

葛咏, 王江浩, 王劲峰, 等. 基于回归克里格的生态水文无线传感器网络布局优化[J]. 地球科学进展, 2012, 27(9): 1006-1013. [Ge Yong, Wang Jianghao, Wang Jinfeng, et al. Regression Kriging model-based sampling optimization design for the eco-hydrology wireless sensor network[J]. Advances in Earth Science, 2012, 27(9): 1006-1013.]

基于回归克里格的生态水文无线 传感器网络布局优化*

葛 咏¹, 王江浩^{1,3}, 王劲峰¹, 晋 锐², 胡茂桂¹

(1. 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;
2. 中国科学院寒区旱区环境与工程研究所, 甘肃 兰州 730000; 3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘 要:在黑河上游八宝河流域建立自动化、时空协同、智能观测的生态水文无线传感器网络, 实现分布式的地面观测, 对于定量刻画流域尺度时空异质性较强的生态水文要素的动态特征及其不确定性具有重要意义。在观测网设计过程中, 节点的空间布局将直接影响到无线传感器网络的观测水平。为准确捕捉流域内关键生态水文要素的时空变异性及场分布, 探讨了一种基于回归克里格模型的空间采样布局优化方法, 并以地表温度观测网优化为例, 应用到八宝河流域生态水文无线传感器网络布局方案设计中。研究结果表明, 该优化方法同时考虑了目标变量与环境变量之间的相关关系以及残差在空间上的自相关特征, 可以同时优化目标变量的地理空间和属性空间。优化后的无线传感器网络可以较好地捕捉流域内生态水文要素的时空动态特征。

关 键 词: 采样优化; 回归克里格; 无线传感器网络; 黑河上游

中图分类号: TN919.3; P33 文献标志码: A 文章编号: 1001-8166(2012)09-1006-08

1 引 言

水文和生态研究需要度量驱动因子、模型参数和模型状态的空间异质性, 需要度量误差的空间统计特性(如在数据同化系统中是代表性误差的协方差矩阵)。而度量这些特性需要分布式的观测^[1]。以水为主线的黑河上游八宝河流域生态—水文集成研究, 同样离不开分布式的生态—水文模型、流域数据观测与同化系统以及流域综合管理决策支持系统^[2,3]。而空间分布式的驱动数据、模型参数和验证数据始终是流域模型集成研究的瓶颈, 尤其是时空变异性较强的关键生态水文要素, 例如地表温度、降水、土壤水分、蒸散发等^[4]。目前, 八宝河流域生

态水文过程观测数据主要来源于地面水文站、气象站和卫星遥感数据。而相对来讲, 传统观测方式费用高, 较难在研究区域内大量密集建设, 尤其在高寒、高海拔的极端恶劣条件下, 获取时空精细尺度观测数据较困难。而遥感观测及遥感产品的精度必须得到地面观测的验证。因此, 目前这些观测手段难以满足精细尺度下流域生态水文过程观测与模拟的客观需要。集低成本、自动化、高精度、时空连续的新兴无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)技术给流域生态水文过程综合观测与模拟带来了新的机遇。

当前, WSN的研究非常活跃, 并已广泛应用于地球系统科学的诸多领域^[5]。在面向流域尺度生

收稿日期: 2012-05-18; 修回日期: 2012-07-10.

* 基金项目: 国家高技术研究发展计划重大项目“星地综合定量遥感系统与应用示范(一期)”课题“遥感产品真实性检验关键技术及其试验验证”(编号: 2012AA12A305)资助。

作者简介: 葛咏(1972-), 女, 新疆奎屯人, 研究员, 主要从事空间数据分析与质量评价研究. E-mail: ge@lreis.ac.cn

态水文过程、流域集成观测与模拟的 WSN 的应用中, 罗立辉等^[6]对 WSN 在冰川环境监测中的应用进行了分析。朱文平等^[7]总结并分析了 WSN 在生态水文应用中存在的问题和经验, 并对应用前景进行了展望。然而, 在 WSN 观测网设计过程中一个非常重要的问题却没有引起足够重视, 即如何设计最优化的传感器节点布置方案, 从而能够准确捕捉关键生态水文变量的时空异质性特征, 为流域集成模拟研究提供高精度的输入数据, 同时节省购买传感器的花费。

关于观测网或样本布局优化, 已经展开了一些研究工作, 从原理上可以分为以下 2 类^[8-9]: 基于概率的采样设计和基于模型的布样优化。其中, 基于模型的优化方法是根据目标的一些先验信息和知识, 通过直接优化目标函数的形式来设计样本的布样方案, 最后使得样点在空间上的布局达到最优^[10]。地统计模型正是一种基于模型的样本优化方法, 它的优化目标主要包括通过采样拟合出精确的变异函数和通过采样以使用克里格插值而产生精确的空间分布图。如 van Groenigen 等^[11]通过优化算法给定变差函数情况下样本空间布局状况。Brus 等^[12]以及 Hengl^[13]将此方法扩展到目标变量存在协变量情况下的样本空间布局优化问题。Wang 等^[14]提出了分层非均质区域的空间均值估算公式 (Means of Stratified Non-homogeneous surface, MSN), 理论与实验证明, 对于同时存在空间分层和相关性的表面, MSN 模型进行区域总体估值具有无偏最优性质。

