

贝叶斯最大熵地统计方法研究与应用进展^①

杨 勇, 张若兮

(华中农业大学资源与环境学院, 农业部长江中下游耕地保育重点实验室, 武汉 430070)

摘 要: 以克里格估算为基础的插值和随机模拟为代表的经典地统计方法是目前研究地理属性空间分布的主要方法, 但仍存在精度不高及不能有效利用其他有价值信息的缺陷。近年来贝叶斯最大熵地统计方法在国外逐渐流行, 该方法能够在有效利用多源数据的基础上, 提高空间分布研究精度, 是一种新的非线性方法。本文详细阐述了贝叶斯最大熵方法的数据内容、实施步骤、一般算法及计算结果, 并介绍了该方法的应用情况, 最后对该方法的优点和不足作出了评价。

关键词: 贝叶斯最大熵; 地统计; 软数据; 空间分布

中图分类号: S15

土壤连续属性(如土壤中养分含量, 污染性重金属含量等)的空间分布特征和定量分布信息是进行土壤质量评价和区域环境综合评估的基础, 精准农业战略的实施和各种区域生态评价都需要更详细更精确的土壤属性信息作为依据。因此, 土壤属性空间预测一直是土壤学研究的热点问题, 以克里格为代表的经典地统计学是目前应用于土壤属性空间预测上的常用方法, 但其本身存在一定的缺陷。本文将介绍贝叶斯最大熵地统计方法, 包括其原理, 算法流程及应用状况, 以期提供一种地理属性空间预测的新途径。

1 经典地统计方法及其缺陷

1.1 经典地统计方法

经典地统计方法是目前研究地理属性空间分布的主要方法, 包括各种以克里格估算为基础的插值和随机模拟方法。克里格插值方法主要是通过通过对未测点周围一定范围内的已测点的属性值进行线性组合得到一个线性无偏最优估计值, 随机模拟则可产生一系列模拟实现来代表变量空间分布不同的可能性, 有些随机模拟方法如序列指示模拟(SIS)也可以从大量模拟实现中计算各个离散范畴和变量超越某一阈值的概率, 定量表达变量空间分布的不确定性, 还可以统计出变量在多个点同时超越某一阈值的概率。经过几十年的发展, 地统计学的理论和方法已广泛运用于地球科学的各个领域。在我国, 地统计学是 1977 年由

侯景儒等首先介绍的, 近 20 年来应用发展较快, 出现了大量论文和书籍^[1-4]。

1.2 经典地统计方法的缺陷

虽然经典地统计方法已广泛应用于许多学科领域中研究空间分布, 但其方法本身仍存在着一些缺陷, 如:

(1) 进行空间预测时, 大部分克里格方法仅考虑变量自身的采样数据, 而忽略了其他有价值信息(如环境因素、专家经验、历史资料)的利用^[5-6], 导致预测精度降低, 预测结果具有很大的不确定性, 特别是采样密度较稀的情况下^[7]。

(2) 克里格预测具有一定的平滑效应, 有时研究者关注的是某些属性空间数据变化剧烈的区域, 克里格估值对数据进行平滑处理后, 就会使这些剧烈变化消失, 甚至可能是异常区的重要信息丢失^[8-10]。

(3) 克里格要求的单到多点高斯分布假设不易满足, 虽然数据转换能满足单点高斯分布, 但多点高斯分布难满足^[11-12], 极端值(outliers)的问题尤其难以处理。

(4) 在对连续随机变量进行模拟和不确定性评估时, 往往把连续变量离散成范畴变量的方式进行。如序贯指示模拟(SIS)是通过评估一系列截断处的阈值概率来获得累积概率分布然后进行随机模拟的, 然而内插和外推部分并没有有效调节到样本点上。

1.3 软数据及其在经典地统计方法中的利用

综上所述, 经典地统计方法除了对数据有一定要

基金项目: 国家自然科学基金项目(41101193)和中央高校基本科研业务费专项资金项目(2662014PY062)资助。

作者简介: 杨勇(1980—), 男, 江西吉安人, 博士, 副教授, 研究方向为地统计学及其在土壤中的应用。E-mail: yangyong@mail.hzau.edu.cn

