

# 驱动数据对流域水文模拟中不同结果要素的影响

刘 蛟<sup>1,2</sup>, 刘晓辉<sup>1</sup>, 刘 铁<sup>3</sup>, 钱 波<sup>4</sup>

(1. 西华大学能源与动力工程学院, 成都 610039; 2. 中国科学院水利部成都山地灾害与环境研究所, 成都 610041; 3. 中国科学院新疆生态与地理研究所荒漠与绿洲生态国家重点实验室, 乌鲁木齐 830011; 4. 西昌学院土木与水利工程学院, 西昌 615000)

**摘要:** 流域水循环中各要素之间高度的非线性关系, 使得驱动数据对模拟结果的影响研究变得复杂。结合站点实测和遥感的降水、温度和潜在蒸散发驱动数据, 构建了叶尔羌河流域的 8 个 MIKE SHE 模型; 根据方差分析模型 (ANOVA) 对模型“输入”与“输出”之间显著性影响检验的结果, 以积融雪过程为例, 剖析了驱动数据影响的具体表现。结果表明: 相比站点数据, TRMM 降水驱动模型导致积雪输出的空间分布差异性更加明显; MODIS 温度数据驱动模型导致了中低山区的永久性薄层积雪覆盖更广, 而高山区的储雪量更少; 遥感蒸散发驱动模型在积雪模拟方面并无显著差异。ANOVA 对水文系统中要素之间的显著性假设检验, 可为明晰驱动数据对水文过程的具体影响方式提供重要前提。

**关键词:** 水文过程; 驱动数据; 显著性检验; MIKE SHE 模型; 叶尔羌河流域

流域水文模型由于驱动数据、模型结构和模拟参数三方面的不确定性, 造成模拟结果与实际过程存在“失真”现象。在驱动数据对模拟结果的影响研究中, Kavetski 等<sup>[1]</sup>利用 BATEA (Bayesian Total Error Analysis) 法, 证实了在考虑或不考虑降水输入影响情况下, 模型预报的径流曲线存在很大差异。刘欢等<sup>[2]</sup>进一步具体到空气阻力在降水入渗方面带来的不确定性影响, 区分了径流过程模拟结果的差异。除了降水输入以外, Thompson 等<sup>[3]</sup>也分析了在渭河流域潜在蒸散发的误差引起的大、小两种流量级过程的变化。丁程峰等<sup>[4]</sup>研究了不同土地利用方式影响下乌鲁木齐河流域不同水平年的径流变化差异。

在实测站点稀少的高寒山区流域, 由于站点数据的代表性差, 输入数据对实际模拟结果的影响变得更大<sup>[5]</sup>。随着卫星遥感技术的发展, 遥感数据在水文水资源研究中得到广泛应用。McMichael 等<sup>[6]</sup>使用了 7 套 LAI (Leaf Area Index) 数据, 这些遥感产品在 MIKE SHE 的模拟应用中, 对模型结果影响的贡献均小于 10%。Sun 等<sup>[7]</sup>利用雷达数据对无测站流域的水文模型进行率定, 表明遥感数据对模型不确定性影响要小于模型参数。但是 Knoche 等<sup>[8]</sup>的研究也表明, 高精度的 LST (Land surface Temperature) 数据并没有提高模型的模拟精度, 并且对比流量曲线也很难解释两套输入温度数据间的差异。

水文过程模拟中“输入”与“输出”之间存在高度非线性相关性<sup>[9]</sup>, 输入数据对不同

收稿日期: 2019-04-11; 修订日期: 2019-08-27

基金项目: 国家重点研发计划 (2017YFC0404501); 天山创新团队计划 (Y744261); 西华大学重点科研基金项目 (Z17113)

作者简介: 刘蛟 (1986-), 男, 四川彭州人, 博士, 讲师, 主要从事流域水文过程方面的研究。

E-mail: liujiao1102@aliyun.com

通讯作者: 刘铁 (1977-), 男, 山东蒙阴人, 博士, 研究员, 主要从事水文水资源方面的研究。

E-mail: liutie@ms.xjb.ac.cn

模拟结果的影响程度差异很大,因此在分析驱动数据对水文过程模拟效果之前,有必要明确“输入”与“输出”之间的显著性关系,进而才能更有针对性地基于敏感要素进行研究分析。本文利用MIKE SHE模型在叶尔羌河流域水文模拟中的应用,基于降水、温度及潜在蒸散发三种驱动数据对径流、积雪和实际蒸散发水文过程中不同输出要素的显著性影响,选用敏感性输出要素对驱动数据的影响表现进行具体分析。

