

土壤数据空间分辨率对水文过程模拟的影响

叶许春^{1,2}, 张 奇¹, 刘 健^{1,2}, 李丽娇^{1,2}, 左海军^{1,2}

(1. 中国科学院南京地理与湖泊研究所 湖泊与环境国家重点实验室, 南京 210008;

2. 中国科学院研究生院, 北京 100049)

摘 要: 分布式水文模型的应用, 其准确性有赖于输入数据对流域特征的描述, 尤其在大尺度流域, 输入数据分辨率的增加是否必然改善模型的模拟效果是值得深入研究的问题。本文以鄱阳湖信江流域为研究区, 运用 SWAT 模型为模拟工具, 分析了土壤数据空间分辨率对径流、蒸发及土壤含水量等水文要素模拟的影响以及高精度土壤数据在大流域尺度的适应性。结果表明: 不同分辨率的土壤数据对 SWAT 模型中水文响应单元的划分结果差异显著, 但在径流模拟和蒸发计算结果中并没有表现出显著的差别; 模型率定前后, 低分辨率土壤数据的径流模拟结果略好于高分辨率土壤数据, 但两者之间的差别不明显; 模型模拟的土壤含水量差异显著, 高分辨率土壤模拟的月平均土壤含水量整体大于低分辨率土壤模拟结果; 研究还发现, 模型的蒸发计算对土壤分辨率信息不敏感。本文研究意味着, 大尺度 SWAT 模型的应用中, 土壤数据分辨率的提高不一定会改善模型的模拟效果。在具体应用中, 应考虑流域本身的尺度以及模拟精度的要求, 选择合适分辨率的土壤数据, 同时应结合模型原理和关键参数的物理含义来解释模拟结果。

关 键 词: SWAT 模型; 水文过程; 土壤数据空间分辨率; 信江流域

水文模拟基于流域空间地形、土壤类型及土地利用参数, 其准确性有赖于输入数据对流域特征的描述。基于 GIS 的流域分布式水文模型模拟结果对空间数据的质量和分辨率具有一定的敏感性^[1-3], 当前代表性分布式水文模型如 MIKE SHE、TOPMODEL 以及 SWAT 等均采用不同的方法处理空间数据, 模拟下垫面条件。土壤数据作为水文模型的重要输入信息, 具有很强的空间变异性, 并且, 由不同部门基于不同调查尺度和制图方法的土壤数据在土壤物理属性和分类上往往具有一定的差异^[4,5]。不同信息的土壤数据影响着流域内水的运动过程以及污染物的迁移, 已经引起研究人员的关注。Mutiah 等^[6]指出, 径流模拟中土壤图比例尺从 1:25 万到 1:2.4 万的变化, 导致平均土壤含水量较大的变化。Zhu 等^[7]研究了精细土壤信息对中尺度水文—生态模型的影响, 指出分布式模型对高精度土壤数据的影响小于集总式模型。Peck 等^[8]的研究表明, 在地表径流限定的条件下, 土壤的空间变异性对土壤水蒸散发的影响小。很多学者研究了基于美国州级土壤地理数据库(STATSGO)与土壤调查地理数据库(SSURGO) 两种土壤条件下的径流和水质的模拟。

Peschel^[9]等发现基于该两种土壤数据模拟的产水有很大差别。Wang 等^[10]在 Elm River 上游小流域中应用时, 结果显示, 利用 SSURGO 数据的模拟径流总体上要好于 STATSGO 数据, 但二者对径流高值的模拟效果均较好。最近, Mengistu 等^[11]运用 SWAT 在一小流域的模拟显示, 在模型率定前, STATSGO 数据的日径流模拟效果好于 SSURGO, 而在模型率定后 SSURGO 模拟效果好于 STATSGO, 并且 SSURGO 模拟的泥沙和溶解氮含量低于 STATSGO 模拟结果。

综上所述, 土壤的空间分辨率影响着水文模型的模拟结果, 不同的模型对土壤分辨率的敏感性也不相同。对于大尺度流域分布式水文模型, 高精度的空间数据也意味着增加数据的前处理工作, 同时也加大了模型的运算量, 因此分析土壤数据空间分辨率对水文过程模拟的影响, 有利于对水文模型机理以及模拟结果对输入数据不确定性影响的认识。本文以鄱阳湖信江流域为研究区, 运用 SWAT 模型模拟不同土壤分辨率条件下流域的水文过程, 旨在分析不同分辨率土壤对水文过程模拟的影响以及高精度土壤数据在大尺度流域的适宜性。

收稿日期: 2008-12; 修订日期: 2009-04。

基金项目: 中国科学院知识创新工程重大项目(KZCX2-YW-337, KZCX1-YW-08-01); 国家自然科学基金项目(40871026)。

作者简介: 叶许春(1982-), 男, 安徽潜山人, 博士研究生, 主要研究方向为流域水文模型的应用。E-mail: yxch2500@163.com

通讯作者: 张奇, E-mail: qzhang@niglas.ac.cn

1 研究区概况

信江流域位于鄱阳湖流域东南,是鄱阳湖五大入湖河流—信江水系所在区域。流域北、东、南三面为低中山环绕,信江自东向西穿过,于北西方向注入鄱阳湖。本文选取信江梅港站以上流域为研究区,控制面积 15535 km²,流域海拔 45–2178 m(图 1),梅港站实测多年平均径流 578 m³/s。

