监测评估重点实验室, 武汉 430077)

²⁾ (中国地质大学, 武汉 430074)

摘要: 遥感影像亚像元定位是在混合像元分解基础上, 利用地物空间分布特征确定不同地物类型在混合像元中的具体位置, 得到亚像元尺度的地物分类图, 是一种有效解决混合像元空间不确定性的方法。首先介绍遥感影像亚像元定位的基本概念, 分析亚像元定位的理论模型和求解算法; 然后总结亚像元定位模型的误差来源、精度评价方法以及结果不确定性的表达手段, 同时讨论利用辅助数据源提高亚像元定位精度的主要方法; 最后对亚像元定位的研究趋势做了进一步展望。

关键词: 遥感; 混合像元; 亚像元定位; 超分辨率制图; 空间分布; 尺度

Sub-pixel mapping of remotely sensed imagery: a review

Ling Feng¹⁾, Wu Shengjun¹⁾, Xiao Fei¹⁾, Wu Ke²⁾, Li Xiaodong¹⁾

¹⁾ (Institute of Geodesy and Geophysics, Chinese Academy of Sciences, Wuhan 430077 China)

²⁾ (China University of Geosciences, Wuhan 430074 China)

Abstract: Sub-pixel mapping of remotely sensed imagery is a post-processing method of pixel unmixing in order to solve the issue of spatial uncertainty of mixed pixels. With the fraction images derived from pixel unmixing technologies as input, the spatial distribution of each land cover class within mixed pixels is determined and a sub-pixel scale land cover map is generated according to the spatial correlation principle. This paper firstly introduces the concept of sub-pixel mapping and analyses the theoretical models and currently used algorithms. Then, the main sources of errors, different accuracy assessments of the model and the ways to present the uncertainty of the model are summarized. The main methods for increasing the accuracy of sub-pixel mapping by ancillary data are also discussed. Finally, this paper concludes with an outlook and several key techniques of sub-pixel mapping.

Keywords: remote sensing; mixed pixels; sub-pixel mapping; super-resolution mapping; spatial distribution; scale

0 引言

“混合像元”是遥感影像所固有的特征。由于遥感影像的空间分辨率有限, 其像元很少由单一均

匀的地表覆盖类型所组成, 而是同时包含几种不同的地物类型, 因此, 这些像元不可能完全属于某种地物类型, 在进行地物类型提取时, 无论将其归属到哪一种典型地物都将导致结果的不准确^[1-2]。如何对遥感影像中这种广泛存在的“混合像元”问题进行

收稿日期: 2010-06-02; 修回日期: 2010-10-29

基金项目: 国家自然科学基金项目(40801186, 60702079); 武汉市青年科技晨光计划项目(200950431218); 湖北省自然科学基金项目(2008CDZ080)。

第一作者简介: 凌峰(1979—), 男, 副研究员。2006年于华中科技大学水电与数字化工程学院获系统分析与集成专业博士学位, 主要研究领域为遥感数据分析。E-mail: lingf@whigg.ac.cn。

处理已经成为定量遥感分析中最为关键的问题之一^[3-4]。

在对遥感影像进行地物信息提取时,“混合像元”将给结果带来较大的不确定性,主要包括以下 3 个方面:1)混合像元中地类属性的不确定性;2)混合像元中不同地类所占面积的不确定性;3)混合像元中不同地类空间分布的不确定性^[5]。从另外一个角度来看,要解决遥感影像的“混合像元”问题,需要相应地回答下面 3 个问题:1)混合像元中包括哪几种不同类型的地物?2)这些地物分别占多大面积?3)这些地物在空间上又是如何分布的?从现有研究来看,关于前两个问题的研究比较深入,提出的理论模型也较多,其中第 1 个问题可以通过端元选择算法来解决^[6];第 2 个问题则可以通过混合像元分解模型来进行计算^[7]。

然而,通过端元选择和混合像元分解模型虽然可以确定组成混合像元的地物类型及其在混合像元中的面积,却不能确定混合像元中不同地物在空间上是如何分布的,因此,混合像元的空间不确定性仍然无法解决,而这正是亚像元定位的基本任务和目标,即在混合像元分解的基础上,确定混合像元所包含地物类型的具体空间位置^[8-11]。针对上述问题, Schneider^[12]以及 Flack 等人^[13]最早对位于地物边界上的混合像元进行了研究, Atkinson^[8]则在 1997 年正式提出利用混合像元分解结果进行亚像元定位的基本概念,之后,有关亚像元定位的研究得到了快速发展。

本文将对遥感影像亚像元定位的基本理论、实现方法、适用范围以及存在问题进行分析,对其未来的研究方向进行探讨,以进一步促进遥感影像亚像元定位的相关研究。

1 理论基础

亚像元定位(sub-pixel mapping),在相关文献中也称为超分辨率制图(super-resolution mapping)或者锐化(sharpening),其目的是确定混合像元中不同地物类型的具体空间位置,获取更高空间分辨率的地物分类图^[14-16]。亚像元定位可以看做是一种提高遥感影像空间分辨率的技术,即将低分辨率遥感影像的混合像元分解结果转换成高分辨率的地物分类图。一般方法可以表述如下:首先利用混合像元分解模型得到各地物类型在混合像元中的百分比含

量;然后根据一定的比例将原始混合像元划分为面积更小的亚像元,认为亚像元均为单一地物类型,并根据混合像元分解结果确定每类地物在混合像元中所占的亚像元数目;最后利用地类空间分布特征或者其他先验信息,确定不同地物类型亚像元所处的空间位置,从而得到亚像元尺度上的地物分类图。

值得注意的是,虽然亚像元定位(超分辨率制图)与一般图像分析领域中的超分辨率重建技术(也称为图像重构或者图像恢复^[17])都是提高原始数据空间分辨率的过程,而且图像超分辨率重建的算法思想也可以应用于亚像元定位^[18-19],但是两者依然存在着本质区别^[20]:亚像元定位的目标是避免混合像元对分类结果的影响,并获得亚像元尺度的地物分类图,其输入是低分辨率遥感影像的混合像元分解结果,输出为高分辨率地物分类图;图像超分辨率重建的目标则是消除成像系统和外界环境所导致的图像退化,通过对低分辨率图像的处理来重构一幅高分辨率图像,其输入是单幅或者多幅低分辨率图像,而输出则是高分辨率图像。因此,为突出遥感影像亚像元定位的特点,避免与图像超分辨率重建相混淆,建议使用“亚像元定位”的中文表达方式^[11,18]。

