

多点模拟及其在遥感影像信息提取中的应用及进展

张 弛^{1,2}, 葛 咏², 白鹤翔², 杨永国¹

(1. 中国矿业大学资源学院, 江苏 徐州 221116;

2. 中国科学院地理科学与资源研究所资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101)

摘要: 多点模拟是多点地质统计学的应用, 其通过模板扫描训练图像获取未知点的局部条件概率, 在地物几何结构模拟上有传统地质统计学不可比拟的优越性。把多点模拟应用到遥感影像信息提取中, 将结构信息和光谱信息融合到一起以提高分类精度是遥感影像分类的新思路。概述基于这种思路的 CCSSM 分类方法、研究进展, 并对其作进一步讨论, 尤其对应用 CCSSM 做多类别分类从理论上作可行的拓展分析。

关 键 词: 多点模拟; CCSSM; 多点统计学; 多类别分类

中图分类号: TP 75 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2010)02-0296-07

1 引 言

自从马特隆教授(Matheron)1962 年创立地质统计学以来, 地质统计学便逐渐在地质学、地理学、生态学、环境科学、土壤学等领域有了广泛的应用。传统地质统计学应用主要包括利用各种克里格方法建立确定型模型及应用各种随机模型建立等可能的地质模型两大方面^[1]。这些方法模型都是以变差函数为核心的, 变差函数可以反映不同方向两点间的空间变异特性, 却在表征复杂的空间结构及几何形态上有很大的局限^[2,3]。

多点统计学考虑 3 个以上点同时作用, 一次得到多点的联合变异或相关性系数, 可以表达多点之间的空间变异特性, 从而克服传统变差函数的局限, 能够对几何形态进行建模^[2-4]。多点统计学的主要应用是多点模拟(Multiple-point Simulation, MPS), 用训练图像来代替变异函数, 更有效地反映了研究目标的空间分布结构^[5]。Guardiano 和 Srivastava 于 1993 年提出一种直接的(非迭代)多点模拟算法, 从训练图像中直接提取局部条件概率, 并应用序贯指示模拟方法产生模拟实现。这种算法简单但耗时, 在每模拟一个网格节点时均需重新扫描训练图像, 以获取特定网格的局部条件概率, 因此严重

影响了计算速度, 难于进行实际应用^[1,6]。为解决这一问题, Strebelle 和 Journel^[2]提出使用动态数据结构搜索树即扫描一次训练图像来建立索引树来代替每次扫描训练图像, 保证在模拟过程中快速提取条件概率分布函数, 从而极大地提高计算效率, 多点模拟从此在国际上开始流行。Journel 和 Zhang^[7], Zhang Switzer 和 Journel^[8]及 Strebelle^[9,10], Gel^[11,12]等在此基础之上进一步改进, 多点模拟便有了愈加广泛的应用。

在遥感影像信息提取方面有诸多的提取分类方法, 按像元级别可以分成基于像元(per-pixel), 亚像元(subpixel)及地块(per-field)三大类^[13], 其中最为常用的仍是基于像元的分类方法。基于像元的分类方法一般分为参数型和非参数型, 参数型分类器假定地物的光谱信息服从正态分布, 通过训练样本得到统计参数(均值和方差), 其中最大似然分类(MLC)以其稳健和通用成为最为常用的参数型分类器。然而, 特征地物光谱信息正态分布假设可能并不成立, 尤其对复杂景观, 在引进训练样本时, 样本的不完备及不具代表性又增加了分类过程的不确定性。非参数分类无需正态分布假设, 常用的方法包括神经网络(ANN)、决策树、支持向量机(SVM)等, 其中神经网络应用最广, 多层次感知器是其在遥