## 1 研究方法与数据来源

### 1.1 研究区概况

叶尔羌河发源于喀喇昆仑山北坡,是中国第一大内流河——塔里木河最长的一条支流,年均向塔里木河流域输水1.7亿 $\text{m}^3$ 。本文选取山区出口卡群水文站以上的控制区域为研究区域(图1),研究区内的海拔变化极大,最高处位于世界第二高峰的乔戈里峰,海拔8611 m,最低处为出山口卡群站,海拔1450 m,平均海拔达4450 m。根据2010年Landsat 5及Landsat 8 TM自行解译的土地覆盖图,5000 m以上区域主要为永久性积雪覆盖,占流域总面积的26.14%,积雪融水对河道径流具有重要的补给作用,主要融雪季6-9月的河道径流量占全年总量的80%。

叶尔羌河巨大的山势条件对高空水汽的截留能力,使得降水随海拔升高而增加、温度随海拔升高而降低的现象都十分明显,因而流域内降水和气温分布都极不均匀。而流域内只有塔什库尔干一个具有长时间观测序列的气象站点,站点的年平均温度、降水量和蒸发量分别为3.84 $^{\circ}\text{C}$ 、93.4 mm和1516.2 mm。为了更准确地反映空间分布情况,在结合研究者<sup>[10-11]</sup>对流域气象的调查研究成果后,确定了研究区在不同高程带上降水和温度的梯度变化值(表1),并对站点数据进行空间展布。

### 1.2 水文模型的模拟

通过前期多模型在叶尔羌河流域联合应用的对比分析<sup>[12]</sup>,以及全分布式模型与遥感

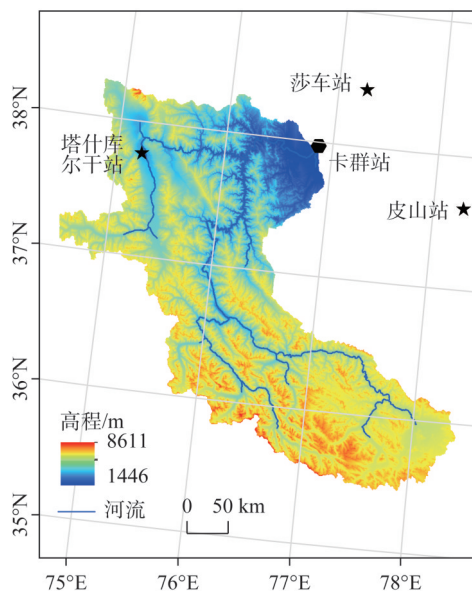


图1 叶尔羌河流域

Fig. 1 Location of the Yarkant River Basin

数据良好的耦合关系,选取 MIKE SHE 构建叶尔羌河流域的水文模型,开展日尺度上模拟。综合模拟精度和运行效率的因素,确定模拟的分辨率为  $2\text{ km} \times 2\text{ km}$ ;模拟时间为 2000-2009 年,其中 2000-2002 年为预热期,2003-2007 年为率定期,2008-2009 年为验证期。

### 1.2.1 数据处理

根据 MIKE SHE 模型的输入需求,本文收集整理降水、温度和潜在蒸散发数据的站点实测以及遥感产品两种数据源。其中站点数据来源于中国气象数据共享中心提供的塔什库尔干站日值数据集。在流域空间尺度上,不同地形条件下的动力、热力以及微物理效应等是导致气象因子空间分布差异的主要原因<sup>[13-14]</sup>。通过高程、坡度、坡向、位置等地形因子可以很好地解释降水的空间格局<sup>[15]</sup>,而在这些地形因子中,高程对降水、温度的空间格局分布是最为主要的<sup>[16-17]</sup>。因此本研究根据降水和温度随高程梯度的变化率,对气象站点数据进行插值的空间展布,插值公式如下所示:

$$R_{band} = R_{day} + (EL_{band} - EL_{gage}) \times \frac{PCG}{days \times 1000} \quad (1)$$

$$T_{band} = T_{day} + (EL_{band} - EL_{gage}) \times \frac{TCG}{1000} \quad (2)$$

式中:  $R_{band}$  和  $T_{band}$  为所计算高程的降水 (mm) 和温度 ( $^{\circ}\text{C}$ );  $R_{day}$  和  $T_{day}$  为当天站点实测的降水 (mm) 和温度 ( $^{\circ}\text{C}$ );  $EL_{band}$  和  $EL_{gage}$  为计算单元的平均高程和实测站点高程 (m);  $PCG$  和  $TCG$  为降水和温度的高程梯度变化值 (表 1);  $day$  为年降水天数 (天)。潜在蒸散发量根据插值后的站点气象数据,利用 Penman-Monteith 公式计算得到。

遥感的降水、温度以及潜在蒸散发分别来源于 TRMM 3B43 V6、MODIS 11C1 以及 FEWS NET Data Portal (FNDP),分辨率分别为  $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ 、 $0.05^{\circ} \times 0.05^{\circ}$  以及  $0.5^{\circ} \times 0.5^{\circ}$ ,不同分辨率的数据在 MIKE SHE 模型中将通过双线性插值重采样为模型设置的  $2\text{ km} \times 2\text{ km}$ 。卫星数据受本身轨道、传感器及反演算法等方面限制,在不同流域中与实际情况存在不同的误差<sup>[18]</sup>。因此,本文中降水和温度遥感产品都是前期研究中经过精度验证和偏差校正后使用到 MIKE SHE 模型中的<sup>[19]</sup>。

