

气象要素空间插值方法优化

封志明, 杨艳昭, 丁晓强, 林忠辉

(中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101)

摘要: 在区域水土平衡模型的研究中, 空间插值可提供每个计算栅格的气象要素资料。本文运用反距离加权法 (IDW) 和梯度距离反比法 (GIDW), 对 1961~2000 年甘肃省及其周围 85 个气象站点的多年平均温度与降雨量进行了内插。交叉验证结果表明: 对于 IDW 和 GIDW, 二者温度插值的平均绝对误差 (MAE) 分别为 2.28 和 0.73, 平均相对误差 (MRE) 分别为 29.02 % 和 9.41 %, 降雨插值的 MAE 值依次为 5.52mm 和 4.90mm, MRE 值分别为 19.43 % 和 17.80 %, GIDW 明显优于 IDW。需要指出的是: 对于降雨, 当其经纬度和海拔高程的复相关系数大于 0.80 时, GIDW 插值结果优于 IDW; 否则相反。

关键词: 距离反比法; 梯度距离反比法; 降雨; 温度

中图分类号: P468.0 **文章编号:** 1000-0585(2004)03-0357-08

根据已知气象数据对未知点进行插值预测是上世纪以来地理科学研究的一个热点。在许多重要的国际会议中, 气象要素插值已被作为专门的议程来进行探讨和研究^[1]。空间插值方法是多种多样的, 不同的方法插值结果迥然不同。因此, 如何根据数据与区域的特征选择最优的方法一直是地学研究的一个难题。

对于温度和降雨, 不同的学者用不同的方法进行了空间内插。主要有泰森多边形法、距离反比法、克里格法、梯度距离平方反比法等。泰森多边形法算法最为简单, 但容易生成专题与专题之间明显的边界; 克里格法由南非地质学家 Krige 发明, 其实质是最佳线性无偏估计, 应用广泛^[2~5]。但该方法无论是变程的确定、半变异模型的拟合, 还是邻域的选取, 均耗时耗力, 且有较强的主观性^[6~8]; 距离反比法由美国国家气象局于 1972 年提出, 其算法较为简单, 应用也很广泛^[9]。当数据不存在各向异性时, 其插值结果优于克里格法^[10]; 梯度距离平方反比法物理意义明确, 算法简单, 应用广泛, 当气象要素与海拔高程和经纬度相关性较强时, 其插值精度较高。

在作者进行区域水土平衡模型的研究中, 其第一步就是对温度、降雨等气象数据进行合理的插值。考虑到时间与经费的限制, 力图寻求一种简单、灵活、实用的方法。为此, 我们采用距离平方反比法和梯度距离平方反比法对甘肃省的降雨和温度数据进行了内插, 并且提出了两种方法的优化方案, 最后对各种插值方法进行了验证和选择。

1 资料与方法

1.1 数据分析与处理方法

本文以甘肃省为研究区域, 选取甘肃省及其周围 5 个省区 129 个气象台站作为样本

收稿日期: 2003-06-28; 修订日期: 2004-03-20

基金项目: 中国科学院知识创新工程重要方向项目 (KZCX3-SW-333)

作者简介: 封志明 (1963-), 男, 河北平山人, 研究员, 博士生导师。主要从事农业资源高效利用与区域可持续发展研究, 旁及资源科学的理论探讨。

点，其中甘肃省境内 33 个台站。样本点的分布位置在 32.42°N ~ 43.27°N、93.38°E ~ 109.50°E 之间，其具体分布情况如图 1 所示。数据来源于国家气象中心。在数据处理的过程中，对数据不足 40 年的站点予以剔除，最终选取 85 个气象台站 40 年（1961 ~ 2000）的平均月降雨与温度资料进行插值。DEM 数据来自美国地质勘探局（USGS）的 GTOPO-30 数据，其精度为 30 秒。

