No.5

Oct. 2015

DOI: 10.16198/j.cnki.1009-640X.2015.05.006

代慧慧, 杨汉波, 胡庆芳. 基于 SDSM 的疏勒河流域气候变化统计降尺度研究[J]. 水利水运工程学报, 2015(5): 46-53. (DAI Hui-hui, YANG Han-bo, HU Qing-fang. Prediction of climate change over Shule River basin based on a statistical downscaling method[J]. Hydro-Science and Engineering, 2015(5): 46-53.)

基于 SDSM 的疏勒河流域气候变化统计降尺度研究

代慧慧1、杨汉波1、胡庆芳2

(1. 清华大学 水利水电工程系,水沙科学与水利水电工程国家重点实验室,北京 100084; 2. 南京水利科学 研究院 水文水资源与水利工程科学国家重点实验室,江苏 南京 210029)

摘要: 疏勒河流域属于气候变化敏感区和生态脆弱区,开展该流域未来气候变化研究,对于水资源合理利用及生态环境保护具有重要意义。为预估该流域的未来气候变化,采用 SDSM (statistical downscaling model)模型,根据 6 个地面气象站 41 年(1961—2001 年)的观测数据、NCEP 数据和 HadCM3 模式模拟数据开展未来气温和降水降尺度研究。结果表明: SDSM 对气温的月值模拟精度较高,各站月平均气温纳什效率系数均在 0.98 以上; SDSM 对降水的月值模拟值较实测值整体偏高,模拟效果最好的托勒站月累计降水的纳什效率系数达到 0.6。 SDSM 能较好地模拟气温的年际变化,模拟的年际变化趋势与实测值相差不大;但 SDSM 对降水的年际变化模拟较差,一些站点的变化趋势方向相反,趋势模拟最好的站点为托勒站和瓜州站。根据 SDSM 预估结果,与1961—2001 年平均值相比,2020—2039 年各站点的平均气温均有所升高,A2 情景下升幅为(0.8~1.9)℃,B2 情景下升幅为(1~2)℃;降水在 A2 和 B2 情景下差别不大,其中托勒站减少约 54 mm,马鬃山站增加 6 mm。研究发现,除托勒站外,疏勒河流域与预报变量相关性最高的预报因子并不在站点所在网格,而是其东侧网格,其原因有待进一步研究。

关 键 词:统计降尺度; SDSM; 平均气温; 降水; 预报因子

中图分类号: P33 文献标志码: A 文章编号:1009-640X(2015)05-0046-08

疏勒河流域地处我国西北河西走廊,属于典型的内陆干旱性气候区,水资源开发利用强度大,生态环境极其脆弱,且对气候变化比较敏感。由于气温和降水是疏勒河流域6—9月径流的主要影响因子[1-2],故气温和降水的预估对于该流域的径流预测具有重要意义。同时,气候变化对山前中游平原绿洲的经济发展与下游荒漠地带生态环境演变有重要影响。因此,开展疏勒河流域未来气候变化的预估,对于流域水资源合理开发利用及生态环境保护具有重要意义。

全球气候模式(GCM)是研究气候变化的重要工具。目前 GCM 输出的信息只能反映 100 km²或以上大尺度网格气候变化的平均特征^[3]。为了更好地描述局地气候状况,需要对 GCM 的计算结果进行降尺度。统计降尺度一般可分为两类:统计降尺度和动力降尺度。与动力降尺度相比,统计降尺度可以通过选择物理意义明确的预报因子使其物理意义明确,同时有计算简便、快速的优点,且相关研究表明其精度在很多情况下不逊于动力降尺度^[4-5]。SDSM(statistical downscaling model)是一种结合了多元线性回归和随机天气发生器的统计降尺度模型,具有实用性、交互性强的特点,已被广泛应用,其预报效果已接受了众多考验^[6-7]。因此本文选用 SDSM 模型开展疏勒河流域的气候降尺度研究。

收稿日期: 2015-01-06

基金项目: "十二五"国家科技支撑计划资助项目(2013BAB05B03); 国家自然科学基金资助项目(51379098,51109136)

