

引用格式:李叶,张艳红,陈子琦,刘兆礼.中高纬度山区气温空间化的方法比较研究——以大兴安岭北麓为例[J].山地学报,2021,39(2):174-182.

LI Ye, ZHANG Yanhong, CHEN Ziqi, LIU Zhaoli. Comparative study on spatialization methods of air temperature in middle and high latitude mountainous areas: a case study of northern foot of the Daxing'anling Mountains [J]. Mountain Research, 2021, 39(2):174-182.

中高纬度山区气温空间化的方法比较研究 ——以大兴安岭北麓为例

李叶¹,张艳红¹,陈子琦^{1,2},刘兆礼^{2*}

(1. 吉林大学 地球探测科学与技术学院, 长春 130026; 2. 中国科学院 东北地理与农业生态研究所, 长春 130012)

摘要: 为比较和探讨中高纬度山区多种气温空间插值方法的精度及适用性,本文利用大兴安岭山脉北段及其周边区域气象站点实测气温数据,以平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE)作为评价指标对六种气温空间插值方法进行精度比较。研究表明:(1)反距离权重插值法(IDW)、普通克里金插值法(OK)、样条函数插值法(Spline)三种传统的气温插值方法只能粗略反映气温要素的空间分布状况,不适合气象站点稀少而地形起伏较大的区域。(2)BP神经网络(MAE:0.62℃~1.43℃,RMSE:0.84℃~2.02℃)和线性回归+残差内插的空间插值算法(MAE:0.61℃~1.55℃,RMSE:0.82℃~2.30℃)优于常规的插值方法,且BP神经网络算法能较好地反映研究区地形的高低变化以及山脉的走向。(3)在一天中的12:00—22:00时间段内,六种气温空间插值方法的插值精度与插值效果都不理想。对比六种气温空间插值方法表明,BP神经网络算法对研究区气温空间模拟效果最好,且插值效果与训练样本数量成正比。本文可为中高纬度山区气温空间化研究提供参考。

关键词: 气温;空间插值;多元线性回归;BP神经网络;适用性;大兴安岭

中图分类号: P942

文献标志码: A

气候是人类生存与物质生产的重要环境条件和自然资源。气象数据是气候学、生态学和地理学等研究模型的基础资料^[1-2]。气象数据的获取主要来自气象站点的直接观测^[3]。在气象站点数量稀少、分布不均的高山区域,气象数据的观测难度大,限制了基于原位气象数据有关的科学研究^[4]。为了掌握地域内更大范围的温度特征,对已观测的气温数据进行气温空间插值是常用手段。

气温空间插值是基于某一区域内气象站点观测的气温数据,获得气温区域分布规律,并对该区域周围的气温进行估计^[5]。常用的气温空间插值方法

有反距离权重插值法(Inverse Distance Weighting, IDW)^[6]、普通克里金插值法(Ordinary Kriging, OK)^[7-8]、样条函数插值法(Spline with Tension, Spline)^[9]等。IDW算法简便,应用比较广泛,其缺点是未考虑气温分布的空间异质性特征;OK算法能进行最佳线性无偏估计,但空间变异分析需要人工判断和分析,受人为主观影响大;Spline算法虽然使拟合点更接近样本点,但不能估计结果的误差^[10]。为了避免气温空间插值受到地形起伏的影响,已有研究^[11-13]采用多元回归模型在数字高程模型的基础上,将平均气温与经度、纬度等要素相关

收稿日期(Received date):2019-11-10;改回日期(Accepted date):2021-03-02

基金项目(Foundation item):国家重点研发计划子课题(2016YFC0500204)[National Key R&D Program of China(2016YFC0500204)]

作者简介(Biography):李叶(1997-),女,黑龙江伊春人,硕士研究生,主要研究方向:地理空间建模与应用。[LI Ye(1997-), female, born in Yichun, Hei Longjiang province, M. Sc. candidate, research on geographical modeling building]E-mail: 676954779@qq.com

* 通讯作者(Corresponding author):刘兆礼(1964-),男,博士,教授,主要研究方向:生态遥感尺度变换。[LIU Zhaoli(1964-), male, Ph. D., professor, specialized in ecological remote sensing scale transformation]E-mail: liuzhaoli@neigae.ac.cn

联。人工神经网络 (Artificial Neural Network, ANN) 是一种非线性知识处理系统,其中 BP 神经网络算法 (Error Back Propagation, BP) 应用最为广泛^[14]。BP 神经网络算法能够极好地应用于日平均气温的短期预测^[15],与 DEM 内插相比,不需要传统的内插拟合函数^[16]。廖顺宝^[17]等采用 BP 神经网络算法对多年平均气温进行空间栅格化,其插值效果改善显著。但其缺点是学习效率较低,易陷入局部极小值。

关于中高纬度地区气温空间插值方法的研究已有很多。例如,对陕西省月平均气温空间插值方法进行研究^[5];对比和分析海拔高度对四川省多年平均气温空间分布的影响^[18];基于 GIS 的气象要素差插值方法比较研究^[19]。已有研究对全国气象要素的空间插值应用具有一定的参考意义,为了提高气温要素的插值精度和空间展布效果,本文在考虑纬度、经度、地形起伏的基础上旨在研究适合地形起伏明显、气象站点稀少且面积广大地域下的逐时气温空间插值模型。基于此,本文选择大兴安岭北麓为研究区域,采用六种气温空间插值模型对气温数据进行插值对比分析。