对降雨进行数据变换会使数据更趋于正态分布并且会提高预测的精度^[11,12]。很多学者运用对数、立方根、平方根等变换方式对数据进行预处理以提高插值的精度。研究中我们在对样本数据进行分析的基础上对其进行了变换方式的优化选择，结果表明：经过立方根转换后的数据从整体上更趋向于正态分布，各种变换结果如表 1 所示。因此，在整个分析过程中，对降雨我们均采用了原始数据与立方根变换两套数据，并对其插值结果进行了对比分析。

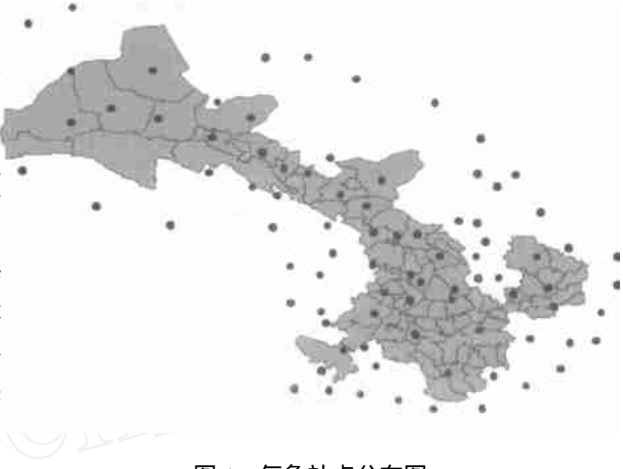


图 1 气象站点分布图
Fig. 1 Distribution of meteorological stations

表 1 降雨数据变换结果偏斜性分析

Tab. 1 Skewness of transformed precipitation

月 份	1 月	2 月	3 月	4 月	5 月	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月	11 月	12 月
原始数据	0.93	0.78	0.80	0.59	0.42	0.52	0.74	0.07	0.48	0.60	1.60	1.62
对数变换	-0.41	-0.93	-0.83	-1.20	-0.90	-0.78	-0.79	-1.16	-1.23	-1.36	-0.62	-0.42
立方根变换	0.15	-0.10	-0.08	-0.23	-0.40	-0.30	-0.30	-0.17	-0.46	-0.33	0.44	0.39

1.2 插值方法

1.2.1 距离平方反比法(IDS) 距离平方反比法是一种确定性插值方法，它基于相近相似原理：即两个物体离得越近，它们的值就越相似，反之，离得越远则相似性越小。距离平方反比法的公式如下：

$$Z(S_0) = \left[\sum_{i=1}^N \frac{Z_i}{d_i^2} \right] / \left[\sum_{i=1}^N \frac{1}{d_i^2} \right] \tag{1}$$

其中， $Z(S_0)$ 为 S 处的预测值， N 为预测计算过程中使用的样本数量， Z_i 为第 i 个样点的值， d_i 为插值点到已知站点 i 的距离， 2 是距离的幂。

国内外许多学者运用距离平方反比法，即取幂指数为 2 的方法对气象数据进行插值^[13~15]。此法简单、易行，但易受极值的影响，往往产生明显的“牛眼”现象。

本研究试图对距离平方反比法进行优化。我们根据均方根误差（RMSE）最小的选择标准，在 PowerStation 环境下运用 Fortran90 语言编程，采用逐步迭代的方法对研究区域各月降雨与温度的幂指数进行了筛选，其最终结果如表 2 所示。具体操作中，对于每一个中心点，均选取其周围最近的 15 个站点的数据进行插值。

Kevin Johnston etc. Using ARCGIS Geostatistical Analyst.