信江流域属亚热带湿润气候区,多年平均降雨量 1878 mm,多年平均蒸发量 1044 mm(1960–2005 年)。年内降雨分配不均,呈现明显的干、湿分明的特点。湿润季节一般是每年的 4–6 月,受东南亚季风系统的影响,季风区前缘北移,区内降雨从 7–9 月开始迅速减少^[12]。9 月以后,流域进入干季状态,一直持续到 12 月。流域年平均温度 18 ℃,7 月平均最高气温 37 ℃,1 月份平均最低气温–3 ℃。

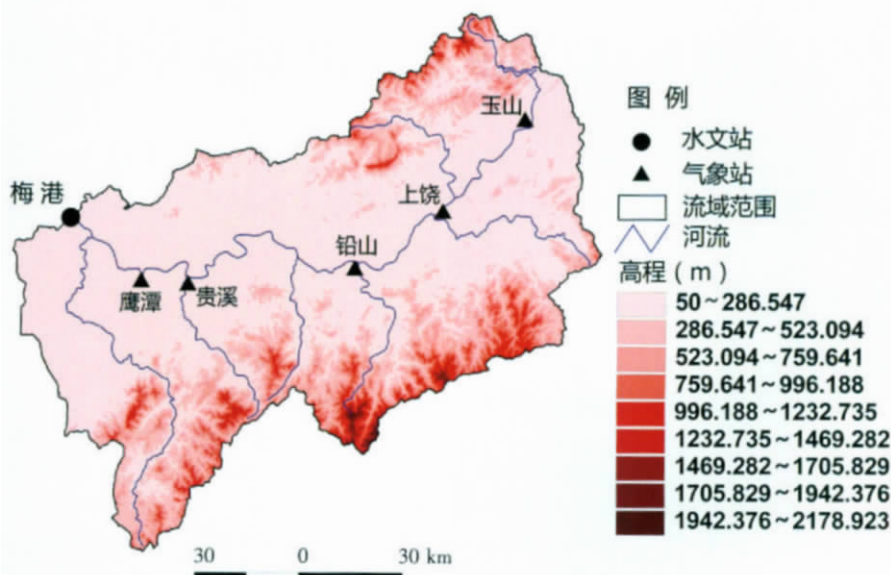


图 1 信江流域地形及主要河流图

Fig.1 Topography and river tributaries of Xinjiang River basin

$$\text{算方程为: } Q_{surf} = \frac{(R_{day} - I_a)^2}{(R_{day} - I_a + S)} \quad (1)$$

式中: Q_{surf} 为径流量(mm); R_{day} 为当天的降雨量(mm); I_a 为在径流发生前,包括地面存储、截流和下渗的初损; S 为保持力参数(mm),是后损的上限,其在空间的变化与地形、土壤、土地利用相关。

$$S = 25.4 \left(\frac{1000}{CN} - 10 \right) \quad (2)$$

式中: CN 值为曲线数(Curve Number)。

模型计算蒸散发时,考虑水面蒸发、裸地蒸发和植被蒸腾,并分开模拟土壤水蒸发和植物蒸腾。潜在土壤水蒸发由潜在蒸散发和叶面积指数估算。实际土壤水蒸发用土壤厚度和含水量的指数关系式计算。植物蒸腾由潜在蒸散发和叶面积指数的线性关系式计算,并提供 3 种潜在蒸发计算方法 Penman–Montieth 方法、Priestley–Taylor 方法以及 Hargreaves 方法供模型使用者选择。壤中流的计算用动力贮水模型的方法,考虑水力传导度、坡度和土壤含水量的时空变化。SWAT 将地下水分为浅层地下水和深层地下水,浅层地下径流汇入流域内河流,深层地下径流汇入流域外河流。

2.2 数据收集及整理

SWAT 模型所需数据主要有气象数据、地形数据、土壤类型和土地利用/覆被数据 3 类。日降雨和气温数据主要采用流域内鹰潭(28.15°N, 117.02°E)、贵溪(28.18°N, 117.13°E)、铅山(28.19°N, 117.42°E)、

2 SWAT 模型的构建

2.1 SWAT 模型

SWAT 模型是一个基于物理过程的分布式水文模型,适用于不同土壤类型、土地利用类型的复杂流域,在国际上得到了广泛应用,在我国 SWAT 模型也多被应用于产流、产沙、非点源污染应用。SWAT 模型的一个显著特点是它将模拟区划分成不同的自流域,对每一个自流域又可以根据其中的土壤类型、土地利用和管理措施的组合,进一步划分为单个或多个水文响应单元,模型在每个水文响应单元中分别计算水量平衡中的各水文组分。

SWAT 模型提供 SCS 模型 Curve Number 的方法和 Green & Ampt 入渗方法计算地表径流。SCS 径流方程是一个经验模型,是对遍及美国的小流域降雨—径流关系经过 20 多年研究的结果。它考虑了流域下垫面的特点,如土壤、坡度、植被、土地利用等,并可应用于无资料流域,能针对未来土地利用情况的变化,预测降雨径流关系的可能变化。计

上饶 (28.27°N, 117.59°E)、玉山(28.41°N, 118.15°E)等五个国家气象站的逐日观测资料(气象站位置见图 1),具体包括日最低、最高气温,逐日降雨、风速和湿度。根据输入的气象数据,模型的潜在蒸发量采用 P-M 公式进行计算。地形数据由长江流域 1:25 万地形等高线图插值生成 DEM 数据,网格大小为 100 m。土地利用类型数据由江西省 1:100 万土地利用图片数字化得到,并根据土地利用的一级分类,转化为 SWAT 模型能识别的模型代码,最终划分为 6 种土地利用类型。

