



DOI: 10.13476/j.cnki.nsbdtqk.2016.01.013

余胜男, 陈元芳, 顾圣华, 等. 随机森林在降水量长期预报中的应用[J]. 2016, 14(1): 78-83.

YU Sheng nan, CHEN Yuanfang, GU Sheng hua, et al. Long term rainfall forecasting based on random forest[J]. 2016, 14(1): 78-83. (in Chinese)

随机森林在降水量长期预报中的应用

余胜男¹, 陈元芳¹, 顾圣华², 康有¹, 贺冉冉¹

(1. 河海大学 水文水资源学院, 南京 210098; 2. 上海市水文总站, 上海 200232)

摘要: 随机森林是21世纪提出的基于分类树的算法, 在处理大数据集中具有明显优势, 首度将其应用在降水长期预报中。以长江中下游地区1月份降水预报为例, 运用随机森林模型构建原则, 在74项大气环流因子以及前期月降水中筛选模型预报因子, 进行长期降水量预报, 并将其与神经网络模型预报效果进行对比, 发现随机森林的泛化误差为13%, 预报准确率达到75%, 而神经网络的预报准确率仅为67%。此外, 本研究还对长江中下游地区的汛期降水量进行了长期预报, 结果表明, 随机森林模型进行降水量长期预报中模拟和预报的效果令人满意, 值得进一步研究和应用。

关键词: 随机森林; 长期降水预报; 等级预报; 泛化误差; 重要性因子评价; 决策树; 神经网络

中图分类号: P457.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-1683(2016)01-0078-06

Long term rainfall forecasting based on random forest

YU Sheng nan¹, CHEN Yuanfang¹, GU Sheng hua², KANG You¹, HE Ranran¹

(1. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 210098, China;

2. Hydrological Station of Shanghai, Shanghai, 200232, China)

Abstract: Random forest is an algorithm based on classification tree that was proposed in this century. It has obvious advantages in dealing with large data set. In this paper, random forest was applied to predict the long term precipitation. The Yangtze River region's precipitation in January was taken as an example, the random forest was used to select the important factors from 74 atmospheric circulation factors, and the precipitation monthly by The National Climate Center forecast was used as prediction factors to predict the precipitation. In addition, the neural network forecasting results were compared. The generalization error of random forest model is 13%, and the forecast accuracy rate is 75%, while the rate of neural network accuracy is 67%. Besides, this study also forecasted the class of precipitation of the flood season in the middle and lower reaches of the Yangtze River region. The results suggested that random forest is worthy of further research and application since the simulation and forecasting of the long term precipitation is relatively good.

Key words: random forest; long term rainfall forecasting; classification forecasting; generalization error; importance factors evaluation; decision tree; neural network model

降水长期预报通常是指预报时段为一个月以上的降水量预报^[1]。降水预报一直以等级预报作为预

收稿日期: 2015-01-24 修回日期: 2015-11-26 网络出版时间: 2016-02-27

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/13.1334.TV.20160227.1705.028.html>

基金项目: 水利部公益性行业专项(201201068); 水利公益性行业科研专项经费项目(201301066)

Fund: Public Welfare Industry of Water Conservancy Ministry(201201068); Public Welfare Industry of Science Research of Water Conservancy Ministry(201301066)

作者简介: 余胜男(1991-), 女, 福建龙岩人, 主要从事水文不确定性理论研究及运用。E-mail: yushengnanbest@163.com

通讯作者: 陈元芳(1963-), 男, 福建莆田人, 教授, 博导, 主要从事水文不确定性理论研究及运用。E-mail: chen yuanfang@hhu.edu.cn