表 2 距离反比法幂指数优化一览

Tab. 2 Optimized power in the IDW

月 份	1 月	2 月	3 月	4 月	5 月	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月	11 月	12 月
降雨 1	3.30	3.36	3.38	3.66	3.68	3.62	3.88	3.60	4.01	3.56	3.45	3.28
降雨 2	3.57	3.54	3.50	3.82	3.80	3.74	4.02	3.56	4.13	3.68	3.77	3.72
温度	3.17	2.75	2.50	2.39	2.44	2.49	2.51	2.49	2.48	2.51	2.59	3.01

注：降雨 1 为原始数据，降雨 2 为变换后的数据。

1.2.2 梯度距离平方反比法（GIDS）对于降雨、温度等气象要素而言，它们无不受到经纬度、高程等地带性因素的影响。因此，在插值的过程中，有必要将这些相关因子考虑进来。我们对样本点的温度和降雨资料数据与其所处的经纬度和海拔高程进行了相关性分析，结果表明其相关性较强。具体复相关系数与偏回归系数值如表 3 所示。

表 3 降雨、温度对经度、纬度和海拔的复相关系数与偏回归系数

Tab. 3 Coefficient and r values from a multiple linear regression of temperature and precipitation

月 份		1 月	2 月	3 月	4 月	5 月	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月	11 月	12 月
降雨	R	0.798	0.834	0.852	0.900	0.919	0.908	0.851	0.887	0.910	0.900	0.841	0.737
	C-X	0.001	0.001	0.001	0.001	-0.002	-0.006	0.004	0.030	0.002	0.004	0.002	0.001
	C-Y	-0.006	-0.008	-0.023	-0.054	-0.087	-0.102	-0.143	-0.093	-0.132	-0.063	-0.017	-0.004
	C-E	0.001	0.001	-0.002	-0.004	0.002	0.008	-0.002	0.005	-0.004	-0.003	-0.004	-0.001
温度	R	0.965	0.980	0.971	0.973	0.975	0.977	0.976	0.978	0.972	0.979	0.979	0.969
	C-X	-0.003	-0.004	-0.004	-0.003	-0.002	-0.002	-0.001	-0.002	-0.002	-0.002	-0.002	-0.003
	C-Y	-0.015	-0.014	-0.011	-0.006	-0.002	0.001	0.001	-0.001	-0.004	-0.007	-0.011	-0.014
	C-E	-0.004	-0.005	-0.005	-0.005	-0.006	-0.006	-0.006	-0.006	-0.005	-0.005	-0.005	-0.004

注：R 为复相关系数，C-X、C-Y、C-E 分别为降雨和温度对经度、纬度和海拔的偏回归系数。

梯度距离平方反比法即是在距离权重的基础上，考虑了气象要素随海拔高度和经、纬度的梯度变化。它由 Nalder 等于 1998 年提出^[10]，国内外几名学者^[16~18]曾用该方法对不同地区的温度与降雨资料进行了插值。其估值公式为：

$$Z(S_o) = \left[\sum_{i=1}^N \frac{Z_i + (X - X_i) \times C_x + (Y - Y_i) \times C_y + (U - U_i) \times C_u}{d_i^2} \right] / \sum_{i=1}^N \frac{1}{d_i^2} \quad (2)$$

其中，N 为预测计算中使用的样本数量，X、Y、Z 分别为预测站点的 X、Y 和 Z 轴坐标值，X_i、Y_i、U_i 为相应气象站点 i 的 X、Y 和 Z 轴坐标值，C_x、C_y、C_u 站点气象要素值与 X、Y 和海拔高程的回归系数。d_i 为插值点到已知站点 i 的大圆距离，2 为幂指数。

本文经过试验研究发现，幂指数为 2 并不一定达到插值精度最高，我们根据均方根误差最小的选择标准，对其进行了优化选择，对于温度和降雨，其幂指数优化结果见表 4。具体操作中，对于每一个中心点，均选取其周围最近的 15 个站点的数据进行插值。

表 4 梯度距离反比法幂指数优化一览

Tab. 4 Optimized power in the GIDW

月 份	1 月	2 月	3 月	4 月	5 月	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月	11 月	12 月
降雨 1	3.30	3.28	2.98	2.71	2.76	3.08	3.45	3.05	3.35	3.45	2.75	3.20
降雨 2	3.60	3.35	2.98	2.24	2.27	2.51	3.70	3.00	3.18	3.30	3.43	3.88
温度	1.61	1.47	1.33	1.18	1.17	1.09	1.07	1.00	1.22	1.24	1.41	1.60