求和在数据处理方式上存在不足外,还有两方面的问题,一方面其精度水平依赖于数据采样间隔,为了保证精度就需要加大采样密度,而采样和分析是一项费时、费力、耗资的工作;另一方面,忽略了那些带有模糊性的数据所带来的有价值的信息,而这些信息通常是现成的或容易获取的,这些数据往往与预测属性之间存在着不同程度的相关性,并且隐藏着丰富的、不可忽略的有用信息,例如,土壤中某种元素的含量与土地利用类型密切相关,那么该元素的空间分布则很有可能受到该土地利用类型的控制^[13]。近年来,一些学者开始注意到这些数据中所蕴藏的潜力,尝试在实际应用中利用这些数据,并将其与精确的数值数据(称为硬数据, hard data, 如采样数据)区别开来,称为软数据(soft data)或软信息(soft information),表达方式一般为数值区间或概率分布函数。而对软数据的利用首先要将其“硬化”为硬数据,然后将其作为辅助信息集成到空间变量进行插值估计,如协同克里格^[14]、具有局部先验值的指示克里格^[15]、分层克里格^[16-17]等。这样的利用方式无疑减少了软数据所带来的信息量,弱化了软数据对空间变量的影响。而贝叶斯最大熵(Bayesian Maximum Entropy, 以下简称 BME)方法能够有效地综合利用各种不同来源和精度的数据,能够显著地提高空间预测精度。

2 贝叶斯最大熵方法

2.1 贝叶斯最大熵及其数据内容

Christakos^[18-19]于 1990 年提出了 BME 方法,提出者称之为现代地统计学,以示与经典地统计学克里格法的区别。该方法进行空间分布研究时能融合多方面不同精度与质量的数据,并将这些数据分为两方面: 专用数据(K_S): 表示与研究区域相关的数据,包括硬数据和软数据; 普遍知识/数据(K_G): 用来描述空间随机域的整体特征的数据或知识,如一般自然规律、经验知识和基于硬数据任何阶的统计动差(如数学期望、协方差、方差等)。基于这两方面数据, BME 方法分为两个步骤: 使用 K_G , 基于最大熵原理, 计算研究区域内未测点变量分布的先验概率密度函数(probability density function, 以下简称 pdf); 使用 K_S , 基于贝叶斯条件概率, 更新上一步获取的先验 pdf, 得到研究区域内未测点变量分布的后验 pdf。根据最终得到的后验 pdf, 可以方便地制作多种图件, 如预测图、超越某个阈值的概率分布图等。

2.2 计算步骤

2.2.1 未测点先验 pdf 计算 定义空间随机域(spatial random field, SRF) $F_Z \equiv \{Z(X_\alpha), X_\alpha \in D \subseteq \mathfrak{R}^d\}$, d 表

示空间坐标系统维数(本研究中 $d = 2$), 并且 F_Z 满足二阶平稳假设, 即:

$$E[Z(x)] = m \quad (x \in D) \quad (1)$$

并且, $Cov[Z(x), Z(x+h)] = C(h) \quad (x, x+h \in D) \quad (2)$

定义空间随机变量(R.V) $Z_{map} = (Z_{hard}, Z_{soft}, Z_0)$,

其中 Z_{hard}, Z_{soft} 和 Z_0 分别表示硬数据值、软数据值和待预测位置的未知值。 K_G 和 K_S 分别用来表示普遍知识和专用知识, 其中 K_S 由硬数据和软数据组成。用 $f_G(z_{map})$ 表示基于 K_G 的 pdf。

根据最大熵原理, 要求得一个系统的最大信息熵, 就意味着要确保所有信息考虑在内的情况下求得最大信息量。在这里, 信息熵被定义为:

$$H(f_G(Z_{map})) = E[Info_G[Z_{map}]] = - \int_{D_z} f_G(z_{map}) \log f_G(z_{map}) dz_{map} \quad (3)$$

即, 在约束条件下, 式(3)须达到最大值。信息即约束条件, 可用下式表达:

$$E[g_\alpha] = \int g_\alpha(z_{map}) f_G(z_{map}) dz_{map} \quad \alpha = 0, \dots, N_c \quad (4)$$

式中: $g_\alpha(z_{map})$ 表示来源于 K_G 的关于 z_{map} 的已知函数, N_c 为条件个数。如果 K_G 仅包含正规化约束和基于硬数据(即采样数据)的数学期望、方差或协方差约束。其中, 正规化约束定义为:

$$g_0(z_{map}) = 1 \Rightarrow E[g_0] = 1 \quad (5)$$

代入式(4)中得到 $\int f_G(z_{map}) dz_{map} = 1$, 即确保先验 pdf 有效。

数学期望约束表示为:

$$g_\alpha(z_k) = Z_k \Rightarrow E[g_\alpha] = E[Z_k] \quad (6)$$

式中: $k = 0, \dots, n, \alpha = 1, \dots, n+1$; n 表示待预测点 x_0 周围一定范围(变程)内硬数据的个数。

与方差相关的约束表示为:

$$g_\alpha(z_k) = [z_k - m_k]^2 \Rightarrow E[g_\alpha] = E[[Z_k - m_k]^2] \quad (7)$$