作者简介: 代慧慧(1991—),女,山东聊城人,硕士研究生,主要从事水文水资源研究。E-mail: 1147248553@ qq.com 通信作者: 杨汉波(E-mail: yanghanbo@ tsinghua.edu.cn)

1 研究区域及数据

疏勒河是甘肃省三大内陆河之一,发源于青海省祁连山脉西段疏勒南山和托来南山之间,向东南流过肃北高山、穿过托来南山间峡谷,经昌马盆地、昌马峡至河西走廊平地的河段,最后流入罗布泊。疏勒河干流全长 670 km,流域面积 4. 13 万 km²。该流域属典型内陆干旱性气候,多年平均降水量 47~63 mm,20 cm 蒸发皿年蒸发量 2 897~3 042 mm,年平均气温(6. 9~8. 8)℃。受季风影响,降水由西向东减少,山地对水汽的阻挡与抬升使山区降水相对较多[2]。

本研究采用的地面气候数据包括疏勒河流域内部及周边 6 个国家级气象站的 1961—2001 年逐日气象数据,包括降水量、平均气温(站点信息及分布见表 1、图 1),数据来源于中国气象数据共享网($\underline{\text{http://cdc.}}$ cma.gov.cn/home.do)。

表 1 疏勒河流域气象站点信息

Tab. 1 The information of meteorological stations in Shule River basin

站点	东经(E)/°	北纬(N)/°	海拔/m
马鬃山	96. 53	41. 35	1962. 7
敦煌	94. 41	40. 09	1139
安西	95. 46	40. 32	1170. 8
玉门镇	97. 02	40. 16	1526
红柳河	94. 4	41. 32	3367



Fig. 1 Location of meteorological stations in Shule River basin

本研究采用的 GCM 数据为 HadCM3 模式气候预估数据,选择 A2,B2 两种未来排放情景,其中 A2 代表中高排放情景,B2 代表中低排放情景。已有研究^[7-8]表明,Hadley 中心开发的气候模式对中国地区模拟效果较好,HadCM3 模式模拟结果分辨率为 3.75°×2.5°。本研究还采用了 NCEP 数据(再分析气候数据),NCEP 数据的分辨率为 2.5°×2.5°,为了与 HadCM3 模式模拟结果分辨率一致,将 NCEP 的输出重采样为 3.75°×2.5°,每个网格有 26 个气象因子,包括气温、湿度、风速、散度等,数据来源于加拿大气候影响情景网站(http://www.cics.uvic.ca/scenarios/sdsm/select.cgi),对应于疏勒河流域选择了 10 个网格(见图 1)。

2 降尺度模型的建立和评估

根据文献^[6]可知,相对于 HadCM3 数据,利用 NCEP 再分析数据优选出的预报因子率定和验证的 SDSM 模型,能较好地模拟气象变量的大小及趋势。应用 SDSM 在疏勒河流域构建降尺度模型具体步骤包括:首先,利用 NCEP 与实测数据的相关性及各预报因子对预报变量的偏相关系数来选取预报因子;然后,利用多年实测数据建立区域气候要素与 NCEP 中大尺度气候要素的统计关系;再利用独立观测资料检验该统计关系;最后基于该统计关系由 GCMs 输出的结果预估未来逐日气象信息。

预报降水时要分为两步,第一步是模拟降水的发生概率,当降水发生概率大于某个阈值时,就认为该天降水发生。反之,则认为该天不发生降水。预报降水的第二步就是预报降水发生条件下的降水量。因此需要找出能够预报降水是否发生的预报因子以及在降水发生条件下与降水量相关性好的预报因子。

2.1 预报因子选择

预报因子选择步骤为:①选定一个与预报变量相关性最好的预报因子,其中气温对应的是大尺度的气温,降水对应的是地表绝对湿度;②分别针对9个网格计算在率定期(1961—1981年)预报变量与该预报因子的相关系数;③选择相关系数最大的网格作为预报网格;④从该预报网格的26个气象要素中选择预报效果最好的预报因子组合。表2为6个站点的平均气温、降水和10个网格大尺度气温、绝对湿度在率定期的相关系数。可以看出平均气温相关系数普遍较高,除托勒站其他站点的预报量均与网格6的预报因子相关性最高,托勒站预报量与网格9的预报因子相关性最高。

