

DOI: 10.13476/j.cnki.nsbdtqk.2018.0041

陈昕, 鱼京善. 基于人工神经网络的雅砻江流域水文过程多模型集合模拟[J]. 南水北调与水利科技, 2018, 16(2): 74-80.
CHEN X, YU J S. Multi model ensemble hydrological simulation of Yalong River Basin based on artificial neural network[J].
South to North Water Transfers and Water Science & Technology, 2018, 16(2): 74-80. (in Chinese)

基于人工神经网络的雅砻江流域 水文过程多模型集合模拟

陈昕^{1,2}, 鱼京善^{1,2}

(1. 北京师范大学 水科学研究院, 北京 100875;

2. 城市水循环与海绵城市技术北京市重点实验室, 北京 100875)

摘要: 为降低水文模型的不确定性对流域水文过程模拟的影响, 优化模型的实际应用效果, 选取四种常见的水文模型: SWAT 模型、BTOPMC 模型、VIC 模型和 DTVG 模型在中国西南的雅砻江流域分别建模, 采用一套统一的模型输入数据与模拟时间范围, 再次运用四个水文模型进行径流计算, 并运用北京师范大学水科学研究院自主开发的基于人工神经网络方法的多模型输出集合系统对四个模型的模拟结果进行集合计算, 得到集合计算的流量过程线及误差水平, 与各水文模型计算结果相比较。研究表明, 多模型集合计算的确定性系数和纳什效率系数均达到了 0.90, 相比单一水文模型的计算精度有大幅提高, 且计算结果较稳定, 与实际径流过程具有很好的一致性, 说明多模型集合模拟在该流域具有很好的适用性。

关键词: 水文模型; 人工神经网络; 水文过程; 多模型集合; 雅砻江流域

中图分类号: TV121.1 文献标志码: A 文章编号: 1672-1683(2018)02-0074-07

Multi-model ensemble hydrological simulation of Yalong River Basin based on artificial neural network

CHEN Xin^{1,2}, YU Jingshan^{1,2}

(1. College of Water Sciences, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

2. Beijing Key Laboratory of Urban Hydrological Cycle and Sponge City Technology, Beijing 100875, China)

Abstract: In order to reduce the influence of the uncertainty of hydrological models on hydrological simulation and improve the actual application effect of the models, we took the Yalong River basin as an example, and constructed four commonly used hydrological models: SWAT model, BTOPMC model, VIC model, and DTVG model. We conducted independent simulation using these models with the same input data and simulation time range. Then, we calculated the simulation results of the four models using the Multi model Ensemble Output System independently developed by Beijing Normal University based on the artificial neural network method to obtain the flow hydrograph and error, and compared them with the results of the four models. The results indicated that the correlation coefficient and Nash efficiency coefficient of the multi model ensemble simulation were both above 0.90, which was a great improvement in accuracy than the independent models. The results were stable and consistent with the actual runoff process. These indicated that the multi model ensemble hydrological simulation had good applicability in this river basin.

Key words: hydrological model; artificial neural network; hydrological process; multi model ensemble; Yalong River Basin

收稿日期: 2017-08-13 修回日期: 2017-10-13 网络出版时间: 2018-01-04

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1334.TV.20180102.1042.002.html>

基金项目: “十三五”国家重点研发计划项目(2016YFC0401308); 中央高校基本科研业务费专项资金项目

Funds: National Key Research and Development Program of China during the Thirteenth Five year Plan Period (2016YFC0401308); Fundamental Research Funds for the Central Universities

作者简介: 陈昕(1992-), 女, 福建三明人, 主要从事水文学及水资源方面研究。E-mail: chx_hhz@163.com

通讯作者: 鱼京善(1965-), 男(朝鲜族), 吉林延吉人, 教授, 博士, 主要从事水文学及水资源方面研究。E-mail: jingshan@bnu.edu.cn