式中: $k = 0, \dots, n, \alpha = n+2, \dots, 2(n+1)$ 。

与协方差相关的约束表示为:

$$g_\alpha(z_k, z_l) = [Z_k - m_k][Z_l - m_l] \Rightarrow E[g_\alpha] = E[[Z_k - m_k][Z_l - m_l]] \quad (8)$$

式中: $k, l = 0, \dots, n, \alpha = 2(n+1)+1, \dots, (n+1)(n+4)/2$, m_k, m_l 分别表示随机变量 Z_k 和 Z_l 在点 x_k 和 x_l 的数学期望。

使用拉格朗日乘数 μ_α , 式(3)要取最大值就意味着在式(5)、(6)、(7)、(8)的约束条件下, 式(9)取最大值:

$$L[f_G(z_{map})] = - \int f_G(z_{map}) \log f_G(z_{map}) dz_{map} - \sum_{\alpha=0}^{N_c} \mu_\alpha [\int g_\alpha(z_{map}) f_G(z_{map}) dz_{map} - E[g_\alpha(z_{map})]] \quad (9)$$

设上式偏导为 0，解方程组，得到先验 pdf：

$$f_G(z_{map}) = \frac{1}{A} \exp\left(\sum_{\alpha=1}^{N_c} \mu_{\alpha} g_{\alpha}(z_{map})\right) \quad (10)$$

式中：A 作用为归一化约束。

$$A = \int \exp\left(\sum_{\alpha=1}^{N_c} \mu_{\alpha} g_{\alpha}(z_{map})\right) dz_{map} \quad (11)$$

2.2.2 未测点后验 pdf 计算 根据贝叶斯条件概率公式，考虑硬数据和软数据，修正先验 pdf，则定义变量 Z 在预测位置 x_0 处的后验 pdf 为：

$$f_K(z_0) = f_G(z_0 | z_{hard}, z_{soft}) = \frac{f_G(z_0, z_{hard}, z_{soft})}{f_G(z_{hard}, z_{soft})} \quad (12)$$

式中， $z_{hard} = [x_1, \dots, x_h]'$ ， $z_{soft} = [x_{h+1}, \dots, x_m]'$ ，其中 h 为待预测点周围一定范围内硬数据个数， $m - h$ 为软数据个数。本研究中，若软数据值以区间方式的形式给出，如： $x_k \in [\alpha_k, \beta_k]$ ，待预测位置后验 pdf 为：

$$f_K(z_0) = \frac{\int_{\alpha}^{\beta} f_G(z_0, z_{hard}, z_{soft}) dz_{soft}}{\int_{\alpha}^{\beta} f_G(z_{hard}, z_{soft}) dz_{soft}} \quad (13)$$

若软数据值以 pdf 的方式给出，如： $f_S(z_{soft})$ ，则：

$$f_k(z_0) = \frac{\int f_G(z_0, z_{hard}, z_{soft}) f_S(z_{soft}) dz_{soft}}{\int f_G(z_{hard}, z_{soft}) f_S(z_{soft}) dz_{soft}} \quad (14)$$

2.3 属性制图

经过以上计算后，待预测点的后验 pdf 一般为非高斯分布，它描述了待估计位置变量的完全分布特征，能够满足不同应用目的需求。根据不同的制图目的，可依据 pdf 提取不同的值赋予每个点作为专题图中像素值，如：pdf 中最大概率处的值；数学期望 ($\hat{z}_k = \int f_k(z_k) z_k dz_k$)；超过或小于某个阈值的累积概率等。达到空间预测与不确定性评价的目的。综上所述，基于 BME 方法进行地理属性空间插值一般流程如图 1 所示。