从亚像元定位的基本方法来看,其关键在于地物的空间分布特征。如果没有任何地物空间分布的先验知识,各类地物在混合像元中的具体空间位置只能是随机分布,但是正如地理学第一定理所描述的那样^[21]，“地理物体是互相关联的,空间接近的地物间关联程度高”,因此地物的分布并不是随机的,而是存在着一定的空间相关性,这种相关性确保了亚像元定位理论上的可行性^[8]。此外,地物尺寸与遥感影像像元分辨率之间一般存在两种不同的关系^[22],即地物尺寸大于像元分辨率(如图 1(a)所示)以及地物尺寸小于像元分辨率(如图 1(f)所示),由于这两种情况下地物空间分布特征与混合像元之间的关系存在较大差别,亚像元定位需要对这两种情况分别考虑,采用的处理方法也不同^[23]。

图 1(a)~(e)表示的是地物尺寸大于像元分辨率的情况,图 1(f)~(j)则是地物尺寸小于像元分辨率的情况。图 1(a)(f)是大小为 24×24 的高分辨率影像。图 1(b)(g)是大小为 3×3 的低分辨率影像,其中每个像元对应包含 8×8 个亚像元。在第 1 种情况下,混合像元大多出现在两种地物相交的边界区域,这时地物空间分布特征一般可用空间相

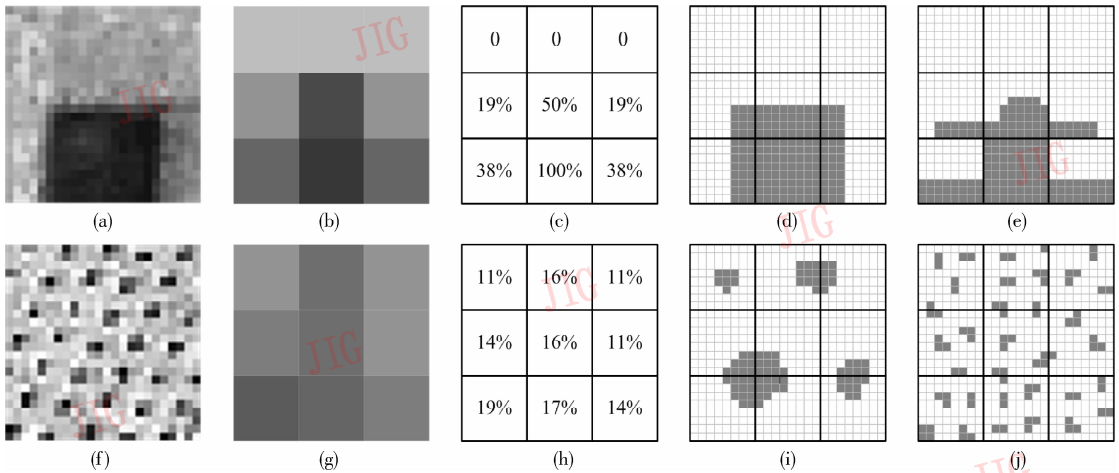


图 1 亚像元定位示意图

Fig. 1 Example of sub-pixel mapping

关性最大来描述,因此亚像元定位的目标就是使地物分布空间相关性最大。图 1(c)表示的是对图 1(b)进行混合像元分解后的结果,其中像元上的数字表示第 1 种端元组分在该像元中的百分含量,在进行亚像元定位时,低分辨率影像中的每个像元均被分割成为 8×8 个亚像元,然后通过端元组分含量计算出两种端元组分所占亚像元的数目。图 1(d)(e)分别表示了两种可能的亚像元分布状态,虽然两者端元组分所占亚像元的个数均满足图 1(c)中的百分比含量,但是像元空间分布相关性存在明显的不同,在地物空间分布相关性最大的前提下,图 1(d)所示的亚像元定位状态要优于图 1(e)所示的亚像元定位状态,也与图 1(a)中的实际情况更加符合。

在第 2 种情况下,由图 1(f)可以看出,地物的空间分布特点与第 1 种情况明显不同,不同地物斑块零散地位于低分辨率像元内部,在得到混合像元分解结果之后(如图 1(h)所示),如果仍然采用空间相关性最大作为亚像元定位的目标,其结果必然使相同地物类型聚集在一起(如图 1(i)所示),不能准确描述地物空间分布特征。在这种情况下,亚像元定位将不再用空间相关性最大作为求解目标,而必须先根据高分辨率训练数据或者其他先验信息获取一定的地物空间分布结构参数,例如斑块大小、距离、空间相关性等;然后通过空间模式拟合的方法来进行亚像元定位,具体方法将在第 2 节详细介绍。图 1(j)表示的就是一种利用空间模式拟合得到的亚像元定位结果,与图 1(i)的结果相比,该结果与

图 1(f)更加吻合,能够更好地描述地物空间分布的实际情况。

2 模型与方法

2.1 理论模型

假设某混合像元中共有 N_{LC} 种不同地物类型,通过混合像元分解得到第 i 类地物在混合像元中所占的百分比含量为 P_i ,在进行亚像元定位时,低分辨率混合像元被划分为 $N_{SP} (= z^2)$ 个亚像元,其中 z 为退化因子,表示原始像元与亚像元之间的空间分辨率比值,根据混合像元分解结果计算得到的第 i 类地物在混合像元中所占的亚像元数目为 $N_{SP}^i (= N_{SP} P_i)$,以上述参数为输入,即可构建亚像元定位的理论模型。目前主要有以下两种:

1) 在地物尺寸大于像元分辨率的情况下,亚像元定位以地物空间相关性最大为求解目标,其理论模型可以表示如下^[24]。

$$\text{目标函数} \quad \text{Max } Obj = \sum_{i=1}^{N_{LC}} \sum_{j=1}^{N_{SP}} x_{ij} \times SD_{ij} \quad (1)$$

$$\text{式中} \quad x_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{亚像元 } j \text{ 为第 } i \text{ 类地物} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