水文模型的不确定性主要来源于模型输入、模型结构、模型参数和模型输出四个方面。其中,模型结构的不确定性属于系统不确定性,没有任何一个模型相比于其他模型具有绝对优势;此外,面向某种空间尺度进行开发与设计的水文模型都具有特定的适用空间尺度。因此,应用单一模型得到的模拟结果无法避免由模型结构带来的不确定性^[1],也无法模拟多空间尺度下的水文过程,容易影响模拟效果与预报精度。为降低水文模型模拟应用的不确定性,根据不同水文模型的特点,借鉴气象预报和水文集合预报的思想^[2-3],可采用水文集合模拟的方法提高模拟预报的精度和可靠性。模拟方式主要分为过程集合与结果集合。过程集合是在每个水文循环分过程进行不同方法的模拟,再组成为整体;结果集合是对多输入或多模型模拟结果的集合^[4],常用的方法有:简单平均法、加权平均法、神经网络法和模糊推理法等。近年来,国内许多学者对集合模拟的实际应用展开了相关研究。路志英^[5]等利用神经网络对不同结构类型的 MOS 模型、动力诊断模型、人工智能模型进行了多模型集合气象预报,有效提高了预报准确率;熊立华^[6]等选用自适应神经模糊推理系统作为水文模型综合平台,综合处理新安江模型和总径流响应模型,大大提高了模型效率和精度;梁忠民^[7]等采用贝叶斯模型平均法集合 SAC 和 TOPMODEL 模型进行洪水预报,不仅提高了模拟精度,还可定量评价模型不确定性;董磊华^[8]等采用贝叶斯模型平均法对牧马河流域的新安江模型、SMAR 和 SIMHYD 模型进行集合径流预报,提高了预报精度,但该方法在低水部分的应用效果不太好;袁喆^[9]等基于 SWAT 模型和灰色微分动态自记忆模型,采用熵权法和集对分析法分别构建集合模型并应用于滦河流域径流模拟中,结果表明集合模型的径流预测效果优于单一模型。综上,集合模拟能综合考虑模型参数和输入的不确定性,进而对不同模型的模拟结果进行集合计算以降低模型结构的不确定性^[10-13],采用对不同模型的预报值取权重得到的综合预报值能获得更好的预报效果^[13-16]。本文选取计算特点各异的 SWAT、BTOPMC、VIC 和 DTVG 四种水文模型,首先在雅砻江流域分别构建四个水文模型并进行模型的率定和验证,统一模型输入数据后,再次利用已构建的四个模型进行计算,最终采用神经网络方法将四个模型的模拟结果进行集合计算,以此比较单一模型径流模拟和多模型集合模拟的效果,并分析集合模拟在该流域径流模拟中的适用性。

1 研究方法

1.1 单一水文模型

SWAT 模型是美国农业部农业研究中心开发的一个具有很强物理机制的长时段的流域分布式水文模型^[17-18]。它利用地理信息系统(GIS)和遥感(RS)提供的空间数据信息,能够模拟不同的土壤类型、土地利用方式和管理条件下的复杂大流域中多种不同的水文物理过程,能在资料缺乏的地区建模,目前已广泛应用于流域管理和水资源决策等领域。SWAT 模型的基本特点为:在每一个子流域上应用传统的概念性模型推求净雨,再进行汇流演算,最后求得出口断面流量,即应用数值分析建立相邻网格单元之间的时空关系;采用先进的模块化设计思路,水循环的每一个环节对应一个子模块,方便模型的扩展和应用;采用独特的命令代码控制方式,控制水流在子流域间和河网中的演进过程。模型所需的输入包括空间数据库与属性数据库。其中,空间数据库涵盖了数字高程图、土地利用图和土壤类型图;属性数据库涵盖了土地利用属性数据库、土壤属性数据库和气象数据库。相关水文计算基本原理参见文献[19]。

BTOPMC 模型是由日本山梨大学为大流域开发的一个基于 DEM 网格的具有物理基础的分布式流域水文模型。该模型将整个流域划分为由许多网格组成的若干个子流域,每个网格具有相同的土地覆被和土壤类型,网格单元在垂向上被分为植被层、根系层、非饱和层和饱和层四层。在每个子流域分别应用 TOPMODEL^[20]模型模拟计算,再用等流时线法将流域产流量汇集到各子流域出口,最后应用 Muskingum-Cunge 河道演算方法进行河道汇流模拟,使得 BTOPMC 模型在湿润地区具有比 TOPMODEL 更广泛的适用性,该模型采用先进的模块化设计思路,水循环的每一个环节对应一个子模块,目前已开发出地形、产流、汇流、蒸散发、融雪等多个模块^[21],模型所需数据有数字高程数据与水文气象等实测数据。

VIC 模型是一种基于空间分布网格化的大尺度陆面分布式水文模型^[22-23]。该模型多为 3 层土壤的 VIC-3L 模型,可同时进行陆-气之间能量平衡和水量平衡的模拟,也可只进行水量平衡的计算,输出每个网格上的径流深和蒸发量,再通过汇流模型将网格上的径流深转化成流域出口断面的流量过程^[24],弥补了传统水文模型对热量过程描述的不足。VIC 模型在一个计算网格内分别考虑裸土及