以空间插值为目的, 并且在具有协变量的现场条件下, 本文探讨了一种基于回归克里格模型的空间采样布局优化方法, 并以地表温度观测网优化为例, 为寒区水文模拟和数据同化提供分布式观测数据及其误差的空间分布, 同时为生态-水文模型的标定和参数化提供参考数据, 适用于八宝河流域生态水文过程精细模拟。

2 研究区概况与背景数据

八宝河子流域隶属于黑河上游, 地处祁连山区, 是寒区遥感水文试验的核心观测区, 也是结合多源遥感开展寒区水文过程研究的理想流域^[1,2]。流域范围介于 37°43′~38°20′N 和 100°05′~101°09′E 之间, 流域面积 2 452 km², 海拔高程范围 2 608~4 947 m, 海拔跨度 2 339 m, 垂直景观梯度分异明显(图 1)。在生态水文 WSN 布设之前, 将布设 7 个

自动气象站用于测量关键气象要素的时空分布。根据流域生态水文观测的需要和资金的限制, 计划新增 WSN 节点 40 个, 加上原有的 7 个自动气象站, 合计 47 个 WSN 节点用于八宝河流域的水文生态过程自动观测^[15]。为了辅助生态水文 WSN 观测网络的优化设计, 需要根据优化目标获取相关变量/参数的空间分布, 作为先验信息和约束条件。为此, 这里收集了八宝河流域的相关背景数据, 包括以下 2 类:

(1) 基础地理信息数据。基础地理信息数据是为了准确描述八宝河流域的自然地理状况(图 1), 包括流域边界、河网分布及道路网分布, 现有自动气象台站, 地形信息(包括 DEM 图、坡度图、坡向图)等。

(2) 环境辅助数据。辅助数据主要用于获取该流域相关地表参数的先验信息, 这是进行观测网优化的先决条件。而且, 先验信息的精度和可靠性直接影响到 WSN 观测网优化的可靠性。而在 WSN 布设之前, 尚无目标变量的观测数据, 待观测目标的时空变异特征是不明确的。因此, 我们采用一些遥感产品来替代, 包括多年平均地表温度、年平均降水分布以及土壤湿度。其中, 地表温度(Land Surface Temperature, LST)数据采用的是 NASA WIST 网站上下载的 MODIS LST 月平均数据, 通过合成得到当地多年平均地表温度, 其空间分辨率为 1 km(图 2)。研究表明, 通过合成 MODIS LST 月平均产品得到的多年平均地表温度产品具有较高的精度^[16]。因此, 这里采用该产品作为地表温度的先验信息。其他的环境辅助数据, 包括年平均降水和土壤湿度, 是通过 WRF(Weather Research and Forecasting)模式^[1]数据同化得到逐日降水和土壤湿度等产品, 然后年平均得到的。采用雨量计的逐时观测资料进行验证, 表明 WRF 模式模拟的降水捕捉率达到 0.78 以上。

3 优化原理与实验

3.1 回归克里格原理

回归克里格方法(Regression Kriging, RK)^[17,18]是一种结合了回归模型和残差空间插值的混合空间建模方法。该方法考虑了待估计变量与环境协变量之间的相关关系, 因此插值的精度往往要优于其他方法^[19]。回归克里格方法在数学上和外部漂移克里格(Universal Kriging with External Drifts)^[20]的表述方式一致, 模型定义为^[17,21]:

$$z(s) = \sum_{j=0}^m \beta_j x_j(s) + \varepsilon(s) \quad (1)$$

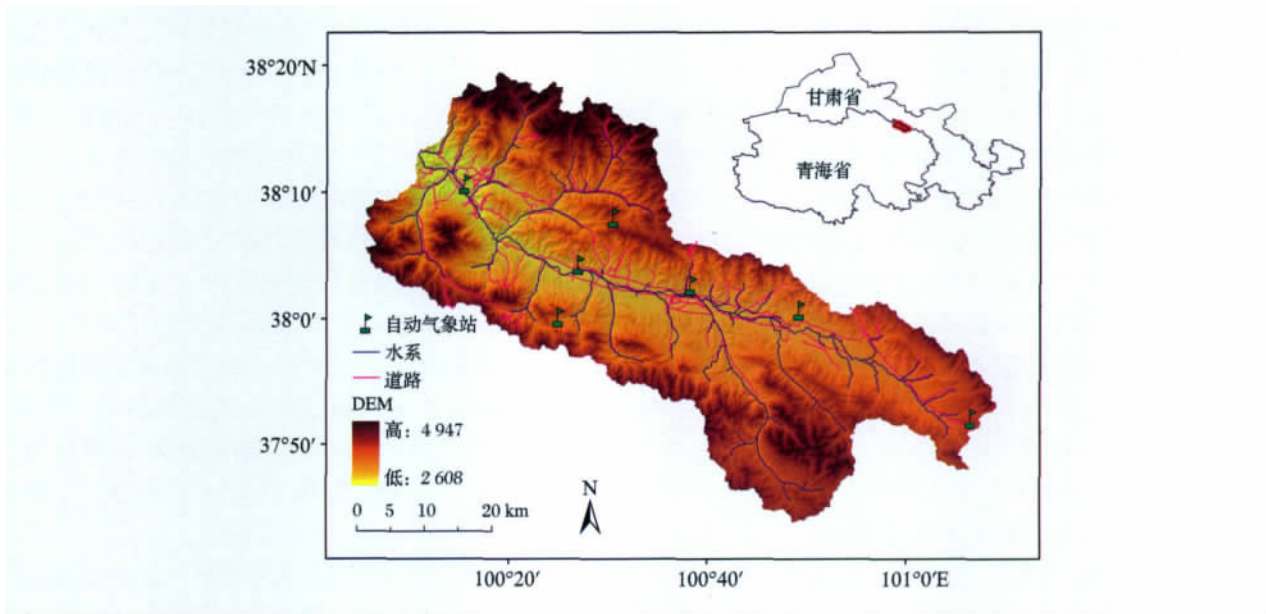


图 1 八宝河流域基本地理概况

Fig. 1 The basic geographic information of Babao River Basin

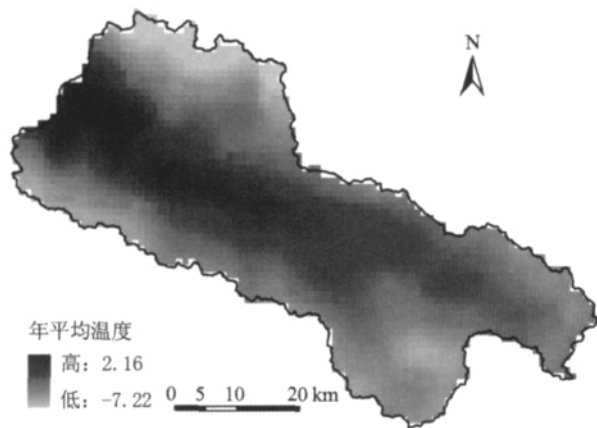


图 2 MODIS 数据反演的八宝河流域多年平均地表温度
Fig. 2 The year mean land surface temperature of Babao River Basin retrieved from MODIS data

其中, $z(s)$ 为目标环境变量, 这里可以为地表温度、降水或土壤湿度等, $x(s)$ 为 m 个环境协变量 (包括高程、坡度、坡向、经纬度等), $s=(x, y)$ 表示二维空间坐标, β 为待估计系数, $\varepsilon(s)$ 为目标变量与协变量回归后的残差项, 服从均值为零的正态分布。残差在满足地统计学二阶平稳假设条件下, $\varepsilon(s)$ 的空间自相关特性可以通过协方差函数或变差函数图 (Variogram) 来定量表达。为了方便, 将公式 (1) 写成矩阵形式为:

$$z(s) = x\beta + \varepsilon(s) \quad (2)$$

可以看出, 目标变量 $z(s)$ 由 2 个部分组成: 第一部分为回归项或趋势项, 第二部分为残差项。首先, 假设目标变量和协变量之间满足一定的回归关系, 根据已知 n 个样本点, 采用广义最小二乘方法 (Generalized Least Square, GLS) [20] 来估计回归系数 β , $\hat{\beta} = (X'CX)^{-1}X'C^{-1}z(s)$, 其中: C 为 $n \times n$ 的残差的方差-协方差矩阵, X 为 $n \times (m+1)$ 的样本点的协变量矩阵。最后, 对残差进行建模, 可以得到待估计点 s_0 处的最优线性无偏估计 (BLUE) 值为:

$$\hat{z}(s_0) = x_0\hat{\beta} + c_0'C^{-1}(z(s) - X\hat{\beta}) = (c_0 + X(X'CX)^{-1}(x_0 - X'C^{-1}c_0))'C^{-1}z \quad (3)$$

其中 x_0 为协变量在待估计点处的值构成的向量, c_0 为样本点与待估计点处的协方差构成的向量, C 和 c_0 均从 $\varepsilon(s)$ 的变差图中得到。

对应地, 可以得到 s_0 处回归克里格的方差为:

$$\sigma^2(s_0) = c(0) - c_0'C^{-1}c_0 + x_a'(X'CX)^{-1}x_a \quad (4)$$

其中 $x_a = x_0 - X'C^{-1}c_0$ 。公式 (4) 可以分解为 2 个部分: 第一部分 (前面两项) 为残差的估计误差的方差; 第二部分 (最后一项) 为趋势项的估计误差的方差。