满足约束条件

$$\sum_{i=1}^{N_{LC}} x_{ij} = 1 \quad (3)$$

$$\sum_{j=1}^{N_{SP}} x_{ij} = N_{SP}^i \quad (4)$$

式中, Obj 为目标函数,表示遥感影像亚像元定位结果的地物空间相关性; SD_{ij} 表示亚像元 j 为第 i 类地

物时该亚像元的空间相关性; x_{ij} 等于 1 表示亚像元 j 为第 i 类地物, 等于 0 则表示亚像元 j 为其他地物类型。式(3)表示亚像元 j 必须是 N_{LC} 种地物类型中的一种, 式(4)是面积约束条件, 表示在一个混合像元中, 地物类型为 i 的亚像元个数应该等于混合像元分解确定的亚像元个数 N_{sp}^i 。

空间相关性 SD_{ij} 的计算是亚像元定位模型的关键, 目前常有两种计算方法。第 1 种方法是直接利用混合像元分解结果来计算亚像元 j 的空间相关性, 即

$$SD_{ij} = \sum_{k=1}^N w_k \times P_k^i \quad (5)$$

首先选取亚像元 j 所属混合像元的 N 个相邻混合像元, 同时假设在第 k 个混合像元中, i 类地物的含量为 P_k^i , w_k 表示第 k 个邻域混合像元对亚像元 j 所属地物类型的影响权重, 可用其中心与亚像元 j 的距离平方倒数来计算。

另一种方法则是利用亚像元 j 的 N 个相邻亚像元来计算其空间相关性, 即

$$SD_{ij} = \sum_{k=1}^N \lambda_{jk} \times \delta_{jk} \quad (6)$$

式中, $\delta_{jk} = \begin{cases} 1 & \text{亚像元 } j \text{ 与邻域亚像元 } k \text{ 同类} \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$

空间相关性等于邻域中相同地类亚像元的加权和, 其中, δ_{jk} 等于 1 表示亚像元 j 与邻域亚像元 k 为同一地类, 等于 0 则为不同地类, λ_{jk} 表示权重系数, 其取值可以是亚像元距离指数模型^[25], 也可以简单的全部取值为 $1/N$ ^[9], 不同的邻域范围和权重计算方法会得到不同的空间相关性计算结果, 进而影响亚像元定位结果^[26]。

2) 在地物尺寸小于像元分辨率的情况下, 亚像元定位不再以空间相关性最大为求解模型, 而应以空间模式拟合作为目标^[16,27], 构建其理论模型的重点在于如何有效描述各种地物空间分布模式^[27-28]。地统计学作为描述地物分布空间结构的有效手段, 已经在亚像元定位中得到了成功应用, 其中较为常用的是半变异函数模型, 即

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [z(u_i) - z(u_i + h)]^2 \quad (7)$$

式中, $\gamma(h)$ 是半变异函数, h 为两样本点空间距离, $N(h)$ 为间隔距离为 h 的样本点对总数, $z(u_i)$ 和 $z(u_i + h)$ 分别表示位于 u_i 和 $u_i + h$ 上区域变量值, 即该位置的地物类型。

在实际应用中, 可以利用部分高分辨率的训练数据或者已有其他数据来计算半变异函数, 而亚像元定位的最终目标是使定位结果的半变异函数与利用先验数据计算得到的半变异函数相同^[16,29]。

Atkinson^[27,30] 认为两点直方图可以更好地描述地物分布的空间结构, 从而提出了在高分辨率训练图像基础上, 基于两点直方图的亚像元定位模型

$$\text{Min: } Obj = \sum_h \left(\sum_{l=1}^{N_{LC}} \sum_{l'=1}^{N_{LC}} [p_{l,l'}^i(h) - p_{l,l'}^r(h)]^2 \right) \quad (8)$$

式中: $p_{l,l'}(h) = Pr \left\{ \begin{matrix} z(u) \in l \\ z(u+h) \in l' \end{matrix} \right\}$ 为地物分类图的两点直方图, 表示距离为 h 的地物类型值 $z(u)$ 和 $z(u+h)$ 之间的双变量转移概率; l 与 l' 表示不同的地物类型。该模型的目标是使亚像元定位结果的双变量转移概率 $p_{l,l'}^r(h)$ 与高分辨率训练图像的双变量转移概率 $p_{l,l'}^i(h)$ 之间的误差平方和最小。

Boucher 等人^[28,31-34] 对地统计学应用于亚像元定位进行了较为深入的研究, 认为亚像元定位应该被看成一个随机反演问题, 其结果应为一个随机变量, 并在此基础上讨论了利用指示半变异函数模型和多点地统计学来描述地物空间分布结构, 进而进行亚像元定位的方法。与前面提到的亚像元定位模型不同, Boucher 等并没有建立一个显式的亚像元定位模型, 而是采用了传统地质统计学的随机模拟方法(如序贯指示模拟 SIS 算法)和多点地质统计学的随机模拟方法(如 SNESIM 算法)来生成最终的亚像元定位结果。在这些模型中, 亚像元定位结果并不存在一个确定的最优解, 每次模拟所得的亚像元定位结果均不相同, 仅是亚像元定位结果这个随机变量的一个实现。

显然, 上述模型能否成功应用于亚像元定位, 关键在于它们应用的地统计模型是否真正有效地描述了地物的空间分布规律。从地统计学的基本原理可以看出, 半变异函数模型要求空间变量具有二阶平稳性, 仅能描述地物空间分布的部分信息, 而在有高分辨率训练图像的基础上, 两点直方图与多点统计学可以更好描述地物的空间分布信息^[23,27,30]。因此, 在实际应用中, 应该分析不同模型的基本原理及其应用范围, 而如何利用更全面的指标体系来描述地物空间分布结构则是该研究方向的主要内容。

此外, 前面介绍的所有模型均是建立在混合像元分解的基础上, 即亚像元定位模型均以混合像元

分解结果作为输入,混合像元分解和亚像元定位这两个步骤是相互独立的。实际上,这两个步骤可以结合起来建立一个混合像元分析的综合模型, Schneider^[12]针对直线边界的混合像元,提出基于图像本身的亚像元尺度上的图像分割模型; Kasetkasem 等人^[35]提出基于马尔可夫随机场的亚像元定位模型,该模型不将混合像元分解作为中间步骤,而是在建立目标函数的同时考虑了地物空间相关性以及混合像元光谱信息,从而实现了原始遥感影像直接进行亚像元定位的目标。

2.2 求解算法

如何对理论模型进行求解是亚像元定位的另外一个重要问题,从现有研究来看,除了 Boucher 等人^[28,34]利用随机模拟方法进行亚像元定位之外,其他模型均是通过各种优化算法对建立的亚像元定位模型进行求解,下面对其基本特点进行分析。

