

doi: 10. 6046/gtzyyg. 2015. 03. 15

引用格式: 许剑辉,舒红,李杨. 基于 MODIS 雪盖数据的北疆雪深多元非线性回归克里金插值[J]. 国土资源遥感,2015,27(3):84-91. (Xu J H,Shu H,Li Y. Mapping of monthly mean snow depth in Northern Xinjiang using a multivariate nonlinear regression Kriging model based on MODIS snow cover data[J]. Remote Sensing for Land and Resources,2015,27(3):84-91.)

基于 MODIS 雪盖数据的北疆雪深多元非线性回归克里金插值

许剑辉¹, 舒 红¹, 李 杨²

(1. 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室,武汉 430079; 2. 中国气象局乌鲁木齐沙漠气象研究所,乌鲁木齐 830002)

摘要: 为了提高北疆地区雪深时空分布监测的准确性,以该区域 48 个气象站点 2006 年 12 月—2007 年 1 月的月平均雪深观测数据为基础,通过分析月均雪深空间自相关性及其与经纬度、高程的相关性,结合 MODIS 雪盖数据构建了多元非线性回归克里金插值方法,插值获得了北疆地区较高精度的雪深空间分布数据。将插值雪深数据与普通克里金插值法、考虑高程为辅助变量的协同克里金插值法的预测结果进行比较,结果表明:①相对普通克里金和协同克里金方法,多元非线性回归克里金法的 12 月份雪深预测精度分别提高了 15. 14% 和 9. 54%,1 月份的提高了 4. 8% 和 6. 7%;②由于充分利用了经纬度和地形信息,多元非线性回归克里金法的雪深预测结果可提供更多细节信息;③预测结果客观地表达了雪深随经纬度和地形变化的趋势,反映了积雪深度的空间变异性;④基于不显著相关的协变量高程的协同克里金插值法预测的雪深数据精度劣于普通克里金插值法的预测结果。

关键词: 雪深; MODIS 雪盖; 高程; 多元非线性回归克里金(MNRK)

中图法分类号: TP 751 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-070X(2015)03-0084-08

0 引言

新疆北疆地区属于北温带寒冷区大陆性气候区,积雪资源非常丰富。其平原区降雪量占年降水量 30% 以上,山区高达 80%^[1],一些山区的积雪平均深度可达 60 cm,局部地区甚至达到 2 m^[2]。积雪是北疆重要的水资源补给方式,对春季农耕生产、牧草生长和荒漠生态环境改善意义重大,但大范围持续的积雪也会引发灾害^[3-4]。雪深是表征积雪特征的重要参数、气候变化区域响应的敏感因素^[5],因此精确的雪深时空分布估计对北疆积雪的监测至关重要^[6]。

近年来,国内外学者提出了利用被动微波遥感反演^[7-8]、高光谱反演^[9]、回归分析^[10]和地统计插值法^[11]等定量反演雪深空间分布。Balk 等^[12]提出了结合二元决策树和地统计方法估计山区流域的积雪分布。Moreno 等^[13]使用广义加性模型模拟西班牙 Pyrenees 山脉雪深的空间分布。刘艳等^[14]通过

在无雪区增加虚拟气象站点的方式,运用普通克里金和协同克里金方法对北疆地区最大雪深进行空间插值。然而,北疆积雪的形成条件复杂,雪深的空间变异性大,仅根据稀疏的气象站点的雪深数据的普通克里金插值^[15]和只考虑高程作为辅助数据的协同克里金插值^[14]并不能获取理想的雪深空间分布。

本文利用北疆地区 48 个气象站点 2006 年 12 月—2007 年 1 月的月均雪深观测数据,以地形因子和经纬度为辅助数据,通过分析北疆月平均雪深与经纬度、高程等影响因素之间的相关性,在回归克里金方法的理论框架下^[16],结合 MODIS 雪盖数据,建立雪深对应于影响因素的多元非线性回归模型,然后插值获取了较高精度的北疆雪深分布图。

1 研究区概况及研究方法

1.1 研究区概况

新疆北疆地区位于中国西北边陲(E79°48'~92°36',N42°12'~49°12'),总面积为 39. 85 万 km²

收稿日期: 2014-05-20; 修订日期: 2014-08-26

基金项目: 民政部减灾和应急工程重点实验室/资助机构开放基金项目“北疆暴雪监测中多源积雪数据同化研究”(编号: LDRERE20120203)、国家自然科学基金项目“时空交互的统计建模”(编号: 41171313)及中央级公益性科研院所基本科研业务项目“基于多源数据融合的阿勒泰地区积雪深度算法研究”(编号: IDM201206)共同资助。

