

文章编号: 1001-1595(2011)02-0169-06

## 多光谱遥感影像亚像元定位的空间引力算法研究

韩文超, 田庆久, 陆应诚

南京大学 国际地球系统科学研究所, 江苏 南京 210093

### Spatial Attraction Algorithm for Sub pixel Mapping of Multispectral Remote Sensing Images SHAN

Wenchao, TIAN Qingjiu, LU Yingcheng

International Institute for Earth System Science, Nanjing University, Nanjing 210093, China

**Abstract** A new algorithm is presented for sub-pixel mapping, the algorithm is based on the scale of sub-pixels spatial attraction models, which can express the spatial dependence well. The proportions of each land cover within two adjacent mixed pixels as the sub-pixel weight parameters will be inputted, which enhanced the spatial attraction model. The distance function is also a expression of the non-linear relationship at a distance about the interaction among the pixels. Following an initial random allocation of sub-pixels, the algorithm works in a series of iterations, each of which can optimize the attraction relationship among the sub-pixels, by this the algorithm can improve the spatial dependence among the pixels. This algorithm is tested on SPOT image data, four land covers are mapped in five times the scale of spatial resolution of the original image. The result shows that, this algorithm works reasonably well in multiple classes mapping.

**Key words:** sub-pixel mapping; spatial attraction algorithm; super resolution mapping; mixed pixels; endmember

**摘 要:** 针对遥感影像亚像元定位问题, 提出一种基于像元空间引力模型的亚像元定位新算法, 算法中像元空间引力的表达在亚像元尺度上建立, 能够表达像元间的空间自相关性; 亚像元权重参数包括相互吸引的两个相邻像元中地物百分比含量, 强化了空间引力模型; 用距离函数表达像元间的相互作用在距离上的非线性关系。通过迭代运算优化像元间的引力关系, 提高像元的空间自相关性。结合扬州地区 2006 年 6 月份的 SPOT 假彩色合成影像进行试验, 在 5 倍于原图像空间分辨率的尺度下进行了亚像元制图, 验证算法的有效性。

**关键词:** 亚像元定位; 空间引力算法; 超分辨率制图; 混合像元; 端元

中图分类号: P237

文献标识码: A

基金项目: 国家 973 计划前期研究专项课题(2010CB434801); 国家自然科学基金(40971186)

## 1 引言

准确地识别和提取地表覆盖信息在诸多遥感应用方面都有着极其重要的意义<sup>[1]</sup>, 在地物分类技术中, 存在混合像元内部土地覆盖类型的空间分布状况难以确定的问题, 亚像元定位是解决该问题的有效手段<sup>[2]</sup>。亚像元定位是一种从混合像元中获取更加细致的空间结构信息的技术, 它将原始的混合像元划分为更小的单位——亚像元, 利用混合像元分解模型得到的混合像元中各端元组分的丰度, 在满足不同端元组分所占亚像元的个数与该端元组分丰度相一致的约束条件下, 结合亚像元定位原理, 将亚像元赋予不同的端元组分, 最终得到混合像元中各端元组分的空间分布状况, 从而提高遥感图像分类精度, 更准确地反映遥感图像的细节信息。

文献[2]首次提出亚像元定位的概念, 此后,

国内外许多学者开始关注亚像元尺度上的遥感影像土地覆盖制图问题。文献[3—4]利用地物边界矢量进行了单个对象场的亚像元定位, 得到了比较好的效果, 然而在实际应用中准确地找到地物边界矢量并不容易; 文献[5]采用锐化图像方法对一个经过模糊分类的湖泊区域进行了亚像元定位的研究, 改善了湖泊边界的视觉效果, 但是湖泊的面积并没有很好地得到保持; 文献[6]利用线性最优化方法解决亚像元的定位问题, 亚像元权重的计算并没有完全建立在亚像元的尺度上, 而是仅仅通过亚像元与相邻混合像元的比较得到的, 忽略了亚像元之间的相互作用; 文献[1, 7—9]等发展了 Hopfield 神经网络优化模型来解决亚像元的定位问题, 并成功应用到目标识别和多类地物的亚像元制图中, 在利用 Hopfield 神经网络来优化包括目标函数和限制函数的能量函数时, 涉及参数较多, 形式较复杂; 文献[10—12]分别应用了遗传算法、小