亚像元定位求解算法总体上可以分为直接求解和迭代求解两种类型。直接求解是指通过计算直接确定每个亚像元所属的地物类型,求解过程中不需要进行迭代分析,主要算法包括线性规划^[24]、吸引度排序^[36],以及 Ge 等人^[37]提出的根据端元组分比进行直接定位的方法;迭代求解与之相反,一般先随机赋予每个亚像元某种地类属性,然后通过一定的规则改变其地类属性从而获取最终结果,相关算法主要包括遗传算法^[9]、Hopfield 神经网络^[10,38-39]、元胞自动机^[11]、正则 MAP 模型^[18]、像元交换^[25]、模拟退火^[26],以及进化 Agent 模型^[40]等。此外,还有一类基于神经网络的亚像元模型,包括 BP 神经网络^[15,41]、模糊 ARTMAP 神经网络^[19]和神经网络/元胞自动机模型^[42],在训练过程中需要迭代改变神经网络的权重等相关参数,而一旦模型训练完成,就可用于亚像元定位的直接求解。

对直接求解和迭代求解这两类算法进行比较可以发现,其主要区别在于计算过程是否需要迭代运行,直接求解在计算地物空间相关性时均是利用混合像元分解的结果,即基于像元尺度的空间相关性(如式(5)),因此不需要迭代计算,算法效率高,运行速度快;迭代求解则通常是计算亚像元尺度上的空间相关性(如式(6)),能更好地反映地物的空间相关性^[23],但是由于需要迭代运行,因此运行速度偏慢。Shen 等人^[43]针对像元交换算法,提出利用像元吸引度进行初始化,然后再通过迭代运行进行亚像元定位的方法,较好地融合这两种方法的优点,

提高了模型计算效率。

目前,相对于直接求解来说,迭代求解算法应用更为广泛,其中应用较多的是 Hopfield 神经网络算法^[10,38-39]和像元交换算法^[25-26]。而在实际应用中,不同求解算法在性能和计算结果上也有所不同,需要根据情况进行选取。

首先,不同算法对面积约束条件的处理方式有所不同。像元交换算法在初始化时已经根据面积约束条件确定了各种地类的亚像元个数,求解过程中仅仅改变各亚像元的空间位置,并不改变其属性值,因此亚像元定位结果将完全满足面积约束条件;而 Hopfield 神经网络则是将面积约束嵌入求解目标函数中,最终获得的亚像元定位结果与面积约束条件相比通常存在一定的误差,具体的结果则和采用的算法参数存在较大关系。

不同模型的初始化方法对结果的影响也有所不同。Tatem 等人^[10]对比了 Hopfield 网络模型随机取值与根据混合像元分解结果取值两种初始化方式,结果表明,不同初始化方式对模拟结果没有明显影响;Makido 等人^[44]则针对像元交换模型,分析了利用伪随机数进行初始化的问题,结果表明,不同初始化方式本身的偏差和结构相关性对结果有较大影响。

模型参数选取也对亚像元定位结果有较大影响。有些参数是所有模型均需考虑的,比如空间相关性计算方法,其中 Makido 等人^[26]讨论了计算空间相关性所用的权重函数在应用像元交换进行亚像元定位时对结果的影响;有些参数则是某种理论模型所要特别考虑的,如 Collins 等人^[45]讨论了 Hopfield 网络模型的传递函数对模拟结果的影响。

3 精度评价与不确定性分析

3.1 误差来源

在实际应用过程中,受各种因素影响,亚像元定位结果很难与实际情况完全相符,而是通常存在着不同程度的误差,主要包括以下3个方面。

1)空间分布特征描述的误差。亚像元定位的理论基础是地物空间分布具有某种规律性,因此,用来对地物空间分布特征进行描述的指标是否准确、完整对亚像元定位结果起着至关重要的作用。在现有亚像元定位模型中,虽然已经提出了利用空间相关性最大和各种地统计学指标对地物空间分布特征

进行描述的方法,已有成果也表明了这些方法的有效性,但是在实际情况下,这些简单的规则仍然难以对复杂的地物空间分布特征进行全面、准确的描述,以其为主要分析方法的亚像元定位结果也就必然会与实际情况存在差异。

2) 混合像元分解结果的误差。亚像元定位作为混合像元分解的后续研究,其前提条件是已经利用混合像元分解技术获取了混合像元中不同地物类型的百分比含量,现有模型也大多假设已经准确获取了混合像元分解结果。然而混合像元分解作为定量遥感一个没有完全解决的难题^[7],其结果大多数是带有误差的,而且不同混合像元分解算法得到的结果也存在较大的差别^[46],这必然会给亚像元定位结果带来误差。此外,像 Hopfield 网络、马尔可夫随机场这样的亚像元定位模型,其定位结果的地物百分比含量与输入的混合像元分解结果本身就存在差别^[10,38,47],这也给亚像元定位结果带来了额外误差。

3) 计算结果的多解性。首先,亚像元定位作为一个优化问题,在利用各种优化算法求解时,有可能陷入局部极小,而不能得到全局最优解;其次,不同的模型参数以及不同的初始化方法也会导致不同的结果;最后,亚像元定位的基本模型一般仅有两个约束条件,即各地类的亚像元个数满足混合像元分解结果以及地物空间分布特征满足相应的描述参数,模型的约束条件要远远少于求解参数,因此亚像元定位模型是一个欠定反演问题,也就是说同时存在多个不同的解能满足所有约束条件^[20,48],这种情况下,即使地物空间分布特征描述和亚像元分解结果完全正确,最终的亚像元定位结果依然存在不确定性。

3.2 精度评价

在利用亚像元定位理论模型和相应求解算法得到亚像元定位结果后,必须对最终结果精度进行有效评价,这对理论模型分析、算法选取、参数调整以及亚像元定位结果在相关领域中的应用均具有重要意义。从目前研究来看,还没有一个标准的亚像元定位精度评价指标体系,评价方法大都需要结合实际情况来考虑,主要包括以下四种类型。

1) 基于像元的评价标准。该方法比较适用于地物尺寸大于像元分辨率的情况,其目标是评价亚像元定位结果中每个亚像元地类属性的准确程度,即将亚像元定位结果看做一幅地物分类图,然后将其与高分辨率参考数据直接进行比较。所有传统分