(图1)。北疆主要包括两大山脉和一大盆地: 南面是天山,北面是阿尔泰山,中间是准噶尔盆地,地形

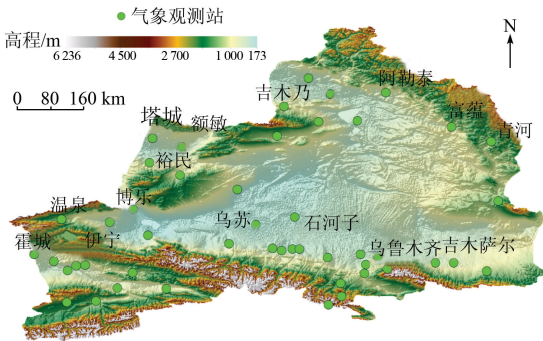
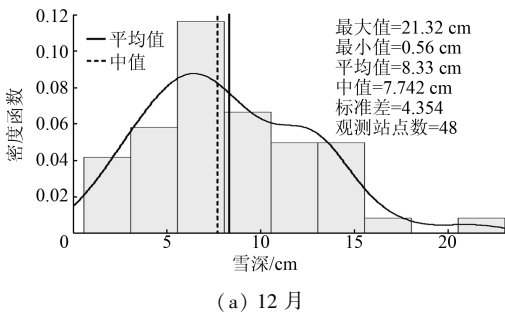


图1 北疆研究区、气候观测站点及高程
Fig.1 Study area, meteorological stations and elevation of Northern Xinjiang



地貌主要有山脉、平原和沙漠; 高程约 170 ~ 6 300 m (图1)。冬季降雪较多,主要以稳定的季节性积雪为主,每年 11 月至翌年 3 月为积雪稳定期,平均雪深在 10 cm 以上,最深能达到 50 cm^[17]。

1.2 雪深及 MODIS 雪盖数据

1.2.1 站点雪深数据

本文收集了新疆北疆地区 48 个站点(图1) 2006 年 12 月—2007 年 1 月的日雪深观测数据,计算得到每个站点月平均雪深,统计信息如图 2 所示。该地区 12 月份月平均雪深最大值高达 21.32 cm,最小雪深为 0.56 cm,平均雪深为 8.33 cm。12 月站点雪深变异性较大,变异系数达到了 52.27%; 站点雪深数据的分布近似满足正态分布。1 月份月最大

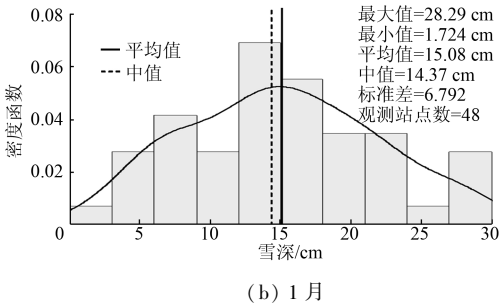


图2 北疆地区雪深数据的描述性统计信息、直方图和密度函数

Fig.2 Descriptive statistics, histograms and probability functions of snow depth in North Xinjiang

雪深 28.29 cm,平均雪深 15.08 cm,站点月平均雪深变异性较 12 月份小,变异系数为 45.04%; 雪深数据近似服从正态分布。

空间自相关是指同一变量在不同空间位置上的相关性,是空间单元属性值聚集程度的一种度量^[18]。空间自相关程度使用全局和局部 Moran's I 指数来度量。全局 Moran's I 指数用于度量研究对象的全局空间自相关程度;局部 Moran's I 指数用于度量研究对象的局部空间相关性。

本文利用全局和局部 Moran's I 指数研究北疆

48 个站点月平均雪深数据的全局和局部空间自相关程度,进一步探讨北疆站点雪深的空间分布特征。12 月的月平均雪深数据的全局 Moran's I 统计指数为 0.25(标准分数 Zscore = 7.871, $p < 0.01$); 1 月的月平均雪深数据的全局 Moran's I 统计指数为 0.59(标准分数 Zscore = 14.397, $p < 0.01$),这表明北疆区域 12 月和 1 月站点月平均雪深具有较强的空间自相关性,站点雪深的空间分布上呈现显著的空间聚集模式。站点月雪深的局部空间 Moran's I 聚集图如图 3 所示。

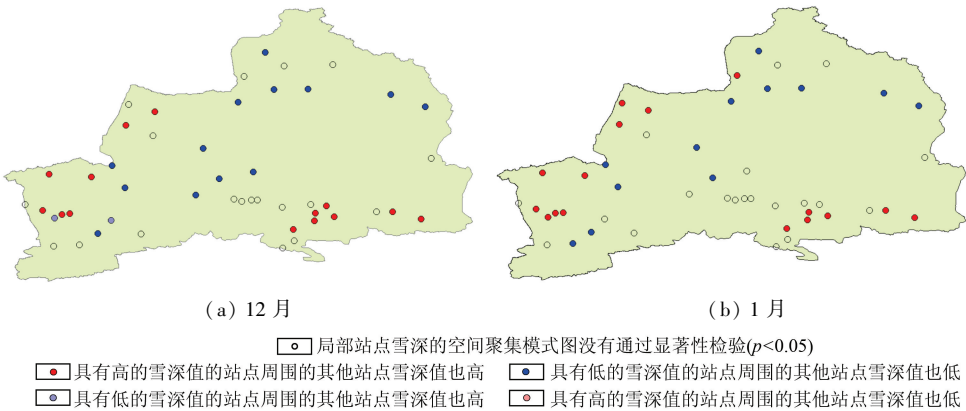


图3 北疆站点月均雪深局部空间 Moran's I 聚集模式图

Fig.3 Local spatial Moran's I maps for monthly mean snow depth in Northern Xinjiang