这里重点介绍两种不同分辨率的土壤图。第一种土壤数据来源于江西省土地管理局 1990 年土壤调查结果,土壤数据分辨率为 1:300 万,根据国家土壤分类系统,最终综合划分成红壤、红壤性土、黄壤、黄棕壤及紫色土等 5 种土类(图 2a),各土类所占流域面积百分比从 1.34%到 55.84%不等,这里称该土壤类型为 OFJX 土壤。第二种土壤数据来自于中

国科学院南京土壤研究所于 2000 年完成的全国第二次土壤调查的成果^[13-15],土壤数据分辨率为 1:100 万,根据国家土壤分类系统,研究区内共划分出 36 种不同的土属,在 SWAT 模型中对其重新编号(图 2b),各土壤类型所占流域面积百分率从 0.02%到 16.36%不等,这里称该土壤类型为 OFNISS 土壤。需要指出的是两种土壤数据的分类级别不同,OFNISS 土壤数据分类更加精细。两种土壤数据包括的主要信息有土壤空隙度、土壤细密度、饱和水力传导率以及土壤质地组成(粘土、壤土、砂、砾石含量),土壤粒径数据采用三次样条插值的方法转换成模型认可的美制标准。其中,OFJX 土壤数据中每种土壤类型一般划分成 3~4 层,每层厚从 40 mm 到 840 mm 不等;而 OFNISS 土壤数据中每种土壤类型划分成 1~3 层,各土壤类型分层厚度相同,分别是 0~300 mm、300~700 mm 和 700~1200 mm。

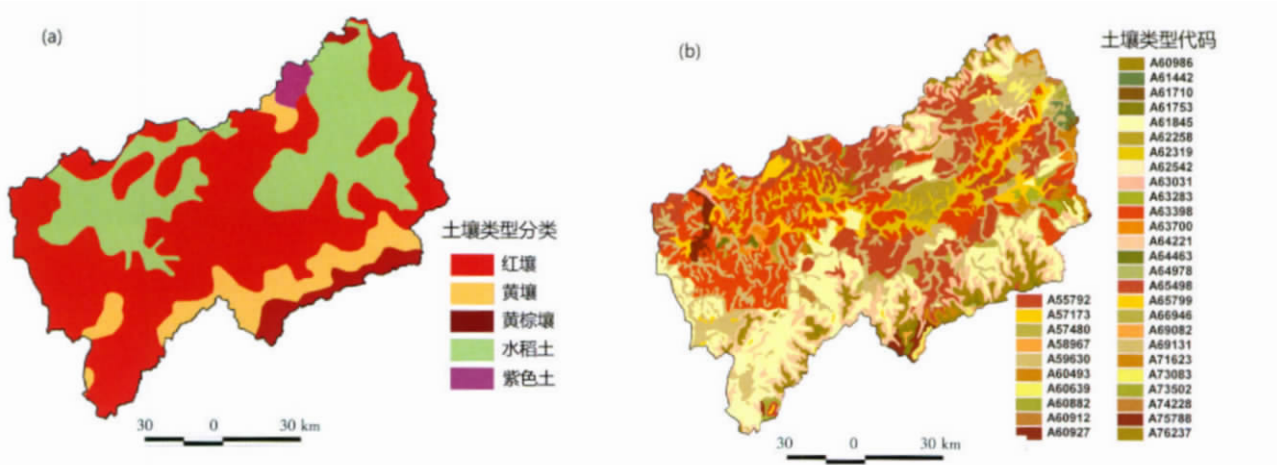


图 2 不同分辨率条件下信江流域土壤分布图 (a: OFJX 土壤数据;b: OFNISS 土壤数据)
Fig.2 Different resolutions of soil maps of Xinjiang River basin (a: OFJX soil data; b: OFJX soil data)

2.3 子流域划分

SWAT 中子流域的划分取决于研究流域面积的大小以及对模型模拟的具体要求,并允许用户根据流域的具体情况自己定义子流域的划分。考虑流域水文特性、水文气象测站分布、流域支流的分布等情况,基于 DEM,设定子流域划分的阈值为 31600 hm²,将信江流域划分为 79 个子流域。

3 研究结果

3.1 水文响应单元分配的影响评价

每个子流域至少包含一个水文响应单元 (HRU),水文响应单元是 SWAT 模型计算的基本单

位,HRU 的分配对模型模拟非常重要,应用较小和相对均匀的 HRU 能够减少模拟误差。在这里,我们分析两种土壤对 SWAT 模型中 HRU 分配的差异。考虑到区内土地利用类型所占面积差别较大,设定一个较小的土地利用面积阈值 4%,然后改变土壤面积阈值,分析两种土壤模型其所生成的 HRU 个数的差异。图 3 显示了不同土壤阈值下两种土壤数据对 HRU 分配的差异,由图可知,随着土壤面积阈值从 2%到 16%加倍增加,OFNISS 土壤数据所生成的 HRU 个数呈明显的线性减少趋势,而基于 OFJX 土壤数据生成的 HRU 个数变化较小。

毫无疑问 OFNISS 土壤数据具有更多的土壤类型,其与不同土地利用类型的组合会生成更多的

HRU, 两种土壤数据对 SWAT 模型中 HRU 的具有很大的差异。这种差异怎样影响着对流域内径流、蒸发等水文过程, 需进行进一步的分析。最终的模型中, 我们选择土地利用面积阈值 4%, 土壤面积阈值 2% 进行 HRU 的分配, 基于 OFJX 土壤的模型共划分出 438 个 HRU, OFNISS 土壤的模型共划分出 1103 个 HRU。