报产品。近年来,随着区域经济发展和流域开发在国民经济中的地位日趋重要,特别需要进行区域及流域上的面平均降水量长期预报,以便为政府部门和水库调度防汛抗洪决策提供依据,这对降水等级预报服务提出了更高的要求。以往,长期降水预报的方法主要有基于个人经验的传统预报方法^[2]、成因分析法、水文统计法、基于人工神经网络^[3]和模糊数学理论^[4]等新的预报方法^[5-6]。随机森林是21世纪提出的基于分类树的算法,它通过对大量分类树的汇总提高模型预报精度,是取代神经网络等传统机器学习方法的新模型^[7],在各行各业已得到越来越多的应用,例如,李欣海等^[8]将其运用在昆虫的分类中,姚明煌等^[9]将其运用在遥感图像的分类中,李宝富等^[10]将其运用在冲击低压危险性的等级识别中,张华伟等^[11]将其运用在文本分类中,赵铜铁钢等^[12]将其运用在枯水期径流预报中,康有等^[13]将其运用在区域水资源可持续利用评价中。而本文将随机森林这种新方法运用在长期降水预报中,以国家气候中心提供的74项大气环流因子和前期降水为解释变量,对长江中下游流域面降水量进行长期预报。

1 模型简介

1.1 模型原理

随机森林(RF, random forest)^[14]是由加州大学伯克利分校统计系教授 Leo Breiman 于2001年提出的一种统计学习理论。随机森林的基本组成单元是决策树,又称为分类回归树(CART, classification and regression tree)。CART^[15]基本思想是一种二分递归分割方法,在计算过程中充分利用二叉树,在一定的分割规则下将当前样本集分割为两个子样本集,使得生成的决策树的每个非叶节点都有两个分枝,这个过程又在子样本集上重复进行,直至不可再分成为叶节点为止。

由于单棵决策树模型往往精度不高,且容易出现过拟合问题,为此需要通过聚集多个模型来提高预测精度,随机森林中采用的是 Bagging^[16]方法来组合决策树。其基本思想是:利用 Bootstrap 重抽样方法从原始样本中抽取多个样本,对每个 Bootstrap 样本进行决策树建模,然后组合多棵决策树的预测(这种组合方法称为 Bagging,即 Bootstrap aggregating),通过投票得出最终预测结果,详见图1。

1.2 模型性能评估

用 Bagging 方法生成训练集,这样原始样本集中接近37%的样本不会出现在训练集中,这些数据称为袋外(out of bag, OOB)数据^[17],使用这些数据

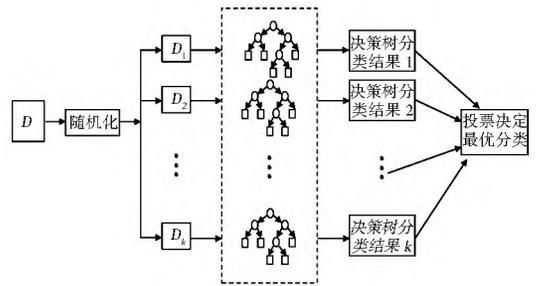


图1 随机森林结构示意图

Fig. 1 The principle diagram of the random forest

来估计模型的性能称为 OOB 估计。

OOB 数据可以用来估计决策树的泛化误差。Breiman(2001)通过实验已经证明,OOB 误差是无偏估计,并且相对于交叉验证^[18],OOB 估计是高效的,且其结果近似于交叉验证的结果。所以,本研究模型采用 OOB 估计作为泛化误差估计的方法。

1.3 重要性因子评价原理

随机森林进行重要性因子评价的基本思想是当对一个相关特征(即对预测准确率可能起重要作用的特征)加入噪声后,随机森林的预测准确率将显著降低^[19]。本研究运用的 incnodepurity 指数,通过计算所有树的变量分割的节点不纯度减少值来比较变量的重要性,该值越大表示该变量的重要性越大。根据这个原则可以得出在建立的随机森林非线性关系中重要性排在前100的因子。

2 模型建立过程

本文将随机森林作为一种新的降水长期预报方法,进行流域面上的降水等级预报。随机森林模型的建立主要过程如下。

(1) 选取目标变量。我国降水量服从皮尔逊 $\hat{0}$ 型分布的假定,因此首先将流域面上的降水量运用皮尔逊 $\hat{0}$ 型曲线进行拟合,计算出理论频率曲线的均值和方差;然后根据降水量的丰、平、枯情况,将降水量划分等级。考虑到降雨时间序列只有几十年的数据,序列长度较短,并且平水年出现概率比较大,为避免划分的等级出现样本数过少不利于模型训练以及数据不平衡^[20],本文初步将降水序列划分为3个等级(1级、2级、3级)作为模型的目标变量。