类评价所采用的精度指标均可使用,包括总体分类精度、Kappa 系数、混淆矩阵等^[49-50],也可以根据需求自定义相关的统计指标,如边界误差^[51];此外,在面积约束条件不能完全满足的情况下,亚像元定位结果与混合像元分解结果之间的面积误差也应该被用来对结果进行精度评价^[16]。

2) 基于纹理的评价标准。这种方法一般用于地物尺寸小于像元分辨率的情况,其目标是比较亚像元定位结果与参考数据之间的空间分布特征描述参数,例如半变异函数^[16]、两点直方图^[27]等。该方法的主要问题是难以找到一个全面的纹理评价指标,比如在以半变异函数描述地物空间分布特征并进行亚像元定位时,精度评价往往也只是比较结果与参考数据之间半变异函数的不同,而很少考虑到其他指标,如连通性等,因此评价结果通常会存在一定的偏差。

3) 基于对象的评价标准。如果亚像元定位的目标是进行某一具体物体的提取,则可以用物体面积、周长^[14]、紧密度、圆度^[10]等指标来进行精度评价。Atkinson^[23]认为可以将现有亚像元定位模型改进为基于对象的模型,同时,关于研究对象的各种基于对象的统计参数,如景观指数和各种形状描述算子,也都可以用来对模型精度进行评价。

4) 局部评价标准。上述 3 种评价方法均为全局评价结果,即利用单一的指标来反映亚像元定位的整体精度,利用局部评价方法则可以反映亚像元定位结果精度的空间分布特征。常用方法是亚像元定位结果与参考图像相减得到误差图像^[41,52],以此来对亚像元定位结果的空间特征进行分析;当然,计算各种局部统计指标,如局部混淆矩阵、局部方差以及局部相关系数等,也可以用来反映模型精度的空间特征^[23]。

3.3 不确定性分析

除了对亚像元定位结果进行精度评价之外,如何对结果中存在的确定性进行分析和表达同样具有重要意义,但是相对于亚像元定位模型本身的研究而言,目前针对亚像元定位结果不确定性分析的研究还相对薄弱。

在亚像元定位的不确定性分析上,很多理论模型本身就具有对定位结果不确定性进行分析的能力,其中 Boucher 等人^[32]在利用地统计学方法进行亚像元定位时,计算得到了每个亚像元属于某种地物类型的概率,就包含了最终结果的不确定性;

Mertens 等人^[15]提出的感知机模型同样也可以用来为定位结果提供一定的不确定性表达; Tolpekin 等人^[53]则对马尔可夫随机场模型进行了分析,认为可以用每个亚像元的地物类型隶属度来表达亚像元定位结果的不确定性,并对其深入应用进行了探讨。对这些模型进行分析可知,其定位结果并不是某个亚像元完全属于或者完全不属于某种地类,而是该亚像元属于所有地物类型的概率或者隶属度,这就是亚像元定位结果不确定性的一种有效表达方式,如果需要得到确定的高分辨率分类图,则可对结果进行转化,认为亚像元属于隶属度最高的那种地物类型。

对于那些具有确定性输出的亚像元定位模型而言,其结果是亚像元是否完全属于某种地类,进行不确定分析相对困难。一种可能的方法是利用不同的模型初始化方法,随机模拟出大量的亚像元定位结果,进而进行不确定性分析,但是模型初始化方式对亚像元定位结果的影响与采取的算法有较大的关系^[23,44],如何对这类模型进行不确定性分析仍需进一步研究。

针对混合像元分解结果的误差传播问题, Muslim 等人^[54]分析了不同端元选取方法对水体边界亚像元定位的影响,结果表明有效选取端元可以较大提高混合像元分解精度,从而获得更好的亚像元定位结果; Tolpekin 等人^[47]针对马尔可夫随机场模型,分析了不同地物的光谱分离度对亚像元定位结果的影响; Foody 等人^[55]在进行混合像元分解时,首先利用不同的端元组分来获取多个混合像元分解结果,然后对每个混合像元分解结果进行亚像元定位,得到多个亚像元定位结果,从而分析混合像元分解结果的不同对亚像元定位结果的影响。现有亚像元定位模型的输入一般是确定的地物含量,而很多混合像元分解模型,其结果本身就可以描述混合像元分解的不确定性^[56-57],如何直接利用这种带有不确定性表达的混合像元分解结果作为亚像元定位模型的输入来分析其误差传播可能是解决该问题的有效方法。

4 亚像元定位模型的改进

亚像元定位作为一个欠定反演问题,其约束条件远远少于求解参数,因此求解结果通常存在较大的不确定性,为提高模型求解结果的精度,就需要获

取更多信息来描述混合像元内部各地物类型的空间分布特征,增加亚像元定位模型的约束条件。目前,常用的辅助信息包括高分辨率遥感影像、地物边界、高程数据以及相关先验信息。

4.1 高分辨率遥感影像

为提高低分辨率遥感影像的地物信息提取精度,一种常用方法就是与高分辨率遥感影像进行数据融合,在进行亚像元定位时,同样也可以利用高分辨率数据所包含的空间信息来提高结果精度。尽管亚像元定位与遥感影像融合技术均可用来获取更高空间分辨率的地物信息提取结果,但是这两种方法存在本质区别。首先,影像融合必须同时利用低分辨率影像和高分辨率影像来获取高分辨率分类结果,亚像元定位则可以在没有高分辨率遥感影像作为辅助的情况下,直接利用低分辨率影像来获取高分辨率的地物分类图;其次,在亚像元定位中应用高分辨率影像作为辅助数据时,需要先对图像进行混合像元分解,再利用高分辨率影像对该结果进行后处理,得到最终高分辨率分类图,是一种先分类后融合的方法,而影像融合则正好相反,需要先对原始数据进行融合得到高分辨率影像,再对融合后的高分辨率影像进行分类得到最终的地物分类图,属于先融合再分类的方法^[48,58]。

利用高分辨率遥感影像提高亚像元定位结果的基本思路是建立不同地物类型与高分辨率影像光谱特征之间的对应关系,要求定位结果满足高分辨率数据的光谱空间结构,从而将高分辨率信息嵌入亚像元定位模型中。其中, Foody^[14]通过回归分析,利用高分辨率波段对混合像元分解结果进行了锐化,得到了亚像元尺度的湖泊边界图; Robin 等人^[59]则利用高分辨率遥感影像的图像分割结果对多时相低分辨率遥感影像的混合像元分解结果进行了亚像元定位,其分类结果优于不使用高分辨率影像信息的亚像元定位算法; Nguyen 等人^[48]、Atkinson^[30]提出在亚像元定位理论模型中另外加入一个全色波段的约束条件,从而减少模型的不确定性,提高定位结果的精度。