### 1.2.2 模型设置

在模型对比实验设计中,以站点插值数据驱动的 MIKE SHE 模型为参照组,然后分别利用校正后的 TRMM 降水数据、MODIS 温度数据以及 FNDP 潜在蒸散发数据逐一替代站点数据,构建 7 个对比的 MIKE SHE 模型实验,构建的 8 组 MIKE SHE 模型的驱动数据信息如表 2 所示。

### 1.2.3 模拟结果

本研究中,对 8 个 MIKE SHE 模型实验组都采用自带的率定模块,根据对卡群站日径流量的模拟结果进行率定,并采用 Nash 效率系数  $N^{[20]}$  和相关系数  $R$  进行评价:

$$N = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - Q_{sim,i})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - \bar{Q}_{obs,i})^2} \quad (3)$$

表 1 叶尔羌河流域年降水量和温度随高程变化情况表

Table 1 The lapse rates of mean annual precipitation and temperature in the Yarkant River Basin

高程分区/m	年降水量/(mm/km)	年平均温度/( $^{\circ}\text{C}/\text{km}$ )
<3000	0	-6.5
3000~5000	70	-6.8
5000~7000	100	-7.0
>7000	70	-6.8

表2 对比实验中不同驱动数据的8个MIKE SHE模型

Table 2 Eight MIKE SHE models with different input data

驱动数据源			模型简称
降水	温度	潜在蒸散发	
站点数据	站点数据	站点数据	STA
TRMM数据	站点数据	站点数据	TRMM
站点数据	MODIS数据	站点数据	LST
站点数据	站点数据	FNDP数据	GPET
TRMM数据	MODIS数据	站点数据	TRLS
TRMM数据	站点数据	FNDP数据	TRGP
站点数据	MODIS数据	FNDP数据	LSGP
TRMM数据	MODIS数据	FNDP数据	RSD

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - \bar{Q}_{obs,i})(Q_{sim,i} - \bar{Q}_{sim,i})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - \bar{Q}_{obs,i})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_{sim,i} - \bar{Q}_{sim,i})^2}}$$

(4)

式中： $Q_{obs,i}$ 和 $Q_{sim,i}$ 为*i*时刻的观测径流量和模拟径流量； $\bar{Q}_{obs}$ 和 $\bar{Q}_{sim}$ 为实测和模拟的平均径流量；*n*为模拟时间步长数。

8个模型在卡群站日径流过程模拟中的评价结果如表3所示。根据统计评价参数可以看出，由站点驱动的STA模型的模拟效果最好，当站点数据被遥感数据替代过后，模型对流域出口径流过程的模拟精度有所下降，遥感数据驱动的RSD模型的模拟效果最差。总体上来说，从卡群站日径流过程的模拟来看，在叶尔羌河流域，遥感数据应用得到的*N*也都在0.5以上，结果是可以接受的，但是并没有提高模拟效果。

表3 不同模型的统计评价参数值

Table 3 Statistical coefficients of the performances of different models

模型	STA	TRMM	LST	GPET	TRLS	TRGP	LSGP	RSD
<i>N</i>	0.70	0.52	0.53	0.64	0.55	0.52	0.56	0.51
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.80	0.62	0.67	0.73	0.71	0.63	0.70	0.60

2 结果分析

2.1 统计检验

2.1.1 ANOVA模型构建

水文过程中“输入”与“输出”之间存在高度的非线性关系，在分析输入数据影响之前，有必要先确定驱动数据对输出水文要素影响的显著性，以解决选用何种模拟结果分析驱动数据影响是最合适的这一前提问题。方差分析模型（Analysis of Variables, ANOVA）用于分析单个或多个因子在不同水平下对试验结果的影响是否显著，本文通过构建ANOVA模型检验驱动数据对不同输出水文要素影响的显著性关系。

在8个MIKE SHE模型中，三种输入数据（降水、温度和潜在蒸散发）被定义为影响因子*A*、*B*、*C*，各存在有*a*、*b*、*c*种水平。本文可确定*a*=*b*=*c*=2，即每个影响因子都



具有站点和遥感数据两种水平。当降水因子*A*处于第*i*个水平（*i*=1，2）、温度因子*B*处于第*j*个水平（*j*=1，2）、潜在蒸散发因子*C*处于第*k*个水平（*k*=1，2）时，得到的某个要素可定义为 $u_{ijk}$ 。为此，构建三因子的固定ANOVA模型就可以表示为<sup>[21]</sup>：

$$y_{ijkm}=u\cdots+\alpha_i+\beta_j+\gamma_k+(\alpha\beta)_{ij}+(\alpha\gamma)_{ik}+(\beta\gamma)_{jk}+(\alpha\beta\gamma)_{ijk}+\varepsilon_{ijkm}$$

(5)