注：降雨 1 为原始数据优化结果，降雨 2 为变换后的数据优化结果。

1.3 检验方法

本研究采用交叉验证 (cross-validation) 的方法对插值结果进行了对比分析。即移去一个已知气象站点的数据, 用其他站点的数据来估计该点以检验插值精度的方法。研究过程中, 对 85 个站点的插值结果进行了全交叉验证。运用绝对平均误差 (MAE)、相对平均误差及均方根误差 (RMSE) 作为检验的标准。

2 结果分析

2.1 数据变换结果分析

借鉴国内外插值经验, 对样本点数据进行分析并采用适当的变换方法可以提高插值精度。我们在研究过程中, 对平均月降雨数据进行了立方根变换, 并在整个插值过程中将其与用原始数据插值的结果做了对比分析, 交叉验证结果表明: 对于距离平方反比法, 变换后的 MAE、MRE 与 RMSE 值各月均小于由原始数据插值得出的结果, 三者年平均下降百分点依次为 4.02、1.57 和 3.14; 对于梯度距离平方反比法, 各检验标准有相同的下降趋势。其中, MAE 年平均下降了 17.81 个百分点, MRE 下降了 4.26 个百分点, RMSE 平均下降了 11.86 个百分点。总之, 交叉验证结果表明: 数据进行变换后插值精度得到了提高。其典型月份对比结果如表 5 所示:

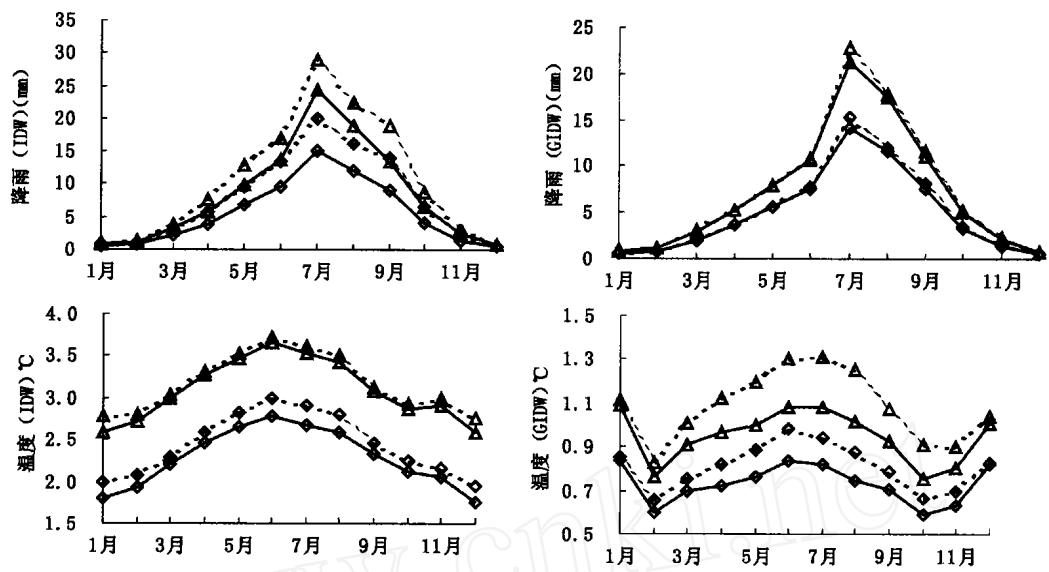
表 5 降雨数据变换前后交叉验证结果 (mm)
Tab. 5 Cross-validation of transformed precipitation (mm)

方 法	IDS				GIDS			
月 份	1 月	4 月	7 月	10 月	1 月	4 月	7 月	10 月
MAE1	0.77	6.14	21.12	7.09	0.68	5.00	17.73	5.29
MRE1	0.30	0.28	0.27	0.27	0.27	0.23	0.23	0.20
RMSE1	1.06	7.93	29.12	9.14	0.92	6.41	24.05	7.08
MAE2	0.76	5.68	19.82	6.53	0.64	3.72	15.29	3.56
MRE2	0.29	0.26	0.26	0.25	0.25	0.17	0.20	0.13
RMSE2	1.01	7.63	28.9	8.84	0.90	5.31	22.81	5.27