表 2 率定期(1961—1981年)流域气象站点平均气温与 NCEP 中地表平均气温的相关系数 及站点降水与 NCEP 中绝对湿度的相关系数

Tab. 2 Correlation coefficients between temperature and temp and correlation coefficients between precipitation and shum in calibration period (1961—1981)

网格数据	托勒	红柳河	敦煌	马鬃山	瓜州	玉门镇
data1	0. 919/0. 241	0. 964/0. 117	0. 964/0. 100	0. 970/0. 158	0. 954/0. 094	0. 958/0. 076
data2	0. 929/0. 255	0. 972/0. 142	0. 972/0. 123	0. 976/0. 187	0. 962/0. 119	0. 966/0. 097
data3	0. 940/0. 307	0. 974/0. 162	0. 974/0. 153	0. 976/0. 223	0. 968/0. 153	0. 973/0. 143
data4	0. 934/0. 278	0. 971/0. 147	0. 971/0. 133	0. 973/0. 185	0. 963/0. 127	0. 964/0. 111
data5	0. 944/0. 273	0. 976/0. 173	0. 976/0. 172	0. 976/0. 219	0. 969/0. 170	0. 969/0. 156
data6	0. 955/0. 390	0. 979/0. 188	0. 979/0. 189	0. 977/0. 263	0. 973/0. 202	0. 974/0. 202
data7	0. 956/0. 368	0. 963/0. 133	0. 963/0. 136	0. 950/0. 203	0. 962/0. 140	0. 955/0. 138
data8	0. 963/0. 394	0. 967/0. 159	0. 967/0. 172	0. 950/0. 235	0. 967/0. 185	0. 956/0. 190
data9	0. 966/0. 452	0. 962/0. 160	0. 962/0. 166	0. 943/0. 239	0. 962/0. 185	0. 951/0. 191
data10	0. 963/0. 423	0. 966/0. 143	0. 966/0. 128	0. 952/0. 217	0. 967/0. 147	0. 962/0. 151

注: "/" 前为平均气温与 NCEP 中地表平均气温相关系数,后为降水与 NCEP 中绝对温度相关系数;data * 代表第 * 网格数据(编号见图 1)。

刘敏等^[9]认为当预报变量为气温时,大尺度气温变量相对于其他环流因子更准确,同时预报因子选择大尺度气温和其他的环流因子比单个预报因子效果更好。因此在预报气温时,都选定气温为预报因子之一。为了防止出现多个预报因子共线现象,对地面气温进行估计时,要排除与大尺度气温相关性较好的预报因子。本文进一步参考 Wilby 关于预报因子选择的研究结果^[10],同时比较各网格的预报因子与预报量的相关系数及偏相关系数,最终选定各站点各要素的预报因子(见表 3)。

表 3 各站点选定的预报因子

Tab. 3 Chosen predictors for meteorological stations

		P	TMEAN		
站点	网格	预报因子	网格	预报因子	
敦煌	6	temp,pz,pzh,p5u,rhum	6	p8z,temp	
瓜州	6	p5z,p500,p8z,pr850	6	pz, temp	
红柳河	6	temp, pzh, r500, rhum	6	p500,p8z,temp	
马鬃山	6	p500, r500, rhum	6	p500,p8z,temp	
托勒	9	pzh, p500, p8u, r500, rhum	9	p500, temp	
玉门镇	6	p8z,temp,r500,rhum	6	pzh, p8z, r500, temp	

注:temp, * f, * z, * u, * v, * zh, * th, rhum, r * , p * 分别代表平均气温、地转气流速度、涡度、纬向风速分量、经向风速分量、散度、风速、近地表相对湿度、相对湿度、位势高度; p * , p5 * , p8 * 分别代表近地表、500 hPa 位势高度、850 hPa 位势高度处的变量,500,850 分别代表 500 Pa 位势高度、850 hPa 位势高度。