由图 3 可以看出,北疆乌鲁木齐、塔城和伊宁周边地区为积雪较深聚集区;中部为沙漠地区,站点较稀疏,为积雪较浅聚集区。

1.2.2 MODIS 雪盖数据

本文选取 2006 年 12 月—2007 年 1 月 MOD10A2 雪盖产品(h23v04 和 h24v04)(<http://nsidc.org/data/mod10a2>)进行分析。利用 MRT(MODIS reprojection tool)工具对 MOD10A2 产品进行拼接、Albers 等面积投影变换、最邻近法重采样和裁剪等处理,得到空间分辨率为 1 km 的北疆积雪覆盖数据。最后利用雪盖(有雪 = 200,无雪 = 25)的最小值合成月最大雪盖数据。

1.3 多元非线性回归克里金

雪深数据的空间变异复杂,受到高程、气温及降雪量等环境因素的影响,与环境变量间也呈非简单的线性关系。本研究重点考虑雪深与经纬度、高程的关系。在回归克里金插值法的理论框架下^[16],引入 MODIS 雪盖数据,建立雪深数据的多元非线性回归克里金插值模型(multivariate nonlinear regression Kriging,MNRK)。其基本流程如图 4 所示。

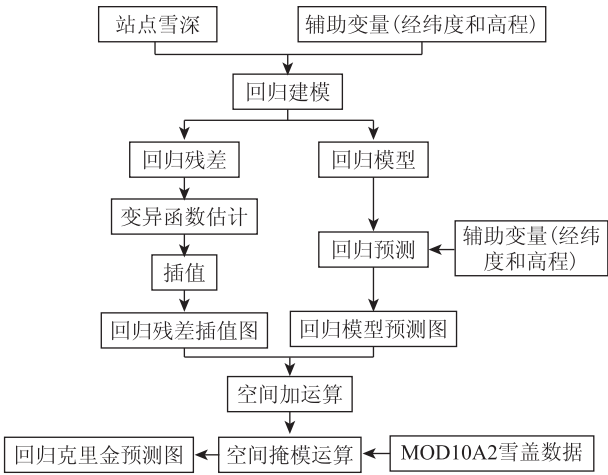


图 4 技术路线图
Fig. 4 Technology roadmap

1) 利用多元回归分析对雪深数据与经纬度、高程数据进行二次多项式回归建模,得到回归模型和回归残差,即

$$sdp(s) = s_{\text{regression}}(s) + \varepsilon_{\text{residual}}(s), \quad (1)$$

式中: $s_{\text{regression}}(s)$ 为空间位置 s 的多元非线性回归模型的预测结果; $\varepsilon_{\text{residual}}(s)$ 为空间位置 s 的回归残差。

2) 利用回归模型

$$s_{\text{regression}}(s) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i X_i(s) + \sum_{i=1}^p \sum_{j \geq i}^p \alpha_{ij} X_i(s) X_j(s), \quad (2)$$

结合经纬度和高程数据进行预测,得到回归模型预测空间分布。式中: p 为回归模型变量数; α_0, α_i 和 α_{ij} 为回归系数; $X_i(s)$ 为空间位置 s 所对应的变量,如经度、纬度和高程。

3) 利用

$$\varepsilon^*(s) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \varepsilon_{\text{residual}}(s_i), \quad (3)$$

对回归残差进行普通克里金插值(ordinary Kriging, OK)得到残差的空间分布。式中: $\varepsilon^*(s)$ 为空间位置 s 的回归残差的普通克里金的估计值; λ_i 为普通克里金插值法权重。

4) 将回归预测空间分布图和残差空间分布图进行空间加运算,并结合 MOD10A2 雪盖产品进行掩模运算,即

$$sdp_{\text{scv}}(s) = [s_{\text{regression}}(s) + \varepsilon^*(s)] \Phi(s), \quad (4)$$

得到雪深数据的空间分布图。式中: $sdp_{\text{scv}}(s)$ 为考虑雪盖影响的空间位置 s 的雪深预测值; $\Phi(s)$ 为掩模函数($\Phi(s) \in [0, 1]$),当空间位置 s 的 MODIS 雪盖数据为 25 时, $\Phi(s) = 0$,当空间位置 s 的 MODIS

雪盖数据为 200 时, $\Phi(s) = 1$ 。

1.4 精度评价

采用交叉验证的方式评价雪深数据空间预测的精度。一般采用平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、均方根误差(root mean square error, RMSE)和预测值与观测值的相关系数 R 来评价雪深数据的预测精度。平均绝对误差越小,均方根误差越小,相关系数越大,则估计的雪深数据精度越高。MAE 和 RMSE 的计算式为

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |sdp_{\text{scv}}(s_i) - sdp(s_i)|, \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [sdp_{\text{scv}}(s_i) - sdp(s_i)]^2}, \quad (6)$$