注: MAE1、MRE1、RMSE1 代表原始数据验证结果, MAE2、MRE2、RMSE2 代表经立方根变换的数据验证结果。

2.2 幂指数优化结果分析

在距离反比法与梯度距离反比法中, 权重的选择直接关系到插值的精度, 因此幂指数的选取就十分关键。本文在前人的研究基础上, 根据 RMSE 最小的选择标准、运用逐步迭代的方法对两种方法的幂指数进行了优化。对优化前后的交叉验证结果进行对比分析, 我们得出: 对 RMSE 而言, 在 IDW 方法中, 优化后降雨的误差降低 23.22 个百分点, 温度的误差降低 2.73 个百分点; 在 GIDW 方法中, 降雨的误差降低 4.70 个百分点, 温度的误差降低 12.53 个百分点。对 MAE 来讲, 在 IDW 方法中, 降雨的误差降低 28.19 个百分点, 温度的误差降低 6.77 个百分点; 在 GIDW 方法中, 降雨的误差降低 6.25 个百分点, 温度的误差降低 9.95 个百分点。MRE 的变化与 RMSE 和 MAER 的变化结果趋同。在研究的过程中, 对降雨的原始数据也进行了幂指数优化, 其交叉验证结果与上述结果类似。因此, 我们认为: 优化后的幂指数提高了插值精度。图 2 为温度与降雨资料 (经过立方根变换) 幂指数优化前后交叉验证结果的对比图。



注：图中 MAE1 和 RMSE1 为幂指数为 2 的误差，MAE2 和 RMSE2 为优化后的插值误差。

图 2 幂指数优化交叉验证结果对比分析示意图

Fig. 2 Comparing analysis of cross-validation of optimized parameter with original

2.3 IDW 与 GIDW 结果比较

在对研究区样本降雨数据作立方根变换、幂指数优化的基础上，对该区多年平均的月降雨与温度资料运用 IDW 与 GIDW 两种方法进行插值，其交叉验证结果见表 6。

表 6 降雨的交叉验证结果 (mm)

Tab. 6 Cross-validation of precipitation (mm)

月 份		1月	2月	3月	4月	5月	6月	7月	8月	9月	10月	11月	12月
IDW	MAE	0.58	0.81	2.20	3.96	6.71	9.47	15.16	12.11	9.13	4.23	1.39	0.52
	MRE	0.23	0.21	0.20	0.18	0.17	0.18	0.20	0.17	0.16	0.16	0.20	0.28
	RMSE	0.81	1.19	3.19	5.76	9.75	13.69	24.25	18.94	13.31	6.43	2.58	0.77
GIDW	MAE	0.59	0.76	2.00	3.68	5.60	7.48	14.19	11.66	7.58	3.36	1.32	0.52
	MRE	0.23	0.20	0.18	0.17	0.14	0.14	0.18	0.16	0.13	0.13	0.19	0.28
	RMSE	0.85	1.07	3.00	5.30	7.95	10.71	21.27	17.42	10.98	4.96	2.10	0.80

由表 6 我们可以得出，对于降雨：两种插值方法的 MAE、MRE 和 RMSE，从整体上讲均是 GIDW 优于 IDW。其中，MAE 的年平均值分别为 4.90mm 和 5.52mm，MRE 的年平均值分别为 17.80 %和 19.43 %，RMSE 的年平均值分别为 7.20mm 和 8.39mm。但就 1 月和 12 月而言，IDW 的插值结果要好于 GIDW。由前文对降雨与经纬度和海拔高程的相关性分析中可知，1 月和 12 月其复相关系数分别为 0.798 与 0.737，较之其它月份偏低。我们认为，降雨除受经纬度等地带性因素的影响，同时又受到坡向等非地带性因子的影响，具有较强的时空变异性，只有当其与经纬度和海拔高程的相关性大于 0.80 时 GIDW 方法才会优于 IDW。值得一提的是，甘肃省作物多为一年一熟制，1 月和 12 月对于研究其农田水土平衡状况意义不是很大，因此，在我们的研究中，倾向于运用 GIDW 方法对降雨数据进行插值。