不同的植被覆盖类型,并同时考虑陆-气间水分收支和能量收支过程。VIC模型的输入数据主要包括水文气象数据(FORCING文件)、植被数据(VER文件)、土壤数据(SOIL文件)和DEM数据。

DTVGM模型是夏军^[25]针对中国北方水文时空变化的复杂性,将集总的TVGM水文非线性系统模拟通过DEM平台,并结合单元水文模拟建立的分布式时变增益模型。它是水文非线性系统方法与分布式水文模拟的一种结合,既有分布式水文物理模拟的特征,同时又具有水文系统分析适应能力强的特点,能够在水文资料信息不完全或者有不稳定性干扰的条件下完成分布式水文模拟与分析,在受季风影响的半湿润、半干旱地区和中小流域的实际应用效果较好。该模型通过GIS和流域系统网格化过程提取陆地表层空间变化信息,结合蒸散发、融雪等物理过程模拟,在流域单元网格上进行非线性地表水产流计算;其次,基于水量平衡方程和蓄泄方程建立土壤水或地下水产流模型,产流模型在垂直方向上分三层:地表以上,表层土壤,深层土壤,分别产生地表径流、壤中流和地下径流;最后利用DEM提取出的汇流网络进行分级网格汇流演算。

1.2 模型集合方法

神经网络是对人脑神经元网络的抽象和模拟,通过不同的连接方式可以组成不同的网络,其中,反向传播(Back Propagation,简称BP)神经网络是一种具有误差反向传播及修正的多层映射网络,典型的BP神经网络为包含输入层、中间层和输出层的三层网络结构,层与层之间由相应的网络权值连接。其计算的基本原理是梯度最速下降法,中心思想是调整权值使网络误差最小。它包含正向和反向传播两个阶段:在正向传播过程中,输入信息从输入层经隐含层逐层处理,并传向输出层,每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态;如果在输出层不能得到期望输出,则转入反向传播,将误差信号沿原来的连接通道返回,通过修改各层神经元的权值,使误差信号最小。它不仅能够很好地模拟复杂多变的非线性关系,而且能够快速地完成大量运算。

由于BP神经网络具有以下优势而被广泛应用于水文预报等众多领域。(1)映射能力强,可满足一般函数的拟合逼近问题;(2)优秀的自学能力使其可以不断地利用新数据训练网络,不断地修正模拟结果;(3)具有大规模的并行处理和分布式信息存储能力以及良好的自适应能力。多模型集合计算的关键在于模型信息的最大化利用,实际上也是函数

映射或拟合的问题,BP神经网络结构简单,使得任何一个三层的含有Sigmoid神经元的网络能无限逼近任何非线性连续函数,特别适合处理需要同时考虑许多因素和条件的、不精确和模糊的信息处理问题。因此,本文选用BP神经网络方法作为水文多模型集合计算的方法。

2 案例应用

2.1 研究区概况

雅砻江流域跨四川、青海、云南三省(96°30'E-103°30'E,26°N-34°30'N),发源于青藏高原巴颜喀拉山南麓,干流全长1535 km,流域面积为1284万km²。一般将雅砻江甘孜以上称为上游,甘孜至小金河(理塘河)为中游,以下为下游。雅砻江流域地形复杂,高差悬殊,涉及三个地质构造单元,土壤类型主要为高原草甸土和草原化草甸土,草甸为本区植被的基本类型。雅砻江支流众多,水系发育良好,一级支流面积大于500 km²的就有34条,支流呈树枝状沿干流两岸展开。流域属川西高原气候,主要受高空西风环流和西南季风影响,干湿季分明,多年平均降水量为500~2470 mm,由北向南递增;多年平均蒸发量为1166~2500 mm,由南向北递减;多年平均气温为-4.9~19.7℃,由南向北递减。流域概况见图1。