式中： $y_{ijkm}$ 为*A*、*B*、*C*因子分别处于*i*、*j*、*k*水平时，第*m*次的实验值； $u\cdots$ 为所有因变量的总平均值； $\alpha_i$ 、 $\beta_j$ 和 $\gamma_k$ 为影响因子*A*、*B*、*C*的主效应； $(\alpha\beta)_{ij}$ 、 $(\alpha\gamma)_{ik}$ 和 $(\beta\gamma)_{jk}$ 为两两因子的交互效应； $(\alpha\beta\gamma)_{ijk}$ 为三个因子的交互效应； $\varepsilon_{ijkm}$ 是*m*次实验的随机误差，为满足正态分布 $N(0,\delta^2)$ 的独立变量。

根据式（5），可得到各因子在不同水平组合下的实验值，并计算平方和。总的平方和*SST*与各因子不同组合下实验值的平方和满足以下关系<sup>[21]</sup>：

$$SST=SSA+SSB+SSC+SSAB+SSAC+SSBC+SSABC+SSE$$

(6)

各因子在不同水平下的方差等于其平方和除以对应的自由度，当对因子*A*进行检验时，假定零假设 $H_0$ 是可接受的，即因子*A*对结果不具有显著性影响是可接受的。所以， $\alpha_1=\alpha_2=0$ ，为此 $F_A=MSSA/MSSE$ 满足 $F_{[a-1,(n-1)abc]}$ 分布，可计算出 $P(F_{[(a-1),(n-1)abc]}>F_A)$ 的概率*p*。当计算的概率*p*大于设定的显著水平时，所做假定即为正确的，可得到结果：因子*A*对结果不具有显著性影响；反之则拒绝 $H_0$ 的假设，既因子*A*对结果具有显著性影响。对其他因子的假设检验采用同样的方法。

2.1.2 假设检验结果

根据8个MIKE SHE模型输出，将不同要素多年平均模拟值用于ANOVA模型的显著性检验，并设定模型的显著水平为0.05。每个ANOVA模型检验的输出水文要素序列数据，都先通过正态分布和方差齐性检验。ANOVA模型对检验的*p*值如表4所示。

ANOVA模型的检验结果表明，降水因子*A*除了对积雪升华、土壤水蒸发和植被蒸腾不具有显著性影响以外，对其他要素都有显著性影响。而温度因子*B*则对融雪、积雪升华和水体蒸发具有显著性的影响。潜在蒸散发数据影响的显著性主要体现在不同的蒸散发源上（积雪升华除外）。不同因子对输出水文要素的显著性影响主要体现在各因子的主体效应上，因子之间的交互效应对要素的显著性影响较少。根据这一表现，本文主要分析影响因子的主体效应，而不做交互效应的分析，即输出水文要素的分析通过STA、TRMM、LST和GPET模型的输出完成。根据假设检验的结果，以及MIKE SHE模型对

表4 ANOVA模型对零假设*H*<sub>0</sub>检验的*p*值

Table 4 The probability *p* values of the hypothesis *H*<sub>0</sub> test

检验要素	<i>A</i>	<i>B</i>	<i>C</i>	<i>A</i> × <i>B</i>	<i>A</i> × <i>C</i>	<i>B</i> × <i>C</i>	<i>A</i> × <i>B</i> × <i>C</i>
地表径流	0.000	0.221	0.691	0.040	0.714	0.399	0.336
地下基流	0.003	0.436	0.008	0.087	0.619	0.450	0.553
储雪	0.003	0.000	0.945	0.001	0.828	0.415	0.430
积雪升华	0.271	0.000	0.224	0.789	0.546	0.120	0.282
植被截留蒸发	0.000	0.000	0.000	0.007	0.089	0.028	0.431
水体蒸发	0.000	0.000	0.000	0.937	0.085	0.072	0.573
土壤水蒸发	0.138	0.238	0.000	0.747	0.241	0.739	0.932
植被蒸腾	0.541	0.535	0.000	0.751	0.637	0.809	0.905

各要素的输出形式，选定以储雪为例，分析驱动数据降水和温度对水文过程影响的具体表现。

2.2 驱动数据对输出水文要素的影响

2.2.1 降水影响

图2给出了STA、TRMM、LST和GPET四个模型输出的多年平均积雪深度空间分布情况，当显著影响因子降水和温度被替换后，积雪输出发生了显著性变化。对比STA模型，TRMM模型在5000~5700 m以及6400 m以上区域的积雪分布都表现出了明显的差异，积雪量分别减少了9.4%和增加了12.3%，这种差异在站点插值降水与TRMM降水之间也得到了体现（图3）。相比较站点插值数据，TRMM对5000~5700 m以及6400 m区域的降水分别低估了18%和高估了12.1%。从图4不同高程带积雪变化的时间分布可以看出，STA和TRMM模型在5000 m以下的区域积雪都是一个动态的消融过程，不存在有永久性积雪，因此在5000 m以下区域，STA和TRMM模型的积雪基本也不存在差异。