利用相对均方根误差(relative root mean square error, RRMSE)表示多元非线性回归克里金(multivariate nonlinear regression Kriging, MNRK)法和协同克里金插值法(coKriging, CoK)相对 OK 法预测精度的提高程度,计算式为

$$RRMSE_{\text{NRK/CoK}} = (RMSE_{\text{NRK/CoK}} - RMSE_{\text{OK}}) / RMSE_{\text{OK}} \times 100\%, \quad (7)$$

式中: $sdp_{\text{scv}}(s_i)$ 和 $sdp(s_i)$ 分别表示在空间位置 s_i 上的估计雪深数据和地面观测雪深数据; $RMSE_{\text{OK}}$

为普通克里金法的均方根误差; $RRMSE_{NRK/CoK}$ 和 $RMSE_{NRK/CoK}$ 分别为非线性回归克里金和协同克里金插值结果的相对均方根误差和均方根误差。

2 结果及讨论

2.1 多元非线性回归分析

2.1.1 雪深与经纬度、高程的相关性分析

通过 48 个站点雪深观测数据与经度、纬度和高程相关性分析可知(表 1),2006 年 12 月研究区雪深与高程存在较强的正相关性,相关系数为 0.414 1 ($p < 0.01$),表明地势越高,积雪越深;雪深与纬度

表 1 不同月份雪深及其影响因素的相关系数^①

Tab.1 Pearson correlation coefficients between snow depth and its influencing factors in different months

	纬度	经度	高程
12 月	-0.234 4	0.032 1	0.414 1**
1 月	-0.168 9*	-0.122 8	0.100 4

① * $p < 0.05$; ** $p < 0.01$

表 2 月均雪深的多元非线性回归模型

Tab.2 Multivariate nonlinear regression models of monthly mean snow depth

回归模型 ^①		AIC	R ²	p
12 月	$sdp = 26.803 + 0.813A^2 + 0.225O^2 + 4.99e-7E^2 - 0.86AO$	118.20	0.487	6.783e-06
1 月	$sdp = 55.938 + 1.285A^2 + 0.354O^2 - 1.360AO$	171.17	0.337	0.000 38

①sdp 为多元非线性回归模型预测的雪深; A 和 O 分别为纬度和经度; E 为高程数据。

从拟合的回归方程来看,月均雪深与经纬度、高程不存在线性关系,与经纬度的二次方及乘积、高程的二次方有关。12 月和 1 月雪深非线性回归方程的拟合决定系数分别为 0.486 8 和 0.337 1,决定系

呈负相关,相关系数为 -0.234 4,虽未达到显著水平,但在一定程度上反映出纬度相对低的地方积雪较深。2007 年 1 月雪深数据与纬度的相关系数为 -0.168 9($p < 0.05$),呈显著的负相关关系,也反映了该现象。此外,2006 年 12 月,高程对雪深具有较大的影响;在 2007 年 1 月,纬度对雪深的影响较大。

2.1.2 雪深的多元非线性回归模型

由于雪深与经度、纬度和高程关系的复杂性,构造雪深回归模型时,需要同时考虑它们之间的线性和非线性关系(多项式的最高次为二次),并以 AIC (Akaike information criterion)统计量和拟合度 R^2 来评价回归函数的优劣。如果 AIC 越小, R^2 越大,表明该回归模型越优,反之越差。

采用多元非线性逐步回归方法,根据 AIC 统计量准则,利用经纬度和高程来解释月均积雪深度的空间变异。多元非线性回归模型如表 2 所示,回归变量均通过 $p < 0.05$ 的显著性检验。

数较高,回归模型拟合效果较好。
对月平均雪深数据进行多元非线性回归分析后,利用残差图和标准残差 QQ 正态分布图(图 5)检验回归模型的正确性以及回归模型残差的正态性。

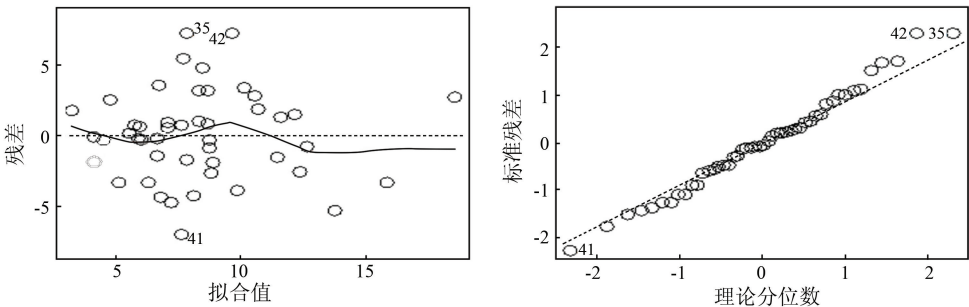


图 5 12 月的月均雪深多元非线性回归模型的残差图(左)和标准化残差的 QQ 正态分布图(右)

Fig.5 Residual plots(left) and standardized residual normal QQ plots(right) of multivariate nonlinear regression models of monthly mean snow depth in December