(2) 选取预报因子。首先选取有一定物理基础的变量作为备选解释变量,本文选择的是74项大气环流因子以及前期月降水。当备选解释变量容量比较大的时候,可根据随机森林重要性因子评价原理筛选重要因子,选出相对比较重要的因子作为模型预报因子,即作为模型的输入。

(3) 根据选出来的预报因子以及计算的目标变

量结果,建立随机森林。首先设定随机森林中树的数量为 k ,利用 Bootstrap(有放回抽样)方法随机在原始样本中抽取与原始样本容量相同的样本,重复 k 次,把每一次的抽样结果作为每棵决策树的输入。每棵决策树根据二叉树分类原则(采用贪婪算法,即每次选取划分效果最大的解释变量)得到每棵树的分类结果,利用投票原则,组合这棵树的结果,最终确定模拟序列的值。

(4)将模拟序列与目标序列比较,可以看出模型的模拟效果,进一步可以利用袋外(out-of-bag, OOB)数据估计模型的泛化误差。

(5)为检验模型的预报性能,输入预报期的预报因子,模型可以输出预测值,在模型预测期将预测值与实际值进行比较,得到模型的预报效果。

3 实例运用

长江中下游地区是我国重要的工农业基地,也是经济和科技文化发达地区;同时,长江中下游地区又是我国降水异常、旱涝频繁发生的地区之一,研究该地区的降水预报对保障经济社会发展具有重要意义。本文分析所用资料为国家气候中心提供的 1951 年-2014 年的逐月降水资料,国家气候中心一共有全国 160 个气象站,位于长江中下游的一共有 17 个气象站,包括安庆、常德、贵溪、汉口、杭州、合肥、九江、南昌、南京、宁波、衢县、上海、屯溪、宜昌、岳阳、长沙、钟祥等,以 17 个站的算术平均降水量作为长江中下游地区的代表降水量。以 1 月份降水量为例,本节详细介绍运用随机森林模型对长江中下游地区 1 月份降水量进行等级预报的具体建模过程。此外,为了更全面的探索随机森林在降水量长期预报中的作用,还对长江中下游地区的汛期降水量等级进行了模拟和预报。

3.1 降水量等级划分

根据前文,将降水量划分 3 个等级,划分节点根据均值加减 0.75 倍的均方差来确定,划分规则见表 1。将 1 月份平均降水量小于 34 mm 的年份划为 1 级,大于 76 mm 的年份划为 3 级,之间为 2 级。按此划分区间,1951 年-2014 年长江中下游 1 月平均降水量等级划分结果见表 2。

表 1 降水量等级划分原则

Tab. 1 Principle of precipitation classification

等级划分	划分规则	划分范围/mm	年数/a
1 级(偏枯)	$[0, EX-0.75\sigma)$	$[0, 34)$	16
2 级(平水期)	$[EX-0.75\sigma, EX+0.75\sigma)$	$[34, 76)$	35
3 级(偏丰)	$[EX+0.75\sigma, \infty)$	$[76, \infty)$	12

表 2 长江中下游 1 月平均降水量等级划分结果

Tab. 2 Result of precipitation classification

等级	年份
1	1955、1962、1963、1965、1967、1971、1972、1975、1976、1982、1985、1986、2009、2011、2013、2014
2	1952、1953、1956、1958、1959、1960、1961、1964、1966、1968、1970、1973、1974、1977、1978、1979、1980、1981、1983、1984、1987、1988、1990、1992、1994、1995、1997、1999、2002、2003、2004、2005、2007、2010、2012
3	1954、1957、1969、1989、1991、1993、1996、1998、2000、2001、2006、2008

由表 1 及表 2 可知,对于长江中下游 1 月份降水,属于等级 1 的年份(即偏枯年份)有 16 a,属于等级 2 的年份(即平水年份)有 35 a,属于等级 3 的年份(即偏丰年份)有 12 a。可见,平水年占了大部分,枯水年、丰水年占相对较小部分。