3.2 径流模拟的影响评价

模型以月径流输出为评价对象, 模拟了 1992–2003 年间信江流域出口梅港站径流的变化 (其中 1992 年为模型运行的启动期, 1993–1997 为模型的率定期, 1998–2003 为模型验证期)。论文主要是通过对率定期模型参数的获取, 来分析比较验证期中两种不同分辨率土壤的模拟效果。对模拟结果, 分别选用线性回归系数 (R^2)、Nash–Sutcliffe 效率系数 (E_{NS}) 以及相对误差 (R_E) 进行分析, 用以评价模拟径流与观测径流之间的吻合程度, 以及描述不同土壤模拟结果之间的差别。

3.2.1 模型率定前

模型的率定在一定程度上掩盖了输入数据之间的差异, 因此未经率定校正的模型, 其所生产的模拟结果能够很好的反映出输入的原始土壤信息对水文模拟结果的影响, 也能更好的显示哪种土壤数据更适合于模型的应用^[11]。

模型在率定前, 未加设定的参数均采用 SWAT 模型建立时的默认值, 反映了模型初始状态。图 4 显示了 1998–2003 年间两种不同土壤数据的模拟径流及其与实测径流的差异。可以看出, 两种土壤

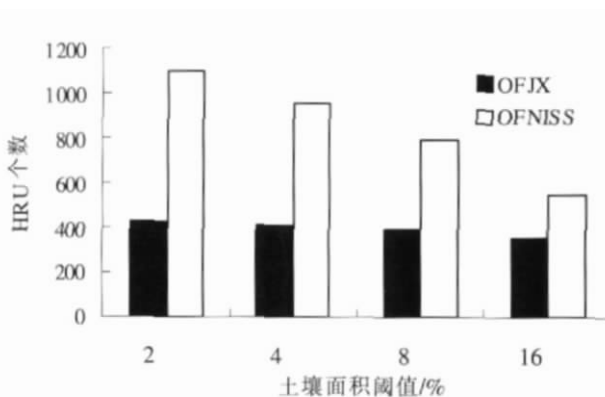


图 3 两种土壤条件对 HRU 分配的差异

Fig.3 Number of HRUs under different percentages of soil class and land use of the two soil data sets

数据的月径流模拟结果十分近似, 差别微小, 模拟径流与观测径流之间具有较好的对应。在一些径流峰值点, 模拟值普遍偏小。OFJX 土壤的模拟结果 $R^2=0.96$, $E_{NS}=0.90$, OFNISS 土壤的模拟结果 $R^2=0.95$, $E_{NS}=0.88$, 其模拟的月平均径流的相对误差分别是 -6.1% 和 -8.0%。从评价指标来看, OFJX 土壤的模拟结果略好于 OFNISS 土壤。事实上, 两种土壤对月径流模拟的效果均达到了较为满意的程度, 两者之间的差别很小, 两种土壤数据模拟结果之间的相关系数为 0.98。

3.2.2 模型率定后

模型的率定是对模型模拟结果的改进, 最大限度的调整模拟结果与实测数据吻合。模型的率定在一定程度上可以反映出两种不同土壤数据对模型径流模拟的敏感性。

模型的率定分两步: 第一步, 先率定 OFJX 土壤模型, 然后将率定的参数应用于 OFNISS 土壤模型;

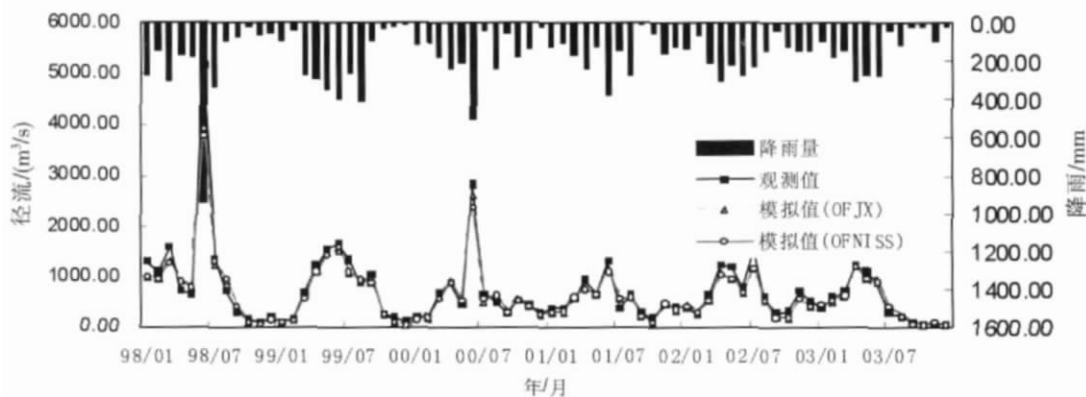


图 4 1998–2003 年基于 OFJX 和 OFNISS 土壤数据的月模拟径流与观测径流之间的差异(率定前)

Fig.4 Comparison of modelled and observed stream discharges for two resolutions of soil data (before calibration)

第二步,首先率定 OFNISS 土壤模型,再将率定的参数应用于 OFJX 土壤模型。通过比较两种情况下不同土壤的模拟结果,分析两种土壤数据对模型内部参数的调整的差异及其对径流模拟敏感性。模型率定前,首先使用滤波法将观测径流分割成地表径流和基流两部分,结果显示基流约占径流总量的 38%,相应的基流因子为 0.032。在径流模拟中,影响 SWAT 模型产、汇流过程的参数较多根据,根据对影响地表、地下径流模拟参数的敏感性分析,模型率定的主要参数有径流曲线数(CN)、土壤蒸发补偿系数(ESCO)、土壤有效含水量(SOIL_AWC)、渗漏到深层地下水的浅层含水层的初始水深 (REVAP-MN)等。模型率定的标准是使 SWAT 模拟的地表、