1 数据源与预处理

1.1 研究区概况

本文以大兴安岭山脉北段及其周边区域为研究区(图 1),行政区划包括黑龙江省大兴安岭地区、黑河市、齐齐哈尔市以及内蒙古自治区的呼伦贝尔市,总面积 45.8 万 km²。大兴安岭山脉呈东北—西南走向,是松辽平原与内蒙古高原的分界线,平均海拔约 1000 ~ 1600 m,最高处达 2000 m。山脉东部陡峭险峻,西部较为缓和,向西顺势没入内蒙古高原;北部山体较为浑圆,发育有面积较大的山间盆地,人类活动强度较低,生态调节功能显著,森林覆盖率达 60%,是气温变化与模拟研究的理想场所。

1.2 数据来源

本文研究所采用的气象数据来自黑龙江省大兴安岭、黑河市、齐齐哈尔市以及内蒙古自治区呼伦贝尔市内的 47 个常规气象观测站,研究期为 2018 年 4 月 12 日至 5 月 1 日。

本研究选取 36 个气象站点用于建模,选取 11

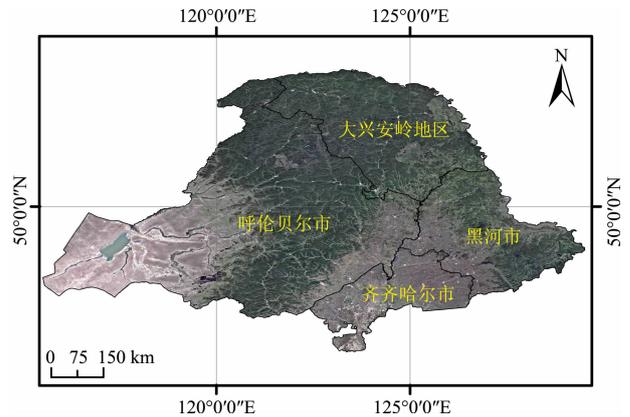


图 1 研究区域图

Fig. 1 Location map of the study area

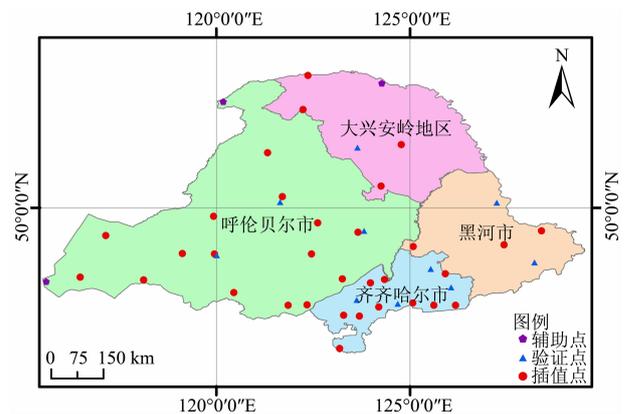


图 2 气温站点观测图

Fig. 2 Temperature stations of the study area

个气象站点进行验证(图 2),人为添加三个辅助点。为消除空间尺度上地形因素(高程、坡度和坡向)对气温插值产生的干扰,从遥感影像与原始数字高程模型 DEM 中提取坡度、坡向等信息,并生成插值点和验证点。

1.3 数据预处理

根据气温数据空间化,将试验区内站点数据分为建模、验证和辅助数据。IDW、OK、Spline 三种传统插值方法基于 Arc GIS 软件生成气温点状图;MLR (Multiple Linear Regression, MLR) 算法基于 DEM 的插值方法在 SPSS 软件中建立多元线性回归方程;MLR + RI (Residual Interpolation, RI) 算法在多元线性回归方程的基础上计算残差并采用 IDW 进行空间内插;BP 神经网络插值算法基于 Matlab 对气温数据进行网络训练和预测。不同于三种传统的气温空间差值方法,MLR 算法、MLR + RI 算法、BP 神经网络插值算法需要根据研究区域特征,在 Arc

GIS 软件中生成 $1\text{ km} \times 1\text{ km}$ 的网格与温度值。

2 气温空间化方法与精度评价

2.1 常规插值方法

2.1.1 反距离权重算法 (Inverse Distance Weighting, IDW)

反距离权重法 (IDW) 是基于一组采样点的线性权重组合对未知点的值进行估算, 并假设未知点的计算值与距离成正比, 即受权重影响。IDW 插值法主要是基于反距离的幂值, 幂参数可以根据距估值点的距离来决定控制点对内插值的影响大小, 计算公式为:

$$Z = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{1}{(D_i)^p} Z_i}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{(D_i)^p}} \quad (1)$$

式中, Z 为气温估计值; Z_i 为控制点 i 的气温值; D_i 为控制点 i 与估值点之间的距离; n 为在运算中所用到的控制点数量; r 为确定的幂 (默认值是 2)。

2.1.2 普通克里金算法 (Ordinary Kriging, OK)