收稿日期: 2009-10-26; 修订日期: 2010-03-11

基金项目: 国家自然科学基金项目(40671136), 863 课题(2006AA062115, 2006AA120106)资助。

作者简介: 张弛(1986—), 男, 硕士研究生, 主要从事遥感分类方法研究。E-mail: zhangchi. abc@gmail. com。

通讯作者: 葛咏(1972—), 女, 副研究员, 主要研究方向为空间数据分析及质量评价。E-mail: gey@lreis. ac. cn。

感分类里最常用的类型^[13,14]。神经网络无需参数,可以任意设置判定边界,能适用不同数据类型等,然而其分类训练和测试数据的不稳定同样可能降低图像分类的精度^[13,15],对于高维、复杂映射的特征提取问题,存在学习速度慢、难以收敛、网络无反馈记忆等问题^[16];SVM通过寻找分类超平面,使两类之间间隙最大,在分类时无须进行数据降维,并且在算法的收敛性、训练速度、分类精度等方面都具有较高的性能^[16,17],然而利用SVM进行遥感图像分类多是直接利用光谱特征来进行^[17-19],这不利于处理普遍存在的“同物异谱”、“同谱异物”的判别问题。在遥感影像中,任何地物都可以用其特征进行描述,只要提供足够且合适的特征,这种地物就可以和其它类别区别开^[20-22]。有学者直接研究一种特定地物在不同背景下的提取方法,如研究道路在不同空间分辨率及不同景观背景(乡村、城镇等)下的提取^[23]以及利用不同时季遥感影像植被差异进行湿地的分类^[24],这种结合地物光谱信息及地物自身特征的分类方法取得一定的分类效果。分类回归树分析(CART)是多特征分类方法之一,其基本原理是通过由测试变量和目标变量构成的训练数据集的循环二分形成二叉树形式的决策树结构^[25],其分类特征可以很多,测试变量的选择却是一个,而实际过程中类别的划分常与多个属性相关^[25],其内在相关关系并不清楚。多特征分类不同的特征需要设置不同的特征参数,若是提取地物类别数比较多,则人工参与也比较多。

多点模拟通过设置模板利用统计方法从而使各种地物几何特征有统一的描述,鉴于多点模拟在存储和再现复杂几何特征的优势,Ge^[12]在2008年提出了CCSSM(Classifier of Combining Spectral Information and Spatial Information upon Multiple-point Statistics)方法,即利用多点模拟将几何结构特征融入到分类过程中,结合光谱信息改善影像分类效果。已有的文献中CCSSM应用于两类地物的分类并获得了较好的实验结果,也在参数的定量化、如何获得大量准确的样本点等方面提出进一步研究的问题;CCSSM分类在实验上应用于两类地物的分类,尚未曾应用于多类别地物分类,本文在介绍CCSSM方法的基本知识后,将探讨如何将CCSSM应用至多类别地物分类。

2 多点模拟

CCSSM在遥感分类领域引入了多点统计学的

多点模拟,多点模拟包括迭代和非迭代两大类方法。迭代算法如模拟退火方法、基于神经网络的马尔可夫蒙特卡洛方法等主要受到迭代收敛的局限,其应用也受到了限制^[1,3]。非迭代算法由Guardiano和Srivastava^[4]提出,对于每个格点都通过对训练图像进行扫描获得局部条件概率,再应用序贯指示模拟方法产生模拟实现,算法简单,却因时间复杂度很高得不到广泛应用。

Strebel和Journel^[2]提出的改进算法SNESIM(Single Normal Equation Simulation)使用动态数据结构搜索树存储训练图像来进行随机模拟,每次获得局部条件概率从内存的搜索树中获取,这样就大大减少了算法的时间复杂度,获得了很好的效率。SNESIM算法通过模板来扫描训练图像建立搜索树,模板的大小限制了当前未知点的条件点的搜索范围。如果模板太小,那么就不能考虑到大尺度的空间结构信息,如果模板选择的太大,就需要在搜索树中存储大量的条件点,增加了CPU和内存的消耗,因此多点模拟引入了多重网格(Multiple-grid)的方法来解决这个问题^[2,3,26]。在多重网格模拟过程中,设置多格网参数 g ,将模板放大 2^g 倍,模板的点数不变,就是点之间的范围扩大了 2^g 倍,同时模拟的点是图像间距为 2^g 的点。随着每次模拟, g 逐渐递减,依次得到间距 $2^g, 2^{g-1}, \dots, 2^1, 2^0$ 的模拟结果。这种多重网格的方法使模拟图像在一定程度保持了训练图像多尺度的结构特征。使用了多重网格的SNESIM算法主要流程模块见图1:

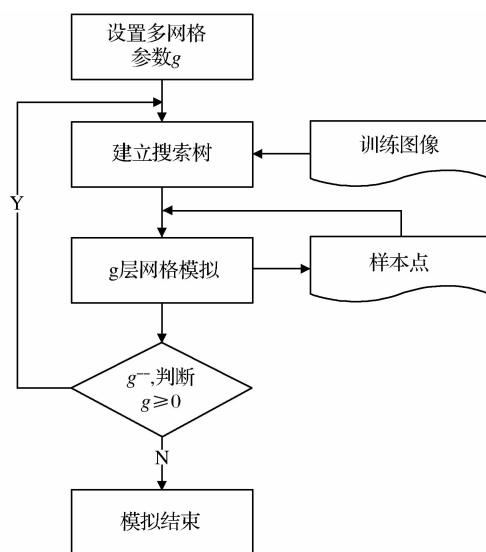


图1 SNESIM+Multiple-grid大致流程

Fig. 1 Basic flow chart of SNESIM & Multiple-grid

SNESIM 具体算法实现涉及到训练图像大小,条件概率获取及确定模拟路径等系列环节,这些均可从前面引文中找到详细论证,尤其在 Strebelle^[3] 博士论文中有详细论证,不在此赘述。

多点模拟在结构的表征方面有传统地统计随机模型不可比拟的优势,传统变差函数表达的是某方向上区域变量的变异性,而一个几何对象往往不是一个方向的简单变异函数能表达完整的。多点统计学通过模板对几何对象设置条件点,扫描特征训练图像得到条件分布概率,能有效地再现目标地物的几何结构,同时也再现了其空间分布特征,这两点可统称为结构特征。

3 MPS 在遥感信息提取中的应用

MPS 方法能存储及再现地物几何结构,Ge^[11,27] 等将其应用到遥感信息提取,在此基础上进一步提出了 CCSSM 分类方法^[12]。CCSSM 是在光谱信息的基础上融入结构信息,在一般的处理步骤里是先将影像根据光谱信息进行预分类,通过一定方法选取得到可靠的样本点,再根据样本点通过 MPS 方法模拟出剩余点。最后,可以利用融合的方法得到信息提取结果。

MPS 在遥感里的应用与地质领域略有不同,MPS 是在地质领域提出的,主要用来模拟石油储层结构特征^[12]:① 在采矿业及石油勘探领域,一片区域往往只有有限的几个采样点,这与地质勘探成本有很大关系,而在遥感分类里面可以轻松获得大量的采样点;② 在地质领域,对表现区域结构特征的训练图像的绘制更多地依赖专家知识,而对于遥感信息,一般的观察者即可通过观察原始影像得出结构特征从而绘制训练图像;③ MPS 应用在地质领域是为了获得忠实于采样数据且符合储层复杂几何形态特征的储层模拟结果,在遥感分类领域则是通过引入结构特征从而更好地辨别地物,获得的条件概率矢量是为了进一步实现融合。

因此,应用至遥感信息提取需要对先前的 MPS 方法做一些改进才能使其适应特定的遥感应用,总结如下:① 在地质领域,模拟是通过伪随机路径来顺序模拟各点的,对于遥感信息,通过计算待模拟点条件点个数按从大到小的顺序排列形成模拟路径;设置一个阈值 a ,每当模拟了 a 个点后,这 a 个点便加入条件点,重新确定路径进行模拟^[12];② 在地质领域,模拟值一般通过蒙特卡洛随机方法得出,在遥感专题图像模拟过程中,则是用

统计概率最大值对应的类别来赋值^[12],所以这也就要求训练图像对影像的结构特征有足够多的重复,以使特征条件概率值最大化。这些修改都在一定程度降低了模拟过程带来的不确定性,使结果更符合遥感影像分类的要求。

CCSSM 可以看作是一种融合的方法,它融合了结构特征和光谱信息,在实际处理过程中,可以将得到的 MPS 结果与 MLC(最大似然分类)结果进行融合。基于融合的理论有多种,有证据理论、Consensus 理论及基于概率的融合等,其目的是发挥各种提取方法的长处,融合以得到更好的结果^[23]。证据理论可以处理不同维数数据源间的数据融合,因而有更广泛的应用,更多关于证据理论的资料可参考 Dempster 及 Shafer^[28,29] 的文献。