表 7 温度的交叉验证结果 ()

Tab. 7 Cross-validation of temperature ()

		1 月	2 月	3 月	4 月	5 月	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月	11 月	12 月
IDW	MAE	1.79	1.94	2.20	2.47	2.66	2.77	2.68	2.60	2.33	2.12	2.05	1.76
	MRE	0.12	0.35	0.63	0.30	0.19	0.16	0.14	0.14	0.18	0.30	0.63	0.25
	RMSE	2.59	2.71	2.99	3.27	3.48	3.66	3.54	3.43	3.08	2.87	2.91	2.60
GIDW	MAE	0.84	0.60	0.70	0.72	0.76	0.83	0.82	0.75	0.70	0.59	0.63	0.82
	MRE	0.10	0.11	0.20	0.09	0.06	0.05	0.04	0.04	0.05	0.08	0.19	0.12
	RMSE	1.09	0.76	0.91	0.96	1.00	1.08	1.09	1.01	0.92	0.75	0.80	1.01

对于温度，IDW 和 GIDW 两种插值方法的年均 MAE 值分别为 2.28 和 0.73，MRE 的值分别为 20.41 %和 9.02 %，RMSE 值分别为 3.09 和 0.95，且 12 个月均是 GIDW 优于 IDW（见表 7），GIDW 显示出了较强的优越性。气温的地理分布及变化是受纬度、太阳辐射和地形综合影响的结果。由温度与经纬度和海拔高程的相关分析可知，温度与这些因子的复相关系数均在 0.96 以上，可见，将这些因素考虑进来，大大提高了插值精度。

由图 3 可知，甘肃省 7 月份降雨量的空间分布，纬度地带性较为明显，大致是从东南向西北递减。降雨量最高区位于陇南南部，最低区位于河西走廊西北部。在 IDW 方法中，陇南地区有一个明显的低值区，它是青藏高原外围相对少雨带的一个组成部分。在 GIDW 中，该区与陇中干舌区相连，表现上要平缓得多。总体而言，两种方法均体现了全省 7 月份降雨的分布特征；比较来讲，GIDW 较好地反映了降雨的渐变过程，略胜一筹。

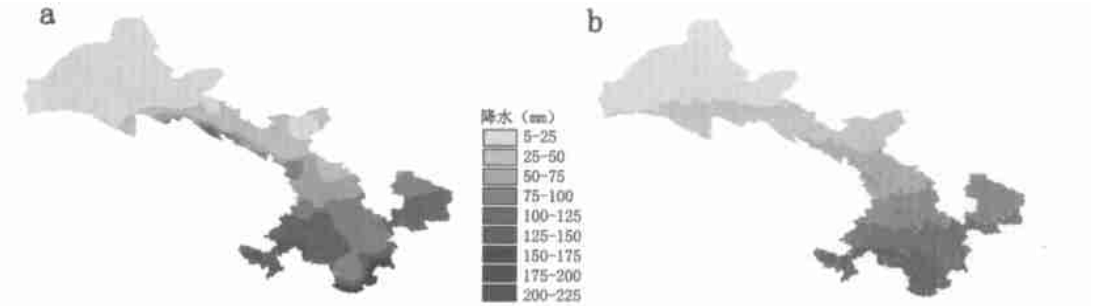


图 3 甘肃省 7 月平均降雨栅格图 (a. IDW, b. GIDW)

Fig. 3 Map of precipitation in Gansu province with IDW (a) and GIDW (b)