普通克里金算法 (OK) 假定采样点之间的距离或方向与表面变化具有空间相关性, 旨在某一特定区域中将原始数据和变异函数进行位置样本无偏估计^[20]。与 IDW 插值法原理相似, OK 算法也是利用待估点附近控制点的值进行加权来计算待估点的值, 其计算公式为:

$$Z(S_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(s_i) \quad (2)$$

式中, $Z(S_0)$ 为要估计的栅格值; $Z(s_i)$ 为第 i 个控制点的气温观测值; λ_i 为第 i 个控制点的权重。

2.1.3 张力样条函数算法 (Spline with Tension, Spline)

张力样条函数算法 (Spline) 是利用最小化表面总曲率的数学函数来估计值, 将特征点与多项式拟合产生输入点的平滑曲面^[21], 计算公式为:

$$Z = \sum_{i=1}^n A_i d_i^2 \log d_i + a + bx + cy \quad (3)$$

式中, Z 为气温估计值; d_i 为待插值点到第 i 个控制点的距离; $\sum_{i=1}^n A_i d_i^2 \log d_i$ 为最小化表面曲率; $a + bx + cy$ 为气温局部趋势; x, y 为待插值点坐标; A_i, a, b, c 为方程系数; n 为插值控制点的数量^[22]。

2.2 基于 DEM 的插值方法

2.2.1 多元线性回归算法 (Multiple Linear Regression, MLR)

在回归分析中, 若有两个或多个自变量表现线性关系时, 称为多元线性回归。气温插值精度易受到地域分布规律的影响, 因此在对气温进行空间插值时, 将经纬度、坡度、坡向等作为自变量, 从而建立因变量为温度的多元线性回归方程。多元线性回归使用最小二乘法对样本数据集进行最佳的直线拟合并做出分析和预测, 其公式为^[23]:

$$Z = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + b_3 x_3 + \dots + b_k x_k \quad (4)$$

式中, Z 为气温估计值; $x_i (i = 1, 2, \dots, k)$ 为自变量的已知值; $b_i (i = 1, 2, \dots, k)$ 为偏回归系数; b_0 为常数, 在回归模型上也称作截距; k 为自变量的数目。

2.2.2 多元线性回归 + 残差内插算法 (MLR + RI)

多元线性回归法是一种非精确的插值方法, 在采用最小二乘法计算之后气象观测站点的预测值与实际数据之间通常会有些许的偏差, 称之为残差^[24]。处理回归残差时一般选用传统的空间插值方法 (如反权重距离插值法) 进行二次空间插值, 并将残差加入到回归方程中对回归预测结果加以修正, 这就使得多元线性回归这一非精确的空间插值模型升级为一种精确的插值^[25]。多元线性回归方程 + 残差内插的通用公式为:

$$Z = Z' + E = f(x_1, x_2, \dots) + \varepsilon = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \dots + \varepsilon \quad (5)$$

式中, Z 为气温估计值; $Z' = f(x_1, x_2, \dots)$ 为温度趋势项; ε 为残差, 即预测气温与实际气温的差值。

2.3 BP 神经网络算法

人工神经网络 (Artificial Neural Network, ANN) 通过效仿人类大脑的结构和思维方式并采用物理元件和计算机来模仿生物体神经网络的一些特定的功能和结构。误差反向传播 (Back Propagation, BP) 算法在 ANN 众多算法中是最有效也是最活跃的方法。多阶层前馈神经网络及误差反向传播学习算法 (简称为 BP 网络) 是利用非线性可微分函数来进行权值训练的多层网络, 由输入层、隐含层及输出层组成。BP 神经网络训练中常用的传输函数是 sigmoid 函数^[26], 即 S 型函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (0 < f(x) < 1, x \in R) \quad (6)$$

2.4 空间精度评价

本文采用实际验证的方法进行精度检验,将气象数据分为建模样本数据与验证数据,利用验证数据的实际观测值与建模样本数据的插值结果进行对比^[27]。以平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 和均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 作为评价依据,MAE 与 RMSE 越小,精度越高。MAE 能够体现气温要素估算值的整体误差大小和精度水平, RMSE 则可以体现气温要素估算值的敏锐度和极值效应^[10,28]。其计算公式分别为:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n abs(T_{oi} - T_{ei}) \quad (14)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (T_{oi} - T_{ei})^2} \quad (15)$$

式中, T_{oi} 和 T_{ei} 为第 i 个气象观测站点测得气温的实际值和估算值; n 为实际气象站点的数目; $abs()$ 为绝对值。

3 插值效果检验

本文用不同的插值方法来对气温空间化进行比较,相关分析结果见表 1。

3.1 不同插值方法的精度比较

验证结果表明,三种传统的气温空间插值方法对

于地形起伏较大、气象站点稀少且面积广大的大兴安岭山脉北段地区气温空间展布模拟精度较低, MAE 为 $0.70\text{ }^{\circ}\text{C} \sim 2.11\text{ }^{\circ}\text{C}$, RMSE 为 $0.85\text{ }^{\circ}\text{C} \sim 2.39\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。