3.2 目标函数构建

从公式 (4) 中可以看出, 回归克里格的方差和样本的具体观测值 z 无关, 只与样本的空间位置、环境协变量以及残差的变差函数有关 [12]。这个优点

使得在样本点数据采集之前,就可以计算区域内所有待估计点的平均回归克里格方差(Mean Regression Kriging Variance, MRKV),从而可以用于样本的设计优化。为了使布置的 WSN 节点能够准确地捕捉流域内关键生态水文变量的时空变异特征和场分布,优化布局后的节点必须能够反映目标变量与环境协变量之间的相关关系并可以插值得到区域上无偏最优的估计图。而 MRKV 综合了趋势项参数的估计误差和残差的空间插值误差,因此对于单目标变量,MRKV 可以设定为 WSN 节点空间布局优化的目标函数,优化目标为 MRKV 值达到最小,即:

$$Criterion = \min\{MRKV_i\}, i = 1, 2, 3, \dots (5)$$

3.3 空间模拟退火

由于经费等方面的限制,八宝河流域可以布置的 WSN 节点数量 n 是固定的。此外,环境协变量,包括高程、坡度和坡向等,在时空上也是保持不变的。那么需要优化的主要是节点的空间位置。而在理论上,通过穷举所有组合的方式来寻找最小的目标函数值,就可以得到最佳的布置方案。然后,这种遍历搜索方法的计算量是惊人的。在实际应用中,必须采用一定的搜索优化算法来实现,如遗传算法^[22, 23]、神经网络、粒子群优化算法^[24]和模拟退火法^[25]等。其中,模拟退火算法^[26]源于对热力学中退火过程的模拟,在某一给定初温下,通过缓慢下降温度参数,使算法能够在多项式时间内给出一个近似最优解。空间模拟退火是模拟退火方法在空间上的扩展,已经应用到采样布局优化研究中^[8, 25, 27, 28]。本文也采用了该算法来加快最佳 WSN 节点布置方式的搜索。空间模拟退火算法具体流程请参考 Heuvelink 等^[25]的研究。

3.4 WSN 节点优化过程

根据上述的采样优化方法和研究区域的辅助信息,采用基于地统计模型的采样优化算法对八宝河

流域 40 个生态水文 WSN 进行优化,确定节点的空间位置,具体流程如图 3 所示,优化过程主要包括以下 4 步:①获取并整理目标变量的先验信息和环境协变量数据。将研究区离散化为 1 km×1 km 的栅格,栅格图层包括经度、纬度、高程、坡度、坡向、地表温度、降水量、土壤湿度等;②采用逐步回归的方法,确定目标变量和环境变量之间的线性回归关系,进而计算残差值,拟合残差的变差函数图;③计算不同布置方案条件下目标函数值,并采用空间模拟退火方法进行全局搜索,从而得到 WSN 节点的最佳布置方案;④统计 WSN 优化方案下样本的环境变量分布,并根据 Google 地图的高清影像和实地勘察考察节点布置的可行性^[6, 7, 15],如 WSN 节点地形地貌条件是否满足布点要求,节点处是否有无线传输信号,以及节点之间信号的通达性等,最终确定布置方案。

4 结果与讨论

根据上述的优化原理与实验流程,本文以地表温度监测优化方案为例,讨论 WSN 节点布局优化的结果。

优化过程中,首先建立地表温度与环境变量之间的相关关系。随机在流域内选择 100 个样本点,从环境辅助数据中计算每个样本对应的温度、高程、坡度、坡向、经纬度等数据,采用 GLS 逐步回归方法,通过 AIC 信息指标来选择最佳回归模型对回归克里格中的趋势项进行建模,逐步回归的结果如表 1 中“环境变量”列所示。

结果表明,地表温度可以通过高程、坡度、经度和纬度来回归,从而去除地表温度在空间中的趋势。地表温度与各个变量的相关关系如图 4 所示。从图 4 中可见,地表温度与高程的相关性最为显著,其次为经度、纬度和坡度。