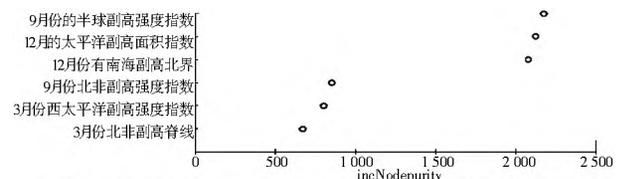
3.2 重要性因子选择

本研究以国家气候中心提供的 74 项大气环流特征量^[21](前一年 1 月到 12 月份)和前期降水(前一年 1 月到 12 月份),共有 900(12×75)个变量作为随机森林模型进行长江中下游 1 月份降水量等级预报的备选解释变量。根据随机森林的重要性因子评价原则,选出前 100 个因子作为模型的预报因子,受篇幅大小限制,表 3 列出了前 6 个重要因子,即长江中下游 1 月份平均降水量与 9 月份北半球副高强度指数、12 月份太平洋副高面积指数、12 月份南海副高北界等因子有比较强的相关关系,并且其重要性程度都远大于其他因子,具体见图 2。

表 3 随机森林重要性因子评价结果

Tab. 3 The evaluation result of the most important factors

序号	重要因子
1	9 月份的北半球副高强度指数
2	12 月份的太平洋副高面积指数
3	12 月份的南海副高北界
4	9 月份北非副高强度指数
5	3 月份西太平洋副高强度指数
6	3 月份北非副高脊线



注:incNodePurity(MeanDecreaseGini)通过(Gini)指数计算每个变量对分类树每个节点上观测值的异质性的影响,从而比较变量的重要性,该值越大表示该变量的重要性越大。

图 2 随机森林对解释变量的重要性进行排序(前 6 个因子)

Fig. 2 Ranking of variable importance by random forest

前三个重要性因子的空间尺度分别为北半球、太平洋、南海,与目标流域长江中下游空间上有一定的物理联系;其时间尺度为9月份、12月份、12月份,与目标值时间上较接近。所以,对本例而言,随机森林在进行重要性因子评价筛选预报因子时前三个重要因子具有一定的物理意义,评价结果相对科学。

3.3 1月份模拟预报

本研究模型训练期为1952年-2008年共57年资料,模型验证期为2009年-2014年共6年资料。

以筛选出的100个重要因子为输入变量,以长江中下游地区1月份平均降水等级为目标变量,建立随机森林模型,进行降水量等级的模拟与预报。OOB误差(袋外数据泛化误差)结果见表4。

表4 袋外数据预测结果

Tab. 4 Result of OOB data classification error

等级	1级	2级	3级	泛化误差
1级	11	0	1	0.08
2级	2	31	0	0.06
3级	3	0	9	0.25

随机森林采用Bagging方法组合各个决策树的结果,基于有放回抽样,每棵树的建立只运用了原始样本集中63%的数据,随机森林用剩余的37%的数据来检验决策树的模拟效果,以此作为袋外数据估计模型泛化误差。由表4可以看出,模型训练期57年中,模拟1级的误差为0.08(预测正确的有11年,错误的有1年),模拟2级的误差为0.06,模拟3级的误差为0.25,平均泛化误差为0.13,模拟效果较好。

根据建立的随机森林模型,以2008年-2013年的相应的100个重要因子作为输入,可以得到模型预报的2009年-2014年1月份的降水等级。为进一步比较已建立的随机森林预报效果,现以相应时间段长江中下游地区1月份平均降水等级为目标变量,以初始的900个备选解释变量为预报因子,运用神经网络对其进行等级预报。随机森林与神经网络预报结果见表5。

表5 2009年-2014年1月份降水量等级预报情况

Tab. 5 Class forecast result of January precipitation from 2009 to 2014

年份	实况等级	随机森林预报等级	神经网络预报等级	随机森林评定结果	神经网络评定结果
2009	1	2	2	差一级(50%)	差一级(50%)
2010	2	2	1	√(100%)	差一级(50%)
2011	1	3	2	×(0)	差一级(50%)
2012	2	2	2	√(100%)	√(100%)
2013	1	1	2	√(100%)	差一级(50%)
2014	1	1	1	√(100%)	√(100%)

注:评定标准为预报完全正确得100分,差一级得50分,完全错误得0分。

由表5结果可知,在6年的预报期中随机森林报对4年,报错1年,预报相差一级1年,平均预报正确率为75%(即按评定标准,预报成绩平均为75分);神经网络在6年的预报期中报对2年,预报相差一级4年,虽然没有报错的年份,但是相比于随机森林,其总体预报准确率还是比较低,平均预报正确率为66.7%,低于随机森林的预报效果。