单纯采用 MLR 算法进行气温插值其误差检验结果并不理想,其 MAE 为 $1.02\text{ }^{\circ}\text{C} \sim 2.34\text{ }^{\circ}\text{C}$, RMSE 为 $1.44\text{ }^{\circ}\text{C} \sim 2.72\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。MLR + RI 较三种传统的气温插值模型在插值精度上有显著提高, MAE 为 $0.61\text{ }^{\circ}\text{C} \sim 1.55\text{ }^{\circ}\text{C}$, RMSE 为 $0.82\text{ }^{\circ}\text{C} \sim 2.30\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。BP 神经网络插值算法较 MLR + RI 算法在插值精度上相差不大,其 MAE 为 $0.62\text{ }^{\circ}\text{C} \sim 1.43\text{ }^{\circ}\text{C}$, RMSE 为 $0.84\text{ }^{\circ}\text{C} \sim 2.02\text{ }^{\circ}\text{C}$,整体上看 BP 神经网络插值算法在插值精度上相对稳定。

3.2 不同时段插值误差比较

比较研究区六种气温空间插值算法一天内的精度变化发现(图 3、图 4),六种插值算法在一天中的 10:00—12:00 时间段内 MAE 和 RMSE 都明显增大,要比其他时间段大 $0.5\text{ }^{\circ}\text{C} \sim 1.5\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。原因在于试验区地形复杂并且地势起伏较大,受经纬度和地形影响夜间降温趋势存在差别。

3.3 气温栅格化分析

基于六种空间插值模型随机选取 2018 年 5 月 1 日 03:00 数据制作试验区的气温分布图(见图 5)。发现三种常规插值算法只能表现试验区气温

表 1 不同插值模型逐时气温精度实际验证结果

Tab. 1 Actual results of hourly temperature accuracy verification by different interpolation models

时刻	IDW		OK		Spline		MLR		MLR + RI		BP	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE
0:00	0.92	0.80	0.89	0.76	0.93	1.09	1.20	1.44	0.86	1.07	0.97	1.14
2:00	1.43	1.32	1.07	1.33	1.25	1.26	1.24	1.75	1.00	1.56	0.84	1.03
4:00	0.12	0.92	0.90	0.93	0.89	0.85	1.25	1.54	0.94	1.09	0.87	1.05
6:00	1.29	1.46	1.02	1.18	0.99	1.18	1.21	1.44	0.97	1.42	0.82	1.04
8:00	0.95	0.97	0.89	1.09	0.78	0.77	1.14	1.45	0.85	1.30	0.78	1.07
10:00	0.82	0.94	0.73	0.86	0.81	0.75	1.02	1.18	0.61	0.82	0.62	0.84
12:00	1.40	1.58	1.45	1.61	1.31	1.43	1.58	1.91	1.16	1.52	1.15	1.36
14:00	1.42	1.80	1.26	1.66	1.28	1.55	1.58	2.04	1.25	1.75	1.32	1.46
16:00	1.75	2.01	1.83	2.09	1.83	2.10	1.84	2.34	1.49	1.93	1.43	1.84
18:00	1.87	2.24	1.93	2.22	1.75	2.04	2.02	2.56	1.55	2.30	1.41	1.97
20:00	2.11	2.40	2.08	2.39	1.95	2.32	2.34	2.72	1.45	2.27	1.39	2.02
22:00	1.89	2.12	1.82	2.00	1.83	1.93	1.95	2.37	1.49	2.06	1.34	1.58

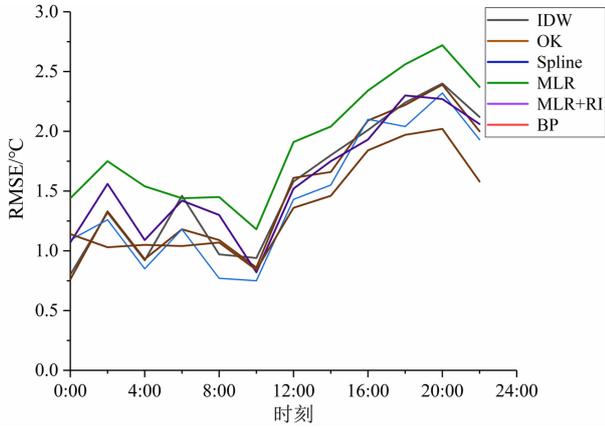


图3 六种气温空间插值方法在一天的 MAE 变化图

Fig. 3 MAE diagram of six temperature spatial interpolation methods in one day

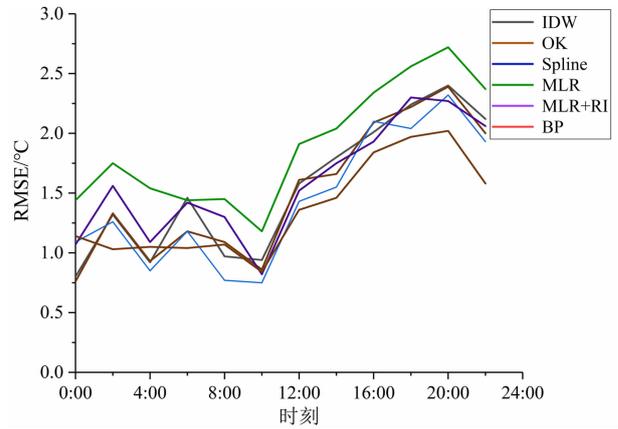


图4 六种气温空间插值方法在一天的 RMSE 变化图

Fig. 4 RMSE diagram of six temperature spatial interpolation methods in one day

大致的变化趋势,且呈现出明显的“牛眼”现象,空间展布效果较为粗略,细节表现较差,但能够较好地表现气温的极值区域。MLR 插值方法较好地反应出中部山区气温分布微小的变化特征,但对于南部气温较低区域的表现效果不够好。MLR + RI 算法能够表现地形的高低起伏导致的气温差异,且气温异常区域通过残差修正后也有较好的表现效果。BP 人工神经网络插值算法较好地反映气温空间分布的整体趋势,但对于试验区中部高海拔山区及南部气温较低区域的表现效果不太理想,实际气温的高低变化反应不明显。