此外,基于图像分析领域的超分辨率重建技术, Ling 等人^[20]提出一种利用多源多时相遥感数据进行亚像元定位的方法,该方法没有利用高分辨率影像,而是利用多幅存在偏移的遥感影像来提供更多亚像元尺度上的地物空间分布信息,同样可以增加亚像元定位模型的约束条件,提高定位结果的精度;

而且与一般先进行图像超分辨率重建再进行地物分类的方法相比,该方法不仅可以避免大气校正带来的误差,而且可以融合不同传感器的遥感影像。

4.2 地物边界与高程数据

高分辨率的地物边界与高程数据是另外两种可以用来提高亚像元定位精度的常用数据源,其主要思路是利用一些已有的矢量数据或者高程数据反映的亚像元尺度上的地物空间分布特征,并将这种信息作为一种约束条件嵌入亚像元定位模型中,从而提高亚像元定位精度;Aplin 等人^[60]提出的基于地物的分类方法,利用矢量图层对遥感影像进行亚像元尺度的分割,获得了较好效果;Nguyen 等人^[61]在进行亚像元定位时,利用了高分辨率的 Lidar 数据,根据不同地物类型的高程差别来提高亚像元定位的精度;Ling 等人^[62]根据水体分布与高程之间的关系,提出利用高分辨率 DEM 数据进行水体边界亚像元定位的方法。

4.3 先验空间信息

除了上述两种实际数据之外,针对某些特殊地物的自身特征或者先验信息,提出更加合适的地物空间分布特征描述指标来取代传统空间分布描述指标也是一种提高亚像元定位精度的有效方法。

Thornton 等人^[63]针对线状物体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的算子,增加了亚像元在直线方向上的空间相关性;林皓波等人^[64]以先验的景观斑块密度和景观形状指数作为目标函数进行了亚像元定位,其结果改善了以空间相关最大为目标函数的定位算法存在的收敛于紧凑形状、边角过于圆滑的缺点,具有一定的应用价值;Ling 等人^[65]针对城市建筑物,结合建筑物边界平行或垂直于其主轴方法的基本形状信息,提出正交各向异性空间相关性算子,从而将建筑物的先验形状信息融合到亚像元定位模型中。由于很多地物类型,特别是人工地物,都具有自己独特的空间分布特征,如果能将这种信息应用于亚像元定位,其结果会比常规的利用空间相关性最大得到的结果更加准确。

5 结论

遥感影像亚像元定位是定量遥感研究中的一个新领域,该技术作为混合像元分解的后续分析方法,可以有效消除混合像元分解结果的空间不确定性,

不仅具有重要的理论研究价值,而且在相关领域有很强的实用意义。

由亚像元定位研究的发展历史可以看出,从研究初期各种不同模型求解算法的提出,到不同空间相关性描述方法以及模型改进的相关研究,以及目前对模型的不确定性和误差的分析,相关理论研究得到了较快发展,但是作为一个新领域,仍有许多未知的问题需要深入探索。在实际应用方面,亚像元定位技术除了在土地覆盖制图^[39,52]、湖泊边界提取^[66]、海岸线提取^[29,51,54,67]等方面得到成功应用之外,还被应用于地面控制点选取^[68]、景观指数计算^[69-70]、变化检测^[71]等相关领域,但相对来说实际应用还偏少,如何在相关领域进行更为深入有效的应用,从而发现和解决新的问题也需要进一步研究。

总的来说,亚像元定位在理论基础和实际应用方面均存在着很多问题没有解决,我们认为以下几个方面将是亚像元定位研究目前面临的主要问题和今后进一步研究的方向:

1) 多尺度综合模型。针对地物尺寸和像元分辨率之间的两种关系,现在均是利用不同的亚像元定位模型将其完全分开进行处理。但是在实际工作中,同一研究区域通常会同时存在这两种情况,并不能简单的将其归结为某一种尺度关系,而是需要针对不同的地物类型或者不同的空间位置采用不同的研究方法,目前仍然没有能够同时考虑这两种情况的理论模型,因此,如何将两种尺度的模型进行综合分析需要进一步研究。

2) 空间相关性描述。亚像元定位的关键是地物的空间分布特征,虽然从最初的空间相关性最大到后来的多点统计学,已有多种方法被用来描述这种特征,但是均存在一定的不足,如何更有效描述复杂地物空间的相关性是亚像元定位一个需要持续研究的问题;此外,针对一些特殊问题发现并提出一些专门的空间相关性描述方法,如河流、道路等多为线状地物,阴影分布大多与地形有关等,从而将这种地物分布先验信息嵌入亚像元定位算法中,以及如何将更多遥感和辅助数据应用于亚像元定位也是值得今后进一步研究的方向。

3) 模型选取与比较。由于目前已经提出了很多亚像元定位的模型和算法,在实际应用中如何选取算法,各种算法都有何优缺点就变成了一个必须面对的问题。Atkinson^[23]提出进行亚像元定位算法对比的建议,而要进行算法对比,就有许多亚像元定

位的基本问题需要探讨,包括测试数据集选取、结果精度评价参数、不确定性分析等。

4)与混合像元其他两个问题的融合。如前所述,遥感影像“混合像元”包括端元选取、像元分解和亚像元定位3个问题,不同的端元选取结果会得到不同的混合像元分解结果,而不同的混合像元分解结果也会得到不同的亚像元定位结果,因此,这3个问题是相互关联的;在实际应用中,一般也遵循先选取端元,再分解混合像元,最后再进行亚像元定位的顺序,因此,不应该脱离另外两个问题来单独考虑亚像元定位问题,而是需要建立一个“混合像元”的综合分析模型。

参考文献 (References)