3.4 汛期模拟预报

为进一步评估随机森林在降水量长期预报中的应用效果,本研究还针对长江中下游地区1952年-2008年的汛期(5月-9月)各月平均降水量,以此为训练期,运用随机森林模型进行模拟,得到各个月份的OOB误差(袋外数据泛化误差)以及2009年-2014年汛期各个月份降水量等级预报情况,基于篇幅大小限制,本处直接给出模型模拟和预报汇总结果见表6、表7。

表6 5月-9月袋外数据预测结果

Tab. 6 Result of OOB data classification error from May to September

月份	等级	1级	2级	3级	泛化误差	平均泛化误差
5月	1级	11	0	2	0.15	0.25
	2级	2	31	0	0.06	
	3级	6	0	5	0.55	
6月	1级	14	0	0	0.00	0.13
	2级	1	31	1	0.06	
	3级	3	0	6	0.33	
7月	1级	12	0	4	0.25	0.32
	2级	2	25	3	0.17	
	3级	6	0	5	0.55	
8月	1级	14	0	2	0.13	0.18
	2级	5	24	0	0.17	
	3级	3	0	9	0.25	
9月	1级	13	0	1	0.07	0.15
	2级	1	31	0	0.03	
	3级	4	0	7	0.36	

由表6结果可知,运用随机森林对长江中下游地区汛期降水量进行等级预报,由于水文现象存在的不确定性,导致模型效果存在波动,模型泛化误差5月平均为0.25,6月平均为0.13,7月平均为0.32,8月平均为0.18,9月平均为0.15,但是,汛期平均约为0.2。由表7结果可知,预报效果得分平均能达到80%,预报效果令人满意。

4 结语

随机森林在大数据集中选择预报因子具有明显

表 7 2009 年-2014 年 5 月-9 月份降水量等级预报情况

Tab. 7 Class forecast result of precipitation from May to September in 2009-2014

年份	5 月			6 月		
	实况等级	预报等级	得分 (%)	实况等级	预报等级	得分 (%)
2009	1	2	50	2	2	100
2010	2	2	100	2	2	100
2011	1	1	100	3	2	50
2012	2	2	100	2	2	100
2013	2	2	100	3	2	50
2014	2	2	100	2	2	100

年份	7 月			8 月		
	实况等级	预报等级	得分 (%)	实况等级	预报等级	得分 (%)
2009	2	2	100	2	2	100
2010	3	3	100	2	2	100
2011	2	2	100	2	2	100
2012	2	2	100	3	2	50
2013	1	2	50	2	2	100
2014	3	2	50	2	2	100

年份	9 月		
	实况等级	预报等级	得分 (%)
2009	1	2	50
2010	3	3	100
2011	1	2	50
2012	2	2	100
2013	2	2	100
2014	2	2	100

优势,所选因子具有较强的物理意义,有一定的预报能力。本文从气象要素出发,以 74 项大气环流因子以及前期降水为解释变量,以长江中下游地区 1 月份和汛期 5 月-9 月份平均降水等级等为目标变量,运用随机森林模型进行模拟预报,取得了较好的应用效果。从长江中下游地区汛期降水量模拟预报效果可以看出,汛期平均泛化误差和预报效果得分均较好,但由于不确定性的存在,在各月效果中还是存在波动。

根据降水影响因素及其变化规律研制科学实用的中长期降水预报模型,是支撑中长期径流预报研究、提高中长期径流预报精度的重要基础工作之一。但是本研究首次将随机森林模型运用在长期降水量预报中,属于开拓试验性的工作,对降水等级的划分只简单分成 3 个等级。为更适应生产服务的需要,还需进一步深入研究

参考文献 (References):

[1] 鲁帆,蒋云钟,严登华.基于多重转移概率的长期降水量预报模

型研究[J].南水北调与水利科技,2010,8(3):76-78.(LU Fan,JIANG Yurzhong,YAN Denghua.Long-term rainfall forecasting model research based on multiple transition probability[J].South to North Water Transfers and Water Science & Technology,2010,8(3):76-78.(in Chinese))