从图 5(左)可以看出,残差对拟合值图整体上呈现出比较平稳的模式(曲线),基本上所有的残差值都围绕着 0 这条直线(点线)上下随机分布,说明多元非线性回归曲线对站点雪深数据的拟合情况良好,即多元非线性回归模型是合理的。图 5(右)中,散点图上的点都近似落在一条直线上,可以认为回归残差近似地符合正态分布。1 月的月平均雪深数

据的多元非线性回归分析也具有类似的结果。
2.2 预测雪深的时空分析
12 月份月平均雪深数据多元非线性回归的残差变异函数见图 6(左),选用最适合的 Ste (Matern, M Stein's parameterization) 模型^[19] 拟合半变异函数,块金值为 0,基台值为 10.7,变程为 24.208 km,块基比值为 0,表明雪深数据的回归残差具有较强

的空间相关性。

1 月份月平均雪深数据回归残差拟合半变异函数(Ste 模型,图 6(右))的块金值为 0.281,基台值

为 34.693,变程为 58.222 km,块基比值为 0.81%,说明 1 月份月平均雪深数据的回归残差值也具有较

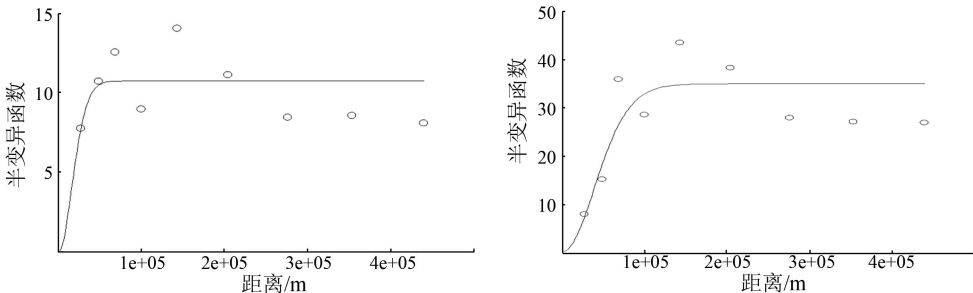


图 6 12 月(左)和 1 月(右)月平均雪深多元非线性回归模型残差的半变异函数图

Fig. 6 Semivariograms of multivariate nonlinear regression model residuals of monthly mean snow depth in December (left) and January (right)

在普通克里金插值过程中,对 12 月和 1 月的月平均雪深数据分别选用最适合的 Sph(球型)模型和 Ste 模型^[19]进行半变异函数拟合,块金值分别为 7.55 和 4.82,基台值分别为 12.25 和 44.14,块基比值为 61.63% 和 9.06%。表明 12 月雪深数据具有中等的空间相关性,而 1 月雪深数据的空间相关性较强。站点月均雪深的全局 Moran's I 统计指数也

显示 1 月份站点雪深具有更强的空间自相关性。

基于前面计算得到的变异函数模型,对月均雪深数据多元非线性回归的残差值进行普通克里金插值,并将残差插值结果和多元非线性回归模型的预测值进行空间加运算,结合 MOD10A2 雪盖数据产品进行掩模运算,最终得到北疆地区雪深的空间分布图,如图 7 所示。

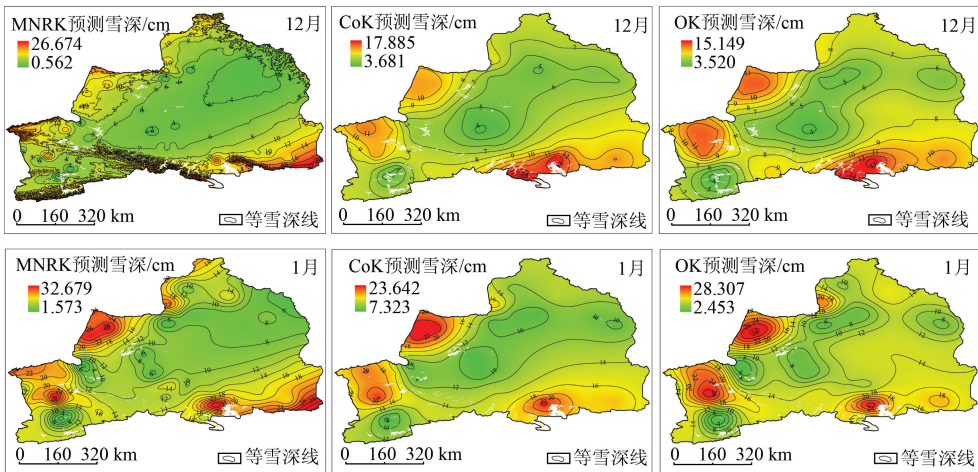


图 7 不同插值方法得到的北疆地区雪深空间分布图

Fig. 7 Spatial distribution snow depth obtained from different interpolation methods in North Xinjiang

从图 7 看出,积雪深度介于 3.52 ~ 15.149 cm 之间,在站点雪深观测数据的值域(0.56 ~ 21.32 cm)范围内。这是因为普通克里金法一定程度上对雪深数据进行了平滑,使得较深积雪数据被低估,较低积雪数据被高估。引入高程信息的协同克里金方法估计的雪深值域范围比普通克里金法更接近观测数据的值域范围。然而,协同克里金法的 1 月份雪深数据比普通克里金法的雪深数据更平滑,是因为协同克里金法引入了不显著相关的高程数据,这导致更大的误差。总体上,基于多元非线性回归克里金法预测的雪深数据的值域与观测雪深数据的值域最接