CCSSM 分类首次应用在遥感影像信息提取是提取人工沟渠^[11],先经过 MLC 处理,得到 MLC 概率 90% 以上的点作为样本点进行 MPS 模拟,讨论了不同多重网格参数对结果的影响,最后将得到的 MPS 结果与 MLC 结果融合,应用不同的融合方法,将得到的不同结果进行比较。CCSSM 紧接着又被应用于道路信息的提取^[12,27],采用不同的样本点选取方式,Ge^[27] 等使用 MLC 训练样本作为硬数据来进行多点模拟。

从图 2^[27] 可以看到,MLC 分类结果斑状效应比较明显,而经过 CCSSM 分类后更好地体现了道路的几何特征。这两个实验是利用 TM 影像数据得到的结果。CCSSM 方法同样可以应用于高分辨率的遥感影像信息提取;如 SPOT 影像,通过引入结构信息,分类精度得到较大提高^[30]。CCSSM 分类在提取单一存在结构特征的地物时(如道路)取得了良好的实验结果。多点模拟克服了传统地统计对复杂几何形态建模能力不足的缺陷,应用于遥感分类对传统基于光谱信息的分类方法作了改进,提高了分类精度;然而 CCSSM 还有一些地方有待进一步改进,比如:① 参数设置:可以看到,对某类地物的特征提取,其模板大小、形状、多重网格 g 等参数设置仍停留在实验确定的水平,尚未能作确定性分析,不同的融合理论方法仍需要进一步的研究思考。② 经样本点选取:从 MLC 结果里选取概率值大的点作为样本点,虽然能得到大批量的样本点,但对光谱信息类似而却不属同类地物的点总会出现一些误差,这是样本数据不纯的来源。所以,对样本点的去伪存精是要着重考虑的。③ 图像形状限制:实验中 CCSSM 处理的遥感影像和训练图像都是长宽比为

1 的,即正方形图像。这在实际应用中很不方便,需要解除此类限制以适用矩形遥感影像及训练图像。

④ 两类向多类拓展:CCSSM 分类在实验上只做了两类地物的特征提取,还不能做多类别地物的分类,需要向多类别地物特征提取方向过渡。两类地物的

处理是将地物总分为两类,一类为所要提取的地物,其它所有类别地物都归为另一类;在对一幅包含多种地物,明显各种地物都有各自不同光谱特征的遥感影像,提取一种地物而将其它多种光谱信息丰富的类别统归为另一类是一种非常规的处理方法,这

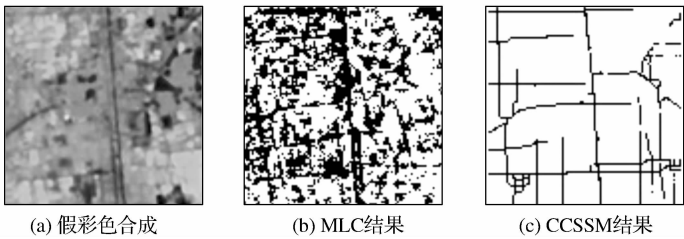


图 2 提取道路示例

Fig. 2 An example to extract road

样按照常规 MLC 分类得出的效果是不理想的。从这一点而言,CCSSM 分类也需要向多类别特征地物信息提取发展。

4 应用 CCSSM 思想进行多类地物提取

CCSSM 在多类别地物特征提取有两种思路,一种是多次融合,应用 CCSSM 不断提取单类别特征地物,最后将所有的单一地物分类结果分别与多类别光谱特征分类结果进行概率融合,第二种思路是直接拓展两种分类方法,把原先基于两类的环节直接拓展成多类进行处理。