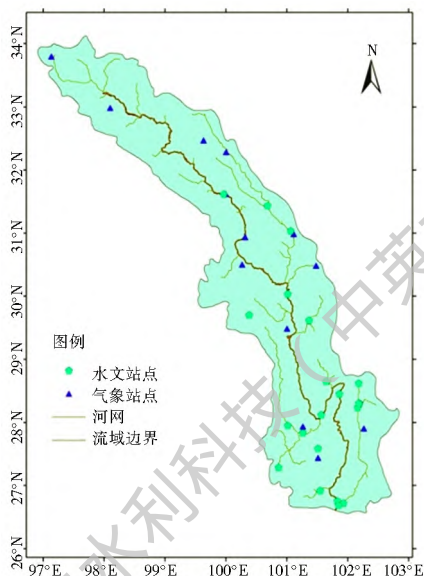


图1 研究区域地理位置

Fig. 1 Location of research area

2.2 基础数据

本文在多模型集合模拟过程中,空间输入数据采用统一的投影坐标系:Beijing_1954_3_Degree_GK_CM_99E,土地利用和土壤的栅格数据分辨率统一为500 m。选取雅砻江流域的基础数据如下。

(1) DEM (90 m 分辨率): 来自中国科学院国际科学数据服务平台。(2) 土地利用: MODIS 陆地三级标准数据产品, 土地利用图采用中科院地理所生产的 2000 年数据。(3) 土壤: 来自中科院南京土壤所、NOAA 水文办公室发展的全球 5' 的土壤数据以及北京师范大学戴永久、上官微等根据土壤普查产生的全国土壤数据, 土壤空间分布图为中国科学院南京土壤所 1: 100 万中国土壤亚类矢量图。(4) 植被: Maryland 大学发展的 1 km 分辨率全球植被覆盖数据。(5) 积雪分带。(6) 四个水文模型的气象驱动数据、实测水文数据、模拟时间以及率定和验证期见表 1。

表 1 四个水文模型水文气象数据信息

Tab. 1 Hydrological and meteorological data of four hydrological models

水文模型	气象驱动数据 (逐日)	实测水文数据 (逐日)	模拟时间
SWAT	天气发生器 (1961 - 2011) 13 个国家气象站 (1957- 2012)	中科院地理所图书馆馆藏水文年鉴 (5 个水文站)	1980 - 1985 年 (1980- 1983 年率定, 1984 - 1985 年验证)
BTOPMC	35 个国家气象站 (1985)	中科院地理所图书馆馆藏水文年鉴 (9 个水文站)	1985 和 1987 年 (1985 年率定, 1987 年验证)
VIC	16 个国家气象站 (1989 1- 2014 5)	国家气象局气候资料中心 (3 个水文站)	2006 - 2011 年 (2006 年预热, 2007 - 2009 年率定, 2010 - 2011 年验证)
DTVG	-	国家气象局气候资料中心 (11 个水文站)	2009 - 2011 年

3 结果与讨论

本文以确定性系数 R^2 和 Nash-Sutcliffe 效率系数 Ens 来评价模型径流模拟的精度。其中, R^2 应用线性回归法得到, 可评价实测数据和模拟数据变化趋势的一致性, 该值越接近 1 表示模拟值与实测

值的一致性越好; Ens 将平均值与模拟值作比较, 该值越接近 1 表示模拟值越接近实测值。

3.1 基于单一模型的径流模拟

基于前文收集的基础数据, 通过水量平衡、蒸散发、产汇流计算得到基本模拟结果, 结合桐子林水文站相应的逐月实测径流数据进行率定和验证得到各模型相对最佳的参数值。其中, SWAT 模型的率定和验证借助 SWAT-CUP 程序实现, VIC 模型的率定和验证采用了 GLUE 方法并设定了模型预热期, 各模型参数的率定结果见表 2- 表 5, 模拟结果见表 6。

表 2 SWAT 模型参数值

Tab. 2 Parameter value of SWAT model

参数	参数值	参数	参数值
r_CN2_mgt	0.486	$r_SOL_K(1).sol$	0.798
$v_ALPHA_BF.gw$	0.085	$r_SOL_BD(1).sol$	0.135
$v_GW_DELA.Y.gw$	67.38	$v_SFTMP.bsn$	- 0.55
$v_GWQMN.gw$	0.634	$v_SNOCOV.MX.bsn$	174.5
$v_GW_REVA.P.gw$	0.0866	$v_SN05COV.bsn$	0.954
$v_ESCO.hru$	0.990	$v_SMTMP.bsn$	- 1.59
$v_CH_N2.rte$	0.168	$v_SMFMX.bsn$	5.75
$v_CH_K2.rte$	106.4	$v_SMFMN.bsn$	5.85
$v_ALPHA_BNK.rte$	0.347	$v_TIMP.bsn$	0.219
$r_SOL_AWC(1).sol$	0.0746		