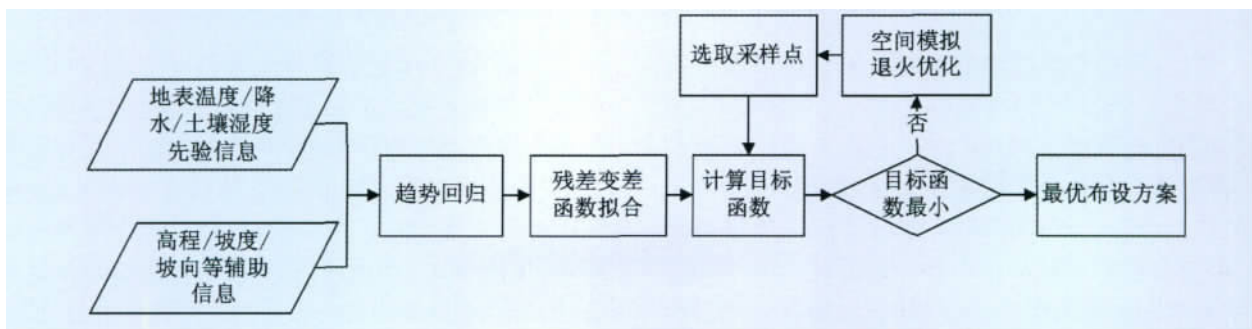


图 3 WSN 节点布局优化流程图

Fig. 3 The flow chart of WSN sampling optimization

表 1 目标变量环境变量的选择与残差变差函数的拟合

Table 1 The selection of environmental variables and residuals variogram fitting

| 目标变量 | 环境变量 | 模型 | 块金值 | 基台值 | 变程/m |
|------|---------------------------|------|-----|--------|--------|
| 地表温度 | x_0, x_1, x_2, x_4, x_5 | 指数模型 | 0.0 | 0.7757 | 16 520 |

注: 环境变量包括: x_0 = 截距项, x_1 = 高程, x_2 = 坡度, x_3 = 坡向, x_4 = 经度, x_5 = 纬度

去除地表温度在区域中的趋势后, 认为残差在空间上是二阶平稳的, 进而可以计算回归后残差的变差函数。残差变差函数的拟合结果如图 5 所示, 拟合后的各个参数列于表 1 中。从图 5 和表 1 中可以看出, 地表温度回归后的残差在空间上是显著自相关的, 变程高达 16.5 km, 因此可以利用样本点的空间自相关特性进行样点的布局优化。

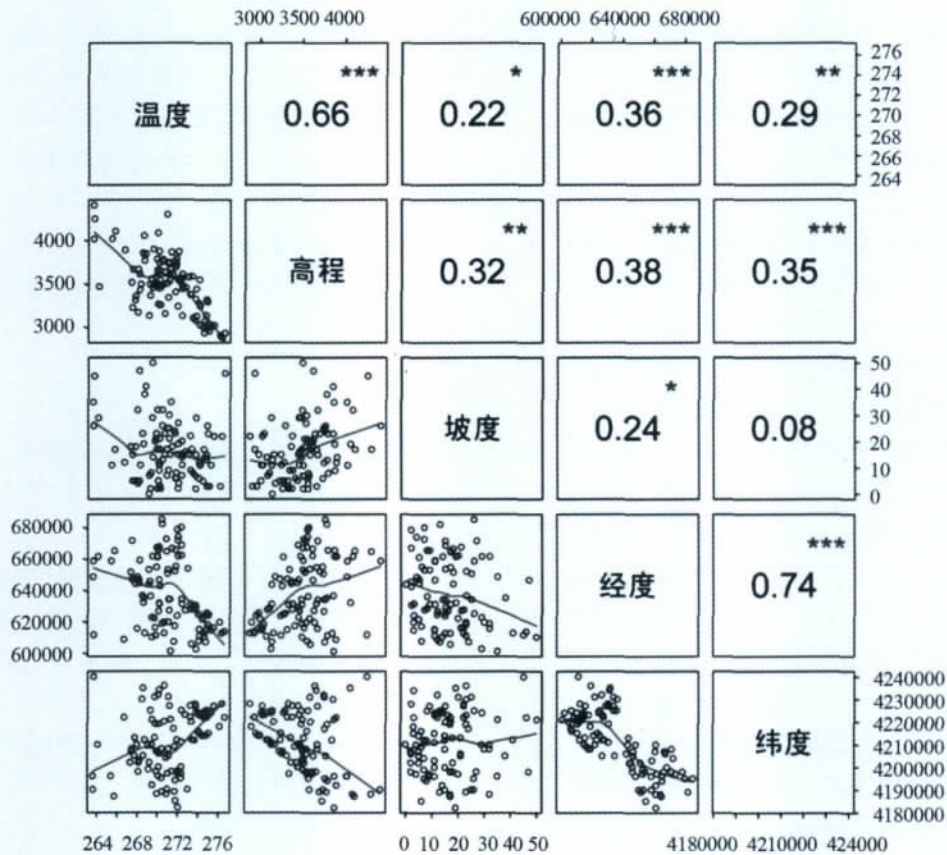


图 4 地表温度与各个环境变量的相关矩阵图

Fig. 4 The correlation matrix of land surface temperature and environmental variables

其中矩阵图的左下方为变量之间的散点图, 曲线为局部回归拟合的结果; 右上方为变量之间的相关系数,

***、**、* 分别代表显著水平为 0.001, 0.01, 0.05

最后, 采用空间模拟退火算法对目标函数进行全局搜索。实验中, 通过随机移动一个 WSN 节点的空间位置, 计算新的 WSN 布设方式下目标函数的值, 再与前一个布设方式进行比较, 来决定是否采用新的布设方案。对于地表温度单目标空间布局优化, 目标函数为 MRKV 值。在一定的条件下, MRKV 会随着搜索次数的增加而不断收敛, 最终获得目标变量的最佳布设方案。通过搜索, 得到地表温度的最优布设方案如图 6 所示。分析该方案可见新增的 40 个温度 WSN 节点均匀地分布在整个流域空间