波变换以及像元空间引力模型来进行亚像元制图,其中遗传算法是一个快速可靠的方法,然而却需要优化众多的参数,形式较复杂;小波变换方法不仅需要人工神经网络来训练小波系数,而且该方法的尺度因子只能取2的幂次方,在实际应用中不能灵活地选择尺度因子;像元空间引力模型是建立在亚像元/像元尺度上的引力模型,像元间的空间自相关性的表达仅通过构建相邻混合像元与亚像元的吸引力关系,从而简化了计算,提高了运算效率,但并不能很好地表达像元的空间自相关性,同时该方法中应用的反距离函数,缺乏充分的证明,它能够合理地表达像元间的相互作用在距离上的非线性关系;文献[13]提出的像元交换算法形式简单,运行效率高,但是其相邻范围的大小和亚像元权重的计算两方面存在着不确定性;除了以上模型和方法之外,还有元胞自动机模型<sup>[14]</sup>、马尔柯夫随机场模型<sup>[15]</sup>、指示地统计<sup>[16]</sup>以及正则MAP模型<sup>[17]</sup>等,这些模型和方法各有特点,既有一定的优势,也存在不足之处,需要在这些模型和方法的基础上,做进一步的深入研究,完善现有的方法以及提出新的方法来扩充现有的方法,使亚像元的定位问题能够更好地得到解决。

本文提出一种像元引力优化算法,认为解决遥感影像亚像元定位问题时,首先要解决如何有效地表达像元间的空间自相关性问题;其次,在算法实现过程中,解决如何快速高效地优化像元间的空间自相关性问题。本算法从像元空间引力模型的尺度、亚像元权重的计算和距离函数的表达三方面有效解决表达像元间的空间自相关性问题,并通过优化亚像元间的引力关系提高像元间的空间自相关性。试验结合SPOT数据,获得了水体、植被、水田和城镇四种地物类型在5倍于原图像空间分辨率尺度下的亚像元定位图像,并在算法的制图精度和运行效率两方面做了检验。

## 2 像元引力优化算法

### 2.1 算法原理

遥感影像的亚像元定位是基于地物分布的空间自相关性原理<sup>[3]</sup>,即在空间变量尺度比遥感图像像元尺度大的前提条件下,空间上越邻近的目标其属性值越相似。在遥感图像中,更确切的是指像元间的空间自相关性,即混合像元内以及不同像元之间,距离较近的亚像元与距离相对较远的亚像元相比,更可能属于同一地物类型。根据

万有引力定律描述,自然界中任何两个物体都是相互吸引的,引力的大小与两物体的质量的乘积成正比,与两物体间距离的平方成反比。万有引力定律准确地描述了物体间相互吸引作用的模式,本算法的空间引力模型正是借鉴了该思想,从而合理地描述像元间的相互吸引作用,具体是这样理解的:两个相邻混合像元中同种地物类型间存在吸引力,该力的大小正比于地物类型在各自混合像元中所占的百分比含量(质量)的乘积,从而很好地解决了亚像元权重的问题;反比于亚像元间距离的平方,较好地反映了实际地物分布的空间自相关性的非线性关系。类似于文献[12],像元引力优化算法的提出同样基于以下假设:①规定遥感影像中 $3 \times 3$ 像元为像元引力相互作用的引力场;②范围超出该引力场,像元间距离太远,像元引力太小,忽略不计;③像元引力只在不同混合像元中的同种地物属性的亚像元之间相互作用。