在STA和TRMM模型中，叶尔羌河流域的多年平均降水量分别为309.86 mm和323.14 mm。图3反映出在空间分布上，由于叶尔羌河流域山高地陡，STA中站点差值的降水数据在空间上更显碎片化，存在相邻栅格之间的突变。TRMM数据的空间变化更加平缓，降水等值线这一物理特征也更加明显。

2.2.2 温度影响

当积雪的显著性影响因子温度被替换后，LST模型的积雪输出也与STA模型之间存在显著差异。首先两者的积雪面积变化明显，与STA模型相比，LST模型的积雪面积多

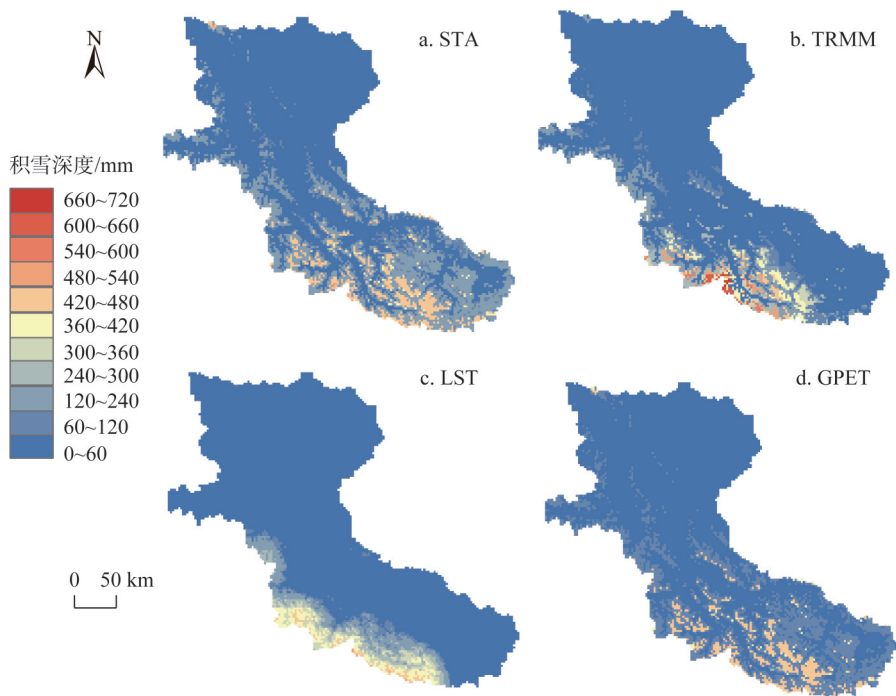


图2 2003-2009年STA、TRMM、LST和GPET模拟的叶尔羌河流域平均积雪深度的空间分布  
Fig. 2 Spatial distribution of the simulated depth of annual snow storage by STA, TRMM, LST and GPET models in the Yarkant River Basin during 2003-2009

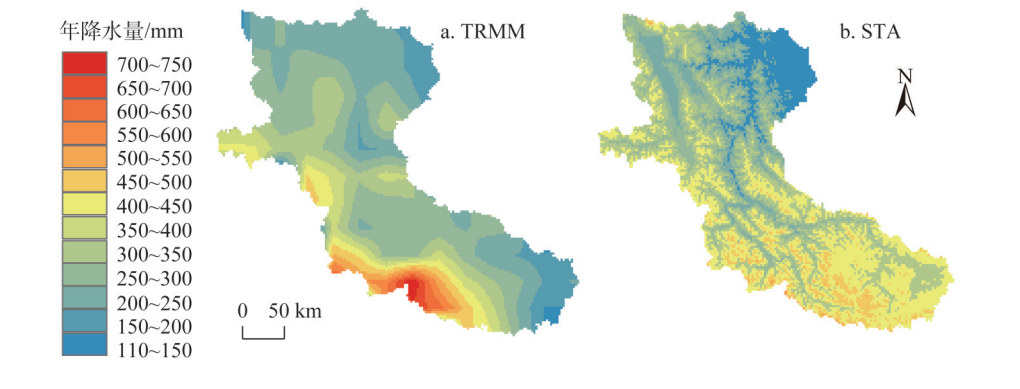


图3 2003-2009年叶尔羌河流域站点差值与TRMM平均降水量的空间分布

Fig. 3 Spatial distribution of the annual precipitation of interpolated observations and TRMM in the Yarkant River Basin during 2003-2009