- [2] Kodera K, Yamazaki K, Chiba M, et al. Downward propagation of upper stratospheric mean zonal wind perturbation to the troposphere[J]. Geophys Res Lett, 1990, 17(9): 1263-1266.
- [3] 袁美英,周秀杰.神经网络在温度和降水预报中的应用[J].黑龙江气象,2000(3):17-19.(YUAN Meiyang,ZHOU Xiurjie,Application of the artificial neural network in the temperature and precipitation forecast[J].Meteorological of Heilongjiang Province,2000(3):17-19.(in Chinese))
- [4] DENG Shumei, CHEN Yuejuan, LUO Tao, The possible influence of stratospheric sudden warming on East Asia weather, Advances in Atmospheric Science, 2008, 25(5): 841-846.
- [5] 杨旭,栾继虹,冯国章.中长期水文预报研究评述与展望[J].西北农业大学学报,2000(06):203-207.(YANG Xu,LUAN Jihong,FENG Guozhang.Discussion and prospect on mid to long term hydrological forecasting[J].Journal of Northwest Sci Tech University of Agriculture and Forestry,2000(06):203-207.(in Chinese))
- [6] 戴长雷,迟宝明,李治军,等.基于回归分析与时序分析降水预报混合模型的构建与实现[J].河南师范大学学报:自然科学版,2006(1):15-18.(DAI Changlei,CHI Baoming,LI Zhijun,et al.Establishment & realization of precipitation forecast model based on regression analysis & time series analysis[J].Journal of Henan Normal University: Natural Science Edition,2006(1):15-18.(in Chinese))
- [7] Culter DR, Edwards TC, Jr., Beard KH, et al. Random forests for classification in ecology[J]. Ecology, 2007, 88(11): 2783-2792.
- [8] 李欣海.随机森林模型在分类与回归分析中的应用[J].应用昆虫学报,2013,50(4):1190-1197.(LI Xinhai,Using "random forest" for classification and regression[J].Chinese Journal of Applied Entomology,2013,50(4):1190-1197.(in Chinese))
- [9] 姚明煌.随机森林及其在遥感图像分类中的应用[D].泉州:华侨大学,2014.(YAO Minghuang.Random forests and its application to the classification of remote sensing image[D].Quanzhou:Huaqiao University,2014.(in Chinese))
- [10] 李宝富,刘永磊.冲击地压危险性等级识别的随机森林模型及应用[J].科技导报,2015(1):57-62.(LI Baofu,LIU Yonglei.Determination of classification of rock burst risk based on random forest approach and its application[J].Science and Technology Review,2015(1):57-62.(in Chinese))
- [11] 张华伟,王明文,甘丽新.基于随机森林的文本分类模型研究[J].山东大学学报:理学版,2006(3):139-143.(ZHANG Huawei,WANG Mingwen,GAN Lixin.Automatic text classification model based on random forest[J].Journal of Shandong University: Natural Science,2006(3):139-143.(in Chinese))
- [12] 赵钢铁,杨大文,蔡喜明,等.基于随机森林模型的长江上游枯水期径流预报研究[J].水力发电学报,2012(3):18-24,38.(ZHAO Tiegang,YANG Dawen,CAI Ximing,et al.