- [1] Cracknell A P. Synergy in remote sensing—what's in a pixel [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19(11): 2025-2047.
- [2] Fisher P. The pixel: a snare and a delusion [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1997, 18(3): 679-685.
- [3] Bonnett R, Campbell J B. *Introduction to Remote Sensing* [M]. 3rd ed. New York: Taylor & Francis, 2002: 277-281.
- [4] Richards J, Jia X. *Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction* [M]. 4th ed. Berlin: Springer Verlag, 2006: 385-386.
- [5] Cheng Jicheng, Guo Huadong, Shi Wenzhong. *Uncertainty Problem of Remote Sensing Data* [M]. Beijing: Science Publishing House, 2004: 99-106. [承继成, 郭华东, 史文中. 遥感数据的不确定性问题 [M]. 北京: 科学出版社, 2004: 99-106.]
- [6] Plaza A, Martinez P, Perez R, et al. A quantitative and comparative analysis of endmember extraction algorithms from hyperspectral data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(3): 650-663.
- [7] Keshava N, Mustard J F. Spectral unmixing [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2002, 19(1): 44-57.
- [8] Atkinson P M. Mapping sub-pixel boundaries from remotely sensed images [C] // *Innovations in GIS 4*. London, UK: Taylor and Francis, 1997: 166-180.
- [9] 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.
- [10] Tatem A J, Lewis H G, Atkinson P M, et al. Super-resolution target identification from remotely sensed images using a Hopfield neural network [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(4): 781-796.
- [11] Ling Feng, Zhang Qiuwen, Wang Cheng, et al. Sub-pixel mapping of remote sensing images based on cellular automata model [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2005, 10(7): 916-921. [凌峰, 张秋文, 王乘, 等. 基于元胞自动机模型的遥
- 感图像亚像元定位 [J]. *中国图象图形学报*, 2005, 10(7): 916-921.]
- [12] Schneider W. Land use mapping with subpixel accuracy from Landsat TM image data [C] // *Proceedings of the 25th International Symposium on Remote Sensing and Global Environmental Changes*. Graz, Austria: Environmental Research Institute of Michigan, 1993: 155-161.
- [13] Flack J, Gahegan M, West G. The use of sub-pixel measures to improve the classification of remotely-sensed imagery of agricultural land [C] // *Proceedings of the 7th Australasian Remote Sensing Conference*. Melbourne, Australia: Remote Sensing and Photogrammetry Association Australia Ltd, 1994: 531-541.
- [14] 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): 2593-2599.
- [15] Mertens K C, Verbeke L P C, 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.
- [16] Tatem A J, Lewis H G, Atkinson P M, et al. Super-resolution land cover pattern prediction using a Hopfield neural network [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 79(1): 1-14.
- [17] Park S C, Park M K, Kang M G. Super-resolution image reconstruction: a technical overview [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2003, 20(3): 21-36.
- [18] Wu Ke, Li Pingxiang, Zhang Liangpei, et al. Sub-pixel mapping of remote sensing images based on MAP model [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2007, 32(7): 593-596. [吴柯, 李平湘, 张良培, 等. 基于正则 MAP 模型的遥感影像亚像元定位 [J]. *武汉大学学报: 信息科学版*, 2007, 32(7): 593-596.]
- [19] Wu Ke, Niu Ruiqing, Li Pingxiang, et al. Sub-pixel mapping of remote sensing images based on fuzzy ARTMAP neural network model [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2009, 34(3): 297-300. [吴柯, 牛瑞卿, 李平湘, 等. 基于模糊 ARTMAP 神经网络模型的遥感影像亚像元定位 [J]. *武汉大学学报: 信息科学版*, 2009, 34(3): 297-300.]
- [20] Ling F, Xiao F, Du Y, et al. Super-resolution land-cover mapping using multiple sub-pixel shifted remotely sensed images [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2010, 31(19): 5023-5040.
- [21] Li Xiaowen, Cao Chunxiang, Chang Chaoyi. The first law of geography and spatial temporal proximity [J]. *Chinese Journal of Nature*, 2007, 29(2): 69-71. [李小文, 曹春香, 常超一. 地理学第一定律与时空邻近度 [J]. *自然杂志*, 2007, 29(2): 69-71.]
- [22] Woodcock C E, Strahler A H. The factor of scale in remote sensing [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1987, 21: 311-

- 322.
- [23] Atkinson P M. Issues of uncertainty in super-resolution mapping and their implications for the design of an inter-comparison study [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2009, 30(20): 5293-5308.
- [24] 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.
- [25] Atkinson P M. Sub-pixel target mapping from soft-classified remotely sensed imagery [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2005, 71(7): 839-846.
- [26] Makido Y, Shortridge A. Weighting function alternatives for a subpixel allocation model [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2007, 73(11): 1233-1240.
- [27] Atkinson P M. Super-resolution land cover classification using the two-point histogram [C]//*geoENV IV-Geostatistics for Environmental Applications*. Dordrecht, Netherlands: Springer, 2004: 15-28.
- [28] Boucher A. Sub-pixel mapping of coarse satellite remote sensing images with stochastic simulations from training images [J]. *Mathematical Geosciences*, 2009, 41: 265-290.
- [29] Zhang Yang, Chen Shenliang. Super-resolution mapping of coastline with remotely sensed data and geostatistics [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2010, 14(1): 157-172. [张阳, 陈沈良. 结合遥感数据与地统计学方法的海岸线超分辨率制图 [J]. *遥感学报*, 2010, 14(1): 157-172.]
- [30] Atkinson P M. Super-resolution mapping using the two-point histogram and multi-source imagery [C]//*geoENV VI-Geostatistics for Environmental Applications*. Dordrecht, Netherlands: Springer, 2008: 307-321.
- [31] Boucher A. Super resolution mapping with multiple point geostatistics [C]//*geoENV VI-Geostatistics for Environmental Applications*. Dordrecht, Netherlands: Springer, 2008: 297-305.
- [32] Boucher A, Kyriakidis P C. Super-resolution land cover mapping with indicator geostatistics [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 104(3): 264-282.
- [33] Boucher A, Kyriakidis P C. Integrating fine scale information in super-resolution land-cover mapping [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2007, 73(8): 913-921.
- [34] Boucher A, Kyriakidis P C, Cronkite-Ratcliff C. Geostatistical solutions for super-resolution land cover mapping [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, 46(1): 272-283.
- [35] Kasetkasem T, Arora M K, Varshney P K. Super-resolution land cover mapping using a Markov random field based approach [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 96(3-4): 302-314.
- [36] 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.
- [37] Ge Y, Li S P, Lakhan V C. Development and testing of a subpixel mapping algorithm [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(7): 2155-2164.
- [38] Tatem A J, Lewis H G, Atkinson P M, et al. Multiple-class land-cover mapping at the sub-pixel scale using a Hopfield neural network [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2001, 3(2): 184-190.
- [39] Tatem A J, Lewis H G, Atkinson P M, et al. Increasing the spatial resolution of agricultural land cover maps using a Hopfield neural network [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2003, 17(7): 647-672.
- [40] Wu Ke, Li Pingxiang, Zhang Liangpei. Sub-pixel mapping of remote sensed images based on evolutionary agent algorithm [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2009, 13(1): 60-66. [吴柯, 李平湘, 张良培. 一种基于进化 Agent 的遥感影像亚像元定位方法 [J]. *遥感学报*, 2009, 13(1): 60-66.]
- [41] Gu Y F, Zhang Y, Zhang J P. Integration of spatial-spectral information for resolution enhancement in hyperspectral images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, 46(5): 1347-1358.
- [42] Yi Chang, Pan Yaozhong, Zhang Jinshui. Research on super-resolution mapping for remote sensing images based on a multi-scale spatial ANN-CA model [J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2007, 23(3): 42-46. [易嫦, 潘耀忠, 张锦水. 基于多尺度空间 ANN-CA 模型的遥感影像超分辨率制图方法研究 [J]. *地理与地理信息科学*, 2007, 23(3): 42-46.]
- [43] Shen Z Q, Qi J G, Wang K. Modification of pixel-swapping algorithm with initialization from a sub-pixel/pixel spatial attraction model [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2009, 75(5): 557-567.
- [44] Makido Y, Messina J, Shortridge A. Exploring the impacts of pseudo-random number generators on sub-pixel classification [J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2008, 45(4): 471-489.
- [45] Collins M, De Jong M. Neuralizing target superresolution algorithms [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2004, 1(4): 318-321.
- [46] Bastin L. Comparison of fuzzy c-means classification, linear mixture modelling and MLC probabilities as tools for unmixing coarse pixels [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1997, 18(17): 3629-3648.
- [47] Tolpekin V A, Stein A. Quantification of the effects of land-cover-class spectral separability on the accuracy of Markov-random-field based superresolution mapping [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(9): 3283-3297.
- [48] Nguyen M Q, Atkinson P M, Lewis H G. Superresolution mapping using a Hopfield neural network with fused images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(3): 736-749.
- [49] Foody G M. Status of land cover classification accuracy assessment [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 80(1):