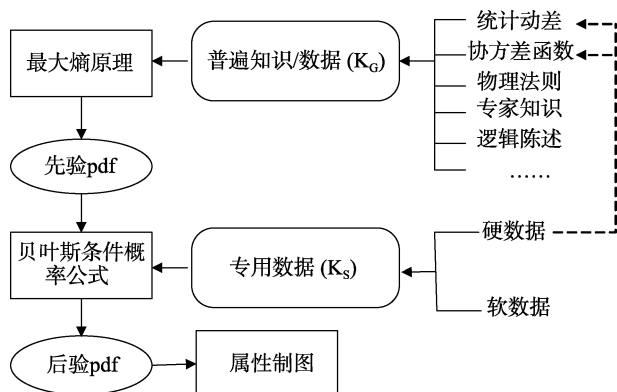


图 1 BME 方法一般计算步骤
Fig. 1 General scheme of the BME framework

2.4 应用举例

基于 BME 方法的空间分布研究已经成功地运用于多个领域，并取得了比经典地统计方法更精确的预测结果：D'Or 等^[20]使用 BME 方法进行土壤质地类型预测，预测精度比克里格方法提高了 30.45%；Brus 等^[21]以历史土壤分布图为软数据，以新采集的 8 369 个点的分析结果为硬数据，制作了 1：50 000 荷兰土壤类型图，结果比原图精度提高了 15%；Douaik 等^[22]以田间观测数据为软数据，以实验室分析所得结果为硬数据，同时使用 BME 和克里格方法对土壤中盐分含量进行预测，结果表明 BME 方法比克里格方法更精确和可靠。Lee 等^[23]使用 BME 方法研究城市热岛效应，得出的城市月最底气温时空分布图比用传统线性克里格方法得到的结果精度提高了 35.28%；Christakos 等^[24]使用 BME 方法制作了北卡罗来纳州的可吸入颗粒物分布图。另外，BME 方法还被运用于流行病时空建模^[25-26]、生态与资源调查^[27-29]、气象气候研究^[30-31]等涉及自然资源与现象空间分布的多个领域。上述研究中，主要是将该方法用于地理连续变量的空间预测，少量地用于范畴变量，且一般是以新采样分析结果作为硬数据，大部分使用历史数据作为软数据，也有使用带有模糊性质的观测值作为软数据，但没有涉及一般规律、专家知识数据的使用，这给该方法在应用方法上留下了一定的可拓展空间。针对土壤属性预测过程中，不能将环境数据和采样数据有效结合的现状，我们用 BME 方法作为桥梁，将土壤景观定量模型和普通克里格插值方法所得结果利用贝叶斯条件概率公式进行结合，使所得结果既能体现样点的空间相关性，又能体现土壤属性与环境因子之间的定量关系；并以土壤有机质作为实验对象，以地形数据作为辅助变量，结果表明，在样点越稀疏的情况下，BME 方法对比普通克里格方法的插值精度提高越大，在地形较复杂区域，精度提高更明显^[32]。

3 方法优劣性评价

3.1 优点

(1) 能够有效地利用不同来源和精度的数据，包括采样数据、粗观测数据、历史数据、专家知识等，这些数据的有效利用提高了空间分布研究精度。

(2) 具有坚实的理论基础，不需要原始数据服从高斯分布。软数据不需要被硬化，也不只是一个分类或分区依据。软数据无论在来源、表达还是利用机制方面都具有灵活性，使得方法能够适应不同的数据内容，即使只有硬数据，也可以得到与普通克里格相同的结果。

(3) 所得结果为预测位置完全概率分布函数(一般为非高斯分布), 基于此可得出该位置详细的统计信息, 如最大概率处的值、数学期望, 大于或小于某阈值的概率等, 可制作多种图件, 达到空间预测与不确定性分析的目的。而本次的计算结果, 可作为软数据被下一时期同一地域的类似研究所用, 亦可为相似地理环境条件的其他地域所用, 即结果具有传承性。

3.2 不足之处

(1) 该法出现较晚, 支持它的软件(如 BMELIB, SEKS-GUI)近些年才释放, 尚需时间为圈外人熟悉。而且软件使用起来尚没有支持经典地统计方法的软件(如 ArcGis 和 GS+)方便, 还需要使用者根据研究目的和数据情况进行二次开发。

(2) 与经典地统计学相比, 该方法要花费更多的资料收集和计算时间, 而且计算复杂性较高。

(3) BME 只是一个方法框架, 对于不同的应用目的和不同的资料内容, 方法具体的实施步骤和算法不尽相同, 比如在不同的应用领域, 应该搜集哪些数据、数据如何分类和利用、如何计算先验 pdf、什么样的数据能够作为软数据、针对不同类型的软数据如何计算后验 pdf, 等等, 都是应用中要解决的问题。国外许多学者在这方面也做了一些积极的探索^[33-35]。