- Predict seasonal low flows in the upper Yangtze River using random forest model[J]. *Journal of Hydroelectric Engineering*, 2012(3): 18-24, 38. (in Chinese)
- [13] 康有, 陈元芳, 顾圣华, 等. 基于随机森林的区域水资源可持续利用评价[J]. *水电能源科学*, 2014(3): 34-38. (KANG You, CHEN Yuanfang, GU Shenghua, et al. Assessment of sustainable utilization of regional water resources based on random forest[J]. *Water Resources and Power*, 2014, (3): 34-38. (in Chinese))
- [14] Breiman L. Random forests[J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.
- [15] Breiman L, Friedman J, Stone C J, et al. *Classification and regression trees*[M]. CRC Press, 1984.
- [16] Breiman L. Bagging predictors[J]. *Machine Learning*, 1996, 24(2): 123-140.
- [17] 张春霞, 郭高. Out of bag 样本的应用研究[J]. *软件*, 2011, 32(4): 1-4. (ZHANG Chunxia, GUO Gao. Research of the Applications of Out of bag Sample[J]. *Software*, 2011, 32(4): 1-4. (in Chinese))
- [18] 杨柳, 王钰. 泛化误差的各种交叉验证估计方法综述[J/OL]. *计算机应用研究*, 2015 <http://www.cnki.net/kcms/detail/51.1196.TP.20141229.0911.072.html> (YANG Liu, WANG Yu. Survey for various cross validation estimators of generalization error [J/OL]. *Computer Application and Research*, 2015. (in Chinese))
- [19] 方匡南. 随机森林组合预测理论及其在金融中的应用[M]. 厦门: 厦门大学出版社, 2012. (FANG Kuangnan. *Random Forest Combination Forecast Theory and its Application in Financial* [M]. Xiamen: Xiamen University Press, 2012. (in Chinese))
- [20] 肖坚. 基于随机森林的不平衡数据分类方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013. (XIAO Jian. *Research on Imbalanced Data Classification Method Based on Random Forest Algorithm* [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2013. (in Chinese))
- [21] 74 项环流特征量资料是国家气候中心气候系统诊断预测室再处理资料, 版权归国家气候中心气候系统诊断预测室所有. (74 circulation characteristic data is the process data of the national climate center prediction system diagnosis room, and the copyright belongs to the national climate center prediction system diagnosis room. (in Chinese))

(上接第 53 页)

- [3] 胡义明, 梁忠民, 杨好周, 等. 基于趋势分析的非一致性水文频率分析方法研究[J]. *水力发电学报*, 2013(5): 21-25. HU Yimin, LIANG Zhongming, Yang Haizhou, et al. Study on frequency analysis method of nonstationary observation series based on trend analysis[J]. *Journal of Hydroelectric Engineering*, 2013(5): 21-25. (in Chinese)
- [4] FIORENTINO M, ARORA K, SINGH V P. The two component extreme value distribution for flood frequency analysis: derivation of a new estimation method[J]. *Stochastic Hydrology and Hydraulics*, 1987, 1: 199-208.
- [5] 成静清, 宋松柏. 基于混合分布非一致性年径流序列频率参数的计算[J]. *西北农林科技大学学报: 自然科学版*, 2010(2): 229-234. CHEN Jingqing, SONG Songbai. Hydrologic frequency analysis for inconsistent annual runoff series [J]. *Journal of North West Agriculture and Forestry University: Natural Science*, 2010(2): 229-234. (in Chinese)
- [6] 冯平, 曾杭, 李新. 混合分布在非一致性洪水频率分析中的应用[J]. *天津大学学报: 自然科学与工程技术版*, 2013, 46(4): 298-303. FENG Ping, ZENG Hang, LI Xin. Non-Stationary flood frequency analysis based on mixed distribution[J]. *Journal of Tianjin University: Science and Technology*, 2013, 46(4): 298-303. (in Chinese)
- [7] Singh V P, Wang S X, Zhang L. Frequency analysis of nonidentically distributed hydrologic flood data[J]. *Journal of Hydrology*, 2005, 307: 175-195.
- [8] Strupczewski W G, Singh V P, Feluch W. Nonstationary approach to at-site flood frequency modelling I. Maximum likelihood estimation[J]. *Journal of Hydrology*, 2001, 248(4): 123-142.
- [9] 叶长青, 陈晓宏, 张家鸣, 等. 具有趋势变异的非一致性东江流域洪水序列频率计算研究[J]. *自然资源学报*. 2013, 28(12): 2105-2116. (YE Changqing, CHEN Xiaohong, ZHANG Jiaming, et al. Methods of hydrological frequency analysis for nonstationary flood data with trend components in Dongjiang River Basin[J]. *Journal of natural resources*, 2013, 28(12): 2105-2116. (in Chinese))
- [10] Olsen, J. R., Lambert J. H., and Haimes Y. Y. Risk of extreme events under nonstationary conditions, *Risk Anal.*, 1998, 18, 497-510.
- [11] Parey, S., Hoang T. T. H., and Dacunarh Castelle D. Different ways to compute temperature return levels in the climate change context, *Environmetrics*, 2010, 21: 698-718.
- [12] Read, L. K., Vogel, R. M. Reliability, return periods, and risk under nonstationarity. *Water Resources Research*, 2015, 51(8): 6381-6398.