3.4 不同数量训练样本下的 BP 神经网络插值效果对比

由于 BP 神经网络算法对研究区气温空间模拟

效果较好,但对于无插值点的中海拔山地地区的模拟效果较差。为探索 BP 神经网络算法与样本数量之间的关系,本文将样本数量分别设置为 24 个与 47 个(图 6)。比较发现,少量训练样本下的 BP 神经网络算法的 MAE 为 1.52 °C ~ 1.97 °C, RMSE 为 1.69 °C ~ 2.73 °C,少量训练样本的插值精度与空间展布效果较差,训练样本越多,插值精度越高。

4 讨论

气温空间插值的精度主要受两方面因素影响,一是空间插值方法的模型误差,如不同研究区空间

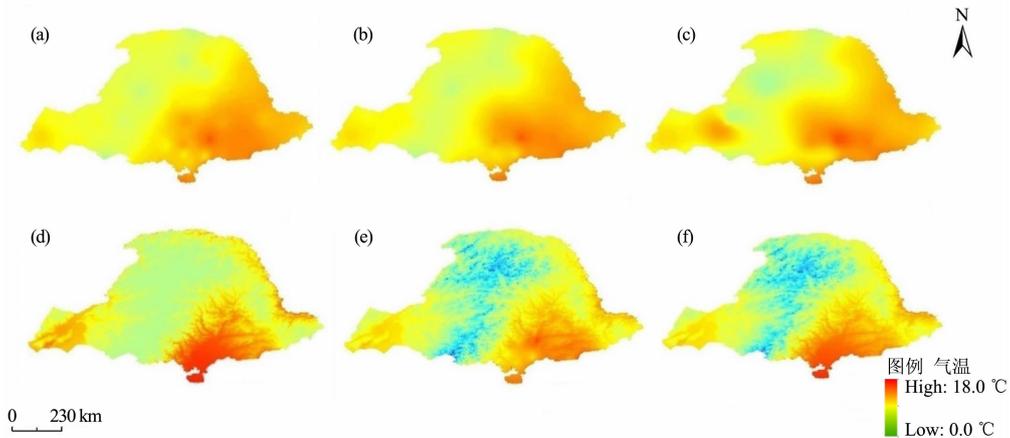


图5 2018年5月1日03:00气温插值效果图:

(a) IDW 算法; (b) OK 算法; (c) Spline 算法; (d) MLR 算法; (e) MLR + RI 算法; (f) BP 算法

Fig. 5 Interpolation rendering of air temperature at 3:00 on May 1, 2018;

(a) IDW algorithm; (b) OK algorithm; (c) Spline algorithm; (d) MLR algorithm; (e) MLR + RI algorithm; (f) BP algorithm

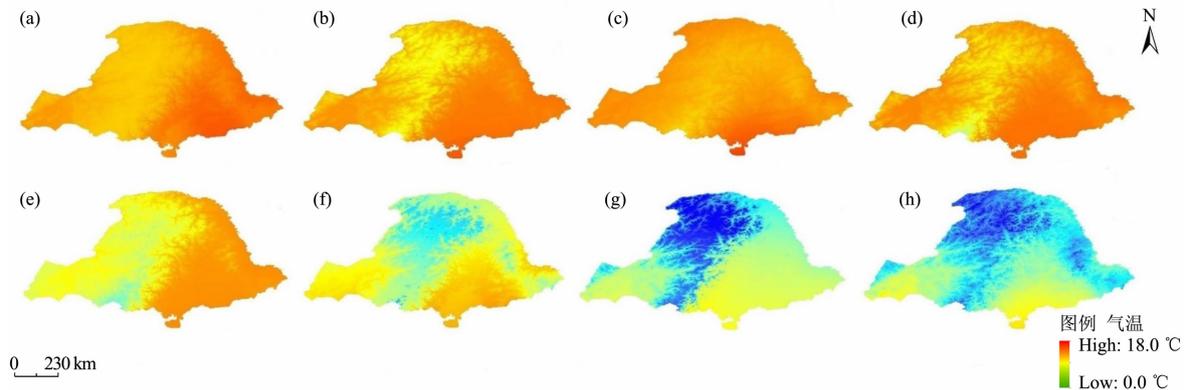


图6 不同数量训练样本下的插值效果比较图：

(a)、(b) 分别为 24 个和 47 个样本的 04:00 气温分布图；(c)、(d) 分别为 24 个和 47 个样本的 08:00 气温分布图；
(e)、(f) 分别为 24 个和 47 个样本的 12:00 气温分布图；(g)、(h) 分别为 24 个样本的 16:00 气温分布图

Fig. 6 Comparison of interpolation effects of different numbers of training samples: (a)、(b) 24 and 47 samples at 4:00 am, respectively; (c)、(d) 24 and 47 samples at 8:00; (e)、(f) 24 and 47 samples at 12:00; (g)、(h) 24 and 47 samples at 16:00