假设遥感影像中共有 $Z$ 种不同类型的地物,并且通过混合像元分解等软分类技术,已经得到了混合像元中各种地物类型所占的百分比含量。将混合像元分割为 $S \times S$ 个亚像元,则每一种地物在混合像元中所占有的亚像元数目 $N(Z)$ 就可以确定了。像元引力优化算法中,引力场中间混合像元与某个相邻混合像元之间在亚像元尺度上的引力关系按式(1)计算。

$$z(w_{ij}) = z(p_{mid}) \cdot z(p_j) \cdot \left( \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{1}{R_{ik}^2} \right) \quad (1)$$

式中, $z(w_{ij})$ 是相邻混合像元 $P_j$ 中 $Z$ 类地物在亚像元 $x_i$ 处的引力值; $z(p_{mid})$ 是引力场中间混合像元 $p_{mid}$ 中 $Z$ 类地物所占的百分比含量; $z(p_j)$ 是相邻混合像元 $P_j$ 中 $Z$ 类地物所占的百分比含量; $x_i$ 是引力场中间混合像元 $p_{mid}$ 的亚像元,其中 $i=1, 2, 3, \dots, S^2$ ;  $x_k$ 是相邻混合像元 $P_j$ 中地物属性为 $Z$ 类地物的亚像元; $R_{ik}^2$ 是 $x_i$ 和 $x_k$ 距离的平方; $n$ 是相邻混合像元 $P_j$ 中亚像元地物属性为 $Z$ 类地物的个数。

在计算引力值的过程中,首先要依次遍历某个相邻混合像元中所有的亚像元,搜索其中与 $x_i$ 同类地物属性的亚像元,并按式(1)进行计算,得到 $x_i$ 在该混合像元中的引力值;其次,按照同样的方法,计算 $x_i$ 在下一个混合像元中的引力值;最后,综合考虑到八邻域混合像元,引力场中亚像元 $x_i$ 处 $Z$ 类地物的总的引力值即为

$$z(w_i) = \sum_{j=1}^8 z(w_{ij}) \quad (2)$$

按照以上思路,依次对引力场中间混合像元中所有  $S^2$  个亚像元进行计算,获得它们在相邻混合像元中的引力值。

像元引力优化算法有三个方面的特点:

(1) 相对于建立在亚像元/像元尺度上的引力模型而言,这种完全建立在亚像元尺度上的引力模型,能够更加适当地表达像元间的空间自相关性:当某一个亚像元的空间位置发生变化时,引力场中与之相关联的其他亚像元的引力关系也会发生相应的变化,这必然影响到这些亚像元整体的空间分布,从而能够敏感地表达像元间的空间自相关性。

(2) 亚像元间的引力关系是相互的,算法中亚像元权重的计算,充分考虑了相互作用的两个相邻混合像元中地物所占的百分比含量,并做为亚像元权重函数的输入参数。两个相邻混合像元中地物百分比含量的高低都会影响到亚像元间吸引力的强弱,相对于以往算法中,仅考虑相邻混合像元中地物的百分比含量,更加有力地表达了亚像元间引力相互作用的关系。

(3) 万有引力定律准确描述了物体间的吸引力在距离上的关系,本算法将其引入到像元空间引力模型中,能够充分合理地表达地物分布的空间自相关性在距离上的非线性关系。

## 2.2 算法实现

算法是在 ENVI 4.3 环境下利用 IDL 语言编写的,实现过程由四步组成:

(1) 初始化:根据每类地物在混合像元中所占的亚像元数目  $N(Z)$ ,为每类地物随机赋予不同空间位置的亚像元,得到各种地物的初始空间分布状态。

(2) 计算引力值:根据算法公式,分别计算各类地物在  $S^2$  个亚像元中的引力值。

(3) 优化运算:在经过初始化空间分布的亚像元中,随机选择不同地物属性的两个亚像元  $i$  和  $j$ ,令其地物属性分别为  $z_1$  和  $z_2$ ,其中  $z_1(w_i)$  代表引力场中间混合像元与所有相邻混合像元  $z_1$  地物类型在亚像元  $i$  处的引力值,  $z_2(w_j)$  代表  $z_2$  地物类型在亚像元  $j$  处的引力值,  $z_1(w_j)$  代表  $z_1$  地物类型在亚像元  $j$  处的引力值,  $z_2(w_i)$  代表  $z_2$  地物类型在亚像元  $i$  处的引力值;如果  $z_1(w_j) - z_1(w_i) + z_2(w_i) - z_2(w_j) > 0$ ,表示交换  $i$  和  $j$  的地物属性值,即  $i$  和  $j$  的地物属性分别  $z_2$  和