2.2 多年平均月值的模拟效果

表 4 为 6 个站点的气温和降水在率定期和验证期的纳什系数,图 2 和 3 为 6 个站点两个预报变量在验

证期实测值和模拟值月平均值和均方差。在已有文献^[10,13]中,经常用纳什系数来评价降尺度效果。纳什系数计算公式:

$$R^{2} = 1 - \frac{\sum (S_{1} - S_{2})^{2}}{\sum (S_{2} - \bar{S}_{2})^{2}}$$

其中: S_1 代表模拟月值, S_2 代表实测月值, S_2 代表实测月值平均值。 R^2 接近 1 时, 模拟效果最好, 当 R^2 < 0 时, 模拟数据的代表性要弱于实测数据的平均值。从表 4 中可见日平均气温在率定期与验证期的模拟效果非常好, 在月尺度上纳什系数在 0. 98 以上, 均值和均方差也很接近。但月降水量模拟效果明显不及气温。其中, 托勒和马鬃山站较好, 纳什系数达到 0. 6, 而其他站较差, 模拟值普遍高于实测值, 模拟的均方差均小于实测均方差, 而 SDSM 在哈尔滨地区模拟的平均降水却普遍少于实测值[11]。出现类似情况的主要原因在于, SDSM 为利用历史数据建立的多元线性关系与天气发生器耦合的模型, 而降水由于物理机制复杂, 具有极强的空间变异性, 难以用简单的统计关系来模拟, 所以不能很好地模拟站点降水, 尤其在干旱少雨的地区[12]。

表 4 率定期(1961—1981年)和验证期(1982—2001年)各站点纳什系数

Tab. 4 Nash coefficients between measured and simulated results in calibration (1961—1981) and validation (1982—2001) period

2.b F	I)	TM	EAN
站点	率定期	验证期	率定期	验证期
托勒	0. 787	0. 845	0. 991	0. 983
马鬃山	0. 635	0. 469	0. 997	0. 990
红柳河	0. 241	0. 307	0. 995	0. 992
瓜州	0. 259	0. 367	0. 995	0. 991
敦煌	0. 347	0. 288	0. 995	0. 990
玉门镇	0. 307	0. 251	0. 992	0. 983

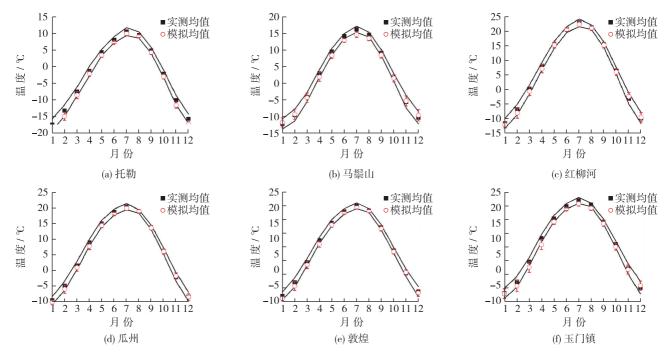
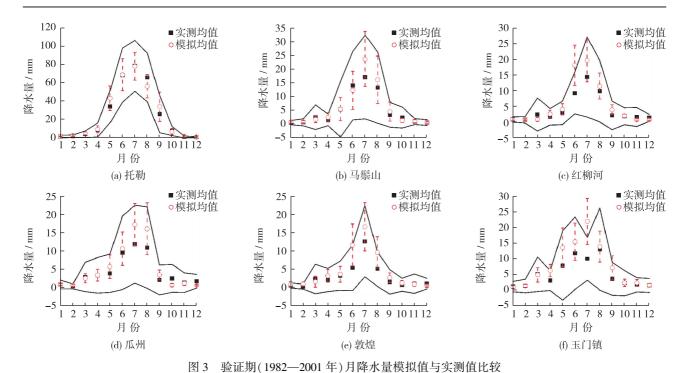


图 2 验证期(1982—2001年)日均气温模拟与实测值比较(实线间距为实测数据均方差,红虚线为模拟数据均方差) Fig. 2 Comparison between simulated and measured daily mean temperature in validation period(1982—2001)



(两条实线之间的距离为实测数据均方差,红虚线为模拟数据均方差)

Fig. 3 Comparison between simulated and measured monthly precipitation in validation period (1982—2001)