插值方法的选择以及插值参数的设置等；二是外界因素对气温插值产生的影响，如海拔高度、经纬度、可供插值的气象站数量及空间分布状况等^[3]。

本文采用六种不同的气温空间插值算法旨在开展中高纬度气温空间化的方法对比分析。研究表明：传统的气温空间插值算法，虽然理论和方法较为成熟，但对气温的模拟效果不理想，相对误差较大；基于 DEM 的气温空间插值算法通过修证法可以提高模拟精度；MLR + RI 算法对气温异常区域有较好的表现效果；BP 神经网络算法空间精度较高，既能反映整体气温分布状况，也能灵敏模拟部分异常气温，且训练样本越多，插值精度越高。本研究虽将经度、纬度等地理因子与气温空间插值结合，提高了插值精度，但仍未达到高精度的要求。主要原因是：一方面逐小时气温要素空间分布的不稳定性较大，导致气温空间展布结果的不确定性大；另一方面，大兴安岭山脉的高海拔区域气温，未严格遵循气温直减率，其山顶与山脚的气温差值约有 2℃。

5 结论

本文选取大兴安岭山脉北麓作为研究区，利用六种气温空间化算法对 2018 年 4 月 12 日至 5 月 1 日逐小时气温数据进行气温空间插值，以 MAE 和 RMSE 为评价依据，将插值结果进行对比分析，得出结论如下：

(1) IDW、OK、Spline 三种传统的气温空间插值算法对地形复杂多变、海拔梯度明显、气象站点稀少且分布不均的大兴安岭北麓区域气温模拟精度并不高，空间展布形态也不理想，只能大致反映气温要素的空间分布状况。

(2) 在插值精度上，MLR + RI 和 BP 神经网络算法优于其他五种气温空间插值方法，MLR + RI 算法的 MAE 为 0.61℃ ~ 1.55℃，RMSE 为 0.82℃ ~ 2.30℃，其对气温异常区域有较好的表现效果；BP 神经网络算法的 MAE 为 0.62℃ ~ 1.43℃，RMSE 为 0.84℃ ~ 2.02℃，其可以很好地反映出研究区地形的高低变化以及山脉的走向，且插值效果与训练样本数量成正比。

(3) 由于不同纬度和海拔地区的降温幅度有较大差别，在一天中的 12:00—22:00 时间段内，六种气温插值算法的插值精度与插值效果都不理想，增强了气温要素空间分布的不稳定性。

参考文献 (References)

- [1] 刘志红, LI Lingtao, MCVICAR TR, 等. 专用气候数据空间插值软件 ANUSPLIN 及其应用[J]. 气象, 2008, 34(2): 92 - 100.
[LIU Zhihong, LI Lingtao, MCVICAR T R, et al. Introduction of the professional interpolation software for meteorology data: ANUSPLIN [J]. Meteorological Monthly, 2008, 34(2): 92 - 100] DOI:10.7519/j.issn.1000-0526.2008.2.013
- [2] LI Zhi, ZHENG Fenli, LIU Wenzhao, et al. Spatially downscaling GCMs outputs to project changes in extreme precipitation and temperature events on the Loess Plateau of China during the 21st