$z_1$ ,可以整体上提高地物分布的空间自相关性。

(4) 迭代步骤(2)和(3),直到步骤(3)的交换次数为零次,优化得到收敛。

## 3 亚像元定位试验

### 3.1 试验结果

在本文的试验中,理想状况下,以低空间分辨率的遥感影像做为原始数据,对其进行混合像元分解,之后进行亚像元定位,并将制图结果与同一地区高空间分辨率遥感影像的硬分类图像做比较;然而在实际应用中,难以获取不同空间分辨率下两幅十分一致的遥感影像,地物类型的变化、影像间的配准以及混合像元分解等软分类技术都会对算法引入额外误差,进而导致无法客观公正地对算法的有效性进行分析与评价。因此,在本文试验中,高空间分辨率的遥感数据选择扬州地区的 SPOT 数据,而低空间分辨率的遥感数据则通过对 SPOT 数据的退化处理来模拟。SPOT 数据是 2006 年 6 月份获取的,空间分辨率为 10 m,影像大小为  $300 \times 300$  个像元,其中包含水体、植被、水田和城镇四种地物类型,见图 1(a) 所示。这里需要说明的是,在亚像元定位过程中,尺度因子越大,地物分布范围越宽广,地物间的空间自相关性就越弱,定位就越困难,精度也就越低,而且在实际应用中,地物类型往往比较复杂,选择合适的尺度因子也就比较重要了,而不是越大越好;在本文试验中,在 5 倍于原图像空间分辨率的尺度下对四种地物类型进行了亚像元制图,能够代表尺度因子小于等于 5 和地物类型少于等于四种的多种情况,从而在一定程度上展示了算法的有效性,本文算法并不受地物类型和制图尺度的限制。本文同样对像元空间引力模型<sup>[12]</sup>进行了实现,并在试验的最后将结果与本文算法的结果进行了比较。

试验分四个阶段:

(1) 对 SPOT 影像做硬分类处理,做为对试验结果进行检验的参考图像。在试验中,由于需要对不同空间分辨率下的 SPOT 影像作分类处理,为了避免样本选择的不一致性对分类结果造成的影响,选择非监督分类中的 K 均值分类方法处理 SPOT 影像,得到的分类结果图如图 1(g) 所示,其中红色、绿色、蓝色和黄色分别代表水体、植被、水田和城镇四种地物。

(2) 对 SPOT 影像作退化处理,由空间分辨率 10 m 退化到空间分辨率为 50 m,即将原影像中每

5×5个像元值加权平均一次,将结果作为退化影像中对应空间位置的新像元,退化影像如图1(b)所示;对图1(b)做K均值分类,得到图1(h)。

(3) 对图1(b)作混合像元分解。为了正确评价像元引力优化算法的有效性,避免额外误差对算法有效性的影响,可以直接通过对参考图像图1(g)进行统计,获得混合像元中各种端元组分的丰度值,最后得到四种地物类型的丰度图像,分别为图1(c)、图1(d)、图1(e)和图1(f)。

(4) 进行亚像元定位。图1(i)为本文算法的结果,图1(j)为文献[12]中模型的结果。为了便于目视比较,将参考图像图1(g)、硬分类图像图1(h)和本文算法结果图像图1(i)和文献[12]模型的结果图1(j)的部分相同区域进行局部放大,得到图1(k)、图1(l)、图1(m)和图1(n)。

从对图1的观察中,可以得到如下结论:

(1) 比较图1(a)和图1(b)可知,图1(a)空间分辨率为10m,影像总体比较清晰,各种地物的空间结构信息也清晰可辨;经过退化处理后得到的图1(b)影像,空间分辨率为50m,目视效果比较差,影像不仅模糊,而且粗糙,各种地物的空间结构信息难以辨认;图1(a)和图1(b)之间的差别,相应的在图1(g)和图1(h)上也得到了类似的反映,图1(g)分类图像中各种地物的空间结构信息十分清晰,总体目视效果比较好,而图1(h)已经难以清晰地反映各种地物的空间结构信息了,地物的边界信息变得无法辨认,尤其是很多小区域的形状特征已经消失,造成了空间细节信息的大量丢失。

(2) 图1(c)、图1(d)、图1(e)和图1(f)分别是水体、植被、水田和城镇的丰度图,像元值反映了丰度值的大小,像元越亮,丰度值就越大;高亮区域反映了地物聚集度高,含量丰富的特点,可以大体上反映地物的空间分布状况,但是无法确定地物的空间分布特征,反映地物的空间结构信息。

(3) 将图1(i)、图1(j)与图1(g)比较可知,三者目视效果十分类似,图1(i)、图1(j)中地物的空间结构信息不仅清晰,而且比较准确,能够真实地反映地物整体的空间分布特征;再将图1(i)、图1(j)与图1(h)比较可知,前两者的目视效果都比较明显,地物边界的信息比较清晰,各个小区域的形状特征恢复的也较为完好,避免了空间细节信息的大量丢失。以上情况说明两种算法的效果都不错,能够在较大程度上重建各种地物的空间结构信息,反映地物的空间分布特征。

(4) 图1(k)、图1(l)、图1(m)和图1(n)分别是参考图像图1(g)、硬分类图像图1(h)、新算法结果图像图1(i)和原模型结果图1(j)中相同局部区域的放大图,通过比较,可以得出以下细节信息:图1(m)和图1(n)在局部细节处也能够较好地反映地物的空间结构信息,相对于图1(l)存在较大的优势;同时也可以发现,图1(m)比图1(n)比更加相似于图1(k),前者的制图效果更好一些,说明新算法存在精度优势。

### 3.2 精度评价及运算效率分析

为了能够定量检验新算法的有效性以及两种算法的优劣,本文采用相关系数(correlation)和均方根误差(RMSE)两种精度评价指标<sup>[1]</sup>,用来计算亚像元定位图像和低分辨率硬分类图像分别与参考图像间的相似度,从而反映出亚像元定位的效果以及亚像元定位相对于传统硬分类的优劣。两种精度指标的公式如下所示:

(1) 相关系数  $R$ , 用来度量图像间的相关程度。

$$R_p = \frac{\text{cov}(t, p)}{\sigma_t \sigma_p} \quad (3)$$

式中,  $\text{cov}(t, p) = \frac{1}{n-1} \sum_{q=1}^n (t_q - u_t)(p_q - u_p)$ ,  $-1 < R_p \leq 1$ ,  $\text{cov}(t, p)$  为  $t$  与  $p$  之间的协方差;  $\sigma_t$ 、 $\sigma_p$  分别为  $t$  与  $p$  的标准差;  $u_t$ 、 $u_p$  分别为  $t$  与  $p$  的均值。相关系数为1表示两图像完全匹配, -1则表示完全负相关。

(2) 均方根误差。

$$\delta = \sqrt{\sum_{q=1}^n (t_q - p_q)^2 / n} \quad (4)$$

式中,  $\delta$  代表均方根误差。为了检验新算法的运算效率,计算了新算法在各次迭代过程中的精度指标,如图2所示。

图2所示内容,有如下特点:

(1) 制图精度方面:黑线代表新算法制图图像的精度曲线,它与参考图像间的相关系数由零次迭代时的0.760,到收敛后的0.840,均方根误差由0.639到0.519;红线代表原模型制图图像的精度,没有经过迭代运算,相关系数为0.829,均方根误差为0.532;蓝线代表硬分类图像的精度曲线,相关系数为0.711,均方根误差为0.699,精度比较低;以上数字表明,在制图精度方面,亚像元定位分类图像相对于传统硬分类图像有较大的优势,新算法相对于原模型存在微小优势。