中。其实, 这个优化结果与地表温度的空间分布特征是高度相关的。正如图 2 中所示, 地表温度的空间分布主要受高程的影响, 并且在空间上是连续变化的, 去除高程等因素影响后, 地表温度的残差在空间上是一个强空间自相关的随机场, 对应的块金值很小, 接近于 0。在这种情况下, 为了使 MRKV 达到最小, 样点在空间中的分布必须尽可能地分散, 因此温度 WSN 节点将比较均匀地布满整个流域。反之, 如果回归后残差的空间自相关性较弱, 空间上分布不连续, 那么样点的空间布局随机性就会增加。极

端地,如果目标变量无空间自相关性,布样优化的结果就等同于空间随机布样^[29]。

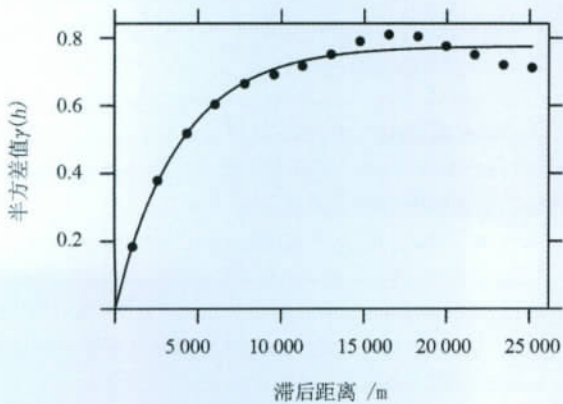


图5 残差的变差函数图

Fig.5 The variogram of residuals



图6 优化后的地表温度 WSN 节点空间布局

Fig.6 The optimized LST WSN nodes distribution

在优化过程中,空间模拟退火搜索方法大大地缩短了最优布设方案的搜索时间,其搜索过程如图7所示。可见,随着空间模拟退火循环次数的增加,目标函数值逐渐减小,最后收敛到一个稳定状态。在达到最优目标之前,空间模拟退火算法共搜寻了1588次,MRKV最终收敛值为0.65。

目标变量优化过程中,采用基于回归克里格模型的采样优化算法,该方法的一个突出优点是同时优化目标变量的地理空间和属性空间^[12]。从公式(4)中可以看出,优化目标的前两项为自身去除残差后估计值误差的方差减去考虑了环境协变量后估计误差的减少量,可以综合起来看作残差的估计误差的方差。为了使得前两项达到最小,目标变量要在地理空间上尽可能地分散。在优化方案图6中,WSN节点比较均匀地分布在整个流域的原因正是如此。此外,公式(4)的第三项是目标变量趋势

的估计误差的方差项,为了使此项变小,目标变量还要在属性空间中具有代表性。图8中分别比较了图6中47个节点地表温度在样本空间的分布和总体的分布,其中总体的分布来源于整个流域全覆盖的数据,样本空间的分布来源于47个采样点自身的背景值。从图8中可以看出优化采样后的WSN节点与整个总体的分布基本一致,样点具有很好的代表性。

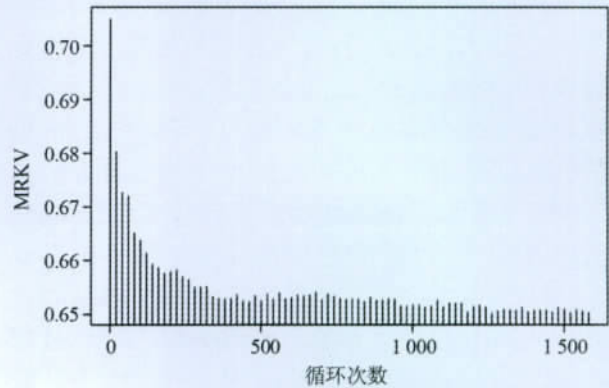


图7 优化过程中目标函数随搜索次数增加的收敛过程

Fig.7 Decrease and leveling off of objective function with increasing interactions in optimization process

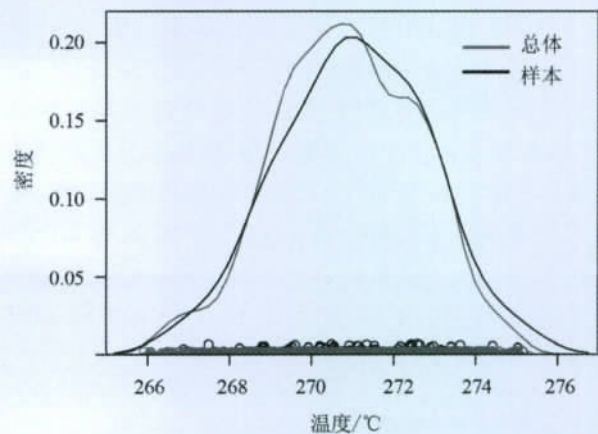


图8 优化布设后节点地表温度样本值与总体值的密度分布比较

Fig.8 The comparison of optimized samples attributes density distribution and corresponding population density distribution of LST