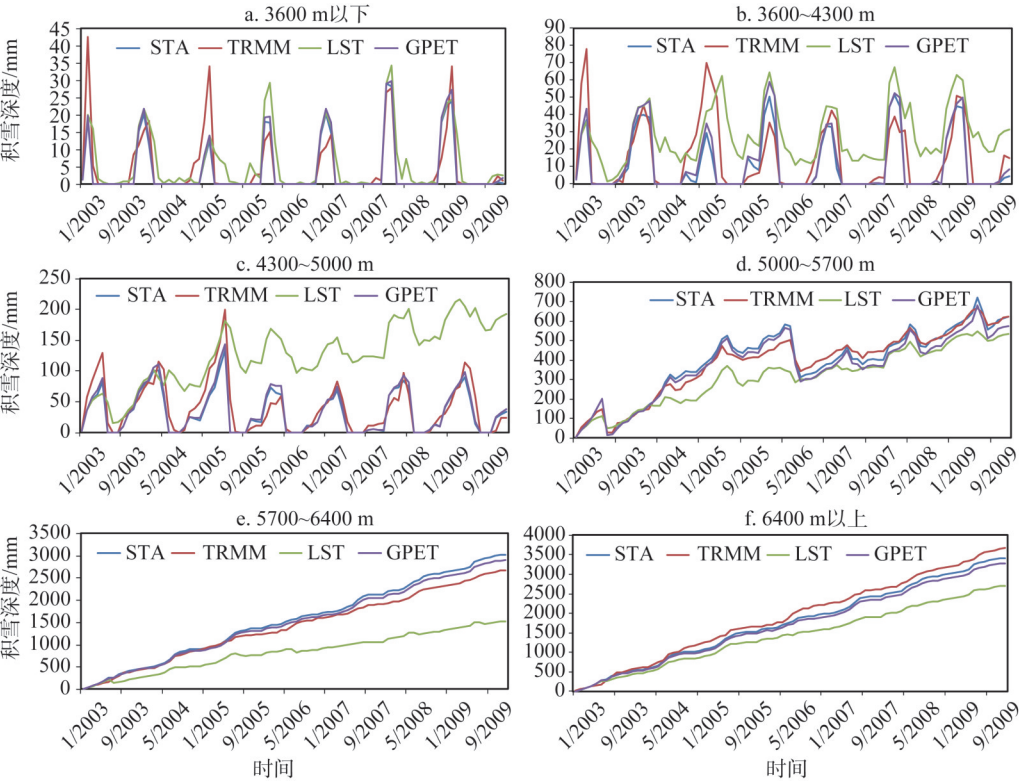


图4 不同高程带上平均积雪深度的时间分布

Fig. 4 The temporal distribution of snow storage depth in different elevation bands

出了17.1%，但多出的积雪面厚度都在5 mm以下，5 mm以上的积雪深度的面积均低于STA模型的输出。这种差异也主要是由于插值的温度数据与MODIS温度数据的空间分布变化造成的。对比插值的站点温度数据，MODIS对3600 m以下区域的温度低估了3.2℃，对5000~5700 m区域的温度高估了1.1℃，但是两种数据在3600~5000 m区域的温度基本没有差距（图5）。

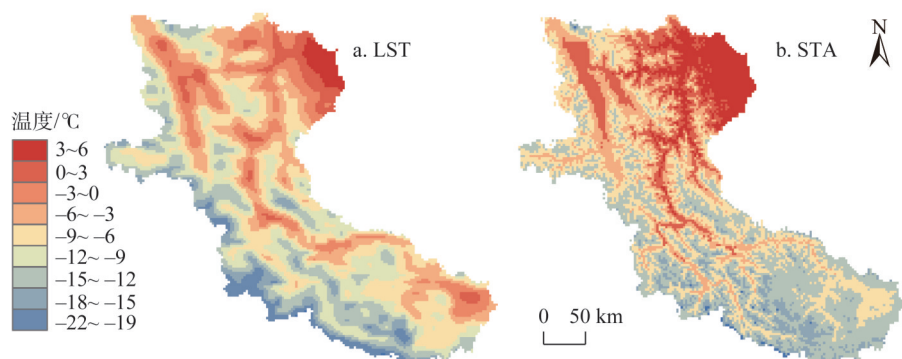


图5 2003-2009年叶尔羌河流域站点插值与MODIS多年平均温度的空间分布

Fig. 5 Spatial distribution of the annual mean temperature of interpolated observations and MODIS in the Yarkant River Basin during 2003-2009

进一步分析图4发现,在3600 m以下区域,四个模型积雪分布差异不大,都在冬季出现积雪,夏季完全消融。在3600~5000 m区域,LST模型已经出现了永久性的积雪,并且在4300~5000 m区域内出现了明显的逐年上升趋势,这主要由于LST模型中更小的融雪因子和更高的初始融雪温度使得融雪减缓造成的。最终在3600~5000 m区域,LST模型的积雪量高出STA模型52.2%,但此区域的积雪深度都很小,3600~4300 m区域的平均积雪深度仅为4.1 mm,这也是LST模拟出更多薄层积雪面的原因。在5000~5700 m区域,LST和STA模型基本保持了一致的积雪变化趋势,但是5700 m以上趋势,两者之间的积雪量差异随时间变化不断加大。最终在5000 m以上区域,STA的积雪量高出LST模型42.2%。造成这种差异的可能性原因包括了两个方面:进入高山区后,温度较难达到融雪的初始温度,因此有效的增温对融雪起到了主导作用,LST模型在5000 m以上区域更高的温度估计,使得其融雪量也随着增加;另外在MIKE SHE模型中,初始融雪温度也是区分降雨和降雪临界温度,随着LST模型中设定值的增加,降雪量也会随之减少。两者的综合作用使得LST模型在5000 m以上区域的积雪量减少。