近。多元非线性回归克里金法不仅考虑了经纬度和地形对雪深的影响,而且通过残差的普通克里金插值对结果进行修正。因此,多元非线性回归克里金法雪深预测的精度更高,可呈现出更多的细节信息,积雪厚度较浅的区域主要集中在北疆中部克拉玛依中心一带和青河县附近;塔城、伊宁及乌鲁木齐周边地区和北疆东南部吉木萨尔一带雪深最大。这与北疆站点雪深局部空间聚集分析结果相似。

2.3 交叉验证结果

在进行雪深数据插值计算后,利用交叉验证方法评价插值结果的精度(图 8)。

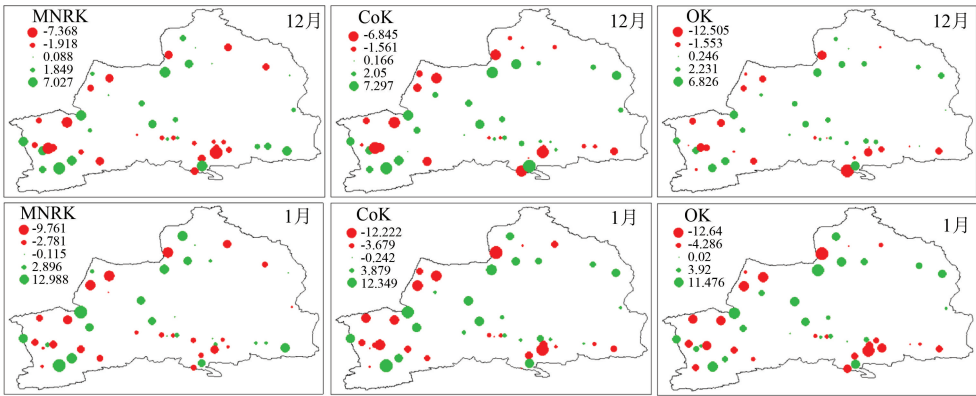


图 8 不同插值方法交叉验证误差的空间分布图

Fig.8 Spatial distribution of cross – validation errors of different interpolation methods

观测站点的雪深预测误差主要分布在 -12.6 ~ 12.99 cm 范围内。多元非线性回归克里金插值方法在整体上预测误差小于协同克里金和普通克里金插值方法。最大误差主要集中在伊宁、额敏县、裕民县和吉木乃县一带和天山大西沟周围的站点；而乌苏到石河子一带和青河县附近站点的误差相对较小。另外,研究区边界附近站点的误差较大,这是插值函数边缘效应的结果。

表 3 为多元非线性回归克里金 (MNRK)、协同克里金 (CoK) 和普通克里金 (OK) 对北疆月均雪深的预测精度的统计分析结果。

表 3 研究区月平均雪深不同插值方法预测精度评价
Tab.3 Prediction accuracy of different interpolation methods for monthly mean snow depth in study area

月份	指标	MNRK 法	CoK 法	OK 法
12 月	MAE/cm	2.515	2.678	2.768
	RMSE/cm	3.110	3.438	3.665
	RRMSE/%	-15.14	-6.19	
	R	0.692	0.604	0.527
1 月	MAE/cm	4.048	4.460	4.547
	RMSE/cm	5.292	5.672	5.559
	RRMSE/%	-4.8	2.03	
	R	0.623	0.552	0.564

由表 3 可知,多元非线性回归克里金方法的插值结果精度最高,12 月份平均绝对误差相对协同克里金和普通克里金方法减少 0.163 cm,0.253 cm;均方根误差相对减少 0.328 cm 和 0.555 cm;相对于普通克里金方法,多元非线性回归克里金和协同克里金方法对雪深的预测精度分别提高了 15.14% 和 6.19%。预测值与观测值的相关系数达到 0.692。

由 1 月份雪深插值结果可知,雪深采用多元非线性回归克里金方法预测产生的均方根误差相对普通克里金降低了 4.8%,预测值与观测值的相关系数提高了 10.46%。研究表明,多元非线性回归克里金插值方法能有效地利用多个参数的信息来提高

雪深空间分布的预测精度。然而,协同克里金插值结果的均方根误差相对普通克里金增加了 2.03%,预测值与观测值的相关系数降低了 2.13%。协同克里金方法插值结果比普通克里金方法插值结果差,这是因为雪深协同克里金插值过程中引入一个不显著相关的高程数据(雪深与高程的相关系数仅为 0.100 4,不具有统计显著性),从而造成了更大的不确定性,导致误差增大。

尽管 12 月份雪深预测均方根误差比 1 月份雪深预测均方根误差减少 2.182 cm,但由于 1 月份平均雪深要比 12 月份深 6.75 cm。整体上,1 月份雪深预测精度比 12 月份雪深预测精度高(均方根误差对平均雪深比值分别为 35.09% 和 37.33%),因为 1 月份雪深比 12 月份雪深具有更强的空间相关性。