4 结语

BME 方法框架为地理属性空间分布研究提供了一个新的非线性方法, 在综合多源数据的基础上能够提高空间分布预测的精度。其不足处主要在于数据的收集和计算时间, 但一般在进行野外采样的同时, 会记录相关的环境信息, 如在土壤采样的同时, 一般还会记录诸如地形、地貌、种植作物、施肥措施等相关信息, 而且研究区域的土壤属性的历史分布、土壤图、地质图等信息往往也是可查的, 加之现在各种数字资料如遥感数字图像、数字地理信息也很容易获取, 这些都可成为该方法的数据源, 而且较密集采样及实验室分析的成本要低。而关于多源数据的利用, 鉴于数据形式多样(包括定量数据和定性数据), 我们认为应该针对 BME 方法对软数据的形式要求, 编制应用程序, 将不同格式的原始数据转换为 BME 方法能够接受的软数据格式(如频率分布、值域区间、概率密度函数等), 供后验 pdf 计算使用, 这样也有利于该方法在多个领域的推广。因此, 鉴于 BME 方法在精度上的显著优势, 我们应该对该方法加以重视, 针对我国资源环境特点, 开拓其应用领域, 为自然资源的定量评估和高效管理提供一条新的途径。

参考文献:

- [1] 侯景儒, 尹镇南, 李维明等. 实用地质统计学[M]. 北京: 地质出版社, 1998
- [2] 王政权. 地统计学及在生态学中的应用[M]. 北京: 科学出版社, 1999
- [3] 张仁铎. 空间变异理论及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005
- [4] 史舟. 地统计学在土壤学中的应用[M]. 北京: 中国农业出版社, 2006
- [5] Orton TG, Lark RM. Account for the uncertainty in the local mean in spatial prediction by Bayesian Maximum Entropy[J]. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 2007, 21: 773-784
- [6] Lee SJ, Balling R, Gober P. Bayesian Maximum Entropy mapping and the soft data problem in urban climate research[J]. Annals of the Association of American Geographers, 2008, 98(2): 309-322
- [7] 檀满枝, 陈杰, 徐方明, 郑海龙, 张学雷. 基于模糊集理论的土壤重金属污染空间预测[J]. 土壤学报, 2006, 43(3): 390-396
- [8] Goovaerts P. Geostatistics for Natural Resources Evaluation[M]. New York: Oxford University Press, 1997
- [9] Wang G, Gertner G, Parysow P. Spatial prediction and uncertainty analysis of topographic factors for the revised soil loss equation(RUSEL)[J]. Soil Water Conservation, 2000, 55(3): 374-384
- [10] 史舟, 李艳, 程街亮. 水稻土重金属空间分布的随机模拟和不确定评价[J]. 环境科学, 2007, 28(1): 209-214
- [11] Christakos G. Modern Spatiotemporal Geostatistics[M]. New York: Oxford University Press, 2000
- [12] Phillips SJ, Anderson RP, Schapire RE. Maximum entropy modeling of species geographic distributions[J]. Ecological Modelling, 2006, 190: 231-259
- [13] McBratney AB, Santos MLM, Minasny B. On digital soil mapping[J]. Geoderma, 2003, 117(1/2): 3-52
- [14] Goovaert P. Geostatistics for Natural Resources Evaluation[M]. New York: Oxford University Press, 1997
- [15] Lyon SW, Lembo AJ, Walter MT. Defining probability of saturation with indicator Kriging on hard and soft data[J]. Advances in Water Resources, 2006, 29(2): 181-193
- [16] Lagacherie P, Voltz M. Predicting soil properties over a region using sample information from a mapped reference area and digital elevation data: A Conditional Probability Approach[J]. Geoderma, 2000, 97(3/4): 187-208
- [17] Liu TL, Juang KW, Lee DY. Interpolating soil properties using kriging combined with categorical information of soil maps. Soil Science Society of America Journal, 2006, 70(4): 1 200-1 209
- [18] Christakos G. A Bayesian/Maximum-entropy view to the spatial estimation problem[J]. Mathematical Geology, 1990, 22(7): 763-777
- [19] Christakos G. Modern Spatiotemporal Geostatistics[M]. New York: Oxford University Press, 2000