地下径流的相对误差控制在 5%以内。

第一步:由于率定前,OFJX 土壤模型模拟结果总体较好,模拟径流小于实测径流。率定过程中只对模型中的少数关键参数进行了试错调整,参数率定结果见表 1。图 5 显示了率定后模型验证期内两种不同土壤数据的模拟径流及其与实测径流的差异。由于率定前后的模拟值与观测值的拟合程度均较高,从该曲线的变化过程上看,其与率定前基本相似,差别不显著。率定后的模型模拟结果见表 2,OFJX 土壤的模拟结果 $R^2=0.96,E_{NS}=0.91$,OFNISS 土壤的模拟结果 $R^2=0.96,E_{NS}=0.90$,相比率定前有了一定程度的提高;OFJX 和 OFNISS 两种土壤月平均径流的相对误差分别是-0.3%和-1.6%,但率定后

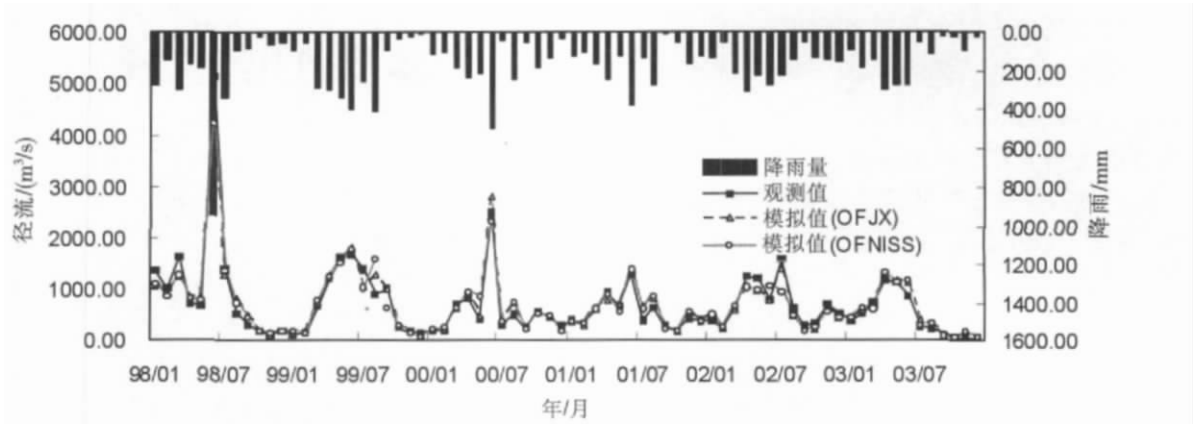


图 5 1998–2003 年基于 OFJX 和 OFNISS 土壤数据的月模拟径流与观测径流之间的差异(率定后)
Fig.5 Comparison of modelled and observed stream discharges for two resolutions of soil data (after calibration)

表1 两种土壤条件下模型分别率定的主要参数值
Tab.1 Main parameters calibrated for the two soil data model

变量	模拟过程	参数说明	参数范围	OFJX 土壤模型调整值	OFNISS 土壤模型调整值
CN2	地表径流	径流曲线数	-8 ~ 8	4.800	4.800
ESCO	径流	土壤蒸发补偿系数	0~1	1.000	1.000
SOL_AWC	径流	土壤有效含水量	-0.05~0.05	/	-0.010
REVAPMN	基流	浅层地下水再蒸发系数	0~500	50.000	100.000
ALPHA_BF	基流	基流因子	0~1	0.032	0.032

表 2 验证期信江流域月平均水文过程模拟结果
Tab.2 Modelling result of average monthly hydrologic process in Xinjiang River basin during validation period

率定过程	土壤数据	项目	地表径流/(m³/s)	基流/(m³/s)	总径流/(m³/s)	总径流 E_{NS}	总径流 R^2
第一步: 将率定好的OFJX土壤参数应用于OFNISS土壤	OFJX 土壤	实测值	409.53	250.98	660.51	0.913	0.964
		模拟值	414.04	244.21	658.25		
	OFNISS 土壤	模拟值	412.83	237.29	650.12	0.904	0.958
		相对误差	1.1%	-2.7%	-0.3%		
第二步: 将率定好的OFNISS土壤参数应用于OFJX土壤	OFJX 土壤	模拟值	416.77	256.53	673.30	0.908	0.959
		相对误差	1.8%	2.2%	1.9%		
	OFNISS 土壤	模拟值	410.80	244.37	655.15	0.902	0.961
		相对误差	0.3%	-2.6%	-0.8%		

OFNISS 土壤模型的基流误差为-5.6%,由此可见将 OFJX 土壤模型率定的参数应用于 OFNISS 土壤模型,在对基流量模拟的结果上仍然存在较大偏差。

第二步:首先在第一步率定的基础上,针对 OFNISS 土壤模型继续进行调整。由于第一步中应用 OFJX 土壤数据率定的参数后,OFNISS 土壤模型的基流误差仍然较大,调整参数过程中,保持 CN、ESCO 及 ALPHA_BF 取值不变,最终率定 REVAP-MN 参数取值 100mm,同时对 SOIL_AWC 进行了细微调整,SOIL_AWC 值在模型默认的基础上减小 0.01(表 1)。然后,待 OFNISS 土壤模型率定后,将此率定的主要参数应用到 OFJX 土壤数据。这里,不再展示率定后两种土壤数据的模拟径流及其与实测径流的对比图,对于率定后模型的模拟结果,由表 2 可以看出,两种土壤数据均表现出较好的模拟结果,统计指标 R^2 、 E_{NS} 值均大于 0.9。此外,模型模拟的地表径流和基流的相对误差均小于 5%,表明 OFNISS 土壤模型率定的参数仍然适用于 OFJX 土壤模型,低分辨率的 OFJX 土壤模型的率定存在了较大的参数不确定性。