3 结论

通过雪深空间自相关及雪深和经纬度、高程的相关分析,基于回归克里金插值理论,结合 MODIS 合成月雪盖遥感监测数据,建立了适合新疆北疆地区的多元非线性雪深回归模型 (MNRK)。使用普通克里金插值法对非线性回归模型残差进行了空间分布预测,将残差插值与 MNRK 预测值进行了空间加和掩模运算后制作了北疆地区月均雪深空间分布图。研究结论如下:

1)所用各类插值方法中,MNRK 法的雪深插值精度最高。相对协同克里金和普通克里金方法,12 月平均绝对误差分别减少 0.163 cm 和 0.253 cm;均方根误差分别减少 0.328 cm 和 0.555 cm;相对于普通克里金方法,MNRK 和协同克里金法雪深预测精度分别提高了 15.14% 和 6.19%。预测值与观测值相关系数达 0.692。

2)MNRK 法预测雪深与实测雪深数据最为接近。因 MNRK 法不仅考虑了经纬度和地形对雪深

的影响,而且通过残差普通克里金插值对 MNRK 预测结果进行了修正,使得 MNRK 插值结果在空间分布上呈现出更多细节信息。

3) 北疆地区 MNRK 月均雪深空间分布图显示,积雪较浅区主要集中在北疆中部克拉玛依中心一带和青河县附近;塔城、伊宁及乌鲁木齐周边地区和北疆东南部吉木萨尔一带雪深最大;多雪区具有沿山脉分布特征,这与王秋香等^[20]利用 EOF 生成的北疆最大雪深空间分布特征吻合;与杨青等^[21]利用梯度距离平方反比法插值得到的海拔 $\geq 1\,500\text{ m}$ 天山山区最大雪深量值一致;与刘艳等^[14]考虑高程信息的协同克里金插值得到的北疆雪深空间分布类似。因 MNRK 考虑了经纬度对雪深的影响,插值结果优于协同克里金插值结果。北疆地区特殊的地形特征,包括 2 大山脉和 1 个盆地,其环境因素、气候条件等不一样,分区进行拟合回归方程会提高积雪空间分布的预测精度。

4) MNRK 法仅考虑了经纬度和高程与雪深的非线性关系,气温和降雪量等气象影响因子未引入模型,致使 MNRK 拟合决定系数不高。同时,遥感反演降雪分布这类空间区域数据,在山区等地形复杂地区具有很大的不确定性,因此,MNRK 雪深预测方法在部分区域还存在较大误差。

志谢:感谢中国气象局乌鲁木齐沙漠气象研究所提供站点雪深数据。

参考文献 (References):

[1] 李江风. 新疆气候[M]. 北京:气象出版社,1991.
Li J F. Climate of Xinjiang[M]. Beijing: China Meteorological Press,1991.

[2] Huang X D, Liang T G, Zhang X T, et al. Validation of MODIS snow cover products using Landsat and ground measurements during the 2001 – 2005 snow seasons over northern Xinjiang, China[J]. International Journal of Remote Sensing, 2011, 32(1): 133 – 152.

[3] Liang T G, Huang X D, Wu C X, et al. An application of MODIS data to snow cover monitoring in a pastoral area: A case study in Northern Xinjiang, China[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(4): 1514 – 1526.

[4] 侯小刚. 基于多源数据的阿勒泰地区积雪深度研究[D]. 新疆:新疆师范大学,2013.
Hou X G. Study of Snow Depth Based on Multi – Source Data About Aletai Area[D]. Xinjiang: Xinjiang Normal University, 2013.

[5] 白淑英,史建桥,沈渭寿,等. 近 30 年西藏雪深时空变化及其对气候变化的响应[J]. 国土资源遥感,2014,26(1): 144 – 151. doi:10.6046/gtzyyg. 2014. 01. 25.
Bai S Y, Shi J Q, Shen W S, et al. Spatial – temporal variation of

snow depth in Tibet and its response to climatic change in the past 30 years[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2014, 26(1): 144 – 151. doi:10.6046/gtzyyg. 2014. 01. 25.

[6] Wang X W, Xie H J, Liang T G. Evaluation of MODIS snow cover and cloud mask and its application in Northern Xinjiang, China[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(4): 1497 – 1513.

[7] 卢新玉,王秀琴,崔彩霞,等. 基于 AMSR – E 的北疆地区积雪深度反演[J]. 冰川冻土,2013,35(1): 40 – 47.
Lu X Y, Wang X Q, Cui C X, et al. Snow depth retrieval based on AMSR – E data in Northern Xinjiang Region, China[J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2013, 35(1): 40 – 47.

[8] Dai L Y, Che T, Wang J, et al. Snow depth and snow water equivalent estimation from AMSR – E data based on a priori snow characteristics in Xinjiang, China[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 127: 14 – 29.

[9] 徐倩,刘志辉,房世峰. 融雪期积雪深度高光谱反演方法研究[J]. 光谱学与光谱分析,2013,33(7): 1927 – 1931.
Xu Q, Liu Z H, Fang S F. Retrieval method for estimating snow depth using hyperspectral data in snowmelt period[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(7): 1927 – 1931.