表 3 BTOPMC 模型参数值

Tab. 3 Parameter value of BTOPMC model

模型模块	参数	范围	取值范围
侧向渗透	侧向渗透衰减系数 (m)	子流域	0.005~ 0.1
	土壤脱水经验参数 (α)	子流域	- 10~ 10
产流	土壤平均饱和差 (SD_{bar})	子流域	0.001~ 0.9
	饱和和土壤水分侧向渗透率 (D_0)	流域	0.1~ 200
	根区最大水分含量 (S_{rmax})	流域	0.001~ 0.8
汇流	子流域河道平均曼宁系数 (n_0)	子流域	- 2.0~ 2.0

表 4 VIC 模型参数值

Tab. 4 Parameter value of VIC model

参数	物理意义	参数范围	参数值		
			上游	中游	下游
B	可变下渗率曲线指数	U[0, 0.4]	0.178	0.290	0.291
D	最大基流量的比例系数	U[0, 1]	0.851	0.788	0.255
$D_{max}/(mm \cdot h^{-1})$	最大基流量	U[0, 30]	8.9	24.8	20.9
W_s	下层土壤含水量的比例系数	U[0, 1]	0.297	0.987	0.369
d_1/m	第一层土壤含水层厚度	U[0.1, 1.5]	0.109	0.179	0.105
d_2/m	第二层土壤含水层厚度	U[0.1, 1.5]	0.946	1.324	1.106
d_3/m	第三层土壤含水层厚度	U[0.1, 1.5]	1.491	0.378	1.204

表 5 DTVG 模型参数值

Tab. 5 Parameter value of DTVG model

参数	g_1	g_2	$ThickU$	$ThickD$	$RoughRas$	$GDPN$	PN
参数值	0.4	1	400	600	0.2	80	0.1
参数	FI	FL	fc	Kr	Krg	Kaw	a
参数值	0.6	0.6	4	0.5	4	0.01	30

表 6 单一模型径流模拟结果

Tab. 6 Runoff simulation results of four hydrological models

水文模型		SWAT	BTOPMC	VIC	DTV G
率定期	R^2	0.86	-	-	0.86
	Ens	0.79	0.71	0.70	0.68
验证期	R^2	0.87	-	-	-
	Ens	0.78	0.53	0.58	-

由表 6 可以看出, SWAT 模型 5 个水文站点的模拟值与实测径流拟合相对较好, 率定所得 SWAT 模型参数值可较好反映流域水文循环特征; BTOPMC 模型 9 个子流域水文站点的模拟值与实测径流较为一致, 率定所得模型参数值大致反映了研究区的水文循环特性; VIC 模型的 Ens 值在率定期和验证期均较好, 且上游和中游的 Ens

均达到 0.8 以上, 说明 VIC 模型能够较好的模拟雅砻江流域的降水径流过程; DTVG 模型由于采用了分布式参数, 11 个流量站的 Ens 基本都在 0.7 以上, R^2 基本都在 0.8 以上, 实测径流同模拟值具有较好的一致性, 说明该模型应用在雅砻江流域是可行的。

为实现各模型的有机耦合, 保障模型模拟效果的可比性, 需要统一输入数据: 统一的数据来源、统一的子流域划分、统一的模拟时间和统一的水文气象资料。经调研, 子流域统一划分为 96 个子流域和 255 个子流域两种体系, VIC 和 BTOPMC 采用网格划分方式计算; 模拟时间均为 2007 年 1 月 1 日至 2011 年 12 月 31 日, 其中, 率定期为 2007 年 1 月 1 日至 2010 年 4 月 30 日, 验证期为 2010 年 5 月 1 日至 2011 年 12 月 31 日; 气象数据统一采用国家气象局数据; 实测数据统一采用桐子林水文站 2007 年 1 月 1 日至 2011 年 12 月 31 日的逐月实测径流数据。基于已构建的四个单一模型, 采用以上的输入数据再次运行模型进行模拟, 模拟结果见图 2。