3.2.3 径流模拟结果分析

通过上面模型率定过程的结果来看,在相同的率定参数条件下,低分辨率的 OFJX 土壤模拟的径流总体要大于高分辨率的 OFNISS 土壤数据,且其模拟效果相对较好。但模型率定前后,OFJX 土壤数据模拟的线性回归系数 (R^2)、Nash-Sutcliffe 效率系数 (E_{NS}) 变化不大,而 OFJX 土壤数据却有一定的提高,说明低分辨率的 OFJX 土壤数据其模型内部参数的调整对径流模拟效果的敏感性小于高分辨率的 OFNISS 土壤。在率定过程中,不同的率定参数均能使 OFJX 土壤数据达到率定的要求,表明分布式水文模型本身存在了较大的参数不确定性,而对于高分辨率的 OFNISS 土壤需要调整较多的参数,才能使其达到理想的模拟结果,这在一定程度上暗示了使用高分辨率的数据并非必然改善模型的模拟结果,相反还会因此付出更多的参数率定和数据准备工作。

另外,从模拟径流结果的对比来看,两种土壤数据之间的差别并不显著,并且,两种土壤对径流模拟的效果均较好, R^2 和 E_{NS} 均在 0.9 以上。这种结果表明 SWAT 模型的径流模拟对土壤信息的敏感性较差,高精度的土壤信息并没有在模型应用中表现出更好的模拟结果。Wang 等^[10]、Levick 等^[16]、Geza

等^[11]基于美国州级土壤地理数据库(STATSGO)与土壤调查地理数据库(SSURGO)土壤数据对中小尺度流域的研究时也表明,对不同分辨率的壤数据,SWAT 模型对径流的模拟具有一定差异,但不同土壤数据均能获得较为满意的结果。李润奎等^[17]指出径流模拟不能很好地体现一定精度基础上土壤信息的差别。这些研究结果均表明,SWAT 模型对土壤分辨率的敏感性较弱,与本文研究结果相一致。

前面对水文响应单元的分析知道,两种土壤条件下模型对水文响应单元的划分差别很大,而模拟的径流之间的差异微小。这说明模型在处理过程中对具体的土壤信息进行了综合和掩盖,高精度的土壤信息被模型所削弱,对径流模拟的改善并不明显。在 SWAT 模型的理论中,对地表径流的模拟采用 SCS 方法,CN 值是 SCS 方法的主要参数,反映流域降雨—径流关系,是土壤前期湿润程度、土地利用、土壤类型等因子的函数。各种不同的土壤类型根据土壤渗透性大小最终被归纳为 A、B、C、D 4 个水文组,在土地利用方式相同的情况下,土壤水文组属性是决定径流间差别的主导因素。用水文组的不同来表示各种土壤类型之间的差别,是对土壤属性的综合归类,较大程度地概括了土壤属性信息,模糊了土壤分辨率的精度信息。根据土壤属性做面积加权平均发现,未受土壤水文组影响的其他土壤属性信息。如有土壤效含水量(SOL_AWC)、土壤湿容重(SOL_BD)、粘粒含量(CLAY)、壤土含量(SILT)以及砂粒含量(SAND)等,两种土壤图的相对误差分别为 16%、14%、19%、18%和 7%,而受水文组综合影响的 CN 值,OFJX 土壤模型为 73.7,OFNISS 土壤模型为 71.7,相对误差仅 3%,远低于未受此综合的土壤属性的差别水平。研究区两种不同分辨率土壤数据中的各种土壤类型最终主要归类于 B、C、D 3 种水文组,降低了模型对土壤信息差异的敏感度,使得基于不同分辨率土壤数据的径流模拟结果的差异较小。

分布式水文过程模拟中,径流模拟精度受输入气象数据影响,同时由于产汇流过程极大地受控于流域空间地形结构,其精度还有赖于输入模型的流域特征参数。在针对影响 SWAT 模型径流模拟敏感性的研究中,Zhang 等^[18]研究表明高分辨率 DEM 数据对地形参数影响效果显著,高分辨 DEM 数据的径流模拟结果要好于低分辨率的 DEM 数据。吴军等^[19]对不同 DEM 分辨率下 SWAT 模型径流模拟的

敏感性进行了研究,结果显示在运用最佳模拟参数进行模拟的情况下,由于 DEM 分辨率的降低,所提取的坡度变小,汇流速度变慢,汇流产生滞后,造成模拟的径流峰谷被均化,高辨率 DEM 要比低分辨率 DEM 模拟平均径流量大。郝芳华等^[20]对非点源污染模型—SWAT 理论与方法的系统研究,也表明 SWAT 模型中低分辨率的 DEM 数据模拟的径流要小于高分辨率的 DEM 数据,主要是由于不同分辨率的 DEM 所提取的坡度有较大差别。此外,还指出 SWAT 模型对降雨空间分布不均匀性以及亚流域划分等对流域径流和泥沙负荷模拟的影响不容忽视。总之,影响分布式水文模型模拟精度的因素较多,在建立水文模型时,针对具体情况,应综合考虑流域本身的尺度、输入空间数据的精度以及模拟的目的。