由于替换的潜在蒸散发对积雪不具有显著性影响,所以无论从图2积雪空间分布还是图4积雪时间分布来看,GPET模型与STA模型都基本保持了一致的变化趋势,也就是说潜在蒸散发对积雪基本没有影响。这也说明如果选择了不敏感的输出水文要素进行分析,就会“掩盖”掉驱动数据对模型结果的影响。

### 3 结论与讨论

通过遥感的降水、温度和蒸散发数据对叶尔羌河流域MIKE SHE模型中站点插值数据的替换,构建了不同驱动数据下的8个MIKE SHE模型。根据8个MIKE SHE模型的结果,借助ANOVA模型,明确了水文系统中“输入”与“输出”之间的显著性影响关系,并分析了不同降水和温度输入对积雪输出的影响。TRMM对5000~5700 m的降水低估了18%,对6400 m以上区域的降水高估了12%,导致TRMM模型的积雪输出在两个区域也相对变化了-9.4%和12.3%,空间分布差异加大。MODIS温度数据使得LST模型在3600~5000 m区域的融雪量减少,积雪量比STA模型高52.5%,积雪面积多出17.1%;但



是在5000 m以上区域, 由于监测数据偏高, 融雪增加, 加之降水量的减少, 导致LST模型在高山区的积雪量减少了41.2%。

分布式水文模型的发展, 使得模型输出结果不再仅限于河道径流这单一变量, 而包括多个水文要素, 研究重点也从“降水—径流”发展到包括流域水资源的来源、转化、存储以及耗散等整个水文过程。驱动数据的差异性对径流、积融雪、蒸散发等水文过程中输出结果要素的影响程度不同, 本文中即使遥感降水和温度在基于实测站点数据校正后, 减少了两套数据源的误差, 但是对于积融雪的显著性影响仍然是存在的; 而在同样检验标准下, 潜在蒸散发输入对积融雪的影响相对于降水和温度来说是可以“忽略不计的”。因此通过积雪输出的分析, 可以清晰地剖析出降水和温度对水文过程的影响, 但是却不能体现出蒸散发的影响。选用合适的水文输出结果是正确理解驱动数据对水文过程影响的必要前提。本文在确定驱动数据对模型结果的影响应该基于何种结果输出进行分析才是最合适的这一问题上, 采用了方差分析模型的统计检验方法, 虽然缺乏对物理过程的描述, 但检验结果仍然可以为明晰驱动数据对流域水文过程模拟结果影响上提供依据。

## 参考文献(References):

- [1] KAVETSKI D, KUCZERA G, FRANKS S W. Bayesian analysis of input uncertainty in hydrological modeling: 2. Application. *Water Resources Research*, 2006, 42(3): 216-224.
- [2] 刘欢, 甘永德, 贾仰文, 等. 考虑空气阻力影响的流域水文过程模拟研究. *自然资源学报*, 2018, 33(8): 1463-1474. [LIU H, GAN Y D, JIA Y W, et al. Simulation of basin hydrological processes considering of air resistance effect. *Journal of Nature Resources*, 2018, 33(8): 1463-1474.]
- [3] THOMPSON J R, GREEN A J, KINGSTON D G. Potential evapotranspiration-related uncertainty in climate change impacts on river flow: An assessment for the Mekong River basin. *Journal of Hydrology*, 2014, 510: 259-279.
- [4] 丁程峰, 张绘芳, 高亚琪, 等. 天山中部流域尺度森林变化水文响应定量分析: 以乌鲁木齐河流域为例. *自然资源学报*, 2016, 31(12): 2034-2046. [DING C F, ZHANG H F, GAO Y Q, et al. Quantitative analysis of hydrological response to forest changes in the middle of the Tianshan Mountain: A case study of the Urumqi River Basin. *Journal of Nature Resources*, 2016, 31(12): 2034-2046.]
- [5] CAMERON D S, BEVEN K J, TAWN J, et al. Flood frequency estimation by continuous simulation for a catchment treated as ungauged (with uncertainty). *Journal of Hydrology*, 1999, 219: 169-187.
- [6] MCMICHAEL C E, HOPE A S, LOAICIGA H A. Distributed hydrological modelling in California semi-arid shrublands: MIKE SHE model calibration and uncertainty estimation. *Journal of Hydrology*, 2006, 317(3-4): 307-324.
- [7] SUN W, ISHIDAIRA H, BASTOLA S. Calibration of hydrological models in ungauged basins based on satellite radar altimetry observations of river water level. *Hydrological Processes*, 2012, 26(23): 3524-3537.
- [8] KNOCH M, FISCHER C, POHL E, et al. Combined uncertainty of hydrological model complexity and satellite-based forcing data evaluated in two data-scarce semi-arid catchments in Ethiopia. *Journal of Hydrology*, 2014, 519: 2049-2066.
- [9] 夏军, 左其亨. 国际水文科学研究的新进展. *地理科学进展*, 2006, 21(3): 256-261. [XIA J, ZUO Q T. Advances in international hydrological sciences research. *Advance in Earth Sciences*, 2006, 21(3): 256-261.]
- [10] 张祥松, 周丰超. 喀喇昆仑山叶尔羌河冰湖突发洪水研究. 北京: 科学出版社, 1990: 1-24. [ZHANG X S, ZHOU W C. The Study on the Flash Flood of Ice Lake in the Yarkant River in Karakoram. Beijing: Sciences Press, 1990: 1-24.]
- [11] 高鑫, 张世强, 叶柏生, 等. 1961-2006年叶尔羌河上游流域冰川融水变化及其对径流的影响. *冰川冻土*, 2010, 32(3): 445-453. [GAO X, ZHANG S Q, YE B S, et al. Glacier runoff change in the upper stream of Yarkant River and its impacts on river runoff during 1961-2006. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2010, 32(3): 445-453.]
- [12] LIU J, LIU T, BAO A M, et al. Assessment of different modeling studies on spatial hydrological processes in an arid alpine catchment. *Water Resources Management*, 2016, 30: 1757-1770.
- [13] 范雪薇, 刘海隆. 天山山区TRMM降水数据的空间降尺度研究. *自然资源学报*, 2018, 33(3): 478-488. [FAN X W, LIU H L. Downscaling method of TRMM satellite precipitation data over the Tianshan Mountains. *Journal of Natural*