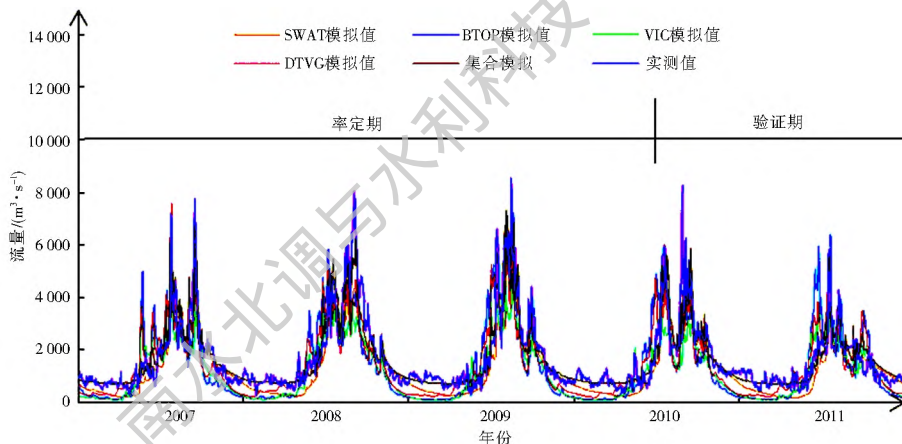


图 2 多模型集合计算结果

Fig. 2 Results of multi model ensemble calculation

3.2 基于人工神经网络的多模型集合模拟

本文采用由北京师范大学数字流域实验室开发的多模型输出集合系统 V1.0, 该系统主要具有两方面优势: 一是具有十分友好的操作界面, 脱离 Matlab 平台运用神经网络算法, 能够独立完成计算过程, 能直接在 Windows 系统运行; 二是具有便捷的输入方式, 不仅方便实现模拟计算, 而且实现了率定和验证同步进行, 软件用户界面见图 3。应用多模型输出集合系统主要有以下三个步骤: (1) 输入数据, 包括模拟河段的选择和多模型计算数据的抽取; (2) 参数设置, 主要设置中间层数和最大学习次数; (3) 集合计算。

3.3 结果对比

根据流域出口桐子林水文站的实测径流, 对统一输入的单一模型计算结果应用神经网络方法进行集合计算, 得到集合模拟结果的流量过程线及误差水平, 并与单一模型计算结果比较, 见图 2 和表 7。

从计算结果可以看出采用神经网络方法的多模型集合计算能够大幅提高单一模型的计算结果, 满足模型应用要求, R^2 和 Ens 达到了 0.90。此外, 验证期的 R^2 和 Ens 均为 0.81, 验证效果理想。图 3 更加直观地反映出集合计算与单一模型计算的差异, 集合计算的流量过程拟合效果明显优于单一模型, 尤其对流量相对较小的枯水期(11 月至次年 4

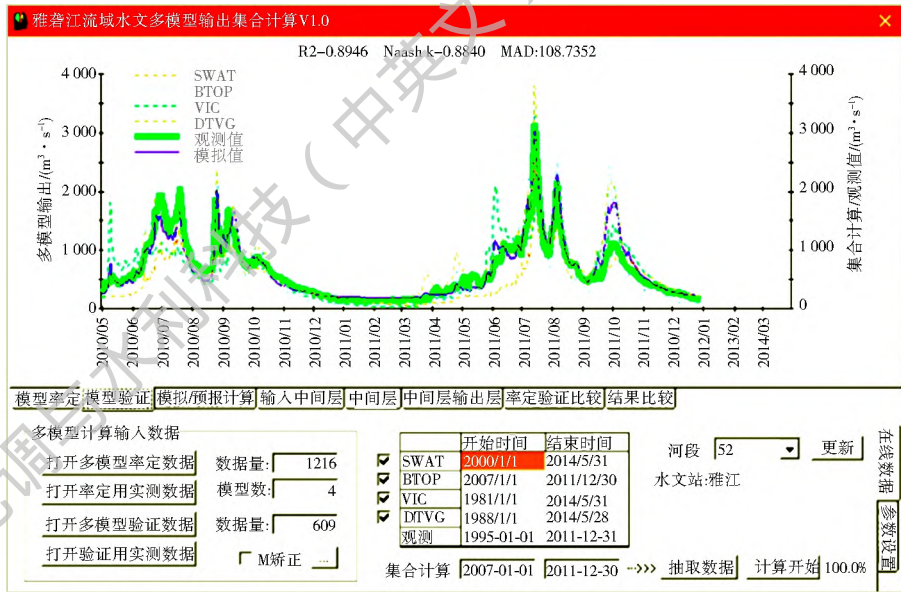


图3 多模型输出集合系统V1.0界面

Fig. 3 User interface of Multir model Ensemble Output System V1.0

月)更为明显,能够更加真实地模拟该流域的径流过程,更具流域适用性。总体来看,采用神经网络方法的多模型集合计算对该流域水文过程的模拟具有很好的效果。

表7 各模型方法计算结果

Tab.7 Results of each model

评价指标	SWAT	BTOPMC	VIC	DTVG	集合模拟
R^2	0.81	0.60	0.65	0.70	0.90
Ens	0.70	0.46	0.49	0.66	0.90