- 185-201.
- [50] Silvan-Cardenas J L, Wang L. Sub-pixel confusion-uncertainty matrix for assessing soft classifications[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(3): 1081-1095.
- [51] Muslim A M, Foody G M, Atkinson P M. Shoreline mapping from coarse-spatial resolution remote sensing imagery of Seberang Takir, Malaysia [J]. *Journal of Coastal Research*, 2007, 23(6): 1399-1408.
- [52] Thornton M W, Atkinson P M, Holland D A. Sub-pixel mapping of rural land cover objects from fine spatial resolution satellite sensor imagery using super-resolution swapping[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2006, 27(3): 473-491.
- [53] Tolpekin V A, Hamm N A S. Fuzzy super resolution mapping based on Markov random fields [C]//*International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. Boston, MA, USA: IEEE, 2008, 2(1): II 875- II 878.
- [54] Muslim A M, Foody G M, Atkinson P M. Localized soft classification for super-resolution mapping of the shoreline[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2006, 27(11): 2271-2285.
- [55] Foody G M, Doan H T X. Variability in soft classification prediction and its implications for sub-pixel scale change detection and super resolution mapping [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2007, 73(8): 923-933.
- [56] Dobigeon N, Tournet J Y, Chang C I. Semi-supervised linear spectral unmixing using a hierarchical Bayesian model for hyperspectral imagery [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(7): 2684-2695.
- [57] Powell R L, Roberts D A, Dennison P E, et al. Sub-pixel mapping of urban land cover using multiple endmember spectral mixture analysis: Manaus, Brazil [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 106(2): 253-267.
- [58] Robinson G, Gross H, Schott J. Evaluation of two applications of spectral mixing models to image fusion[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2000, 71(3): 272-281.
- [59] Robin A, Le Hegarat-Masclé S, Moisan L. Unsupervised subpixelic classification using coarse-resolution time series and structural information[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, 46(5): 1359-1374.
- [60] Aplin P, Atkinson P M. Sub-pixel land cover mapping for per-field classification[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2001, 22(14): 2853-2858.
- [61] Nguyen M Q, Atkinson P M, Lewis H G. Superresolution mapping using a Hopfield neural network with LIDAR data[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2005, 2(3): 366-370.
- [62] 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.
- [63] 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.
- [64] Lin Haobo, Bai Yanchen, Wang Jindi, et al. Super-resolution mapping of remotely sensed imagery based on landscape pattern [J]. *Progress in Natural Science*, 2009, 19(12):1355-1364. [林皓波, 柏延臣, 王锦地, 等. 基于景观结构的遥感影像超分辨率制图[J]. *自然科学进展*, 2009, 19(12): 1355-1364.]
- [65] Ling F, Fu B. Super-resolution mapping of urban buildings with remotely sensed imagery based on prior shape information [C]//2009 Urban Remote Sensing Joint Event. Shanghai, China: IEEE, 2009: 364-368.
- [66] Zhang Hongen, Shi Jiancheng, Liu Suhong. Sub-pixel lakes mapping in Tibetan Plateau [J]. *Advances in Water Science*. 2006, 17(3): 376-382. [张洪恩, 施建成, 刘素红. 湖泊亚像元填图算法研究[J]. *水科学进展*, 2006, 17(3): 376-382.]
- [67] 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.
- [68] Foody G M. The role of soft classification techniques in the refinement of estimates of ground control point location [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2002, 68(9): 897-903.
- [69] Saura S, Castro S. Scaling functions for landscape pattern metrics derived from remotely sensed data: are their subpixel estimates really accurate? [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2007, 62(3): 201-216.
- [70] Li X D, Ling F, Du Y. Characterizing sub-pixel landscape patterns from remotely sensed imagery with sub-pixel mapping methods [C]//*Proceedings of the 18th International Conference on Geoinformatics*. Beijing, China: IEEE, 2010:1-5.
- [71] Ling F, Li W B, Du Y, et al. Land cover change mapping at the sub-pixel scale with different spatial resolution remotely sensed imagery [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2011, 8(1): 182-186.