[10] McCreight J L, Slater A G, Marshall H P, et al. Inference and uncertainty of snow depth spatial distribution at the kilometre scale in the Colorado Rocky Mountains: The effects of sample size, random sampling, predictor quality, and validation procedures[J]. Hydrological Processes, 2014, 28(3): 933 – 957.

[11] Erxleben J, Elder K, Davis R. Comparison of spatial interpolation methods for estimating snow distribution in the Colorado Rocky Mountains[J]. Hydrological Processes, 2002, 16(18): 3627 – 3649.

[12] Balk B, Elder K. Combining binary decision tree and geostatistical methods to estimate snow distribution in a mountain watershed[J]. Water Resources Research, 2000, 36(1): 13 – 26.

[13] López – Moreno J I, Nogués – Bravo D. A generalized additive model for the spatial distribution of snowpack in the Spanish Pyrenees[J]. Hydrological Processes, 2005, 19(16): 3167 – 3176.

[14] 刘艳,阮惠华,张璞,等. 利用 MODIS 数据研究天山北麓 Kriging 雪深插值[J]. 武汉大学学报:信息科学版,2012,37(4): 403 – 405.
Liu Y, Ruan H H, Zhang P, et al. Kriging interpolation of snow depth at the north of Tianshan Mountains assisted by MODIS data[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2012, 37(4): 403 – 405.

[15] 冯学智,柏延臣,史正涛,等. 北疆地区积雪深度的克里格内插估计[J]. 冰川冻土,2000,22(4): 358 – 361.
Feng X Z, Bo Y C, Shi Z T, et al. Snow depth in North Xinjiang region estimated by Kriging interpolation[J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2000, 22(4): 358 – 361.

[16] 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.

[17] 崔彩霞,杨青,王胜利. 1960—2003 年新疆山区与平原积雪长期变化的对比分析[J]. 冰川冻土,2005,27(4): 486 – 490.
Cui C X, Yang Q, Wang S L. Comparison analysis of the long – term variations of snow cover between mountain and plain areas in

Xinjiang region from 1960 to 2003 [J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2005, 27(4): 486 – 490.

[18] Getis A, Ord J K. The analysis of spatial association by use of distance statistics [J]. Geographical Analysis, 1992, 24(3): 189 – 206.

[19] Paul Hiemstra. Automatic interpolation package [EB/OL]. (2013 – 08 – 29) [2014 – 05 – 20]. <http://cran.r-project.org/web/packages/automap/automap.pdf>.

[20] 王秋香, 魏文寿, 王金明. 新疆北疆最大积雪深度 EOF 展开场的时间变化规律 [J]. 冰川冻土, 2008, 30(2): 244 – 249.

Wang Q X, Wei W S, Wang J M. Temporal variation of the maximum snow cover depth in north Xinjiang derive from EOF [J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2008, 30(2): 244 – 249.

[21] 杨青, 崔彩霞, 孙除荣, 等. 1959—2003 年中国天山积雪的变化 [J]. 气候变化研究进展, 2007, 3(2): 80 – 84.

Yang Q, Cui C X, Sun C R, et al. Snow cover variation during 1959 – 2003 in Tianshan Mountains, China [J]. Advances in Climate Change Research, 2007, 3(2): 80 – 84.

Mapping of monthly mean snow depth in Northern Xinjiang using a multivariate nonlinear regression Kriging model based on MODIS snow cover data

XU Jianhui¹, SHU Hong¹, LI Yang²

(1. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China; 2. Institute of Desert Meteorology, CMA, Urumqi 830002, China)

Abstract: To accurately map the spatial – temporal variability of snow depth in Northern Xinjiang, the authors analyzed the spatial autocorrelation of monthly mean snow depths of 48 meteorological stations from December 2006 to January 2007, and investigated the relationship between snow depth, longitude, latitude and elevation. A multivariate nonlinear regression Kriging (MNRK) model based on the MODIS snow cover data is proposed to predict the spatial patterns of monthly mean snow depth. Relative to the ordinary Kriging (OK) and CoKriging with elevation (CoK) as covariate, the relative root mean square error (RRMSE) of predicted snow depth decreased by 15.14% and 9.54% in December, and decreased by 4.8% and 6.7% in January. The comparative results show that the MNRK method outperforms the other two methods. Integrating more information related to snow depth, the MNRK method is more efficient in capturing more spatial details of snow depth which varies with longitude, latitude and elevation. The CoK method without significantly correlated covariate produces worse results than the OK method.

Keywords: snow depth; MODIS snow cover; elevation; multivariate nonlinear regression Kriging (MNRK)

第一作者简介: 许剑辉 (1984 –), 男, 博士研究生, 主要从事时空统计与数据同化研究。Email: xujianhui306@163.com。

通信作者: 舒红 (1970 –), 男, 教授, 主要从事时空统计、数据同化和环境变化遥感研究。Email: shu_hong@whu.edu.cn。

(责任编辑: 邢宇)