3.3 土壤含水量及蒸发的影响评价

图 6 显示了两种土壤条件下模拟的流域月平均土壤含水量变化。可以看出,两种土壤条件下模拟的流域月平均土壤含水量变化趋势相同,其差异表现在 OFNISS 土壤模拟的土壤含水量总体上大于 OFJX 模拟结果,月平均差值约 13.8 mm。在模型中其它条件完全相同的情况下,土壤含水量的差异反映了两种土壤数据中土壤本身自然属性的不同。前面已叙述,两种不同分辨率的土壤数据其在土壤密度、孔隙度、饱和水力传导率、土壤质地组成以及分层上具有很大的差别,导致土壤的含水能力有较大差异。图 6 还显示,土壤含水量的年内变化与流域内降雨的特征密切相关,降雨量持续增加的阶段土壤含水量不断增大,但存在一个上限,土壤处于饱和的情况下,土壤含水量达到最大值后出现稳定。

蒸发过程是水文响应单元(HRU)中地表水、土壤水损失水量的主要机制。模型计算蒸散发时,考虑水面蒸发、裸地蒸发和植被蒸腾,并分别模拟土壤水蒸发和植物蒸腾。实际土壤水蒸发用土壤厚度和含水量的指数关系式计算^[21]。图 7 显示了两种土壤条件下模拟的流域月平均蒸发量的变化,蒸发量的年内变化与气温具有很好的一致性。两模型计算的实际蒸发的差别很小,OFNISS 土壤计算结果略大于 OFJX 土壤,月平均差值约 1.2 mm。这种现象表明,

SWAT 模型蒸发计算对土壤数据空间分辨率不太敏感,基于不同分辨率的土壤数据,模型计算的蒸发量十分接近。

4 结论

本文以鄱阳湖信江流域为研究区域,在 SWAT 模型中使用了两种不同分辨率的实测土壤数据,分析了大尺度流域模拟中土壤数据空间分辨率对径流、土壤含水量和蒸发等主要水文要素模拟的影响。结论如下:

- (1)两种不同分辨率的土壤数据对 SWAT 模型中水文响应单元的划分结果差异显著,但在径流模拟中,低分辨率的 OFJX 土壤数据其模型内部参数的调整对径流变化的敏感性小于高分辨率的 OFNISS 土壤,但其模拟结果相对较好,径流模拟中两种土壤数据之间的差别并不显著。
- (2)两种不同分辨率的土壤数据在物理属性的刻画上有较大的差别,土壤的蓄水能力不相同,导致 SWAT 模型计算的土壤含水量差异显著,OFNISS 土壤模拟的月平均土壤含水量整体大于 OFJX 土壤模拟结果。但模型中的实际蒸发量计算对土壤数据分辨率不敏感,表现在两种土壤条件下

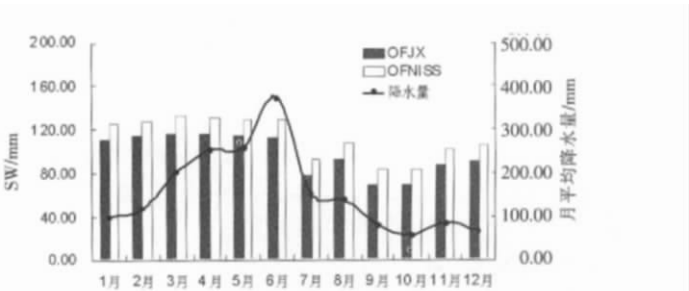


图 6 2 种土壤条件下模拟的流域月平均土壤含水量图
Fig.6 Comparison of monthly soil water storage

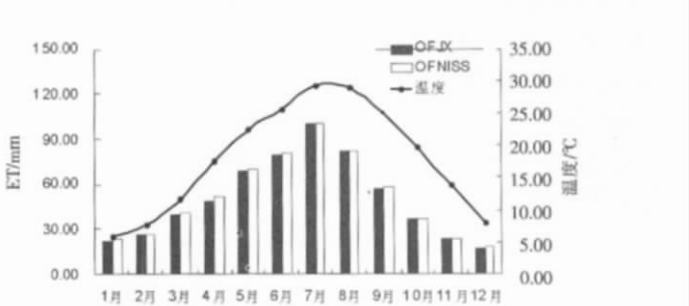


图 7 2 种土壤条件下模拟的流域月平均蒸发量图
Fig.7 Comparison of monthly ET

模型计算的实际蒸发量差别很小。

(3)SWAT 模型中地表径流的模拟采用经验 SCS 方法,参数 CN 值的确定使用土壤水文组对各种不同土壤类型进行综合归类,概化了土壤属性信息,模糊了土壤分辨率的精度信息,导致基于不同分辨率土壤数据的径流模拟结果非常近似。

(4)对 SWAT 模型,土壤数据分辨率的提高并非必然改善模型的模拟效果。在大尺度流域的模拟中,高分辨率土壤数据还会增加数据的前处理工作和模型的计算量。针对具体情况,应考虑流域本身的尺度以及模拟的目的,选择分辨率合适的数据库,同时应结合模型机理和关键参数的含义,解释模拟结果。