4.1 多次融合

Strebel 对复杂结构(多相)建模有过实验讨

论,其基本思路是多次模拟,即先确定相互覆盖的相(facies),如相 1 在相 2 之上,就先模拟相 2,后模拟相 1;再在模拟完相 1、相 2 后的剩余区域模拟彼此无覆盖的相 3 等^[3,27]。这是一种利用二分法进行多相模拟的思路,同样可以应用至遥感影像多类别分类,鉴于 CCSSM 的思想是融合光谱信息和结构信息,就通过二分法进行多次融合。对遥感影像按照基于光谱信息的分类方法如 MLC,得到分属各类别的概率矢量,应用 CCSSM(分成两类处理),分别得到若干(设为 n)不同特征地物的两类概率矢量信息。利用融合理论,依次将两类的概率矢量和多类的 MLC 概率矢量进行融合。影像有 n 个特征地物,融合就需要进行 n 次,参看图 3。

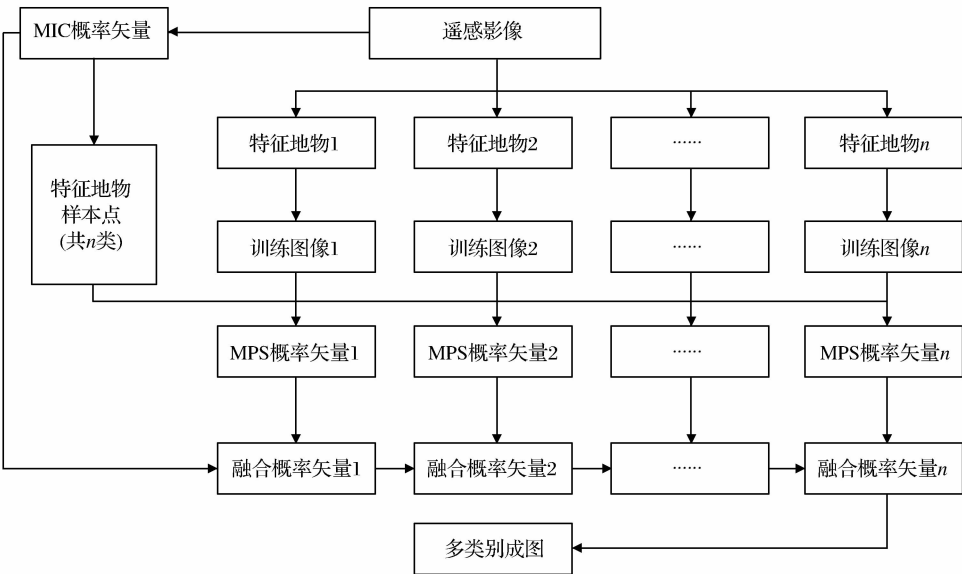


图 3 多次融合

Fig. 3 Multiple-times fusion

这种思路能直接应用现有的两种分类得到多类别分类结果,这是通向多类别分类的一种间接处理方法,其缺点是比较繁琐,需要不断提取单类别地物, n 种特征地物对应 n 张训练图像, n 次模拟及 n 次融合,一个完整的应用很耗费精力。

这种思路也有其便利之处,可作部分应用,如在观察 MLC 分类结果时,发现某类地物的分类精度不高,可以就这类地物单独提取出来做多点模拟,将得到的条件概率矢量和 MLC 分类结果进行融合,会在一定程度上提高此类地物的分类精度。

4.2 直接改进

CCSSM 地物提取从两类转向多类,可以考虑将原先两类处理的环节全部拓展成多类进行处理。图像的结构特征可能是多类别的,表现为多种地物交互的有规则的排列组合。可以用多类别的训练图像来直接表达这种多类结构,运用多点模拟的搜索树来存储多类结构的条件概率,进行多点模拟,最后将得到的模拟结果与 MLC 结果作融合。大致流程参看图 4。

从而提取出 A 的样本点,而{B,C}和在一起,作为非 A 类别同样提取样本点。根据这两类样本点,进行多点模拟,得到多点模拟的概率矢量。利用融合理论和 MLC 概率矢量进行融合,融合后的概率矢量作为下次融合的 MLC 概率矢量。如此步骤分别对 B、C 同样进行处理,得到最终的概率矢量里,提取最大概率所对应的类别值,作为成图的地物类别。按照第二种方法,观察多类别的结构特征,直接绘制多类别的训练图像,包含{A,B,C}3 类别。设置 MLC 概率阈值,从而提取到 3 类地物的样本点。改进后的 CCSSM 能直接对多类进行处理,根据样本点及训练图像即可直接得到多类别的多点模拟概率矢量,分别按{A,B,C}顺序存储,与 MLC 概率矢量进行融合,取最大概率值对应的类别作为最终成图地物类别。