- [20] D'Or D, Bogaert P, Christakos G. Application of the BME approach to soil texture mapping[J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2001, 15: 87–100
- [21] Brus DJ, Bogaert P, Heuvelink GBM. Bayesian Maximum Entropy prediction of soil categories using a traditional soil map as soft information[J]. *European Journal of Soil Science*, 2008, 59(2): 166–177
- [22] Douaik A, Meirvenne MV, Toth T. Soil salinity mapping using spatio-temporal Kriging and Bayesian Maximum Entropy with interval soft data[J]. *Geoderma*, 2005, 128(3): 234–248
- [23] Lee SJ, Balling R, Gober P. Bayesian Maximum Entropy mapping and the soft data problem in urban climate research[J]. *Annals of the Association of American Geographers*, 2008, 98(2): 309–322
- [24] Christakos G, Serre ML. BME analysis of spatiotemporal particulate matter distributions in North Carolina[J]. *Atmospheric Environment*, 2000, 34(20): 3 393–3 406
- [25] Gesink D, Bernstein K, Serre M, Schumacher C, Leone P, Zenilman J, Miller W, Rompalo A. Modeling a syphilis outbreak through space and time using the Bayesian Maximum Entropy Approach[J]. *Annals of Epidemiology*, 2006, 16(11): 797–804
- [26] Choi KM, Yu HL, Wilson ML. Spatiotemporal statistical analysis of influenza mortality risk in the state of California during the period 1997—2001[J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2008, 22: 15–25
- [27] Heywood BG, Brierley AS, Gull SF. A quantified Bayesian Maximum Entropy estimate of Antarctic krill abundance across the Scotia Sea and in small-scale management units from the CCAMLR-2000 survey[J]. *Ccamlr Science*, 2006, 13: 97–116
- [28] Jiang YF, Woodbury AD. A full-Bayesian approach to the inverse problem for steady-state groundwater flow and heat transport[J]. *Geophysical Journal International*, 2006, 167(3): 1 501–1 512
- [29] Douaik A, Meirvenne MV, Toth T. Soil salinity mapping using spatio-temporal kriging and Bayesian Maximum Entropy with interval soft data[J]. *Geoderma*, 2005, 128(3): 234–248
- [30] Allshouse WB, Pleil JD, Rappaport SM, Serre ML. Mass fraction spatiotemporal geostatistics and its application to map atmospheric polycyclic aromatic hydrocarbons after 9/11[J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2009, 23(8): 1 213–1 223
- [31] Bogaert P, Christakos G, Jerrett M, Yu HL. Spatiotemporal modelling of ozone distribution in the State of California[J]. *Atmospheric Environment*, 2009, 43(15): 2 471–2 480
- [32] 杨勇, 张楚天, 贺立源. 基于贝叶斯最大熵的多因子预测新方法[J]. *浙江大学学报(农业与生命科学版)*, 2013, 29(6): 636–644
- [33] Wibrin MA, Bogaert P, Fasbender D. Combining categorical and continuous spatial information within Bayesian Maximum Entropy paradigm[J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2006, 20: 423–433
- [34] Orton TG, Lark RM. Estimating the local mean for Bayesian Maximum Entropy by generalized least squares and maximum likelihood, and an application to the spatial analysis of a censored soil variable[J]. *European Journal of Soil Science*, 2007, 58(1): 60–73
- [35] Orton TG, Lark RM. The Bayesian maximum entropy method for lognormal variables[J]. *Stoch Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2009, 23: 319–328

Review on Bayesian Maximum Entropy Geostatistics Method

YANG Yong, ZHANG Ruo-xi

(College of Resources and Environment, Huazhong Agricultural University; Key Laboratory of Arable Land Conservation (Middle and Lower Reaches of Yangtze River), Ministry of Agriculture, Wuhan 430070, China)

Abstract: The classical geostatistics methods, including kinds of Kriging and stochastic simulation methods, are the main approaches to research spatial distribution of geographical attribute. However, these methods have some shortcomings, including low quality and disable of making use of other valuable information effectively. In recent years, Bayesian Maximum Entropy is becoming widely used in various studies on evaluation of natural resources. This method is a new nonlinear method with more rigorous theoretical foundation than Kriging for integrating uncertain information into space mapping. It provides new and powerful means from incorporating various forms of physical knowledge (include hard and soft data) into space mapping process, and produces the complete probability distribution at each estimation point, thus allowing the calculation of elaborate statistics. This paper introduced a Bayesian Maximum Entropy approach with its data content, process, algorithm, result and sample of application. At last, advantages and disadvantages of the approach were analyzed.

Key words: Bayesian Maximum Entropy, Geostatistics, Soft data, Spatial distribution