5 结论

以空间插值为目标,本文讨论了一种基于回归克里格模型的地表温度 WSN 节点空间采样布局优化方法。实验结果表明该优化算法可以同时考虑目标变量与环境变量的相关关系以及残差在空间上的自相关特征,进而优化目标变量的地理空间和属性

空间。优化设计后的 WSN 节点布设方案可以较好地捕捉流域尺度内关键生态水文变量的时空动态及其空间变异特征,为寒区水文模拟和数据同化提供分布式观测数据及其误差的空间分布,为生态—水文模型的标定和参数化提供参考数据。

基于回归克里格模型的空间采样布局优化方法在实际应用中仍存在一些问题需要进一步考虑和解决。首先,文中考虑的目标变量是通过回归的方法去除空间中的趋势,使得残差在空间上是二阶平稳的,而一些目标变量在空间上是高度分异的,无法用回归的方法来去除趋势,在此情况下可以结合 Wang 等^[14]提出的 MSN 方法来优化 WSN 节点布设。其次,本文仅考虑了地表温度单目标的 WSN 布局优化,而 WSN 节点需要同时测量包括地表温度、降水和土壤湿度等多个水文生态变量,因此多目标的监测网布局优化设计是未来研究的重点。而且,这里假定整个流域均适宜布设 WSN 节点,没有将地形地貌条件、道路的可达性以及 WSN 节点信号通达性纳入到优化过程中,而是在优化设计完成后,通过实地勘测的方式来评价方案的合理性,这样既浪费了时间和资金,又没有考虑到具体应用的需求。最后,实验中采用的地表温度的先验信息为多年平均值,而年平均趋势势必会平滑温度在空间上的变异特征。而且地表温度等生态水文变量是随时间不断变化的量,如果只用年平均值来刻画目标变量不足以反映其真实的时空变异特征。因此,在以后的研究中,要进一步考虑样点布设的具体需求,将 WSN 节点的适宜性和多目标变量的时空变异特征纳入到监测网的优化设计中,提高 WSN 布局优化的合理性和科学性。

参考文献 (References):

- [1] Li Xin, Li Xiaowen, Li Zengyuan, et al. Watershed allied telemetry experimental research [J]. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 2009, 114(D22): 103.
- [2] Li Xin, Liu Shaomin, Ma Mingguo, et al. HiWATER: An integrated remote sensing experiment on hydrological and ecological processes in the Heihe River Basin [J]. *Advances in Earth Science*, 2012, 27(5): 481-498. [李新, 刘绍民, 马明国, 等. 黑河流域生态—水文过程综合遥感观测联合试验总体设计[J]. *地球科学进展*, 2012, 27(5): 481-498.]
- [3] Li Xin, Cheng Guodong, Wu Lizong. Digital Heihe River Basin. 1: An information infrastructure for the watershed science [J]. *Advances in Earth Science*, 2010, 25(3): 297-305. [李新, 程国栋, 吴立宗. 数字黑河的思考与实践 1: 为流域科学服务的数字流域[J]. *地球科学进展*, 2010, 25(3): 297-305.]
- [4] Li Xin, Cheng Guodong, Ma Mingguo, et al. Digital Heihe River Basin. 4: Watershed observing system [J]. *Advances in Earth Science*, 2010, 25(8): 866-876. [李新, 程国栋, 马明国, 等. 数字黑河的思考与实践 4: 流域观测系统[J]. *地球科学进展*, 2010, 25(8): 866-876.]
- [5] Gong Peng. Progress in recent environmental applications of wireless sensor networks [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2010, 14(2): 387-395. [宫鹏. 无线传感器网络技术环境应用进展[J]. *遥感学报*, 2010, 14(2): 387-395.]
- [6] Luo Lihui, Zhang Yaonan. Application research of wireless sensor networks in glacial environment monitoring [J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2008, 30(6): 1 018-1 023. [罗立辉, 张耀南. 无线传感器网络在冰川环境监测中的应用研究[J]. *冰川冻土*, 2008, 30(6): 1 018-1 023.]
- [7] Zhu Wenping, Zhang Yaonan, Luo Lihui. Study and application of the wireless sensor network to eco-hydrology [J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2011, 33(3): 573-581. [朱文平, 张耀南, 罗立辉. 生态—水文无线传感器网络应用研究[J]. *冰川冻土*, 2011, 33(3): 573-581.]
- [8] Gruijter J J D. Sampling for Natural Resource Monitoring [M]. Berlin, New York: Springer, 2006.
- [9] Wang Jinfeng. Spatial Sampling and Statistical Inference [M]. Beijing: Science Press, 2009. [王劲峰. 空间抽样与统计推断[M]. 北京: 科学出版社, 2009.]
- [10] Brus D J, de Gruijter J J. Random sampling or geostatistical modelling? Choosing between design-based and model-based sampling strategies for soil (with discussion) [J]. *Geoderma*, 1997, 80(1/2): 1-44.
- [11] vanGroenigen J W, Pieters G, Stein A. Optimizing spatial sampling for multivariate contamination in urban areas [J]. *Environmetrics*, 2000, 11(2): 227-244.
- [12] Brus D J, Heuvelink G B M. Optimization of sample patterns for universal kriging of environmental variables [J]. *Geoderma*, 2007, 138(1/2): 86-95.
- [13] Hengl T, Rossiter D G, Stein A. Soil sampling strategies for spatial prediction by correlation with auxiliary maps [J]. *Australian Journal of Soil Research*, 2003, 41(8): 1 403-1 422.
- [14] Wang J F, Christakos G, Hu M G. Modeling spatial means of surfaces with stratified nonhomogeneity [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(12): 4 167-4 174.
- [15] Jin Rui, Li Xin, Yan Baoping, et al. Introduction of eco-hydrological wireless sensor network in the Heihe River Basin [J]. *Advances in Earth Science*, 2012, 27(9): 993-1 005. [晋锐, 李新, 阎保平, 等. 黑河流域生态水文传感器网络设计[J]. *地球科学进展*, 2012, 27(9): 993-1 005.]
- [16] Wan Z, Zhang Y, Zhang Q, et al. Quality assessment and validation of the MODIS global land surface temperature [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2004, 25(1): 261-274.
- [17] Hengl T, Heuvelink G B M, Rossiter D G. About regression-kriging: From equations to case studies [J]. *Computers & Geosciences*, 2007, 33(10): 1 301-1 315.
- [18] Hengl T, Heuvelink G B M, Stein A. A generic framework for