4 结论

本文探讨了多模型集合计算应用于实际流域的可行性,针对位于中国西部高寒山区的雅砻江流域,四个单一水文模型的径流过程模拟都有较好的结果。其中,SWAT的模拟结果最好,其次为DTVG模型,最后为VIC和BTOPMC模型,但在枯水期的模拟存在一定的误差;而对四种水文模型的输出基于BP神经网络方法进行集合计算的结果表明,计算结果非常稳定,比单一模型计算显示出更好的精度。神经网络方法充分考虑了每个模型的结果,最大程度利用了模型信息,在模型输入数据一致的前提下,具有较高的确定性系数和效率系数,以及更高的精度和稳定性,并且在枯水期模拟效果更为明显,在雅砻江流域的径流模拟中具有很好的适用性,为今后径流模拟精度的提高提供了一个有效的思路。多模型集合模拟也将成为水文模拟研究的一个重要方向。

参考文献(References):

- [1] DU AN Q, AJAMI N K, GAO X, et al. Multir model ensemble hydrologic prediction using Bayesian model averaging[J]. Advances in Water Resources, 2007, 30(5): 137F-1386. DOI: 10.1016/j.advwatres.2006.11.014.
- [2] 丛树铮. 水科学技术中的概率统计方法[M]. 科学出版社, 2010. (CONG S Z. Probability and statistics methods in water science and technology[M]. Science Press, 2010. (in Chinese))
- [3] BOUCHER M A, TREMBLAY D, DELORME L, et al. Hydroeconomic assessment of hydrological forecasting systems[J]. Journal of Hydrology, 2012, 416(3): 133-144. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2011.11.042.
- [4] 王浩, 李扬, 任立良, 等. 水文模型不确定性及集合模拟总体框架[J]. 水利水电技术, 2015(6): 2F-26. (WANG H, LI Y, REN L L, et al. Uncertainty of hydrologic model and general framework of ensemble simulation[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2015(6): 21-26. (in Chinese)) DOI: 10.3969/j.issn.1000-0860.2015.06.005.
- [5] 路志英, 赵智超, 郝为, 等. 基于神经网络的多模型综合预报方法[J]. 计算机应用, 2004(4): 50-51. (LU Z Y, ZHAO Z C, HAO W, et al. Multir model ensemble forecast method based on ANN[J]. Computer Applications, 2004(4): 50-51. (in Chinese))
- [6] 熊立华, 郭生练, 叶凌云. 自适应神经模糊推理系统(ANFIS)在水文模型综合中的应用[J]. 水文, 2006(1): 38-41. (XIONG L H, GUO S L, YE L Y. Application of ANFIS in the combination of hydrological models[J]. Journal of China Hydrology, 2006(1): 38-41. (in Chinese)) DOI: 10.3969/j.issn.1000-0852.2006.01.009.
- [7] 梁忠民, 戴荣, 王军, 等. 基于贝叶斯模型平均理论的水文模型合成预报研究[J]. 水力发电学报, 2010(2): 114-118. (LIANG Z M, DAI R, WANG J, et al. Study on forecast combination of different hydrological models by Bayesian Model Averaging