2.3 年际变化的模拟效果

表 5 给出了验证期年平均气温、降水量实测和模拟的标准差及年际变化趋势。从标准差来看,对于平均气温,模拟值和实测值在各站都较为接近,最大差异发生在托勒站,为(0.64-0.41)/0.64=36%;对于年降水量,模拟值和实测值的差别相对较大,最大差异发生在马鬃山,为(26.35-12.4)/26.35=53%。从变化趋势来看,平均气温的模拟值和实测值都呈升高趋势,且线性回归斜率较为接近,表明 SDSM 模型模拟的气温可以较好地反映增温现象,不过模拟的增温速率低于实测值;年降水量的模拟趋势和实测趋势在托勒和瓜州站变化趋势方向相同,而其他站趋势方向相反,反映出 SDSM 对降水变化的年际变化模拟能力有限。

表 5 验证期(1982-2001年)实测、模拟降水和平均气温的标准差、趋势对比

Tab. 5 Standard deviation and tendency of simulated and measured monthly precipation and temperature in validation period

	验证期	托勒	红柳河	敦煌	马鬃山	瓜州	玉门镇
	实测标准差	0.64	0. 63	0.6	0. 63	0. 57	0.6
平均气温	模拟标准差	0.41	0. 54	0.43	0.65	0.43	0.6
十均气值	实测趋势(℃/a)	0.07	0.07	0.07	0.06	0.06	0.06
	模拟趋势(℃/a)	0.02	0.04	0.03	0.05	0. 03	0.06
	实测标准差	58. 52	17. 5	14. 67	26. 35	12. 72	16. 84
降水量	模拟标准差	49. 01	9. 68	8. 79	12. 4	9. 62	11.41
件小里	实测趋势(mm/a)	-1.92	0. 64	0. 5	0. 27	-0. 12	-0. 69
	模拟趋势(mm/a)	-3.45	-1.08	-0.68	-0.11	-0. 38	0. 25

比较年内月值和年际变化模拟效果,可以发现 SDSM 模拟的年内月值效果要明显好于模拟的年际变化。这是由于 SDSM 为了较好地模拟季节变化,可以按 12 个月或季节建立模型,本次选用的是按月份分别建立降尺度模型,首先将气象数据按月份划分组合,分别对同一个月份的数据进行统计分析并建立该月份的气候降尺度模型。因此该模型对多年平均月值模拟效果较好。

3 疏勒河未来气候情景预估

下面模拟未来情景各站点的平均气温和托勒、马鬃山站的降水。如图 4 所示,A2 情景下,平均气温相对于 1961—2001 年升温 (0.8~1.9)℃,马鬃山站升温最高;B2 情景下平均温度比 A2 情景的升温幅度高 0.2℃。图 5 表明,A2 情景下,对于 1961—2001 年,托勒站年均降水量减少了约 54 mm,马鬃山年均降水量增加了 6 mm;B2 情景与 A2 情景相差不大。这与其他关于西北地区未来情景的模拟结果有相似之处^[12]。A2 为中高排放情景,而 B2 为中低排放情景。高排放情景下,二氧化碳较多,温室现象更为明显,温度升高也较为明显。

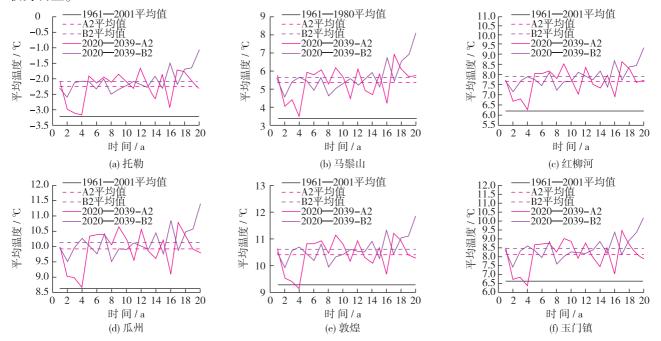


Fig. 4 Changes of average annual simulated daily average temperature during 1961-2001 and 2020-2039