- spatial prediction of soil variables based on regression-kriging [J]. *Geoderma*, 2004, 120(1/2): 75-93.
- [19] Zhang L J, Gove J H, Heath L S. Spatial residual analysis of six modeling techniques [J]. *Ecological Modelling*, 2005, 186(2): 154-177.
- [20] Goovaerts P. *Geostatistics for Natural Resources Evaluation* [M]. New York: Oxford University Press, 1997.
- [21] Christensen R. *Linear Models for Multivariate, Time and Spatial Data* [M]. New York: Springer, 1990.
- [22] Gershenfeld N A. *The Nature of Mathematical Modeling* [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1999.
- [23] Baume O P, Gebhardt A, Gebhardt C, et al. Network optimization algorithms and scenarios in the context of automatic mapping [J]. *Computers & Geosciences*, 2011, 37(3): 289-294.
- [24] Coello C A C, Pulido G T, Lechuga M S. Handling multiple objectives with particle swarm optimization [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2004, 8(3): 256-279.
- [25] Heuvelink G B M, Jiang Z, De Bruin, et al. Optimization of mobile radioactivity monitoring networks [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2010, 24(3): 365-382.
- [26] Kirkpatrick S, Gelatt C D, Vecchi M P. Optimization by simulated annealing [J]. *Science*, 1983, 220(4598): 671-680.
- [27] vanGroenigen J W, Stein A. Constrained optimization of spatial sampling using continuous simulated annealing [J]. *Journal of Environmental Quality*, 1998, 27(5): 1078-1086.
- [28] Melles S J, Heuvelink G B M, Twenhofel C J W, et al. Optimizing the spatial pattern of networks for monitoring radioactive releases [J]. *Computers & Geosciences*, 2011, 37(3): 280-288.
- [29] Heuvelink G B M, Brus D J, de Grujter J J. Optimization of sample configurations for digital mapping of soil properties with universal kriging [C] // Lagacherie A B M P, Voltz M, eds. *Developments in Soil Science*. Amsterdam: Elsevier, 2006: 137-151.

Regression Kriging Model-based Sampling Optimization Design for the Eco-hydrology Wireless Sensor Network

Ge Yong¹, Wang Jianghao^{1,3}, Wang Jinfeng¹, Jin Rui², Hu Maogui¹

(1. State Key Laboratory of Resources and Environment Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;
2. Cold and Arid Regions Environmental and Engineering Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Lanzhou 730000, China; 3. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: The Babao River Basin is the upstream region of the Heihe River which is the second largest inland river basin in the arid regions of northwest China. To monitor the characteristics of space-time of the eco-hydrological processes in the Babao River Basin, this paper discussed a regression kriging model-based sampling optimization method. Land surface temperature, as one of eco-hydrological variables in the Babao River Basin, has been exemplified. The experiment results demonstrate that this sampling optimization method can consider the relationship of target variable and environmental variables and the spatial autocorrelation of regression residuals to obtain the optimization design in the geographic space and attribute space simultaneously. The optimized WSN is more efficient to capture the temporal and spatial variations of the eco-hydrological variables for monitoring the eco-hydrology process in the Babao River Basin.

Key words: Babao River Basin; Sampling optimization; Regression Kriging; Wireless sensor network.