- century [J]. *Global and Planetary Change*, 2012(82-83). DOI: 10.1016/j.gloplacha.2011.11.008.
- [3] 易桂花,张廷斌,何奕萱,等. 四种气温空间插值方法适用性分析[J]. 成都理工大学学报(自然科学版),2020,47(1):115-128. [YI Guihua, ZHANG Tingbin, HE Yixuan, et al. Applicability analysis of four spatial interpolation methods for air temperature [J]. *Journal of Chengdu University of Technology (Science & Technology Edition)*, 2020,47(1):115-128] DOI: 10.3969/j.issn.1671-9727.2020.01.11
- [4] 海日古丽·纳麦提,玉素甫江·如素力,玛地尼亚提·地里夏提,等. ERA-Interim 和 GHCN-CAM 再分析气温数据在天山山区的适应性分析[J]. 山地学报,2019,37(4):613-621. [HAIRIGULI Namaiti, YUSUFUJIANG Rusuli, MADINIYATI Dilixiati, et al. Adaptability analysis of ERA-Interim and GHCN-CAM reanalyzed data temperature values in Tianshan Mountains area, China [J]. *Mountain Research*, 2019,37(4):613-621] DOI:10.16089/j.cnki.1008-2786.000452
- [5] 马秀霞,黄领梅,沈冰. 陕西省月平均气温空间插值方法研究[J]. 水资源与水工程学报,2017,28(5):100-105. [MA Xiuxia, HUANG Lingmei, SHEN Bing. Study on spatial interpolation method of monthly mean temperature in Shaanxi Province [J]. *Journal of Water Resources and Water Engineering*, 2017,28(5):100-105] DOI:10.11705/j.issn.1672-643X.2017.05.17
- [6] BARTIER P M, KELLER C P. Multivariate interpolation to incorporate thematic surface data using Inverse Distance Weighing (IDW) [J]. *Computers & Geosciences*, 1996, 22(7): 795-799. DOI: 10.1016/0098-3004(96)00021-0
- [7] HOLDAWAY M R. Spatial modeling and interpolation of monthly temperatures using kriging [J]. *Climate Research*, 1996, 6(3): 215-225. DOI:10.3354/cr006215
- [8] HUDSON G, WACKERNAGEL H. Mapping temperatures using kriging with external drift: Theory and an example from Scotland [J]. *International Journal of Climatology*, 1994, 14(1): 77-91. DOI: 10.1002/joc.3370140107.
- [9] LUO Z, WAHBA G, JOHNSON D R. Spatial-temporal analysis of temperature using smoothing spline ANOVA [J]. *Journal of Climate*, 1998, 11(1): 18-28.
- [10] 杨艳昭,郎婷婷,张超,等. 基于 GIS 的“一带一路”地区气温插值方法比较研究[J]. 地球信息科学学报,2020,22(4):867-876. [YANG Yanzhao, LANG Tingting, ZHANG Chao, et al. Comparative study of different temperature interpolation methods in the Belt and Road regions based on GIS [J]. *Journal of Geo-information Science*, 2020,22(4):867-876] DOI:10.12082/dqxxkx.2020.200060
- [11] 王铁男,范永刚,李兄莲. 基于地形因素插值分析内蒙古敖汉旗气温要素分布[J]. 北京农业,2016(4):148-150. [WANG Tienan, FAN Yonggang, LI Xionglian. Analysis of temperature factor distribution in Aohan Banner, Inner Mongolia based on topographic factor interpolation [J]. *Beijing Agriculture*, 2016(4):148-150] DOI:10.3969/j.issn.1000-6966.201601.084
- [12] 石大明,姜忠宝,张晨琛. 吉林省站点气象要素精细化插值方法研究[J]. 气象灾害防御,2015,22(4):36-38. [SHI Daming, JIANG Zhongbao, ZHANG Chenchen. Research on the refined interpolation method of meteorological elements in stations in Jilin Province [J]. *Meteorological Disaster Prevention*, 2015, 22(4):36-38] DOI:10.3969/j.issn.1006-5229.2015.04.010
- [13] 白红英,马新萍,高翔,等. 基于 DEM 的秦岭山地 1 月气温及 0℃等温线变化[J]. 地理学报,2012,67(11):1443-1450. [BAI Hongying, MA Xinping, GAO Xiang, et al. Variation in January temperature and 0℃ isothermal curve in Qinling Mountains based on DEM [J]. *Acta Geographica Sinica*, 2012,67(11):1443-1450] DOI:10.11821/xb201211001
- [14] 孔玉涛,章东华. 现代天气预测技术[M]. 北京:气象出版社,2005:150-156. [KONG Yutao, ZHANG Donghua. *Modern weather prediction technology* [M]. Beijing: China Meteorological Press, 2005:150-156]
- [15] 王定成,曹智丽,陈北京,等. 日气温多元时间序列局部支持向量回归预测[J]. 系统仿真学报,2016,28(3):654-660. [WANG Dingcheng, CAO Zhili, CHEN Beijing, et al. Multivariate time series local support vector regression forecast methods for daily temperature [J]. *Journal of System Simulation*, 2016,28(3):654-660] DOI:10.16182/j.cnki.joss.2016.03.020
- [16] 史秋晶,胡伍生. 神经网络 BP 算法在 DEM 内插中的应用研究[J]. 现代测绘,2007,30(5):3-5 [SHI Qiujing, HU Wusheng. Study on application of neural network BP algorithm in DEM interpolation [J]. *Modern Surveying and Mapping*, 2007,30(5):3-5] DOI:10.3969/j.issn.1672-4097.2007.05.001
- [17] 廖顺宝,张赛. 多年平均气温数据空间化误差的尺度效应[J]. 地球信息科学学报,2014,16(1):8-14. [LIAO Shunbao, ZHANG Sai. Scale effect of errors on spatialization of annual mean air temperature data [J]. *Journal of Geo-information Science*, 2014,16(1):8-14] DOI:10.3724/SP.J.1047.2014.00008
- [18] 何鹏,张媛,高文波,等. 四川省多年平均气温数据空间插值方法与影响因素研究[J]. 中国农业资源与区划,2019,40(9):114-124. [HE Peng, ZHANG Yuan, GAO Wenbo, et al. Study on spatial interpolation method and influencing factors of annual mean air temperature data in Sichuan Province [J]. *Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning*, 2019,40(9):114-124] DOI:10.7621/cjarrp.1005-9121.20190913
- [19] 王新宇,黄鹏程. 基于 GIS 的气象要素插值方法比较研究[J]. 测绘与空间地理信息,2020,43(5):167-170. [WANG Xinyu, HUANG Pengcheng. Comparative study of interpolation methods of meteorological factors based on GIS [J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2020,43(5):167-170]
- [20] 李萌,王秀丽,丁媛媛. 几种逐日气温插值方法的比较[J]. 安