- Resources, 2018, 33(3): 478-488.]
- [14] HESSION S L, MOORE N. A spatial regression analysis of the influence of topography on monthly rainfall in East Africa. *International Journal of Climatology*, 2011, 31(10): 1440-1456.
- [15] BASIST A, BELL G D, MEENTEMEYER V. Statistical relationships between topography and precipitation patterns. *Journal of Climate*, 1994, 7(9): 1305-1315.
- [16] KONRAD C E. Relationships between precipitation event typeset and topography in the Southern Blue Ridge Mountains of the Southeastern USA. *International Journal of Climatology*, 1996, 21(4): 455-466.
- [17] GOOVAERTS P. Geostatistical approaches for incorporating elevation into spatial interpolation of rainfall. *Journal of Hydrology*, 2000, 228: 113-119.
- [18] PRIGENT C. Precipitation retrieval from space: An overview. *Comptes Rendus Geoscience*, 2010, 342(4-5): 380-389.
- [19] 刘蛟, 刘铁, 黄粤, 等. 基于遥感数据的叶尔羌河流域水文过程模拟. *地理科学进展*, 2017, 36(6): 753-761. [LIU J, LIU T, HUANG Y, et al. Simulation and analysis of the hydrological processes in the Yarkant River Basin based on remote sensing data. *Progress in Geograpy*, 2017, 36(6): 753-761.]
- [20] NUSH J E, SUTCLIFFE J V. River flow forecasting through conceptual models part I: A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, 1970, 10: 282-290.
- [21] MICHAEL H K, CHRISTOPHER J N, JOHN N, et al. *Applied Linear Statistical Models*. New York: McGraw-Hill Education, 2005: 992-997.

## The impacts of input data on different simulated results in hydrological modelling

LIU Jiao<sup>1,2</sup>, LIU Xiao-hui<sup>1</sup>, LIU Tie<sup>3</sup>, QIAN Bo<sup>4</sup>

(1. School of Energy and Power Engineering, Xihua University, Chengdu 610039, China;

2. Institute of Mountain Hazards and Environment, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610041, China;

3. Xinjiang Institute of Ecology and Geography, State Key Laboratory of Desert and Oasis Ecology, CAS,

Urumqi 830011, China; 4. School of Civil and Water Conservancy Engineering, Xichang College, Xichang 615000, Sichuan, China)

**Abstract:** The high nonlinear relationships among the factors in hydrological processes make it difficult to study the effects of input data on the simulated results. Based on the observed and remote sensing precipitation, temperature and potential evapotranspiration (PET), eight MIKE SHE models of the Yarkant River Basin were set up. On the premise of statistical hypothesis testing implemented by Analysis of Variables model (ANOVA), different significant effects of input data on simulated outputs were specified. Furthermore, with the snow simulation as a case, the manifestations of input data's impacts were analyzed. Results shows that: compared with model forcing by interpolated station data, the spatial deviations of snow storage were more obvious in the TRMM driving model. In the LST driving model, there was a larger snow coverage in the low- middle mountain region and a lower one in the high mountain region. However, little deviations were found between models forcing by observed and remote sensing PET. Also, the uncertainty of input data concealed in insensitive components can be clarified based on ANOVA's hypotheses testing.

**Keywords:** hydrological processes; input data; significance testing; MIKE SHE model; the Yarkant River Basin