- [J]. *Journal of Hydroelectric Engineering*, 2010(2): 114-118. (in Chinese)
- [8] 董磊华, 熊立华, 万民. 基于贝叶斯模型加权平均方法的水文模型不确定性分析[J]. *水利学报*, 2011(9): 1065-1074. (DONG L H, XIONG L H, WAN M. Uncertainty analysis of hydrological modeling using the Bayesian Model Averaging method[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2011(9): 1065-1074. (in Chinese))
- [9] 袁喆, 严登华, 杨志勇, 等. 集合建模在径流模拟和预测中的应用[J]. *水利学报*, 2014(3): 351-359. (YU Z, YAN D H, YANG Z Y, et al. Ensemble model and its application in runoff simulation and forecast [J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2014(3): 351-359. (in Chinese))
- [10] 董磊华, 熊立华, 万民. 基于贝叶斯模型加权平均方法的水文模型不确定性分析[J]. *水利学报*, 2011(9): 1065-1074. (DONG L H, XIONG L H, WAN M. Uncertainty analysis of hydrological modeling using the Bayesian Model Averaging method[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2011(9): 1065-1074. (in Chinese))
- [11] LIANG Z, WANG D, GUO Y, et al. Application of Bayesian Model Averaging approach to multi model ensemble hydrologic forecasting [J]. *Journal of Hydrologic Engineering*, 2013, 18(11): 1426-1436. DOI: 10.1061/(asce)he.1943-5584.0000493.
- [12] DONG L, XIONG L, ZHENG Y. Uncertainty analysis of coupling multiple hydrologic models and multiple objective functions in Han River, China[J]. *Water Science & Technology A Journal of the International Association on Water Pollution Research*, 2013, 68(3): 506. DOI: 10.2166/wst.2013.255.
- [13] 杜新忠, 李叙勇, 王慧亮, 等. 基于贝叶斯模型平均的径流模拟及不确定性分析[J]. *水文*, 2014(3): 6-10. (DU X Z, LI X Y, WANG H L, et al. Multi model ensemble runoff simulation based on Bayesian Model Averaging method and model structure uncertainty analysis [J]. *Journal of China Hydrology*, 2014(3): 6-10. (in Chinese)) DOI: 10.3969/j.issn.1000-0852.2014.03.002.
- [14] REID D J. Combining three estimates of gross domestic product [J]. *Economica*, 1968, 35(140): 431-444. DOI: 10.2307/2552350.
- [15] DICKINSON J P. Some statistical results in the combination of forecasts[J]. *Journal of the Operational Research Society*, 1973, 24(2): 253-260. DOI: 10.2307/3007853.
- [16] BATES J M, GRANGER C W J. The combination of forecasts [J]. *Journal of the Operational Research Society*, 1969, 20(4): 451-468. DOI: 10.2307/3008764.
- [17] ARNOLD J G, SRINIVASAN R, MUTTIAH R S, et al. Large area hydrologic modeling and assessment part I: model development [J]. *Jawra Journal of the American Water Resources Association*, 1998, 34(1): 73-89. DOI: 10.1111/j.1752-1688.1998.tb05961.x.
- [18] ARNOLD J G, WILLIAMS J R, MAIDMENT D R. Continuous time water and sediment routing model for large basins [J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 1995, 121(2): 171-183. DOI: 10.1061/(asce)0733-9429(1995)121:2(171).
- [19] 徐宗学. 水文模型[M]. 科学出版社, 2009. (XU Z X. *Hydrological model* [M]. Science Press, 2009. (in Chinese))
- [20] BEVEN K J, KIRKBY M J. A physically based, variable contributing area model of basin hydrology / Un modèle à base physique de zone d'appel variable de l'hydrologie du bassin versant [J]. *Hydrological Sciences Bulletin*, 1979, 24(1): 43-69. DOI: 10.1080/02626667909491834.
- [21] 李相虎, 任立良, 刘晓帆. BTOPMC 模型在小流域的适宜性及参数敏感性研究[J]. *水电能源科学*, 2008, 26(1): 5-8. (LI X H, REN L L, LIU X F. Study on applicability and parameters sensitivity analysis of BTOPMC model in small catchment [J]. *Water Resources and Power*, 2008, 26(1): 5-8. (in Chinese)) DOI: 10.3969/j.issn.1000-7709.2008.01.002.
- [22] XU L, WOOD E F, LETTENMAIER D P. Surface soil moisture parameterization of the VIC-2L model: evaluation and modification [J]. *Global & Planetary Change*, 1996, 13(1): 195-206. DOI: 10.1016/0921-8181(95)00046-1.
- [23] LIANG X, XIE Z. A new surface runoff parameterization with subgrid scale soil heterogeneity for land surface models [J]. *Advances in Water Resources*, 2001, 24(9-10): 1173-1193. DOI: 10.1016/s0309-1708(01)00032-x.
- [24] 张利平, 陈小凤, 张晓琳, 等. VIC 模型与 SWAT 模型在中小流域径流模拟中的对比研究[J]. *长江流域资源与环境*, 2009(8): 745-752. (ZHANG L P, CHEN X F, ZHANG X L, et al. A compare application research of VIC model and SWAT model in the mid small valley flow simulation [J]. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 2009(8): 745-752. (in Chinese)) DOI: 10.3969/j.issn.1004-8227.2009.08.009.
- [25] 夏军, 王纲胜, 谈戈, 等. 水文非线性系统与分布式时变增益模型[J]. *中国科学*, 2004, 34(11): 1062-1071. (XIA J, WANG G S, TAN G, et al. Hydrological nonlinear systems and distributed time varying gain models [J]. *Science China*, 2004, 34(11): 1062-1071. (in Chinese)) DOI: 10.3321/j.issn:1006-9267.2004.11.009.