可以看到在应用第二种方法时,操作过程更加简单直接,适合应用,其缺点是多类别训练图像的绘制可能比较麻烦,然而却比第一种方法需要绘制多幅训练图像要方便一些,这种思路有效地克服了第一种思路的缺点。多类别交互结构往往不包括所有类别,若剩余的类别总数在两类以上可能仍需要间接处理即多次融合,而第二种思路也具备了间接应用的功能,可以做到具体问题具体处理。

5 结 语

多点模拟通过训练图像获得条件概率统计,能够再现复杂几何形态,且完全忠实于采样数据。遥感分类可以通过多点模拟方法来加入几何结构特征,从而有效区分地物。CCSSM 引入多点模拟,融合结构信息和光谱信息,在两类地物特征提取上取得了良好的实验效果。CCSSM 从已有的分类结果提取样本点进行再分类,不存在神经网络学习速度慢、难以收敛等问题,而 SVM 一般是直接利用光谱特征,比起 CCSSM 方法融入几何结构在信息量上有不足,CART 方法在地物特征的表示比较繁琐,而地物几何特征在 CCSSM 中可以同时用模板以统计的方法进行统一描述。CCSSM 方法也存在不足之处,其需要通过训练图像来表示几何特征,所以在手工绘制上会些麻烦,而且其只能表征几何分布特征,对地物非几何化的特征则不能表示。本文概述性地介绍了 CCSSM 方法及其应用,同时就该方法在多类别地物信息提取提出思路,后续的工作将沿着本文提出的思路拓展 CCSSM 分类器,进行遥感多类别地物信息提取实验。

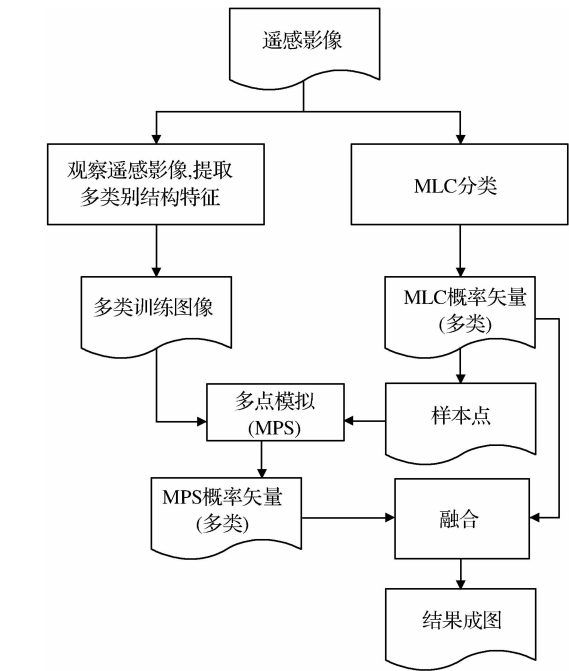


图 4 直接改进成多类

Fig. 4 Direct revision into multi-class classification

用一简单的例子描述一下这两种方法的差异。对一幅存在多类别结构特征的遥感影像,先对其进行 MLC 预分类,分成{A,B,C}3 类,得到像素分属这 3 类的概率矢量。按照第一种方法,是分别对这 3 种地物绘制训练图像,如地物 A 的结构特征训练图像,设置 MLC 概率矢量中 A 类别的概率阈值 a ,

参考文献:

- [1] Wu Shenghe, Li Wenke. Multiple-point Geostatistics: Theory, Application and Perspective[J]. Journal of Palaeogeography, 2005, 7(1): 137-144. [吴胜和, 李文克. 多点地质统计学—理论、应用与展望[J]. 古地理学报, 2005, 7(1): 137-144.]
- [2] Strebelle S, Journel A. Sequential Simulation Drawing Structures from Training Images[R]. Stanford Center for Reservoir Forecasting Annual Report, 2000.
- [3] Strebelle S. Sequential Simulation Drawing Structures from Training Images[D]. Stanford: Stanford University, 2001.
- [4] Guardiano F, Srivastava R M. Multivariate Geostatistics: Beyond Bivariate Moments[C]//Soares A, eds. Geostatistics-Troia. Kluwer Academic Publications, 1993, 1: 133-144.
- [5] Sun Yingjun, Wang Jinfeng, Bai Yanchen. Study on Progress of Methods in Geostatistics[J]. Advances in Earth Science, 2004, 19(2): 268-274. [孙英君, 王劲峰, 柏延臣. 地统计学方法进展研究[J]. 地球科学进展, 2004, 19(2): 268-274.]
- [6] Bai Hexiang. Application of Multiple-point Simulation and Rough Set Theory to Classification of Remotely Sensed Imagery[D]. Shanxi University, 2007. [白鹤翔. 多点模拟和粗糙集在遥感图像分类中的应用[D]. 山西大学, 2007.]
- [7] Journel G, Zhang T. From Maximum Entropy to Pattern Reconstruction: The Advent of Multiple-point Simulation[C]//Proceeding of IAMG'05, 2005, 726-731.
- [8] Zhang T, Switzer P, Journel A. Merging Prior Structural Interpretation and Local Data: The Bayes Updating of Multiple-point Statistics[C]//Proceedings of IAMG'05, 2005, 615-620.
- [9] Strebelle S. Building Geologically Realistic Reservoir Models Using the MPS/FDM Workflow [C]//Proceedings of IAMG'05, 2005, 01: 25-35.
- [10] Strebelle S. Multiple-point Statistics Simulation of Continuous Variables[C]//Proceedings of IAMG'05, 2005, 2: 732-736.
- [11] Ge Y, Bai H X, Li D Y. A Classification Method for Remotely Sensed Imagery by Integrating with Spatial Structure Information[C]//Caetano M, Painho M. Proceedings of the 7th International Symposium on Spatial Accuracy Assessment in Natural Resources and Environmental Sciences, Lisboa, Instituto Geográfico Português, 2006.
- [12] Ge Y, Bai H, Cheng Q. New Classification Method for Remotely Sensed Imagery via Multiple-point Simulation: Experiment and Assessment[J/OL]. Journal of Applied Remote Sensing, 2008, 2(1): 023537. <http://scitation.aip.org/getabs/servlet/GetabServlet?prag=normal&id,2008>.
- [13] Lu D, Weng Q. A Survey of Image Classification Methods and Techniques for Improving Classification Performance[J]. International Journal of Remote Sensing, 2007, 28(5): 823-870.
- [14] Atkinson P M, Tatnall A R L. Neural Networks in Remote Sensing[J]. International Journal of Remote Sensing, 1997, 18: 699-709.
- [15] Foody G, Arora M. An Evaluation of Some Factors Affecting the Accuracy of Classification by an Artificial Neural Network[J]. International Journal of Remote Sensing, 1997, 18(4): 799-810.
- [16] Luo Jiancheng, Zhou Chenghu, Liang Yi, et al. Support Vector Machine for Spatial Feature Extraction and Classification of Remotely Sensed Imagery[J]. Chinese Journal of Remote Sensing, 2002, 6(1): 50-55. [骆剑承, 周成虎, 梁怡, 等. 支撑向量机及其遥感影像空间特征提取和分类的应用研究[J]. 遥感学报, 2002, 6(1): 50-55.]
- [17] Hui Wenhua. TM Image Classification Based on Support Vector Machine[J]. Journal of Earth Sciences and Environment, 2006, 28(2): 93-95. [惠文华. 基于支持向量机的遥感图像分类方法[J]. 地球科学与环境学, 2006, 28(2): 93-95.]
- [18] Qi Hengnian, Yang Jiangang, Fang Luming. Multi-class SVM Based Remote Sensing Image Classification and Their Semi-supervised Improvement Scheme[J]. Journal of Fudan University, 2004, 43(5): 781-784. [祁亨年, 杨建刚, 方陆明. 基于多类支持向量机的遥感图像分类及其半监督式改进策略[J]. 复旦学报, 2004, 43(5): 781-784.]
- [19] Li J, Narayanan Ram M. A Shape2based Approach to Change Detection of Lakes Using Time Series Remote Sensing Image[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(11): 2466-2477.
- [20] Chen Qiuxiao, Luo Jiancheng, Zhou Chenghu, et al. Classification of Remotely Sensed Imagery Using Multi-features Based Approach[J]. Journal of Remote Sensing, 2004, 8(3): 239-245. [陈秋晓, 骆剑承, 周成虎, 等. 基于多特征的遥感影像分类方法[J]. 遥感学报, 2004, 8(3): 239-245.]
- [21] Zheng Jiang, Luo Jiancheng, Chen Qiuxiao, et al. Knowledge-Based Intelligent RS Understanding System[J]. Geo-information Science, 2003, 5(001): 95-102. [郑江, 骆剑承, 陈秋晓, 等. 遥感影像理解智能化系统与模型集成方法[J]. 地球信息科学, 2003, 5(001): 95-102.]
- [22] Blaschke T, Strobl J. What's Wrong with Pixels? Some Recent Developments Interfacing Remote Sensing and GIS[J]. GIS-Zeitschrift für Geoinformationssysteme, 2001, 6: 12-17.
- [23] Wang Peifa, Wang Li, Feng Xuezhi, et al. Review of Road Extraction from Remote Sensing Images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2009, 24(3): 284-290. [王培法, 王丽, 冯学智, 等. 遥感图像道路信息提取方法研究进展[J]. 遥感技术与应用, 2009, 24(3): 284-290.]
- [24] Jiang Hui, Zhou Wenbin, Liu Yao. Research and Application of the Poyang Lake Wetland Classification Using Remote Sensing[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2008, 23(6): 648-652. [江辉, 周文斌, 刘瑶. 鄱阳湖湿地遥感分类研究及应用[J]. 遥感技术与应用, 2008, 23(6): 648-652.]
- [25] Zhao Ping, Fu Yunfei, Zheng Liugen, et al. Cart-based Land Use/Cover Classification of Remote Sensing Images[J]. Journal of Remote Sensing, 2005, 9(6): 708-716. [赵萍, 傅云飞, 郑刘根, 等. 基于分类回归树分析的遥感影像土地利用/覆被分类研究[J]. 遥感学报, 2005, 9(6): 708-716.]