参考文献

- [1] Helge Bormann. Sensitivity of a soil-vegetation-atmosphere-transfer scheme to input data resolution and data classification. *Journal of Hydrology*, 2008, 351: 154-169.
- [2] Romanowicz A A, Vanclooster M, Rounsevell M, et al. Sensitivity of the SWAT model to the soil and land use data parameterization: A case study in the Thyle catchment, Belgium. *Ecological Modeling*, 2005, 187: 27-39.
- [3] Chaplot V. Impact of DEM mesh size and soil map precision for the prediction of water, sediment and NO₃ loads in a watershed. *Journal of Hydrology*, 2005, 312: 207-222.
- [4] Band L E, Moore I D. Scale: landscape attributes and geographical information systems. *Hydrological Processes*, 1995, 9: 401-422.
- [5] Seyfried M. Spatial variability constructions to modeling soil water at different scales. *Geoderma*, 1998, 85: 231-254.
- [6] Muttiah R S, Wurbs R A. Scale-dependent soil and climate variability effects on watershed water balance of the SWAT model. *Journal of Hydrology*, 2003, 256(3-4): 264-285.
- [7] Zhu A X, Mackay D S. Effects of spatial detail of soil information on watershed modeling. *Journal of Hydrology*, 2001, 248(1-4): 54-77.
- [8] Peck A J, Luxmoore R J, Stolzy J L. Effects of spatial variability of soil hydraulic properties in water modeling. *Water Resoure*, 1997, 13(2): 348-354.
- [9] Peschel J M, Haan K P, Lacey R E. A SSURGO preprocessing extension for the ArcView Soil and Water Assessment tool. ASAE Meeting Presentation, Paper No.032123, Las Vegas, NV, 2003, July: 27-30.
- [10] Wang X, Melesse A M. Effects of STATSGO and SSURGO as inputs on SWAT model's snowmelt simulation. *Journal of American Water Resources Association*, 2006, 42 (5): 1217-1236.
- [11] Geza Mengistu, McCray J E. Effects of soil data resolution on SWAT model stream flow and water quality predictions. *Journal of Environmental Management*, 2008, 88: 393-406.
- [12] Guo H, Hu Q, Jiang T. Annual and seasonal stream flow responses to climate and land-cover changes in the Poyang Lake basin, China. *Journal of Hydrology*, 2008, 355: 106-122.
- [13] 史学正, 于东升, 高鹏, 等. 中国土壤信息系统(SISChin)及其应用基础研究. *土壤*, 2007, 39(3): 329-333.
- [14] Shi X Z, Yu D S, Warner E D, et al. Cross-Reference System for translating between genetic soil classification of China and soil taxonomy. *Soil Sci. Soc. Am.J.* 2006, 70(1): 78-83.
- [15] Shi X Z, Yu D S, Warner E D, et al. Soil Database of 1: 1,000,000 digital soil survey and reference system of the Chinese genetic soil classification system. *Soil Survey Horizons*, 2004, 45(4): 129-136.
- [16] Levick L R, Semmens D J, Guertin D P, et al. Adding global soils data to the automated geospatial watershed assessment tool (AGWA)[C/CD]. Second International Symposium on Transboundary Waters Management, Tucson, AZ, 2004, November 16-19: 8.
- [17] 李润奎, 朱阿兴, Peter, 等. SWAT 模型对高精度土壤信息的敏感性研究. *地球信息科学*, 2007, 9(3): 72-90.
- [18] Zhang W, Montgomery D R. Digital elevation model grid size, landscape representation, and hydrologic simulations. *Water Resources Research*, 1994, 30: 1019-1028.
- [19] 吴军, 张万昌. DEM 分辨率对 AVSWAT2000 径流模拟的敏感性分析. *遥感信息*, 2007, 3: 8-13.
- [20] 郝芳华, 程红光, 杨胜天. 非点源污染模型: 理论方法与应用. 北京: 中国环境科学出版社, 2006: 62-118.
- [21] 王中根, 刘昌明, 黄友波. SWAT 模型的原理、结果及应用研究. *地理科学进展*, 2003, 22(1): 79-86.

Effects of Spatial Resolution of Soil Data on Hydrological Processes Modeling

YE Xuchun^{1,2}, ZHANG Qi¹, LIU Jian^{1,2}, LI Lijiao^{1,2}, ZUO Haijun^{1,2}

(1. Nanjing Institute of Geography and Limnology, State Key Laboratory of Lake Science and Environment, Nanjing 210008, China;

2. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: The prediction accuracy of a distributed hydrological model depends on how well the model input spatial data describe the characteristics of the watershed. Especially, in a large scale catchment, could a higher resolution of input data contribute to a more accurate result? As an important component of input data, soil information directly impacts the accuracy of the simulation of hydrologic model. In this study, surveyed soil data with two different spatial resolutions were used as input data for a SWAT model simulation in a large scale catchment of Xinjiang River basin (15535km²) in China. Simulations of stream flow, soil water storage and evapotranspiration using the two soil datasets were compared, and the applicability of fine resolution of soil data was analysed. The results indicate that the different resolutions of soil data have a great impact on the distribution of hydrological response units in the SWAT model, but show no obvious differences in stream flow simulation and evapotranspiration (ET). Our observations also show that the lower resolution data improved slightly in average monthly stream flow simulation before and after calibration, but there is no substantial difference. The finer resolution data produced a higher monthly soil water storage (SW) simulation than the lower resolution data across the whole watershed during the simulating period. Results also show that the evapotranspiration calculation method in the SWAT model is insensitive to soil resolution. The implications of this study are that improvement of the resolution of soil data does not necessarily contribute to a more accurate prediction of streamflow in large scale catchments. In practical studies, modellers need to select an appropriate resolution of soil data depending on the scale of watershed and the level of accuracy required, and also need to consider the principle of the model and the physical meanings of some key parameters to explain the simulation result.

Key words: SWAT model; hydrological processes; spatial resolution of soil data; Xinjiang River basin