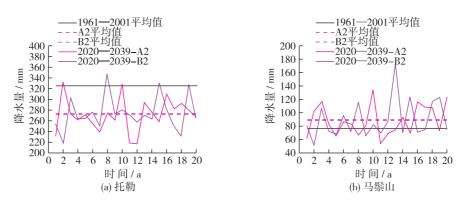


图 4 1961—2001 年和 2020—2039 年(A2,B2) 模拟平均气温年际变化

图 5 2020—2039,1961—1980 和 1982—2001 模拟年累计降水年际变化

Fig. 5 Changes of cumulative yearly simulated precipitation during 2020—2039, 1961—1980 and 1982—2001

4 结 语

利用 SDSM 模型对疏勒河流域进行统计降尺度,研究发现该方法可以很好地模拟各站点平均气温的多年平均值和年际变化;降尺度后的降水平均值总体高于实测值,标准差低于实测值的标准差,托勒站、马鬃山站点模拟的降水较好。月序列降水模拟值与实测值的纳什系数在 0.4 左右,低于长江流域月序列降水纳什系数 0.6 左右[13]的水平,导致这种差异的可能原因是疏勒河流域降水稀少不确定性大。在模拟气温时,站点气温与一些大尺度因素的相关性较好,线性模型能较好地模拟出气温。相比之下,站点降水模拟效果较差。这是因为降水量是一个随机过程,降水模拟也一直是降尺度研究的一个难题,同时 SDSM 建立的统计关系较为单一,不足以反映降水与预报因子的物理意义;所以不能很好地模拟站点降水,尤其是降水较少地区。

研究发现,选择预报因子时不能仅从对应网格的大尺度气象因子中寻找,因为局地气候会同时受大气环流、海陆分布、地形等因素影响[14]。从疏勒河流域来看,除托勒站外,与站点气候变量关系最好的网格都不是站点所在的网格,其原因有待进一步研究。

疏勒河流域气象站点稀少,由于站点稀少,通过统计降尺度得到站点气象要素,进行水文分析需要进一步插值。该区域地形复杂,站点过少,可以考虑结合遥感降水产品提供的降水空间分布信息进行插值。

参考文献:

- [1] 胡清静, 张钰, 李建伟, 等. 近 50 年来疏勒河月径流量影响因子分析[J]. 干旱区资源与环境, 2011, 25(10): 143-148. (HU Qing-jing, ZHANG Yu, LI Jian-wei, et al. Influencing factors of runoff in Shule River during the past 50 years[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2011, 25(10): 143-148. (in Chinese))
- [2] 蓝永超, 胡兴林, 肖生春, 等. 近 50 年疏勒河流域山区的气候变化及其对出山径流的影响[J]. 高原气象, 2012, 31(6): 1636-1644. (LAN Yong-chao, HU Xing-lin, XIAO Sheng-chun, et al. Study on climate change in moutainous region of Shule River basin in past 50 years and its effects to moutainous runoff[J]. Plateau Meterology, 2012, 31(6): 1636-1644. (in Chinese))
- [3] 刘永和, 郭维栋, 冯锦明, 等. 气象资料的统计降尺度方法综述[J]. 地球科学进展, 2011, 26(8): 837-847. (LIU Yonghe, GUO Wei-dong, FENG Jin-ming, et al. A summary of methods for statitical downscaling of meteorological data[J]. Advaces in Earth Science, 2011, 26(8): 837-847. (in Chinese))
- [4] WOOD A W, LEUNG L R, SRIDHAR V, et al. Hydrologic implications of dynamical and statistical approaches to downscaling climate model outputs [J]. Climate Change, 2004, 62: 189-216.
- [5] AHMEDA K F, WANG G, SILANDER J, et al. Statistical downscaling and bias correction of climate model outputs for climate change impact assessment in the U.S. northeast[J]. Global and Planetary Change, 2013, 100: 320-332.
- [6] 黄俊雄, 徐宗学, 刘兆飞. 统计降尺度法分析太湖流域未来气候变化情景[J]. 资源科学, 2008(12): 1811-1817. (HUANG Jun-xiong, XU Zong-xue, LIU Zhao-fei. Analysis of future limate change in the Taihu basin using statistical downscaling[J]. Resources Science, 2008(12): 1811-1817. (in Chinese))
- [7] 刘敏. 中国地区地面气温变化的模拟评估及其未来情景预估[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2008. (LIU Min. Evaluation and projection of surface air temperature in China by IPCC AR4 coupled climate models and downscaling methods[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science & Technology, 2008. (in Chinese))
- [8] 褚健婷, 夏军, 许崇育. SDSM 模型在海河流域统计降尺度研究中的适用性分析[J]. 资源科学, 2008(12): 1825-1832. (CHU Jian-ting, XIA Jun, XU Chong-yu. Sutiability analysis of SDSM model in the Haihe River basin[J]. Resources Science, 2008(12): 1825-1832. (in Chinese))
- [9] 刘敏, 王冀, 刘文军. SDSM 统计降尺度方法对江淮地区地面气温模拟能力评估及其未来情景预估[J]. 气象科学, 2012, 32(5): 500-507. (LIU Min, WANG Ji, LIU Wen-jun. Projection and evaluation of surface temperature over Yangtze-Huaihe River valleys based on SDSM downscaling method[J]. Journal of the Meterological Sciences, 2012, 32(5): 500-507. (in Chinese))
- [10] WILBY R L, WIGLEY T M L. Precipitation predictors for downscaling: observed and general circulation model relationships [J]. International Journal of Climatology, 2000, 20; 641-661.