- 徽农业科学, 2014, **42**(25): 8670 - 8674 + 8684. [LI Meng, WANG Xiuli, DING Yuanyuan. Comparison of several interpolation methods of daily temperature [J]. Journal of Anhui Agricultural Science, 2014, **42**(25): 8670 - 8674 + 8684] DOI: 10.13989/j.cnki.0517-6611.2014.25.074
- [21] 姜岩. 生态工程下桂西北植被 NPP 时空演变及影响因素分析 [D]. 成都: 成都理工大学, 2016: 17 - 18. [JIANG Yan. Spatio-temporal dynamics of vegetation net primary productivity and its influence factors under the background of ecological in Northwestern Guangxi [D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2016: 17 - 18]
- [22] 蔡哲, 殷剑敏, 辜晓青, 等. 江西省 40 年平均气温的空间插值方法比较研究 [G] // 中国气象学会. 中国气象学会 2007 年年会生态气象业务建设与农业气象灾害预警分会场论文集. 广东: 中国气象学会, 2007: 653 - 659. [CAI Zhe, YIN Jianmin, GU Xiaoqing, et al. Comparison of spatial interpolation methods of mean temperature in Jiangxi Province over 40 years [G] // Chinese Meteorological Society. Proceedings of the 2007 annual meeting of the Chinese Meteorological Society on the construction of ecological meteorological business and agricultural meteorological disaster warning sub-conference. Guangdong: Chinese Meteorological Society, 2007: 653 - 659]
- [23] 李月臣, 何志明, 刘春霞. 基于站点观测数据的气温空间化方法评述 [J]. 地理科学进展, 2014, **33**(8): 1019 - 1028. [LI Yuechen, HE Zhiming, LIU Chunxia. Review on spatial interpolation methods of temperature data from meteorological stations [J]. Progress in Geography, 2014, **33**(8): 1019 - 1028] DOI: 10.11820/dlkxjz.2014.08.002
- [24] 彭思岭. 气象要素空间插值方法优化研究 [J]. 地理空间信息, 2017, **15**(7): 86 - 89 + 11. [PENG Siling. Optimized study on spatial interpolation methods for meteorological element [J]. Geospatial Information, 2017, **15**(7): 86 - 89 + 11] DOI: 10.3969/j.issn.1672-4623.2017.07.026
- [25] 赵平伟, 鲁镁, 彭贵芬, 等. 复杂地形区域平均气温空间插值方法研究 [J]. 气象科技, 2014, **42**(6): 1002 - 1008. [ZHAO Pingwei, LU Mei, PENG Guifen, et al. Spatial interpolation method of average air temperature under complicated terrain [J]. Meteorological Science and Technology, 2014, **42**(6): 1002 - 1008] DOI: 10.19517/j.1671-6345.2014.06.011
- [26] 王秀娟. 基于人工神经网络的保护区气温变化预测研究 [D]. 吉林: 吉林农业大学, 2019: 8 - 10. [WANG Xiujuan. Prediction of temperature change in protected area based on artificial neural network [D]. Jilin: Jilin Agricultural University, 2019: 8 - 10]
- [27] 周红艺, 叶颖燊, 李辉霞. 基于 DEM 的广东省平均气温空间插值 I —— 研究方法 [J]. 佛山科学技术学院学报 (自然科学版), 2014, **32**(2): 6 - 9. [ZHOU Hongyi, YE Yingsen, LI Huixia. Interpolation of average temperature based on the DEM in Guangdong Province I —— the method [J]. Journal of Foshan University (Natural Science Edition), 2014, **32**(2): 6 - 9] DOI: 10.13797/j.cnki.jfosu.1008-0171.2014.0024
- [28] 李军龙, 张剑, 张丛, 等. 气象要素空间插值方法的比较分析 [J]. 草业科学, 2006, **23**(8): 6 - 11. [LI Junlong, ZHANG Jian, ZHANG Cong, et al. Analyze and compare the spatial interpolation methods for climate factor [J]. Pratacultural Science, 2006, **23**(8): 6 - 11] DOI: 10.3669/j.issn.1001-0629.2006.08.002

Comparative Study on Spatialization Methods of Air Temperature in Middle and High Latitude Mountainous Areas: A Case Study of Northern Foot of the Daxing'anling Mountains

LI ye¹, ZHANG Yanhong¹, CHEN Ziqi^{1,2}, LIU Zhaoli^{2*}

(1. College of Geo-Exploration Science & Technology, Jilin University, Changchun 130026, China;

2. Northeast Institute of geography and Agriculture, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130012, China)

Abstract: To compare the accuracy and applicability of six temperature spatial interpolation methods in mid-high latitudes, the measured temperature data from meteorological stations were used in this study. The accuracy of six temperature spatial interpolation methods was compared by MAE and RMSE as evaluation indexes. The research result showed that: (1) The three traditional temperature interpolation methods including IDW, OK, and Spline, could roughly reflect the spatial distribution of temperature factors, which were not suitable for areas with rare meteorological stations and undulations terrain. (2) Error Back Propagation (*MAE*: 0.62 °C ~ 1.43 °C, *RMSE*:

0.84 °C ~ 2.02 °C) and MLR + RI (*MAE*: 0.61 °C ~ 1.55 °C, *RMSE*: 0.82 °C ~ 2.30 °C) were superior to the conventional interpolation methods, and it could well reflect the changes of terrain and the extension of the mountains range in the study area. (3) In the period of 12:00 to 22:00 of a day, the interpolation accuracy and effect of the six temperature interpolation methods were not ideal. The results showed that the Error Back Propagation had the best simulation effect on spatial of temperature in the study area, and the interpolation effect was proportional to the number of training samples. The study provides a reference for the research of temperature spatialization in mid-high latitude mountainous areas.

Key words: air temperature; spatial interpolation; Multiple Linear Regression; Error Back Propagation; applicability; Daxing'anling Mountains