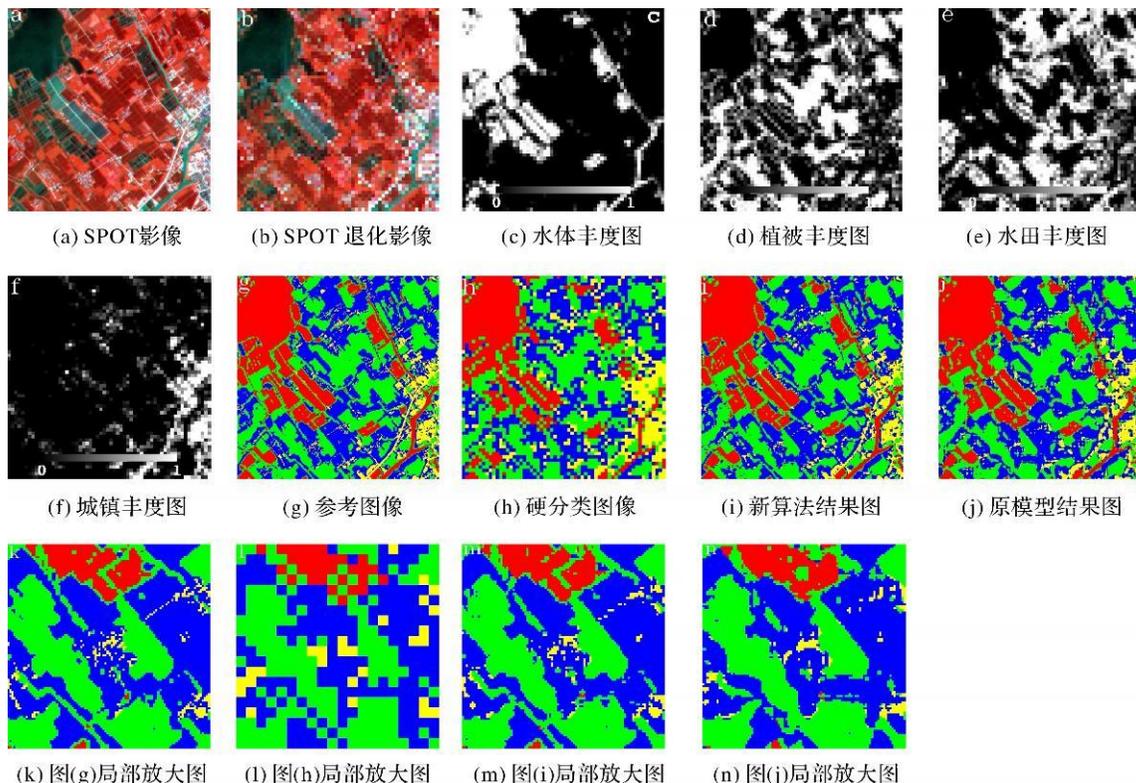
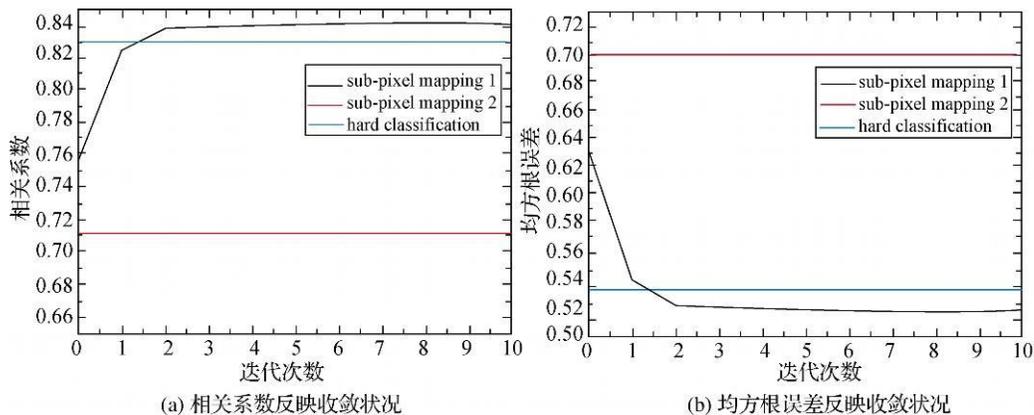