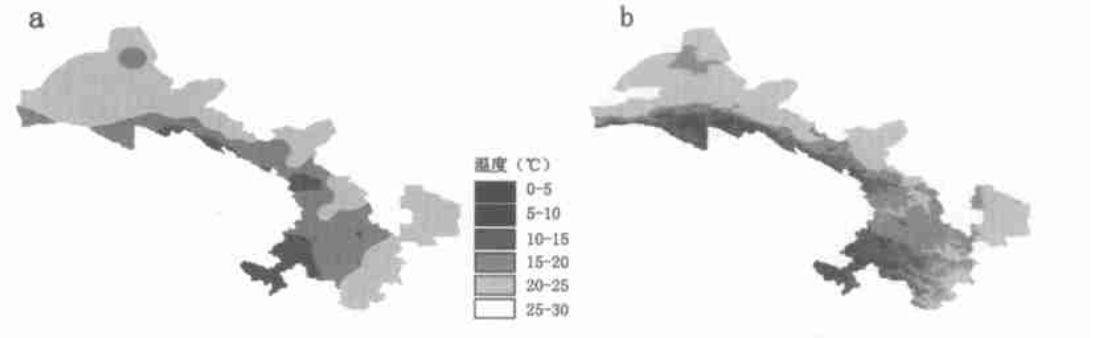


图 4 甘肃省 7 月平均温度栅格图 (a. IDW, b. GIDW)

Fig. 4 Map of temperature in Gansu province with IDW (a) and GIDW (b)

由图 4 可知, 7 月份甘肃省的温度受地形的影响非常显著, 祁连山区和甘南高原为全省平均温度最低的地区, 北山中山区也由于地形的影响形成了一个低值区。安敦盆地则形成了全省温度最高区。从整体上讲, 两种插值结果均反映出了温度由盆地、河谷向高山、高原递减的趋势, 但相比较而言, GIDW 较好地反映了温度的渐变过程, IDW 则界限过于清晰, 在极值分布区形成了明显的“牛眼”。

3 结论

对上述几种插值方法的结果进行分析, 我们可以得出以下结论: 对距离反比法和梯度距离平方反比法距离权重的幂指数进行优化, 温度的 MAE 值分别降低了 6.77 和 9.95 个百分点, 降水的 MAE 值分别降低了 28.19 和 6.25 个百分点, 优化幂指数可以提高 GIDW 和 IDW 的插值精度。对于温度插值, GIDW 方法的 MRE 值较 IDW 法下降了 11.39 个百分点, 显示了较强的优越性; 而对于降雨插值, 当其与经纬度和海拔高程的复相关系数大于 0.80 时, GIDW 插值结果优于 IDW。同时对于降雨插值, 通过适当的数据变换也可以提高插值精度。

参考文献:

- [1] Houghton J T, Meira Filho L G, Callander B A, *et al.* Climate Change 1995: the science of climate change. Cambridge: Cambridge University Press, 1996.
- [2] Peter M, Chris D. Mapping precipitation in Switzerland with ordinary and indicator Kriging. *Journal of Geographic Information and Decision Analysis*, 1998, **2**(2): 65 ~ 76.
- [3] 秦耀东, 李保国. 应用析取克里格方法估计区域地下水埋深分布. *水利学报*, 1998, (8): 28 ~ 33.
- [4] 李丽娟, 王娟, 李海滨. 无定河流域降雨量空间变异性研究. *地理研究*, 2002, **21**(4): 434 ~ 440.
- [5] Amani A, Lebel T. Lagrangian Kriging for the estimation of Sahelian rainfall at small time steps. *Journal of Hydrology*, 1997, **192**: 125 ~ 157.
- [6] Denis Allard. Geostatistical classification and class Kriging. *Journal of Geographic Information and Decision Analysis*, 1998, **2**(2): 77 ~ 90.
- [7] 李海滨, 林忠辉, 刘苏峡. Kriging 方法在区域土壤水分估值中的应用. *地理研究*, 2001, **20**(4): 446 ~ 452.
- [8] Todini E, Ferraresi M. Influence of parameter estimation uncertainty in Kriging. *Journal of Hydrology*, 1996, **175**: 555 ~ 566.
- [9] 李新, 程国栋, 卢玲. 空间内插方法比较. *地球科学进展*, 2000, **15**(3): 260 ~ 265.
- [10] Nalder I A, Wein R W. Spatial interpolation of climatic normals: test of a new method in the Canadian boreal forest. *Agricultural and Forest Meteorology*, 1998, **92**: 211 ~ 225.
- [11] Michael F Hutchinson. Interpolation of rainfall data with thin plate smoothing splines - Part I: two dimensional smoothing of data with short range correlation. *Journal of Geographic Information and Decision Analysis*, 1998, **2**(2): 139 ~ 151.
- [12] Marc G. Genton. Analysis of rainfall data by robust spatial statistic using S + SPATIALSTATS. *Journal of Geographic Information and Decision Analysis*, 1998, **2**(2): 116 ~ 126.
- [13] Patrick . M Bartier. Multivariate interpolation to incorporate thematic surface data using inverse distance weighting (IDW). *Computer & Geosciences*, 1996, **22**(7): 795 ~ 799.
- [14] Goovaerts P. Geostatistical approaches for incorporating elevation into the spatial interpolation of rainfall. *Journal of Hydrology*, 2000, **228**: 113 ~ 129.
- [15] 范银贵. 空间插值方法在绘制降雨量等值线图中的应用. *水利水电科技进展*, 2002, **22**(3): 48 ~ 50.
- [16] David T Price, *et al.* A comparison of two statistical methods for spatial interpolation of Canadian monthly mean climate data. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2000, **101**: 81 ~ 94.