[26] Tran T. Improving Variogram Reproduction on Dense Simulation Grids[J]. Computers & Geosciences, 1994, 20 (7-8): 1161-1168.

[27] Ge Y, Bai H X, Cheng Q M. Solution of Multiple-point Statistics to Extracting Information from Remotely Sensed Imagery [J]. Journal of China University of Geosciences, 2008, 19(4): 421-428.

[28] Dempster A P. Upper and Lower Probabilities Induced by Multi-valued Mapping[J]. Ann. Math. Stat, 1967, 38(3): 325-339.

[29] Shafer G A. Mathematical Theory of Evidence[M]. Princeton; Princeton University Press, 1976.

[30] Ge Y, Bai H X. Multiple-point Simulation-based Method for Extraction of Objects with Spatial Structure from Remotely Sensed Imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 2010(Accepted).

Multiple-point Simulation and Its Application and Development in RS Image Classification

ZHANG Chi^{1,2}, GE Yong², BAI He-xiang², YANG Yong-guo¹

(1. School of the Earth Sciences and Resources of China University of Mine and Technology, Xuzhou 221116, China; 2. State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China)

Abstract: Multiple-point simulation (MPS) is one of the applications of multiple-point statistics in geology. It can simulate the complex geometry-structure by getting the conditional probability from training image through search-tree while the traditional geostatistics has little ability to capture the complex geometry-structure. When MPS is applied into remote sensing classification, it can help us to improve the traditional-pixel-by-pixel-classification accuracy by combining the structural and spectral information. This article firstly introduces the development of new classification method which is called “CCSSM”, and then discusses the revision of this methods. Furthermore, it extends CCSSM’s application to the classification of the multiple-class from in the perspects of a theoretical and feasible way.

Key words: Multiple-point simulation; CCSSM; Multiple-point statistics; Multiple-class classification