图 1 SPOT 影像亚像元制图

Fig. 1 The sub pixel mapping of the SPOT images



(a) 相关系数反映收敛状况

(b) 均方根误差反映收敛状况

图 2 算法精度评价及运算效率分析

Fig. 2 The accuracy and efficiency analysis of the algorithm mapping

(2) 运算效率方面: 在图 2(a) 中, 在经过 1 次迭代运算之后, 黑色曲线得到大幅升高, 在经过第 2 次、第 3 次迭代运算之后曲线增幅减缓, 到第 4 次和第 5 次迭代运算时, 曲线增幅逐渐减小直到不再变化, 5 次迭代之后曲线处在一个较高的水平保持不变, 优化得到了收敛; 从图 2(b) 中也可以得到类似的结论, 经过 5 次的迭代运算, 黑色曲线也达到了一个较低的水平而处于稳定状态。从以上分析结果可以看出, 在运行效率方面, 新算法

具有较高的运行效率, 而原模型因为无需迭代运算, 它的运行效率更高。

#### 4 结 论

本文提出的基于空间引力的遥感影像亚像元定位算法, 在获取混合像元中各种地物类型的百分比含量之后, 在亚像元尺度上建立像元间的引力模型, 并通过优化亚像元间的引力关系, 提高像元间的空间自相关性, 有效地进行亚像元定位, 为

解决遥感影像的亚像元定位问题提供新的思路。结合试验可以得到以下结论:

(1) 新算法不仅很好地反映了地物边界的空间细节信息,也较好地重建了小区域的形状特征信息。

(2) 在制图精度与空间细节信息的提取方面,亚像元定位分类较传统硬分类技术具有更大优势。

(3) 新算法的制图精度稍微优于原模型,但是运行效率相对较低;新算法形式简单,应用范围广,可以应用于各种中等空间分辨率的多光谱、高光谱等遥感影像。

(4) 亚像元定位方法突破了遥感影像空间分辨率的限制,使中等空间分辨率的遥感影像进行精确信息提取成为可能。

#### 参考文献:

- [1] 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.
- [2] ATKINSON P M. Mapping Sub Pixel Boundaries from Remotely Sensed Images [C] // Innovations in GIS IV. London: Taylor and Francis, 1997: 167-180.
- [3] APLIN P, ATKINSON P M, CURRAN P J. Fine Spatial Resolution Simulated Satellite Sensor Imagery for Land Cover Mapping in the UK[J]. Remote Sensing of Environment, 1999, 68(3): 206-216.
- [4] APLIN P, ATKINSON P M. Sub pixel Land Cover Mapping for Perfield Classification [J]. International Journal of Remote Sensing, 2001, 22(14): 2853-2858.
- [5] 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.
- [6] VERHOEYE J, DE WULF R. Land Cover Mapping at Sub pixel Scales Using Linear Optimization Techniques [J]. Remote Sensing of Environment, 2001, 79(1): 96-104.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] ATKINSON P M. Super resolution Target Mapping from Soft classified Remotely Sensed Imagery [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2005, 71(7): 839-846.
- [14] 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.)
- [15] 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.
- [16] BOUCHER A, KYRIAKIDIS P C. Super resolution Land Cover Mapping with Indicator Geostatistics [J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 104(3): 264-282.
- [17] 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.)

(责任编辑:雷秀丽)

收稿日期: 2009-10-29

修回日期: 2010-05-16

第一作者简介: 韩文超(1985—), 男, 硕士, 主要研究方向为遥感图像信息提取及应用。

First author: **HAN Wenchao** (1985—), male, Master, majors in information extraction and application of remote sensing.

E-mail: **han\_nju@126.com**