- [17] Nalder I A, Wein R W. Long-term forest floor carbon dynamics after fire in upland boreal forests of western Canada. *Global Biogeochem. Cycles*, 2000.
- [18] 林忠辉, 莫兴国, 李宏轩, 等. 中国大陆地区气象要素的空间插值. *地理学报*, 2002, 57(1): 47 ~ 56.

Optimization of the spatial interpolation methods for climate resources

FENG Zhi-ming, YANG Yan-zhao, DING Xiao-qiang, LIN Zhong-hui

(Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China)

Abstract : As no single interpolation method is optimal for all regions and data, it is important to compare the results obtained using alternative methods applied to each data set. In this study, two methods for spatial interpolation of climatic data from sparse weather station networks were compared. Forty-year monthly mean temperature and precipitation data from regions in Gansu province were interpolated using a deterministic estimation method termed "Inverse distance weighted" (IDS) and a statistical method termed "Gradient plus Inverse-Distance-Squared" (GIDS).

By design, their power parameters were optimized on the basis of minimum root mean square error (RMSE). Corresponding cross-validation tests show that optimal inverse distance had consistently better results than usual: As for temperature, the value of MAE decreases by 6.77 % and 9.95 % in the method of IDW and GIDW respectively; as for precipitation, the value of MAE decreases by 28.19 % and 6.25 % in the two methods correspondingly.

Summary statistics were used to determine if one method was significantly better than the other on the basis of mean absolute error (MAE), mean relative error (MRE) and root mean squared error (RMSE). Based on the mean absolute errors from cross-validation tests, the methods were ranked $GIDS > IDW$ for interpolating monthly precipitation and temperature, being average by 0.73 for monthly temperature and 4.90 mm for monthly precipitation. Based on the mean relative errors from cross-validation tests, the methods were also ranked $GIDW > IDW$ for interpolating monthly precipitation and temperature, being averagely 9.02 % for monthly temperature and 17.82 % for monthly precipitation.

In addition, GIDW yields more accurate predictions than IDW when the correlation between rainfall and elevation is high (less than 0.80 in the case study). For Gansu province, except January and December, the remaining months in the year see the correlation between elevation and rainfall higher than 0.80, while these two months are not very important for us to study soil water balance, so we prefer GIDW method to our study.

Furthermore, before the interpolation of precipitation, we try to analyse the data, and the results show it is very important to analyse the character and distribution of data before interpolation. In our study area, a cubic-transformation improves the accuracy well.

Key words : Inverse distance weighted; Gradient plus Inverse-Distance-Squared; temperature; precipitation