- [11] 许秀红. SDSM 降尺度方法在哈尔滨延伸期预报中的应用[D]. 兰州: 兰州大学, 2009. (XU Xiu-hong. The aplication of SDSM downscaling method to extended forecast in Harbin[D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2009. (in Chinese))
- [12] 赵传燕, 南忠仁, 程国栋, 等. 统计降尺度对西北地区未来气候变化预估[J]. 兰州大学学报: 自然科学版, 2008, 44 (5): 12-18, 25. (ZHAO Chuan-yan, NAN Zhong-ren, CHENG Guo-dong, et al. Prediction of trend of future climate change in northwestern China by statitical downscaling[J]. Journal of Lanzhou University(Nature Sciences), 2008, 44(5): 12-18, 25. (in Chinese))
- [13] HUANG J, ZHANG J, ZHANG Z, et al. Estimation of future precipitation change in the Yangtze River basin by using statistical downscaling method [J]. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 2011, 25: 781-792.
- [14] 范丽军, 符淙斌, 陈德亮. 统计降尺度法对未来区域气候变化情景预估的研究进展[J]. 地球科学进展, 2005, 20(3): 320-329. (FAN Li-jun, FU Cong-bin, CHEN De-liang. Review on creating future limate change scenarios by statitical downscaling techniques[J]. Advaces in Earth Science, 2005, 20(3): 320-329. (in Chinese))

Prediction of climate change over Shule River basin based on a statistical downscaling method

DAI Hui-hui¹, YANG Han-bo¹, HU Qing-fang²

(1. State Key Laboratory of Hydroscience and Engineering, Department of Hydraulic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 2. State Key Laboratory of Hydrology-Water Resources and Hydraulic Engineering, Nanjing Hydraulic Research Institute, Nanjing 210029, China)

Abstract: The environment of Shule River basin is sensitive to climate change. Therefore, this study tries to predict the climate change over this basin using the SDSM model (a statistical downscaling model) based on the observation data of 6 meteorological stations in (or adjacent to) the basin and the output of HadCM3. The research results show that the Nash coefficient is all above 0.98 for the air temperature prediction; while the best precipitation prediction occurs at the Tuole meteorological station, with the Nash coefficient of 0.6, and the predicted precipitation is overall higher than the observed precipitation. The comparisons of the inter-annual values between the observed and predicted precipitation show that the SDSM model has a good prediction capacity for the tendancy of the air temperature, but not for the precipitation. The prediction shows that, compared with 1961—2001, the period 2020—2039 has a higher air temperature by (0.8 ~1.9) °C under A2 scenarios and (1 ~2) °C under B2; and there is a similar change in the precipitation under both A2 and B2, namely 54 mm decrease at the Tuole meteorological station and 6 mm increase at the Mazongshan meteorological station. Remarkably, the studies indicate that in the Shule River basin, the prediction factors which are interrelated highly with the prediction factors are located not on the grid of the meteorological stations (except the Tuole meteorological station), but on the eastern one, and the reason is to be further studied.

Key words: statistical downscaling; statistical downscaling model; average temperature; precipitation; prediction factor